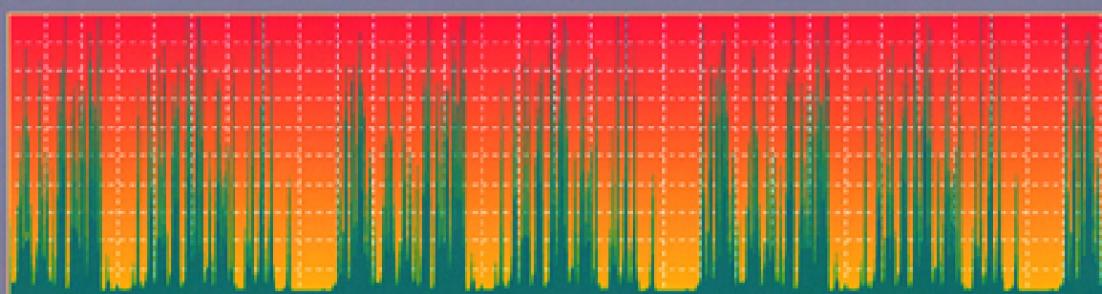




Neural Networks in Finance

GAINING
PREDICTIVE EDGE
IN THE MARKET



PAUL D. McNELIS

Mạng lưới thần kinh trong tài chính:
Đạt được lợi thế dự đoán trên
thị trường

Mạng lưới thần kinh
trong tài chính:
đạt được
Lợi thế dự đoán
trên thị trường

Paul D. McNelis



Amsterdam • Boston • Heidelberg • Luân Đôn • New York • Oxford
Paris • San Diego • San Francisco • Singapore • Sydney • Tokyo

Báo chí học thuật Elsevier
30 Corporate Drive, Suite 400, Burlington, MA 01803, Hoa Kỳ
525 Đường B, Suite 1900, San Diego, California 92101-4495, Hoa Kỳ
84 Theobald's Road, London WC1X 8RR, Vương quốc Anh

Cuốn sách này được in trên giấy không có axit. 

Bản quyền © 2005, Elsevier Inc. Bảo lưu mọi quyền.

Không phần nào của ấn phẩm này có thể được sao chép hoặc truyền đi dưới bất kỳ hình thức nào hoặc bằng bất kỳ phương tiện nào, điện tử hoặc máy móc, bao gồm sao chụp, ghi âm hoặc bất kỳ hệ thống lưu trữ và truy xuất thông tin nào mà không có sự cho phép bằng văn bản của nhà xuất bản.

Bạn có thể xin phép trực tiếp từ Phòng Quyền Khoa học & Công nghệ của Elsevier ở Oxford, Vương quốc Anh: điện thoại: (+44) 1865 843830, fax: (+44) 1865 853333, e-mail: permissions@elsevier.com.uk. Bạn cũng có thể hoàn thành yêu cầu của mình trực tuyến qua trang chủ Elsevier (<http://elsevier.com>), bằng cách chọn "Hỗ trợ khách hàng" và sau đó chọn "Nhận quyền".

Dữ liệu Biên mục trong Xuất bản của Thư viện Quốc hội McNelis, Paul D.

Mạng lưới thâm kinh trong tài chính: đạt được lợi thế dự đoán trên thị trường / Paul D. McNelis.
P. cm.

1. Tài chính-Ra quyết định-Xử lý dữ liệu. 2. Mạng nơ-ron (Khoa học máy tính) I. Tiêu đề.
HG4012.5.M38 2005
332 .0285 632-dc22

2004022859

Biên mục thư viện Anh trong dữ liệu xuất bản
Bản ghi danh mục cho cuốn sách này có sẵn từ Thư viện Anh

ISBN: 0-12-485967-4

Để biết tất cả thông tin về tất cả các ấn phẩm của Elsevier Academic Press, hãy
truy cập trang Web của chúng tôi tại www.books.elsevier.com

In tại Hoa Kỳ
04 05 06 07 08 09 9 8 7 6 5 4 3 2 1

nội dung

lời nói đầu	xi
1. Giới thiệu	1
1.1 Dự báo, phân loại và thử nguyên Giảm 1	
1.2 Hợp lực 4	
1.3 Các vấn đề về giao diện 6	
1.4 Sơ đồ cuốn sách 8	
I Cơ sở kinh tế lượng	11
2 Mạng nơ-ron là gì?	13
2.1 Mô hình hồi quy tuyến tính	13
2.2 Mô hình phi tuyến GARCH	15
2.2.1 Xấp xỉ đa thức	17
2.2.2 Đa thức trực giao	18
2.3 Loại mô hình	20
2.4 Mạng nơ-ron là gì?	21
2.4.1 Mạng chuyển tiếp	21
2.4.2 Hàm Squasher	24
2.4.3 Hàm Cơ sở Radial	28
2.4.4 Mạng Ridgelet	29
2.4.5 Nhảy kết nối	30
2.4.6 Mạng chuyển tiếp nhiều lớp	32

