Mô Hình Dự Đoán Xu Hướng Chứng Khoán Dựa Trên Việc Kết Hợp K-Means Và SVM Với Ước Lượng Xác Suất Lớp

Vạn Duy Thanh Long, Lê Minh Duy

Tóm tắt—Trong bài báo này, chúng tôi đề xuất một mô hình kết hợp giữa K-Means và SVM với ước lượng xác suất lớp để giải quyết bài toán phân lớp cho dự đoán xu hướng chứng khoán ở thị trường Việt Nam. Việc dự đoán được thực hiện không chỉ ở chu kỳ 1 ngày tiếp theo mà cho cả chu kỳ 5 ngày. Để đánh giá độ chính xác của mô hình đề xuất, chúng tôi so sánh hiệu quả dự đoán với mô hình mạng nơ-ron nhân tạo và mô hình SVM với ước lượng xác suất lớp. Kết quả cho thấy, mô hình của chúng tôi vượt trội so với những mô hình trên, đồng thời cho thấy khả năng dự đoán tương đối hiệu quả ở chu kỳ 5 ngày.

*Từ khóa*—SVM, ước lượng xác suât, K-Means, mạng nơ-ron nhân tạo

# GIỚI THIỆU

Trong thị trường chứng khoán, việc dự đoán được xu hướng của thị trường là một đề tài hấp dẫn đối với cả giới nghiên cứu và nhà đầu tư tài chính. Để dự đoán được bước đi của thị trường ở một tỷ lệ chính xác cao là rất khó [1], vì dữ liệu chuỗi thời gian biến động phi tuyến ở mức cao. Đối với các nhà nghiên cứu, việc chọn được một mô hình phù hợp cho mục đích trên là một vấn đề nhiều thách thức. Thông thường, trong những cách tiếp cận bài toán dự đoán xu hướng, người ta thường chọn xem xét nó như một bài toán phân lớp. Cụ thể, trong nghiên cứu này, chúng tôi sẽ giải quyết bài toán phân ba lớp: xu hướng tăng, xu hướng giảm và không có xu hướng.

Gần đây, các nghiên cứu đạt được hiệu quả cao thường đi theo hướng tính toán mềm và khai thác dữ liệu [2]. Rất nhiều nghiên cứu sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo (ANN-Artificial Neural Network) và sau đó là một loạt cải tiến cho dự đoán xu hướng [3], [4], [5]. Từ những thành tựu ban đầu, người ta xây dựng một loạt các hệ lai giữa ANN và tính toán mờ [6], [7], ANN và thuật giải di truyền [8]. Tuy nhiên, hướng tiếp cận này tồn tại một số nhược điểm. Mô hình mạng nơ-ron nhân tạo đặc biệt là mạng lan truyền ngược (BPNN-Back Propagation Neural Network) cần dữ liệu huấn luyện lớn và khó tổng quát hóa được dữ liệu vì thường xảy ra quá khớp bởi những giá trị tối ưu cục bộ mà mô hình đạt được. Cùng lúc đó, máy học véc tơ hỗ trợ (SVM-Support Vector Machine), phát triển bởi Vapnik (1995), là một hướng mới được ưa chuộng nhờ khả năng tổng quát hóa cao, hiệu quả đối với dữ liệu nhiều chiều và biến động phi tuyến. Một loạt các kết quả của mô hình SVM cùng những cải tiến của nó [9], [10], [12] cho thấy hiệu quả dự đoán tốt hơn BPNN. Trong đó, bằng tư tưởng chia để trị, [11], [27] đã áp dụng mô hình dự đoán giá qua hai giai đoạn: giai đoạn đầu nhằm chia dữ liệu đầu vào thành các cụm nhỏ hơn; giai đoạn sau xây dựng nên các mô hình SVM hồi quy ứng với từng cụm riêng biệt đó. Các mô hình đề xuất đó đều cho kết quả tốt hơn mô hình SVM cơ bản.

