

SỬ DỤNG RFNN ĐỂ DỰ ĐOÁN GIÁ SẢN PHẨM TRÊN THỊ TRƯỜNG

USING RFNN TO PREDICT PRICE OF PRODUCTS IN MARKET

Dương Ngọc Hiếu, dnhiều@dit.hcmut.edu.vn

Khoa Công Nghệ Thông Tin, Đại học Bách khoa, Tp. Hồ Chí Minh, Việt nam

BẢN TÓM TẮT

Trong lãnh vực kinh tế, dự báo nhận được rất nhiều sự quan tâm của chính phủ, công ty, ... Mục tiêu quan trọng là làm thế nào để biết tốc độ phát triển cũng như sự thay đổi của giá cả trên thị trường. Đã có nhiều sự đầu tư cho lãnh vực này. Mặc dù có nhiều kỹ thuật được phát triển vào thế kỉ 19, tuy nhiên việc dự báo thực sự phát triển mạnh khi công nghệ thông tin phát triển mạnh bởi vì sự giả lập của các phương pháp dự báo cần sự hỗ trợ của máy tính. Trong quá khứ cũng có nhiều phần mềm được thiết kế để hỗ trợ công tác dự báo nhưng chỉ tương thích với các loại máy tính yếu và cũ. Ngày nay khi xuất hiện những loại máy tính với cấu hình mạnh hơn, nhiều phương pháp dự báo mới xuất hiện. Một trong những phương pháp dự báo nổi tiếng là mạng neuron. Phương pháp này giả lập sự vận hành của bộ não con người. Mô hình mạng neuron thích hợp với các bài toán có dữ liệu phụ thuộc vào thời gian. Bài báo giới thiệu một phương pháp dự báo giá cả của một số mặt hàng kinh tế bằng mạng neuron mờ hồi qui (RFNN).

ABSTRACT

In economic domain, prediction receives more and more attention from government, companies... The most important goal of this method is to predict economic developing speed and the change of prices in market. There were much investment for this approach. Although there are a lot of technologies developed in the 19th century, prediction actually developed as information technology developed because the simulation of prediction methods need to be aided by computer. In the past, there were many softwares designed specially for many different prediction methods. But these softwares were designed to be only comparative with old and less powerful computers. Nowadays, when computer has become more and more powerful, many modern prediction methods appear and are implemented easily and quickly. One of the most famous prediction methods is neural network. This model is especially suitable for problems with input and output mainly depending on time. The paper represent a method to predict the price of some important products by using Recurent Fuzzy Neural Network (RFNN).

1. GIỚI THIỆU

Con người luôn luôn quan tâm đến tương lai. Từ xa xưa các nhà tiên tri luôn giữ một vị trí quan trọng trong cộng đồng. Khi văn minh nhân loại phát triển đã làm gia tăng các mối quan hệ phức tạp vốn có trong cuộc sống. Do đó con người cần có cái "nhìn về tương lai" của họ. Ngày nay, tất cả các cơ quan Chính phủ, các tổ chức lợi nhuận, phi lợi nhuận cũng như những công ty trong lĩnh vực kinh doanh và các cá

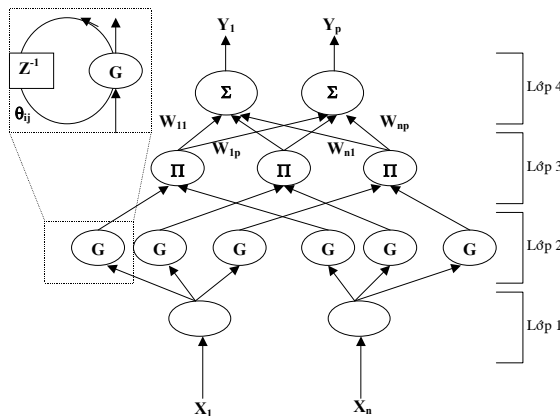
nhân đều có nhu cầu dự báo về sự kiện tương lai nhằm phục vụ cho công việc của mình: kế hoạch phát triển công ty, tỉ lệ lợi nhuận trong kinh doanh... Mặc dù có nhiều kỹ thuật dự báo đã phát triển trong thế kỷ thứ 19, tuy nhiên dự báo có ảnh hưởng mạnh mẽ mới chỉ vào lúc công nghệ thông tin đang phát triển nhanh chóng. Bởi vì việc mô phỏng những phương pháp dự báo rất cần sự hỗ trợ của máy tính. Trong quá khứ, nhiều phần mềm được thiết kế đặc biệt cho những phương pháp phân tích dự