... eors w upe upus .	2.5
2.5 Chuyển đổi chế độ chuyển đổi mượt mà của mạng nơ-ron	
Người mẫu	
2.5.1 Các mô hình chuyển đổi chế độ chuyển đổi mượt mà .	2.5.1
2.5.2 Phần mở rộng mạng thần kinh .	2.5.2
2.6 Các thành phần chính phi tuyến tính: Nội tại	2.6
Thứ nguyên	
2.6.1 Các thành phần chính tuyến tính .	2.6.1
2.6.2 Các thành phần chính phi tuyến .	2.6.2
2.6.3 Ứng dụng để định giá tài sản .	2.6.3
2.7 Mạng nơ-ron và sự lựa chọn rời rạc .	2.7
2.7.1 Phân tích biệt thức .	2.7.1
2.7.2 Hồi quy logit .	2.7.2
2.7.3 Hồi quy Probit .	2.7.3
2.7.4 Hồi quy Weibull .	2.7.4
2.7.5 Các mô hình mạng thần kinh cho sự lựa chọn rời rạc .	2.7.5
2.7.6 Các mô hình với sự lựa chọn theo thứ tự đa thức .	2.7.6
2.8 Phê bình hộp đen và khai thác dữ liệu.	2.8
2.9 Kết luận .	2.9
2.9.1 Ghi chú chương trình MATLAB .	2.9.1
2.9.2 Bài tập gợi ý .	2.9.2
3. Ước tính mạng bằng Máy tính tiền hóa 3.1 Tiền xử lý dữ liệu. .	3
3.1.1 Tính dừng: Kiểm định Dickey-Fuller .	3.1.1
3.1.2 Điều chỉnh theo mùa: Chính sửa lịch	
Các hiệu ứng .	
3.1.3 Mở rộng dữ liệu	3.1.3
3.2 Bài toán ước lượng phi tuyến .	3.2
3.2.1 Tìm kiếm dựa trên Gradient cục bộ: Quasi-Newton	
Phương pháp và lan truyền ngược.	
3.2.2 Tìm kiếm ngẫu nhiên: Ủ mô phỏng .	3.2.2
3.2.3 Tìm kiếm ngẫu nhiên tiền hóa: Di truyền	
thuật toán	
3.2.4 Giải thuật di truyền tiền hóa .	3.2.4
3.2.5 Phép lai: Khớp nối Gradient-Descent,	
Phương pháp tìm kiếm ngẫu nhiên và di truyền.	
3.3 Ước tính lặp lại và Mô hình dày .	3.3
3.4 Các ví dụ về MATLAB: Tối ưu hóa số và	3.4
Hiệu suất mạng .	
3.4.1 Tối ưu hóa số .	3.4.1
3.4.2 Xấp xỉ với đa thức và	
Mạng lưới thần kinh.	

3.5.2 Bài tập gợi ý .

4 Đánh giá Ước tính Mạng
4.1 Tiêu chí trong mẫu
4.1.1 Đo lường Mức độ Phù hợp
4.1.2 Tiêu chí thông tin Hannan-Quinn
4.1.3 Độc lập nối tiếp: Ljung-Box và McLeod-Li
Các bài kiểm tra
4.1.4 Tính đối xứng
4.1.5 Tính quy phạm
4.1.6 Kiểm tra mạng nơ-ron về tính phi tuyển bị bỏ qua:
Bài kiểm tra Lee-White-Granger
4.1.7 Kiểm định Brock-Decker-Scheinkman cho phi tuyển
hoa văn
4.1.8 Tóm tắt các tiêu chí trong mẫu
4.1.9 Ví dụ MATLAB
4.2 Tiêu chí Ngoài mẫu
4.2.1 Phương pháp đệ quy
4.2.2 Thống kê lỗi bình phương trung bình gốc
4.2.3 Thủ nghiệm Diebold-Mariano cho Lỗi Ngoài Mẫu
4.2.4 Hiệu chỉnh kích thước Harvey, Leybourne và Newbold
của Thủ nghiệm Diebold-Mariano
4.2.5 So sánh ngoài mẫu với các mô hình lồng nhau
4.2.6 Tỷ lệ thành công cho Dự đoán Đầu hiệu: Định hướng
Sự chính xác
4.2.7 Độ phức tạp ngẫu nhiên dự đoán
4.2.8 Xác thực chéo và Bootstrapping .632
Phương pháp
4.2.9 Yêu cầu về dữ liệu: Độ lớn để dự đoán
Sự chính xác?
4.3 Tiêu chí Diễn giải và Ý nghĩa của Kết quả
4.3.1 Đạo hàm phân tích
4.3.2 Ví phân hữu hạn
4.3.3 Nó có quan trọng không?
4.3.4 Ví dụ về MATLAB: Giải tích và Hữu hạn
Sự khác biệt
4.3.5 Bootstrapping để đánh giá tầm quan trọng
4.4 Chiến lược thực hiện
4.5 Kết luận
4.5.1 Ghi chú chương trình MATLAB
4.5.2 Bài tập gợi ý