Tuy những phương pháp trên đạt được hiệu quả cao trên nhiều thị trường thế giới nhưng theo hiểu biết của chúng tôi, chưa có nghiên cứu nào áp dụng chúng một cách thành công vào mô hình dự đoán xu hướng cho thị trường Việt Nam. Điều này là vì thị trường Việt Nam vẫn là một thị trường còn non trẻ và đang trong giai đoạn phát triển. Bên cạnh đó, [14] chỉ ra rằng, mỗi thị trường có những đặc trưng khác nhau, một mô hình tốt ở thị trường này không đảm bảo hiệu quả ở thị trường khác. Dựa trên thừa nhận đó và việc tìm hiểu đặc điểm của thị trường Việt Nam, chúng tôi vận dụng tư tưởng chia để trị đã từng thành công ở các nghiên cứu trước để đưa ra mô hình dự đoán xu hướng dựa trên việc kết hợp phương pháp phân cụm K-Means và bộ phân lớp SVM với việc ước lượng xác suất lớp (Probability Estimate). Trong đó, quá trình thiết lập mô hình được thực hiện qua hai giai đoạn: Đầu tiên, dữ liệu đầu vào sẽ được phân thành cụm nhờ K-Means với ý nghĩa quy những dữ liệu gần giống nhau vào cùng một cụm, hay nói một cách khác, ta quy những dữ liệu có dạng đồ thị gần giống nhau thành từng cụm. Rồi từ mỗi cụm có được ta sẽ huấn luyện một mô hình SVM với việc ước lượng xác suất lớp. Quá trình dự đoán cũng được thực hiện tương tự. Sau khi tính toán được dữ liệu kiểm thử thuộc vào cụm nào, ta dùng chính mô hình SVM của cụm đó để dự đoán. Mô hình sẽ đưa ra kết quả dự đoán ở hai chu kỳ: 1 ngày tiếp theo và 5 ngày tiếp theo. Để đánh giá hiệu quả của mô hình đề xuất, chúng tôi so sánh kết quả với phương pháp phân lớp SVM có ước lượng xác suất lớp, và mô hình BPNN, đồng thời khảo sát để chọn số cụm tối ưu cho bước phân cụm dùng K-Means.

Các phần tiếp theo của bài báo được tổ chức như sau. Phần 2 trình bày về mô hình SVM có ước lượng xác suất lớp. Trong phần 3, mô hình để xuất sẽ được mô tả chi tiết. Phần 4 là thực nghiệm và đánh giá kết quả. Và phần cuối cùng, chúng tôi sẽ kết luận và đưa ra hướng phát triển sắp tới.

# MÔ HÌNH SVM VỚI ƯỚC LƯỢNG XÁC SUẤT

## Bô phân lớp SVM

SVM là một phuơng pháp phân lớp dựa trên lý thuyết học thống kê, đuợc đề xuất bởi Vapnik (1995). Phương pháp này được mô tả chi tiết trong [19]. Cho tập véctơ đầu vào và tập các giá trị nhãn lớp tuơng ứng cho mô hình phân lớp nhịp hân. Hàm tuyến tính phân biệt hai lớp như sau:

(1)

trong đó, w là véctơ chuẩn của siêu phẳng phân cách, b là độ lệch, và (x) là hàm ánh xạ từ không gian đầu vào sang không gian đặc trưng, (M > D). Mục tiêu của SVM là tìm một siêu phẳng tối ưu sao cho khoảng cách lề (margin) giữa hai lớp đạt giá trị cực đại. Bên cạnh đó, để đảm bảo tính tổng quát hóa cao, một biến lỏng (slack variable) đựoc đưa vào để nới lỏng điều kiện phân lớp. Bài toán đưa đến giải quyết tối ưu có ràng buộc:

(2)

sao cho:

trong đó, C > 0 là tham số chuẩn tắc (regularization parameter), là biến lỏng.

Bài toán (2) có thể đựợc giải bằng phuơng pháp SMO [17] (Sequential Minimal Optimization). Phuơng pháp này đưa đến giải bài toán đối ngẫu quy hoạch toàn phương (QP-Quadratic Programming):

(3)

Thỏa mãn: và với αi là các nhân tử Lagrange.