báo khác nhau. Ngoài ra những phần mềm thống kê vận hành trong những máy tính thông thường cũng đã đề cập đến nhiều kỹ thuật dự báo. Với sự phát triển của hệ thống máy tính cá nhân, các kỹ thuật dự báo hiện đại được triển khai thực hiện một cách nhanh chóng dễ dàng. Một trong những kỹ thuật dự báo hiện đại đó là data mining. Có rất nhiều phương pháp data mining sử dụng để dự báo như: neural network, support vector machine, perceptron regression, hệ luật mờ SAM, ... Các phương pháp dự báo này có những ưu và nhược điểm khác nhau tùy vào vấn đề cần giải quyết. Do đó khi gặp phải một bài toán cụ thể, ta phải dựa vào tính chất của bài toán để lựa chọn phương pháp thích hợp. Ngày nay, do ảnh hưởng của nhiều yếu tố khác nhau, giá cả của các mặt hàng của các nước trên thế giới thường xuyên biến động như giá vàng, đô la, dầu, ... Do đó nhu cầu làm sao có thể dự báo được giá cả của các mặt hàng này trong tương lai là rất cần thiết. Hiện nay, trong lãnh vực kinh tế, các nhà kinh tế thường ứng dụng mô hình ARIMAR để dự báo. Tuy nhiên phương pháp này còn nhiều hạn chế nhất định. Như vậy trong bài báo đề ra một phương pháp sử dụng Recurent Fuzzy Neural Network (RFNN) để dự báo hiệu quả hơn.

2. MẠNG RFNN

Cấu trúc mô hình RFNNs được thể hiện như hình dưới đây

Hình 1 RFNN



Cấu trúc RFNNs

Một RFNNs gồm 4 lớp như sau:

Lớp 1: Là lớp nhập gồm N dữ liệu nhập (input).

Lớp 2: Gọi là lớp các hàm thành viên. Các nút trong lớp này thực hiện việc mờ hoá. Lớp này dùng để tính giá trị hàm thành viên theo hàm phân phối Gauss. Số nút trong lớp 2 là $N \times M$, trong đó M là số luật mờ (số nút của lớp 3)

Lớp 3: Lớp các luật mờ. Các nút trong lớp này tạo thành cơ sở luật mờ (Fuzzy rule base) gồm M nút. Liên kết giữa lớp 2 và lớp 3 biểu diễn giả thiết của luật mờ. Liên kết giữa lớp 3 và lớp 4 biểu diễn kết luận của luật mờ.

Lớp 4: Lớp xuất gồm P nút.

Liên kết giữa lớp 3 và lớp 4 được gán trọng số w_{jk} .

Như vậy số nút của mô hình là: $N + (N \times M) + M + P$

1.1 Hoạt động của mô hình

Ký hiệu $u_i^{(k)}$ và $O_i^{(k)}$ tương ứng là input và output của nút thứ i trong lớp k .

Lớp 1

$$O_i^{(1)} = u_i^{(1)} = x_i(t) \quad i = 1 \div N$$

Lớp 2

$$O_{ij}^{(2)} = \exp \left[-\frac{(u_{ij}^{(2)} - m_{ij})^2}{(\sigma_{ij})^2} \right] \quad i = 1 \div N, j = 1 \div M$$

Trong đó m_{ij} và σ_{ij} tương ứng là trọng tâm và độ rộng của hàm thành viên theo phân bố Gauss.

Hơn nữa, input của các nút này là

$$u_{ij}^{(2)}(t) = O_i^{(1)} + \theta_{ij} O_{ij}^{(2)}(t-1)$$

$$i = 1 \div N, j = 1 \div M$$

Trong đó θ_{ij} biểu diễn trọng số cho các nút hồi tiếp.

Chúng ta thấy rằng input của các nút trong lớp này có chứa toán hạng $O_{ij}^{(2)}(t-1)$ lưu thông tin trước đó của mô hình.

Như vậy

$$\begin{aligned} O_{ij}^{(2)} &= \exp \left[-\frac{[O_i^{(1)} + \theta_{ij} O_{ij}^{(2)}(t-1) - m_{ij}]^2}{(\sigma_{ij})^2} \right] \\ &= \exp \left[-\frac{[x_i(t) + \theta_{ij} O_{ij}^{(2)}(t-1) - m_{ij}]^2}{(\sigma_{ij})^2} \right] \end{aligned}$$

$$i = 1 \div N, j = 1 \div M$$

Mỗi nút trong lớp này có 3 thông số là m_{ij} , σ_{ij} và θ_{ij} .