5	Ước tính và Dự báo với Dữ liệu Nhân tạo
5.1	Giới thiệu
5.2	Mô hình hỗn loạn ngẫu nhiên
5.2.1	Hiệu suất trong mẫu
5.2.2	Hiệu suất ngoài mẫu
5.3	Mô hình Biến động Ngẫu nhiên/Mô hình Khuếch tán Bước nhảy
5.3.1	Hiệu suất trong mẫu
5.3.2	Hiệu suất ngoài mẫu
5.4	Mô hình Chuyển đổi Chế độ Markov
5.4.1	Hiệu suất trong mẫu
5.4.2	Hiệu suất ngoài mẫu
5.5	Mô hình Chuyển đổi Chế độ Biến động
5.5.1	Hiệu suất trong mẫu
5.5.2	Hiệu suất ngoài mẫu
5.6	Mô hình Trí nhớ Dài Bị bóp méo
5.6.1	Hiệu suất trong mẫu
5.6.2	Hiệu suất ngoài mẫu
5.7	Mô hình định giá quyền chọn Black-Sholes: Độ biến động nguy ý Dự báo
5.7.1	Hiệu suất trong mẫu
5.7.2	Hiệu suất ngoài mẫu
5.8	Kết luận
5.8.1	Ghi chú chương trình MATLAB
5.8.2	Bài tập gợi ý
Chuỗi 6 lần: Các ví dụ từ Công nghiệp và Tài chính 6.1	Dự báo sản xuất trong ngành công nghiệp ô tô
6.1.1	Dữ liệu
6.1.2	Các Mô hình Điều chỉnh Số lượng
6.1.3	Hiệu suất trong mẫu
6.1.4	Hiệu suất ngoài mẫu
6.1.5	Giải thích kết quả
6.2	Trái phiếu doanh nghiệp: Yếu tố nào quyết định Chênh lệch?
6.2.1	Dữ liệu
6.2.2	Mô hình Điều chỉnh Chênh lệch
6.2.3	Hiệu suất trong mẫu
6.2.4	Hiệu suất ngoài mẫu
6.2.5	Điễn giải kết quả

6.3.2 Bài tập gợi ý

7 Lạm phát và Giảm phát: Hồng Kông và Nhật Bản

7.1 Hồng Kông
7.1.1 Dữ liệu
7.1.2 Thông số mô hình
7.1.3 Hiệu suất trong mẫu
7.1.4 Hiệu suất ngoài mẫu
7.1.5 Giải thích kết quả
7.2 Nhật Bản
7.2.1 Dữ liệu
7.2.2 Thông số mô hình
7.2.3 Hiệu suất trong mẫu
7.2.4 Hiệu suất ngoài mẫu
7.2.5 Giải thích kết quả
7.3 Kết luận
7.3.1 Ghi chú chương trình MATLAB
7.3.2 Bài tập gợi ý

8 Phân loại: Võ nợ thẻ tín dụng và Thắt bại ngân hàng

8.1 Rủi Ro Thẻ Tín Dụng
8.1.1 Dữ liệu
8.1.2 Hiệu suất trong mẫu
8.1.3 Hiệu suất ngoài mẫu
8.1.4 Diễn giải kết quả
8.2 Can thiệp ngân hàng
8.2.1 Dữ liệu
8.2.2 Hiệu suất trong mẫu
8.2.3 Hiệu suất ngoài mẫu
8.2.4 Giải thích kết quả
8.3 Kết luận
8.3.1 Ghi chú chương trình MATLAB
8.3.2 Bài tập gợi ý

9 Giảm kích thước và biến động ngụ ý

Dự báo 9.1

Hồng Kông
9.1.1 Dữ liệu
9.1.2 Hiệu suất trong mẫu
9.1.3 Hiệu suất ngoài mẫu

..	e aa
9.2.2	Hiệu suất trong mẫu
9.2.3	Hiệu suất ngoài mẫu
9.3	Kết luận
9.3.1	Ghi chú chương trình MATLAB
9.3.2	Bài tập gợi ý

Thư mục

Mục lục

Yêu cầu điều chỉnh theo sức mạnh của Siêu thị và Đàm diện từ một tư duy hoàn toàn khác cho các nhà lãnh đạo ...