Sau khi có đựoc các giá trị từ bài toán (3), ta sẽ thu đươc các giá trị tối ưu w\* và b\* của siêu phẳng. Chỉ có các mẫu có mới tham gia vào các véc tơ hỗ trợ (support vector). Cuối cùng, hàm quyết định phân lớp có dạng:

(4)

Gọi là hàm nhân của không gian đầu vào. Theo đó, tích vô huớng trong không gian đặc trưng tuơng đương với hàm nhân K ở không gian đầu vào. Như vậy, thay vì tính trực tiếp giá trị tích vô huớng, ta thực hiện gián tiếp thông qua K. Với thừa nhận dữ liệu chứng khoán biến đổi một cách phi tuyến [18], ta chọn hàm nhân cho mô hình là hàm phi tuyến Gauss (RBF-Radial Basis Function):

(5)

## Ước lượng xác suất

Với việc áp dụng bộ phân lớp SVM, để phân k lớp, ta sử dụng cách tiếp cận một đối một (one-against-one, còn gọi pairwise). Vì vậy, sẽ có k(k-1)/2 bộ phân lớp được xây dựng để phân biệt mỗi cặp lớp. Trong SVM, để dự đoán được nhãn lớp, ta áp dụng chiến lược bỏ phiếu (voting strategy). Nghĩa là, ta sẽ xây dựng một luật để phân biệt từng cặp lớp rồi chọn lớp thuộc về cặp chiến thắng nhờ hàm quyết định. Tuy nhiên, trong [20], Wu (2004) đã đề xuất mô hình ước lượng xác suất cho việc phân k lớp và chứng minh cả trên mặt lý thuyết và thực nghiệm, mô hình đề xuất tốt hơn chiến lược bỏ phiếu.

Cho véc tơ đầu vào x và nhãn lớp y, mục tiêu là ước lượng

. (6)

Theo cách tiếp cận một, ta thừa nhận rằng đã tồn tại ước lượng xác suất cặp lớp (pairwise class probability) rij của µij:

(7)

Từ lớp thứ i và thứ j của tập huấn luyện, ta sẽ tính được rij là xấp xỉ của µij thông qua x. Platt (2000) đã đưa ra công thức xấp xỉ rij bằng hàm sigmoid:

, (8)

trong đó, f là hàm quyết định của x, A và B được xấp xỉ bằng cách cực tiểu hóa hàm log-likelihood (với N+ của giá trị yk dương, N- của yk âm):

(9)

trong đó, ,

và , n = 1, …, N.

Ta thực hiện phương pháp đánh giá chéo (cross-validation) với bộ dữ liệu được chia 5 phần để có được giá trị hàm quyết định f, trước khi giải quyết (9). Sau khi có tất cả giá trị rij, ta áp dụng phương pháp thứ hai của Wu (2004) để tính các giá trị pi trong (6):

(10)

với ràng buộc .

Bài toán (10) có được nhờ vào đẳng thức

(11)

Ta có thể viết lại (10) theo dạng:

, (12)

với

Wu (2004) đã chứng minh ràng buộc không cần thiết. Từ việc bỏ đi ràng buộc trên, suy ra được điều kiện tối ưu tồn tại một vô hướng (scalar) b (nhân tử Lagrange cho ràng buộc ) như sau:

(13)

với e là véc tơ k×1 có các phần tử lấy giá trị một, 0 là véc tơ k×1 với các phần tử có giá trị không. Thay vì giải hệ tuyến tính (13), ta đưa về phương pháp lặp đơn giản. Vì

(14)

p tối ưu thỏa mãn

(15)

Thuật toán giải quyết (15) được mô tả như sau:

Bước 1. Khởi gán p thỏa .

Bước 2. Lặp (t = 1, …, k, 1, …)

(16)

Chuẩn hóa p

Cho đến khi (13) thỏa.

Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng thư viện LIBSVM [22] để xây dựng mô hình đề xuất.

## Lựa chọn tham số

Vấn đề quan trọng nhất của mô hình SVM đề xuất là việc tìm được các tham số phù hợp. Ở đây, hai tham số cần phải quyết định khi huấn luyện mô hình là C và γ. Chúng tôi sử dụng phương pháp thông dụng Grid search và thông qua đánh giá chéo với dữ liệu huấn luyện được chia 5 phần để tìm các giá trị tối ưu cho hai tham số này. Giá trị của chúng sẽ được giới hạn trong đoạn nhất định, và .