Lớp 3: Các nút trong lớp này thực hiện phép toán AND

$$O_j^{(3)} = \prod_{i=1}^N O_{ij}^{(2)}$$

$$= \prod_{i=1}^N \exp \left[-\frac{[x_i(t) + \theta_{ij} O_{ij}^{(2)}(t-1) - m_{ij}]^2}{(\sigma_{ij})^2} \right]$$

$i = 1 \div N, j = 1 \div M$

Lớp 4: Các nút trong lớp này thực hiện việc giải mờ.

$$y_k = O_k^{(4)}$$

$$= \sum_{j=1}^M u_{jk}^{(4)} w_{jk}$$

$$= \sum_{j=1}^M O_j^{(3)} w_{jk}$$

$$= \sum_{j=1}^M w_{jk} \prod_{i=1}^N \exp \left[-\frac{[x_i(t) + \theta_{ij} O_{ij}^{(2)}(t-1) - m_{ij}]^2}{(\sigma_{ij})^2} \right]$$

Với $i = 1 \div N, j = 1 \div M, k = 1 \div P$

Như vậy, trong mô hình RFNNs, các thông số cần phải xác định là m_{ij} , σ_{ij} , θ_{ij} và w_{jk} .

1.2 Quá trình học

Giải thuật backpropagation áp dụng cho mô hình mạng RFNN cũng tương tự như cho mô hình MLP có nghĩa là sử dụng giá cả của ngày thứ m đến ngày thứ $m+n$ để dự báo cho ngày thứ $m+n+1$. Cách đưa dữ liệu vào mạng cũng tương tự và mục đích của việc học cũng là cực tiểu hóa hàm lỗi

$$E = \frac{1}{2} \sum_t (y^{(d)}(t) - y(t))^2 = \frac{1}{2} \sum_t (y^{(d)}(t) - O^{(4)}(t))^2$$

Trong đó $y^{(d)}(t)$ là giá cả của mặt hàng mong muốn và $y(t) = O^{(4)}(t)$ là của mặt hàng tính toán được từ mạng tại mẫu dữ liệu thứ t .

Như đã biết, trong giải thuật lan truyền ngược, các thông số sẽ được cập nhật như sau:

$$W(t+1) = W(t) + \Delta W(t) = W(t) + \eta \left(-\frac{\partial E(t)}{\partial W} \right)$$

Trong đó W là vector thông số của mô hình và η là tốc độ học.

Đặt $e(t) = y^{(d)}(t) - y(t)$, ta có

$$\frac{\partial E(t)}{\partial W} = -e(t) \frac{\partial y(t)}{\partial W} = -e(t) \frac{\partial O^{(4)}(t)}{\partial W}$$

Do đó các thông số m_{ij} , σ_{ij} , θ_{ij} và w_{jk} sẽ được cập nhật tương ứng như sau

$$w_{jk}(t+1) = w_{jk}(t) - \eta^w \frac{\partial E}{\partial w_{jk}}$$

$$m_{ij}(t+1) = m_{ij}(t) - \eta^m \frac{\partial E}{\partial m_{ij}}$$

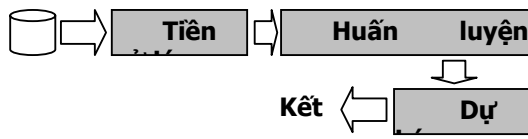
$$\sigma_{ij}(t+1) = \sigma_{ij}(t) - \eta^\sigma \frac{\partial E}{\partial \sigma_{ij}}$$

$$\theta_{ij}(t+1) = \theta_{ij}(t) - \eta^\theta \frac{\partial E}{\partial \theta_{ij}}$$

Giải thuật Backpropagation được trình bày ở trên có nhược điểm rất lớn là mô hình mạng có thể rơi vào điểm tối thiểu cục bộ mà không phải là điểm tối thiểu toàn cục. Giải thuật Backpropagation II hay giải thuật BP cải tiến có thể giải quyết được nhược điểm của giải thuật BP nguyên thủy bằng cách đưa vào thêm một khái niệm gọi là momentum. Momentum là hệ số góp phần giúp cho quá trình chỉnh sửa trọng số giảm khả năng rơi vào các điểm tối thiểu cục bộ và đồng thời giảm thời gian huấn luyện. Giá trị trọng số ở lần huấn luyện thứ $t+1$ (hay lần lặp thứ $t+1$) được tính dựa trên giá trị của các trọng số ở các lần lặp trước đó (t). Trong đề tài, giải thuật backpropagation sử dụng cho 2 mô hình mạng đã được gán vào khái niệm momentum.