Thomas Friedman, Chiếc Lexus và Cây Ôliu, tr. 138

Các câu hỏi về tài chính và thị trường thành công hay thất bại là điều đầu tiên và định lượng. Các nhà nghiên cứu ứng dụng và các nhà thực hành không chỉ quan tâm đến việc dự đoán hướng thay đổi mà còn quan tâm đến việc giá, lợi nhuận, chênh lệch hoặc khả năng vỡ nợ sẽ thay đổi bao nhiêu để đáp ứng với xu hướng thay đổi. Trong điều kiện kinh tế, sự không chắc chắn về chính sách hoặc lạm sóng tăng giá và bành vi ở thị trường trong nước hoặc nước ngoài. Vì lý do này, phí bảo hiểm cả về độ chính xác của các ước tính về tỷ lệ hoàn vốn kỳ vọng, tỷ lệ vỡ nợ chênh lệch, cũng như tính dễ dàng và tốc độ tính toán mà các ước tính có thể thu được. Tài chính và nghiên cứu thị trường đều là em và tính toán.

Peter Bernstein (1998) nhắc nhở chúng ta trong cuốn sách bán chạy nhất của ông Again Gods, rằng động lực đằng sau sự phát triển của xác suất là sự tính toán chính xác tỷ lệ cược trong các trò chơi may rủi. Ở tài chính đại diện cho "trò chơi may rủi" hàng đầu hiện nay, và không còn nghi ngờ gì nữa, việc tính toán chính xác tỷ lệ cược và rủi ro trong trò chơi này là động lực trong phân tích tài chính định lượng, quyết định m và đánh giá chính sách.

Bên cạnh độ chính xác, tốc độ tính toán là điều tối quan trọng trong phân tích tài chính định lượng. Người ra quyết định trong tổ chức kinh doanh hoặc trong các tổ chức tài chính không có thời gian chờ đợi lâu khi phải cam kết mua hoặc bán, định giá hoặc quyết định đầu tư.

Proem của mnazze, e specc way o concepuazng tiếp tục đóng một vai trò quan trọng trong việc thu được kết quả đáng tin cậy nhanh như thế nào. Tốc độ liên quan đến cả phần cứng máy tính và phần mềm

Dự báo, phân loại rủi ro và giảm kích thước của thông tin từ các tín hiệu phân tán trên thị trường là cách để quản lý danh mục đầu tư hiệu quả và ra quyết định rộng hơn trên thị trường tạo ra dữ liệu "nhiều". Đây không chỉ đơn giản là học thuật điện tử

Chúng tôi muốn dự báo chính xác hơn để đưa ra quyết định tốt hơn, mua hoặc bán các tài sản cụ thể. Chúng tôi quan tâm đến cách đo lường chặng hạn như phân loại các cơ hội đầu tư có rủi ro cao hay thấp, không tái cân bằng danh mục đầu tư từ tài sản rủi ro hơn sang tài sản ít rủi ro hơn, mà còn bù đắp rủi ro chính xác hơn.

Ngay cả trong bối cảnh chính sách, các quyết định phải được đưa ra trong c nhiều tín hiệu khác nhau đến từ tài chính không ổn định hoặc đang phát triển. vì lây nhiễm kỳ vọng, vì thoái hóa thành vòng xoáy giá cả (2002), tr. 21].

Làm thế nào chúng ta có thể chắt lọc thông tin từ các thị trường này một cách hiệu quả si đa dạng hóa tốt hơn và phòng ngừa rủi ro hiệu quả, hoặc thậm chí tốt hơn chính sách? Tất cả những vấn đề này có thể được giải quyết rất hiệu quả bằng các phương pháp mạng. Mạng lưới thần kinh giúp chúng ta tính gần đúng hoặc "e dữ liệu, theo cách nói của Wolkenhauer, vừa là "nghệ thuật biến dữ liệu thành thông tin" vừa là "suy luận về dữ liệu trong điều kiện không chắc chắn trước" [Wolkenhauer (2001), tr. xii]. Cuốn sách này nói về p độ chính xác với mạng lưới thần kinh, bao gồm dự báo, lớp và giảm kích thước, và do đó liên quan đến kỹ thuật dữ liệu.