# K-SVMEANS – MÔ HÌNH ĐỀ XUẤT

## Đặc trưng đầu vào

Đầu vào của mô hình là dữ liệu chuỗi thời gian quá khứ bao gồm giá đóng cửa và các chỉ số kỹ thuật trong chứng khoán. Để đảm bảo được số chiều vừa phải và tránh việc làm nhiễu dữ liệu đầu vào, chúng tôi chọn các chỉ số kĩ thuật thông dụng nhất bao gồm: trung bình trượt giản đơn (SMA) 25 ngày và 65 ngày, Aroon up, Aroon down, dải biên độ biến động giá (Bollinger bands) với Bollinger upper, middle và lower, trung bình trượt hội tụ và phân kỳ (MACD), và MACD Histogram. Tất cả được mô tả chi tiết trong [15]. Giá đóng cửa cùng những chỉ số kỹ thuật tạo nên véc tơ đầu vào với số chiều là 10. Giá trị trong mỗi chiều được chuyển về đoạn [-1, 1].

## Giá trị đầu ra

Mô hình dự đoán xu hướng sẽ kết xuất ra ba giá trị nhãn lớp ứng với xu hướng tăng, giảm và không có xu hướng. Để quyết định xu hướng của ngày hiện tại, chúng tôi dùng một định nghĩa được mô tả chặt chẽ [16] như sau:

Thị trường được xác định có xu hướng tăng (giảm) trong ngày hiện tại khi tất cả những điều kiện sau được thỏa mãn:

* Giá đóng cửa phải cao hơn (thấp hơn) chỉ số trung bình trượt 25 ngày.
* Chỉ số trung bình trượt 25 ngày phải cao hơn (thấp hơn) chỉ số trung bình trượt 65 ngày.
* Đường trung bình trượt 25 ngày phải tăng (giảm) ít nhất trong 5 ngày.
* Đường trung bình trượt 65 ngày phải tăng (giảm) ít nhất 1 ngày.

Nếu không thể thỏa mãn tất cả điều kiện trên để được đánh nhãn lớp có xu hướng tăng (giảm) thì ngày hiện tại được đánh nhãn không có xu hướng.

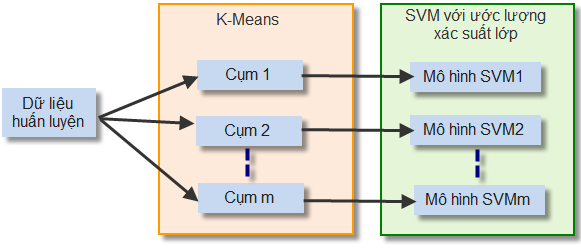
## Kiến trúc mô hình

Mô hình đề xuất được xây dựng qua hai giai đoạn. Giai đoạn đầu nhằm gom dữ liệu có đặc điểm gần giống nhau về từng cụm. Thuật toán gom cụm được chọn là K-Means (Mac Queen) được mô tả chi tiết trong [23]. Giai đoạn hai là bước xây dựng mô hình SVM ước lượng xác suất lớp. Sở dĩ chúng tôi chọn mô hình SVM có ước lượng xác suất thay cho mô hình chuẩn là do thừa nhận SVM với ước lượng xác suất cho kết quả ổn định và tốt hơn so với chiến lược bỏ phiếu trong mô hình chuẩn. Điều này đã được thực nghiêm và khẳng định trong [20]. Ứng với mỗi cụm phân được sẽ có một bộ phân lớp SVM tương ứng. Chi tiết các bước thực hiện được mô tả như sau:

Bước 1. Tính toán véc tơ đầu vào kèm theo là một nhãn lớp như mô tả trong phần A và B. Các giá trị đầu vào được quy đổi về đoạn [-1, 1].

Bước 2. Phân các véc tơ đầu vào thành m cụm (m sẽ được khảo sát trong phần V) bằng K-Means dựa trên khoảng cách Manhattan. Ở đây, việc gom cụm không qua tâm đến nhãn lớp.

Bước 3. Ứng với m cụm, ta huấn luyện m bộ phân lớp SVM, với các tham số C và γ tối ưu được quyết định trong quá trình đánh giá chéo.



Hình . Kiến trúc K-SVMeans với ước lượng xác suất lớp

Sau bước 3, ta có được m mô hình phân lớp SVM ứng với m cụm. Quá trình dự đoán sẽ được thực hiện theo các bước sau:

Bước 1. Tính giá trị véc tơ đầu vào, nhãn lớp là giá trị cần dự đoán. Các phần tử trong véc tơ này cũng được quy về đoạn [-1, 1]

Bước 2. Tìm cụm có khoảng cách từ trung tâm cụm đến vec tơ đầu vào là gần nhất. Giả sử véc tơ đầu vào thuộc về cụm thứ i.