3. HỆ THỐNG DỰ BÁO SỬ DỤNG RFNN

Chương trình dự báo sử dụng mạng neuron thường bao gồm các công việc chính sau: tiền xử lý dữ liệu, chọn kiến trúc và giải thuật huấn luyện và huấn luyện mạng neuron và cuối cùng là sử dụng mạng neuron đã được huấn luyện ở bước trước để dự báo.



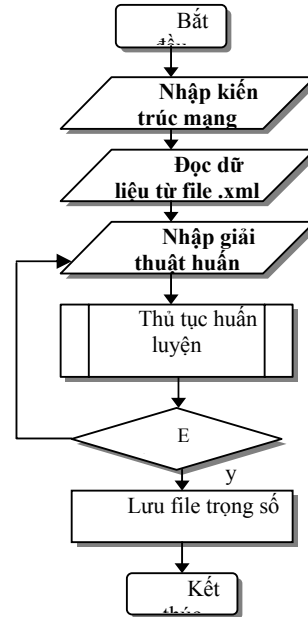
Hình 1 Mô hình tổng quát

Trong ứng dụng được xây dựng, sử dụng tập dữ liệu về giá cả của một số mặt hàng khoảng từ năm 1997 đến 2005. Dữ liệu mà chúng ta thu thập được là giá cả của các mặt hàng quan trọng lưu trong file text có dạng ngày - giá. Như vậy bước đầu tiên của module dự báo chúng ta phải xử lý dữ liệu và làm nổi bật tính chất của dữ liệu và chuyển dữ liệu dạng text sang định dạng xml được qui định trước để phần mềm có thể đọc được. Trong quá trình chuyển này chúng ta cũng sẽ thực thi việc loại bỏ nhiễu, có nghĩa là những dữ liệu sai, chương trình sẽ loại bỏ. Có nhiều cách từ tập dữ liệu ban đầu ta làm nổi bật tính chất dữ liệu để sinh ra tập dữ liệu sử dụng cho chương trình. Đánh giá dữ liệu mẫu có dạng chu kỳ theo thời gian hay không? Nếu có chu kỳ theo thời gian thì đây là chu kỳ theo ngày trong tháng, chu kỳ tháng trong năm, hay chu kỳ mùa trong năm. Ví dụ: một số mặt hàng thường vào thời gian sắp tết âm lịch bán chạy hơn và giá cả cũng tăng theo. Như vậy giá cả của mặt hàng này biến động theo mùa, ...

Chương trình cần dự báo bao nhiêu ngày sau ngày cuối cùng trong tập dữ liệu mẫu. Dựa vào thông tin này chương trình sẽ phát sinh số input tương ứng cho mạng neuron.

Ngoài ra ta thấy rõ rằng giá cả của các mặt hàng trên thị trường Việt Nam phụ thuộc rất nhiều yếu tố khách quan bên ngoài. Do đó để việc dự báo có thể chính xác hơn, ta phải mô hình các yếu tố này vào trong mô hình dự báo. Cụ thể đó là chúng ta phải mô hình chúng như là những ngõ vào của các mạng neuron. Tuy nhiên công việc đòi hỏi một kiến thức của một chuyên gia về kinh tế đồng thời ta phải có thêm nhiều thông tin về các yếu tố này. Đồng thời tính chu kỳ của giá của các mặt hàng cũng không thể hiện rõ, do đó ta sử dụng chính giá cả của các mặt hàng để dự báo cho chính nó. Điều này có nghĩa là sử dụng giá cả từ ngày thứ m đến thứ $m+n$ làm ngõ vào của mạng neuron để dự báo cho ngày thứ $m+n+1$ (ngõ ra của mạng neuron). Ở đây n sẽ do người dùng chỉ định (chính là số ngày cần dự báo)

Trong module dự báo, sử dụng kỹ thuật mạng neuron RFNN, như vậy cho phép người sử dụng xây dựng kiến trúc mạng, và cấu hình các thông số. Sau đó module này sử dụng tập dữ liệu đã được xử lý để huấn luyện mạng. Ở bước này chia làm 2 bước con nhỏ hơn là huấn luyện và kiểm tra. Ở bước huấn luyện ta sử dụng khoảng 90% dữ liệu để huấn luyện mạng



Hình 2 Lưu đồ của quá trình học

Khi nhập kiến trúc cho mạng, ta phải chỉ định mạng RFNN sử dụng cho công tác dự báo gồm bao nhiêu luật mờ. Số luật mờ ảnh hưởng khá lớn đến kết quả dự báo. Tuy nhiên không có một qui luật nào cho biết bao nhiêu luật mờ là phù hợp nhất mà hoàn toàn phụ thuộc vào kinh nghiệm của người sử dụng. Bên cạnh đó, khi chọn thông số cho giải thuật, các hệ số học, momentum, ... cũng phụ thuộc vào kinh nghiệm của người sử dụng.