Điểm chuẩn mà chúng tôi so sánh hiệu suất mạng thần kinh là mô hình hồi quy tuyến tính theo thời gian. Mô hình này là điểm chính của bất kỳ khóa học lập mô hình kinh tế lượng nào, và là tiêu chuẩn dự báo kinh tế lượng. Mặc dù chắc chắn có những mô hình phi tuyến tính khác mà chúng ta có thể so sánh hiệu suất của mạng nn-xon, nhưng chúng tôi chọn mô hình tuyến tính đơn giản vì đây là phương pháp dự báo quen thuộc nhất của các nhà nghiên cứu ứng dụng. Mạng Th là sự thay thế phi tuyến tính.

Hầu hết các lý thuyết tài chính hiện đại xuất phát từ sự tối ưu kinh tế vì mô và lý thuyết quyết định trong điều kiện không chắc chắn. Kinh tế học ban đầu là "khoa học ảm đạm" sau những dự đoán của John Malthus về tốc độ tăng trưởng dân số và nguồn cung lương thực. Nhưng kinh tế ảm đạm theo nghĩa khác. Nếu chúng ta giả định rằng các quan sát trong thế giới thực của chúng ta

1Kỹ thuật tài chính tập trung hơn vào thiết kế và kinh doanh chênh lệch giá các sản phẩm tài chính như phái sinh, quyền chọn và hoán đổi.

an uneryng norma sruon an represen sma evaons a
một trạng thái ổn định, sau đó các công cụ tiêu chuẩn của hồi quy cỗ điện là mỗi phù hợp. Tuy nhiên, việc sử dụng mô hình tuyến tính với các nhiễu loạn sinh ra thông thường có thể dẫn đến việc xác định sai nghiêm trọng và rủi ro đánh giá sai nếu thế giới thực di chêch hướng đáng kể so với tính đúng đắn và tính bình thường của các giả định này. Đây là khía cạnh ám đạm của phương pháp định chuẩn được sử dụng rộng rãi trong kinh tế học và tài chính thực nghiệm.

Các phương pháp mạng nơ-ron, đến từ khoa học não bộ của bánh răng lý thuyết và sinh lý thần kinh, đưa ra một giải pháp thay thế mạnh mẽ cho mô hình tuyến tính dự báo, phân loại và đánh giá rủi ro trong tài chính và kinh tế một lần nữa có thể học được rằng kinh tế và tài chính không cần phải duy trì "danh sách học" sau khi gấp khoa học não bộ.

Tuy nhiên, việc chuyển đổi từ mô hình tuyến tính sang mô hình mạng thần kinh phi tuyến tính (hoặc bất kỳ giải pháp thay thế phi tuyến tính nào) đòi hỏi chi phí. Khi chúng tôi trình bày các chương tiếp theo, đổi với nhiều mô hình phi tuyến tính, không có "nghiệm pháp khép kín nào". Luôn luôn có nguy cơ tìm ra rủi ro ưu cự hơn là các giải pháp tối ưu toàn cục cho các bài toán chính. May mắn thay, chúng ta có sẵn khả năng tính toán tiến hóa, liên quan đến việc sử dụng thuật toán. Sử dụng tính toán tiến hóa với mạng thần kinh giúp tăng cường đáng kể khả năng tìm thấy các giải pháp tối ưu toàn cầu, do đó độ chính xác dự đoán.

Cuốn sách này cố gắng đưa ra một đánh giá phê bình cân bằng về những có thể truy cập được cho sinh viên có trình độ đại học mạnh mẽ với số liệu thống kê kinh tế lượng, và các khóa học lý thuyết kinh tế trung cấp dựa trên cal. Nó dành cho sinh viên đại học trình độ cao hơn, sinh viên mới bắt đầu học ngành kinh tế hoặc tài chính và các chuyên gia làm việc trong lĩnh vực kinh tế. và thiết lập nghiên cứu tài chính. Phần giải thích cố gắng trình bày rõ ràng: những phương pháp này là gì, chúng hoạt động như thế nào và chúng có thể làm gì. để dự báo và ra quyết định trên thị trường tài chính. Cuốn sách tôi dành cho sinh viên MBA bình thường, nhưng cố gắng trở thành một cuốn sách kỹ thuật của một chủ đề hiện đại dành cho những sinh viên và chuyên gia muốn nâng cấp các công cụ kỹ thuật của họ.