Bước 3. Xác định xu hướng bằng cách đưa vec tơ đầu vào đi qua bộ phân lớp SVM thứ i đã huấn luyện.

## Đánh giá mô hình

Dựa trên yêu cầu thực tế của một bài toán dự đoán chứng khoán, mô hình đòi hỏi không chỉ ở độ chính xác mà độ sai về dự đoán phải ở một phạm vi cho phép. Việc dự đoán sai được xem là không chấp nhận được khi xu hướng thực tế là tăng nhưng kết quả dự đoán là giảm và ngược lại. Tỷ lệ này càng cao thì mô hình có độ tin cậy càng thấp.

Với những yêu cầu đó, bên cạnh độ chính xác phân lớp, chúng tôi sử dụng thêm một độ đo đề xuất để đánh giá tỷ lệ lỗi không chấp nhận được, còn gọi là tỷ lệ lỗi về dấu (SERate-Sign Error Rate):

(17)

trong đó, số mẫu phân lớp sai về dấu là các mẫu có nhãn là tăng (hoặc giảm) bị dự đoán giảm (hoặc tăng).

# KẾT QUẢ THỬ NGHIỆM

## Dữ liệu

Quá trình thực nghiệm được thực hiện trên 4 mã chứng khoán của thị trường Việt Nam là BT6, KHA, REE và SAM. Dữ liệu được lấy từ ngày 4-1-2005 đến hết ngày 31-12-2008, bao gồm 997 mẫu dữ liệu. Mỗi bộ dữ liệu của từng mã được chia thành hai tập, môt cho huấn luyện và một cho kiểm thử, với tỷ lệ 8:2.

## Phương pháp thử nghiệm

Chúng tôi tiến hành thử nghiệm trên hai nội dung. Trong thử nghiệm 1, chúng tôi khảo sát để quyết định tham số tối ưu cho mô hình K-SVMeans đề xuất. Cụ thể ở đây, ta sẽ khảo sát số cụm m trong K-Means để tìm ra giá trị phù hợp. Tham số m sẽ được khảo sát trên 3 giá trị: 2, 3 và 4. Ở thử nghiệm 2, chúng tôi sẽ so sánh mô hình cài đặt với hai mô hình khác: BPNN, SVM có ước lượng xác suất lớp (SVM-Prob). Và kết quả dự đoán được khảo sát trên hai chu kỳ là 1 ngày và 5 ngày tiếp theo.

## Mô hình BPNN

Mô hình BPNN là mô hình mạng nơ-ron nhân tạo 3 lớp, quá trình học được thực hiện thông qua việc lan truyền ngược. Cấu trúc và cơ chế hoạt động của mô hình được trình bày chi tiết trong [25]. Ở đây, ta tập trung vào viêc lựa chọn hàm kích hoạt (Activation Function). Đối với dữ liệu phi tuyến, hàm kích hoạt Tanh cho độ chính xác cao hơn [26] so với các hàm kích hoạt khác như Bi-Polar Sigmoid, Uni-Polar Sigmoid, Conic và RBF (Radial Basis Function), đặc biệt là khi sử dụng ở tầng ẩn và tầng xuất là Tanh – Tanh.

Các tham số cài đặt mô hình như sau:

|  |  |
| --- | --- |
| **Mô tả** | **Giá trị tham số và đặc tính** |
| Kiến trúc mạng BPNN | 3 lớp |
| Số nốt tầng nhập | 10 |
| Số nốt tầng ẩn | 4 |
| Số nốt tần xuất | 3 |
| Hàm kích hoạt | Tanh |
| Hệ số học | 0,3 |
| Hệ số Mometum | 0.1 |

Bảng 1. Bảng tham số cài đặt cho mô hình BPNN

## Kết quả thực nghiệm 1

Các kết quả khảo sát số cụm m được tóm tắt trong bảng 2.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | K-SVMeans 2 | K-SVMeans 3 | K-SVMeans 4 |
| BT6 | 75.5 | 74 | 68 |
| KHA | 70 | 55 | 58 |
| REE | 85.5 | 70.5 | 63.5 |
| SAM | 82 | 64.5 | 61.5 |

Bảng 2. Kết quả K-SVMeans theo số cụm dựa trên độ chính xác phân lớp(%)

Ta nhận thấy, từ kết quả trên, mô hình K-SVMeans với m = 2 cho kết quả vượt trội. Càng tăng m, độ chính xác càng giảm. Ở phần thực nghiệm sau, ta sẽ dùng mô hình này để so sánh với SVM-Prob và BPNN.