Sau quá trình huấn luyện mạng, trước khi sử dụng mạng đã được huấn luyện cho công tác dự báo, ta phải trải qua bước kiểm tra. Ở bước này ta sử dụng 10% dữ liệu còn lại để kiểm định. Nếu cảm thấy mạng hoạt động tốt, ta sẽ sử dụng mạng để dự báo. Ngược lại ta quay về bước huấn luyện để tiếp tục huấn luyện mạng.

4. KẾT LUẬN

Sau đây là một số thống kê trên các module dự báo được hiện thực trong luận văn trên 2 mặt hàng có sự biến động ít (vàng) và nhiều (cà phê). Cấu hình máy chạy thống kê như sau:

- Pentium IV 1.4G.
- RAM 768

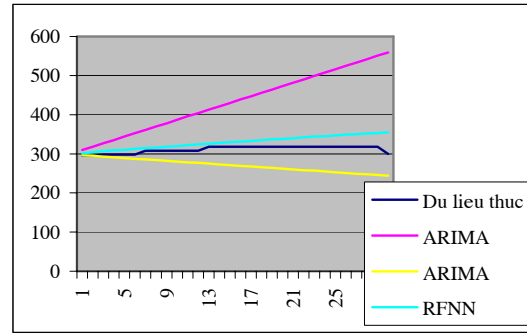
Bảng 1 Thống kê trên mặt hàng cà phê

Số lượt mờ	Độ chính xác	Thời gian
25	96.4%	2 phút 33 giây
50	98%	3 phút 1 giây
60	97%	3 phút 10 giây
75	96.8%	3 phút 20 giây
90	96,9%	4 phút 30 giây
100	91%	5 phút

Bảng 2 Thống kê trên mặt hàng vàng

Số lượt mờ	Độ chính xác	Thời gian
15	99.36%	3 phút 33 giây
25	99,52%	7 phút 17 giây
30	99.7%	8 phút 20 giây
35	99,87%	8 phút 30 giây
40	99,85%	9 phút 3 giây

Trong hai mặt hàng trên, giá cả mặt hàng cà phê biến động khá nhiều so với mặt hàng vàng. Do đó khi dự báo trên mặt hàng vàng cho ta kết quả chính xác hơn



Hình 3 So sánh kết quả dự báo với phương pháp ARIMA trên mặt hàng cà phê

Kết quả dự báo khá khả quan từ đó cho thấy phương pháp dự báo sử dụng RFNN là khả thi. Mặc dù giải thuật học cho RFNN đã cải tiến bằng cách đưa vào khái niệm momentum. Tuy nhiên, trong trường hợp rơi vào cực tiểu cục bộ có độ rộng lớn, phương pháp momentum không vượt khỏi cực tiểu cục bộ. Do đó để khắc phục tình trạng này hướng phát triển là ta kết hợp RFNN với giải thuật genetic.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Valluru Rao và Hayagriva rao. C++ Neural Networks and Fuzzy Logic, MIS: Press. 1995.
2. Chin teng Lin và C.S George Lee. A neuron – Fuzzy Synergism to Intelligent Systems. Prentice Hall. 1996.
3. Stephen T.Welstead. Neural Network and Fuzzy Logic Application In C/C++, John Wiley & Son. 1994.
4. Madan M. Gupta, Liang Jin and Noriyasu Homma. Static and Dynamic Neural Networks. John Wiley & Son. 2003.
5. Paolo Tenti, Forecasting Foreign Exchange Rates Using Recurrent Neural Networks. Applied Artificial Intelligence, 10:567-581. 1996
6. T.T. Chow, Z. Lin and C.L. Song. Applying Neural Network And Genetic Algorithm In Chiller System Optimization. Seventh International IBPSA Conference. 2001
7. [009] Ashutosh Tewari. Genetic Adaptive Neural Network to Predict Biochemical Failure After adical ProstatectomyA Multi-institutional Study. Mary Ann Liebert. 2001