Tất nhiên, độc giả sẽ phải kéo dài thời gian, giống như họ làm trong bất kỳ khóa học kéo dài tốt nào về thống kê hoặc kinh tế lượng. Độc giả nào cảm thấy bi thương ngay từ đầu thì nên kiên trì. Thông thường, các khái niệm trở thành nhiều khi các ứng dụng đi vào hoạt động và khi chúng được triển khai một cách giả định. Người đọc có thể phải quay lại và thực hiện một số sửa đổi thêm về số liệu thống kê, kinh tế lượng hoặc thậm chí tính toán của họ để hiểu ý nghĩa và tính hữu ích của tài liệu. Đây không phải là một điều xấu. Thông thường, những suy nghĩ tốt nhất khi có những mục tiêu cụ thể trong tâm trí. Giống như thước đo học tập, các phần khác nhau của cuốn sách này có thể được nắm vững khi cần biết Có một số cuốn sách hay về chuỗi thời gian tài chính và kinh tế lượng chính trị, liên quan đến cả ước lượng tuyến tính và phi tuyến tính

trình bày thân thiện với người dùng về kinh tế lượng chuỗi thời gian, tất cả các phương pháp điều trị giới thiệu về ước tính và dự báo mạng nơ-ron này sẽ tiếp nối các công trình này với cách xử lý mở rộng và liên hệ các phương pháp mạng với các khái niệm và ví dụ được đưa ra bởi các phương pháp này.

Việc sử dụng mạng lưới thần kinh và thuật toán di truyền là do nó rất chuyên sâu về máy tính. Các minh họa số trong cuốn sách này về mã lập trình MATLAB. Các chương trình này có trên trang web của Đại học Georgetown, www.georgetown.edu/mcnelis. những người không muốn sử dụng MATLAB nhưng muốn thực hiện tính toán, các macro Excel cho các chương trình MATLAB là một tùy chọn để phát triển thêm.

Việc sử dụng các chương trình MATLAB hoặc Excel ad gram sẽ hỗ trợ rất nhiều cho trực giác và khả năng hiểu những gì được trình bày trong các chương tiếp theo, và tất nhiên sẽ cho phép bạn tiếp tục và bắt đầu áp dụng các phương pháp này vào các chương trình trực tiếp hơn.

Tuy nhiên, cuốn sách này được viết với người đọc phổ thông ở mức tối thiểu là không có giả định về kiến thức lập trình, mặc dù có một số sai lầm.

Các chương trình MATLAB xuất hiện trong văn bản. Mục tiêu là giúp hiểu logic đằng sau các phương pháp thay thế để phân tích dự báo và hỗ trợ ra quyết định trong thị trường tài chính đầy biến động

Tiếp theo Wolkenhauer (2001), tôi đã đấu tranh để áp đặt một tuyển tính lên cấu trúc giống như trang web về cơ bản. Tôi biết thành công của tôi chỉ là một phần. Tôi khuyến khích độc giả bỏ qua phía trước để tìm thêm bệnh ví dụ về các khái niệm được nêu ra trong các phần trước của cuốn sách trong chương.

Trong suốt cuốn sách này, tôi chỉ ra rằng việc áp dụng phương pháp xác suất thần kinh kết hợp với sự hình thành các phương pháp tính toán tiến hóa có lợi thế tiên đoán trong dự báo ngoài mẫu. p này cạnh có liên quan đến các phương pháp kinh tế lượng tiêu chuẩn. Tôi không cho rằng lợi thế dự đoán này từ các mạng nơ-ron sẽ luôn dẫn đến các cơ hội để giao dịch có lãi [xem Qi (1999)], nhưng bất kỳ lợi thế dự đoán nào cũng nâng cao cơ hội tìm thấy những cơ hội như vậy.

Cuốn sách này phát triển từ một loạt bài giảng lớn và liên tục về Châu Mỹ Latinh, Châu Á và Châu Âu, cũng như từ các chương trình nâng cao dưới hội thảo và các khóa học sau đại học tại Đại học Georgetown một trường Cao đẳng. Ở Châu Mỹ Latinh, các bài giảng lần đầu tiên được đưa ra ở São Paulo dưới sự tài trợ của Hiệp hội Thương mại Brazil (ABBC), vào tháng 3 năm 1996. Những bài giảng này lại được cung cấp tại Ma ở São Paulo, vào tháng 8 năm 1998 tại Banco do Brasil ở Brasilia, và một năm ở Santiago, Chile, tại Đại học Alberto Hurtado.

Ở Châu Á và Châu Âu, các bài giảng tương tự đã diễn ra tại Phòng Nghiên cứu Kinh tế và Moneta của Ngân hàng Indonesia, dưới sự quản lý của Cơ quan Phát triển Quốc tế Hoa Kỳ.

oo tốc độ uner e nhà tài trợ o e programme hoặc onear Financial Studies của Khoa Kinh tế của Đại học Melbourne, và vào tháng 3 năm 1998, một khóa học tương tự đã được cung cấp cho Khoa Kinh tế của Đại học Ramon Llull được tài trợ bởi Callegi d'Economistes de Catalunya ở Barcelona.