## Thực nghiệm 2

Với kết quả thu được trong việc dự đoán 1 ngày, ta nhận thấy BPNN cho kết quả thấp nhất so với SVM-Prob và mô hình đề xuất. Ở mã SAM, tuy BPNN đạt kết quả cao nhất nhưng nhìn chung, độ chính xác vượt hơn 0.5 điểm phần trăm không được coi là vượt trội. Bên cạnh đó, hiệu quả của phương pháp này thấp hơn rất nhiều so với K-SVMeans ở các mã còn lại. So với SVM-Prob, mô hình đề xuất cho thấy tính tối ưu khi phân cụm dữ liệu đầu vào.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | BPNN | SVM-Prob | K-SVMeans |
| BT6 | 72.5 | 73.5 | 75 |
| KHA | 58 | 63.5 | 70 |
| REE | 77 | 85.5 | 85.5 |
| SAM | 82.5 | 71.5 | 82 |

Bảng 3. Kết quả so sánh dự đoán 1 ngày giữa ba mô hình theo độ chính xác (%)

Bên cạnh đó, kịch bản cũng lặp lại đối với chu kỳ dự đoán 5 ngày. Tuy nhiên, phải thừa nhận rằng độ chính xác so với dự đoán 1 ngày giảm đi đáng kể.

|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
|  | BPNN | SVM-Prob | K-SVMeans |
| BT6 | 56 | 59 | 66 |
| KHA | 52 | 62.5 | 64 |
| REE | 71 | 74.5 | 76 |
| SAM | 43.5 | 44 | 52.5 |

Bảng 4. Kết quả so sánh dự đoán 5 ngày giữa ba mô hình theo độ chính xác (%)

# KẾT LUẬN

Trong nghiên cứu này, chúng tôi đã đề xuất một phương pháp kết hợp giữa K-Means và SVM với ước lượng xác suất lớp để giải quyết bài toán dự đoán xu hướng của thị trường chứng khoán Việt Nam. Kết quả cho thấy, mô hình đề xuất vượt trội hơn hẳn so với BPNN truyền thống và mô hình SVM với ước lượng xác suất. Kết quả này khẳng định việc tiếp cận bài toán dự đoán chứng khoán trên nền tảng SVM cho kết quả cao nhất, đồng thời cũng cho thấy khả năng giải quyết bài toán dự đoán trên thị trường đang phát triển ở Việt Nam là khả quan.