Trung tâm Kinh tế Mỹ Latinh của Ban Nghiên cứu của Ngân hàng Dự trữ Liên bang Dallas đã tạo cơ hội cho tôi vào mùa thu năm 1997 để thực hiện một số nghiên cứu chính thức ban đầu về vây ví dụ minh họa trong cuốn sách này. Vào năm 2003 và đầu năm 2004, Viện Nghiên cứu Tiền tệ Hồng Kông là trung tâm của mùa hè nghiên cứu ứng dụng các phương pháp mạng thần kinh để dự báo giảm phát ở Hồng Kông, và năm 2004 Trường Kinh tế và Khoa học Xã hội tại Đại học Quản lý Singapore và Viện Toán học Khoa học tại Đại học Quốc gia Singapore là nơi tổ chức một cuộc thi và cho nghiên cứu về các thành phần chính phi truyền.

Một số thông tin đầu vào hữu ích nhất cho tài liệu của cuốn sách này từ các cuộc thảo luận với những người tham gia tại Hội nghị chung quốc tế về các cuộc họp Mạng nơ-ron (IJCNN) tại Washington, DC, năm 2001 tại Honolulu và Singapore năm 2002. Những cuộc họp này đã mở rộng tầm mắt cho bất kỳ ai được đào tạo về thống kê cổ điển và kinh tế lượng và minh họa phạm vi ứng dụng của nghiên cứu mạng nơ-ron.

Tôi muôn cảm ơn các đồng nghiệp Đồng Tên của tôi tại Đại học Georgetown ở Washington, DC, những người đã là "đồng hành" của tôi kể từ khi tôi đến thị trấn G vào năm 1977, vì sự khuyến khích và hỗ trợ của họ trong quá trình nghiên cứu của tôi. Tôi cũng cảm ơn các đồng nghiệp và sinh viên của tôi tại Georg đại học, cũng như các nhà kinh tế tại các trường đại học, viện nghiên cứu và các ngân hàng trung ương mà tôi đã đến thăm, vì những câu hỏi và lời chỉ trích của họ trong nhiều năm. Các nhà kinh tế học chúng tôi không ngại chỉ trích lẫn nhau nhưng đối với tôi, những lời chỉ trích như vậy mang lại nhiều lợi ích hơn là đau đớn. Tôi tham biết ơn những người đánh giá các phiên bản trước của bản thảo này cho El Báo chí học thuật. Những nhận xét mang tính xây dựng của họ đã giúp tôi theo đuổi chủ đề mới và nâng cao hiểu biết của tôi về mạng lưới thần kinh.

Tôi dành tặng cuốn sách này cho thành viên đầu tiên của thế hệ mới nhất tộc, Reese Anthony Snyder, sinh ngày 18 tháng 6 năm 2002.

1

Giới thiệu

1.1 Dự báo, phân loại và giảm kích thước

Cuốn sách này chỉ ra cách các mạng thần kinh có thể được đưa vào hoạt động để dự báo, phân loại và giảm kích thước chính xác hơn nhằm đưa ra quyết định tốt hơn trên thị trường tài chính – đặc biệt là ở các thị trường mới nổi đầy biến động ở Châu Á và Châu Mỹ Latinh, cũng như ở các thị trường tài sản trong nước của các quốc gia công nghiệp hóa và môi trường kinh doanh.

Tầm quan trọng của các phương pháp dự báo, phân loại và giảm kích thước tốt hơn để đưa ra quyết định tốt hơn, trong điều kiện thị trường tài chính biến động ngày càng tăng và các dòng vốn quốc tế hóa, không thể bị phóng đại quá mức. Hai thập kỷ qua đã chứng kiến sự bùng nổ kinh tế vĩ mô nghiêm trọng, đầu tiên là ở Mỹ Latinh và sau đó là châu Á. Do đó, cả các nhà phân tích tài chính và những người ra quyết định không thể không quan tâm đến việc dự đoán tỷ suất lợi nhuận và chênh lệch cơ bản, cũng như tỷ lệ vỡ nợ, trên thị trường tín dụng trong nước và quốc tế.