Trong nghiên cứu tới, chúng tôi sẽ tập trung vào việc nâng cao tỷ lệ dự đoán cho chu kỳ 5 ngày bằng việc xây dựng mô hình trích chọn đặc trưng trong không gian đầu vào đồng thời khảo sát cách chọn số ngày tham chiếu trong quá khứ đối với công thức tính các chỉ số kỹ thuật.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Tsaih, R., Hsu, Y., & Lai, C. C. Forecasting S&P 500 stock index futures with a hybrid AI system. Decision Support Systems, 23(2), 161–174, 1998.
2. Ehsan Hajizadeh, Hamed Davari Ardakani, Jamal Shahrabi. Application of data mining techniques in stock markets: A survey. Journal of Economics and International Finance Vol. 2(7), pp. 109-118, July 2010.
3. W. Kreesuradej, D. Wunsch, and M. Lane, Time-delay neural network for small time series data sets, in World Cong. Neural Networks, San Diego, CA, June 1994.
4. H. Tan, D. Prokhorov, and D. Wunsch, Probabilistic and time-delay neural-network techniques for conservative short-term stock trend prediction, in Proc. World Congr. Neural Networks, Washington, D.C., July 1995.
5. E. Saad, D. Prokhorov, and D. Wunsch, Advanced neural-network training methods for low false alarm stock trend prediction, in Proc. IEEE Int. Conf. Neural Networks, Washington, D.C., June 1996.
6. George S. Atsalakis, Kimon P. Valavanis *,Forecasting stock market short-term trends using a neuro-fuzzy based methodology*, Expert Systems with Applications, Volume 36(7), 10696-10707, September 2009.
7. Melek Acar Boyacioglu, Derya Avci, *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, Volume 37(12), 7908-7912, December 2010.
8. Yung-Keun Kwon, Byung-Ro Moon, A Hybrid Neurogenetic Approach for Stock Forecasting, IEEE Transactions on Neural Networks, Vol. 18, No. 3, May 2007.
9. Deng-Yiv Chiu, Ping-Jie Chen, Dynamically exploring internal mechanism of stock market by fuzzy-based support vector machines with high dimension input space and genetic algorithm, Expert Systems with Applications, Vol.36, 1240–1248, 2009.
10. Qinghua Wen, Zehong Yang, Yixu Song, Peifa Jia, *Automatic stock decision support system based on box theory and SVM algorithm*, Expert Systems with Applications, Volume 37, Issue 2, 1015-1022, March 2010.
11. Cheng-Lung Huang, Cheng-Yi Tsai, *A hybrid SOFM-SVR with a filter-based feature selection for stock market forecasting*, Expert Systems with Applications, Volume 36, Issue 2, Part 1, 1529-1539, March 2009.
12. Ming-Chi Lee, Using support vector machine with a hybrid feature selection method to the stock trend prediction. Expert Systems with Applications, Volume 36, Issue 8, 10896–10904, October 2009.
13. Trần Ngọc Trung, Xây dựng ứng dụng hỗ trợ dự đoán chứng khoán. Khóa luận cử nhân CNTT, Đại học Khoa Học Tự Nhiên, 2007.
14. Wun-Hua Chen, Jen-Ying Shih, Comparison of support-vector machines and back propagation neural networks in forecasting the six major Asian stock markets, Int. J. Electronic Finance, Vol. 1, No. 1, 2006.
15. Robert W.Colby, CMT, The Encyclopedia of Technical Market Indicators. Second Edition, McGraw-Hill, 2003.
16. Binoy B. Nair, V.P Mohandas, N.R. Sakthivel, A Genetic Algorithm Optimized Decision Tree-SVM based Stock Market Trend Prediction System, International Journal on Computer Science and Engineering Vol. 02, No. 09, 2981-2988, 2010.
17. J. C. Platt. Fast training of support vector machines using sequential minimal optimization. MIT Press, Cambridge, MA, USA, 1999.
18. Shiyi Chen, Kyho Jeong, Wolfgang K. Hardle, Recurrent Support Vector Regression for a Nonlinear ARMA Model with Applications to Forecasting Financial Returns, SFB 649 Economy Risk, Berlin, 2008.
19. V.N.Vapnik, M. Jordan, S.L. Lauritzen, J.F. Lawless, Nature of Statistical Learning Theory. Berlin: Springer, 1999.
20. T.-F. Wu, C.-J. Lin, and R. C. Weng, Probability estimates for multi-class classication by pairwise coupling. Journal of Machine Learning Research, 5:975-1005, 2004.
21. J. C. Platt. Probabilistic outputs for support vector machines and comparison to regularized likelihood methods. In A. Smola, P. Bartlett, B. Scholkopf, and D. Schuurmans, editors, Advances in Large Margin Classiers, Cambridge, MA, 2000. MIT Press.
22. Chih-Chung Chang and Chih-Jen Lin, LIBSVM : a library for support vector machines, 2001. Software available at http://www.csie.ntu.edu.tw/~cjlin/libsvm
23. J. B. MacQueen, Some Methods for classification and Analysis of Multivariate Observations, Proceedings of 5-th Berkeley Symposium on Mathematical Statistics and Probability, Berkeley, University of California Press, 1:281-297, 1967.
24. Dữ liệu chứng khoán, URL: http://www.cophieu68.com/export.php.
25. Christopher M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning*, 2nd edition, Springer, 2007.
26. Bekir Karlik and A. Vehbi Olgac, Performance Analysis of Various Activation Functions in Generalized MLP Architectures of Neural Networks, International Journal of Artificial Intelligence And Expert Systems (IJAE), Volume (1): Issue (4), 2011
27. Sheng-Hsun Hsu, JJ Po-An Hsieh, Ting-Chih Chih, Kuei-Chu Hsu, A two-stage architecture for stock price forecasting by integrating self-organizing map and support vector regression, Expert Systems with Applications, Vol. 36, 2009, 7947–7951.