Với sự phát triển của thị trường trong các công cụ phái sinh tài chính như quyền chọn mua và quyền chọn mua (cung cấp quyền nhưng không bắt buộc phải mua hoặc bán tài sản ở mức giá nhất định trong khoảng thời gian định trước trong tương lai), việc định giá các công cụ cho các vị thế phòng ngừa rủi ro đối với các tài sản rủi ro cơ bản và đa dạng hóa danh mục đầu tư tối ưu đã trở thành hoạt động chính trong các tổ chức đầu tư quốc tế. Một trong những câu hỏi chính mà các nhà thực hành trên thị trường tài chính phải đối mặt là định giá chính xác các sản phẩm phái sinh mới khi nhu cầu đối với các công cụ này tăng lên.

2 1. Giới thiệu

Nói một cách thẳng thắn, nếu những người hành nghề ở những thị trường này không muốn bị các chuyên gia kinh doanh chênh lệch giá quốc tế và các chuyên gia quản lý rủi ro “bắt làm sạch”, thì tốt hơn hết họ nên học cách định giá các sản phẩm phái sinh của mình theo cách giúp chúng không bị kinh doanh chênh lệch giá. Tất nhiên, việc định giá chính xác rủi ro chủ yếu phụ thuộc vào sự hiểu biết đúng đắn về quy trình thúc đẩy tỷ suất sinh lợi cơ bản. Vì vậy, việc định giá chính xác yêu cầu sử dụng các mô hình đưa ra các dự báo ngoài mẫu tương đối chính xác.

Dự báo đơn giản có nghĩa là hiểu biến nào dẫn dắt hoặc giúp dự đoán các biến khác, khi nhiều biến tương tác với nhau trong các thị trường biến động.

Điều này có nghĩa là nhìn vào quá khứ để xem những biến số nào là chỉ số quan trọng hàng đầu về hành vi của các biến số khác. Điều đó cũng có nghĩa là hiểu rõ hơn về thời gian của mối quan hệ dẫn đầu-độ trễ giữa nhiều biến số, hiểu ý nghĩa thống kê của các mối quan hệ dẫn đầu-độ trễ này và tìm hiểu xem biến số nào là quan trọng hơn để xem là tín hiệu cho sự phát triển tiếp theo của các lợi nhuận khác.

Rõ ràng, nếu chúng ta biết mô hình cơ bản thực sự tạo ra dữ liệu mà chúng ta quan sát được trên thị trường, chúng ta sẽ biết cách thu được dự báo tốt nhất, ngay cả khi chúng ta quan sát dữ liệu có lỗi do lường. Tuy nhiên, nhiều khả năng hơn là mô hình cơ bản thực sự có thể quá phức tạp hoặc chúng tôi không chắc mô hình nào trong số nhiều mô hình cạnh tranh là mô hình thực sự. Vì vậy, chúng ta phải ước tính mô hình cơ bản thực sự bằng cách xấp xỉ các mô hình. Khi chúng tôi thừa nhận sự không chắc chắn của mô hình và rằng các mô hình của chúng tôi là các phép tính gần đúng, thì các phương pháp tiếp cận mạng thần kinh sẽ nổi lên như một đối thủ cạnh tranh mạnh mẽ với mô hình tuyển tính điểm chuẩn.

Phân loại các cơ hội đầu tư hoặc cho vay khác nhau thành rủi ro có thể chấp nhận được hoặc không thể chấp nhận được là một nhiệm vụ quen thuộc trong bất kỳ tổ chức tài chính hoặc kinh doanh nào. Các tổ chức muốn có thể phân biệt rủi ro tốt và rủi ro xấu bằng cách xác định các đặc điểm chính của các ứng cử viên đầu tư. Trong môi trường cho vay, một ngân hàng muốn xác định khả năng vỡ nợ đối với khoản vay mua ô tô bằng các đặc điểm dễ nhận biết như tiền lương, số năm làm việc, số năm cư trú, số năm học, số người phụ thuộc và khoản nợ hiện có. Tương tự như vậy, các tổ chức có thể mong muốn có một mạng lưới tốt hơn để phân biệt tội phạm, từ rủi ro rất thấp, đến trung bình, đến rất cao không thể chấp nhận được, để quản lý mức độ tiếp xúc với các loại rủi ro khác nhau. Mạng lưới thần kinh đã được chứng minh là bộ phân loại rất hiệu quả – tốt hơn so với các phương pháp tiên tiến nhất dựa trên các phương pháp thống kê cổ điển.¹

Giảm kích thước cũng là một thành phần rất quan trọng trong môi trường tài chính. Chúng tôi thường xuyên tóm tắt thông tin về một lượng lớn dữ liệu với giá trị trung bình, phương tiện, trung vị hoặc phương tiện đã cắt, trong đó một giá trị nhất định

¹Tất nhiên, việc phân loại có nhiều ứng dụng hơn, đặc biệt là trong khoa học sức khỏe. Ví dụ, mạng lưới thần kinh đã được chứng minh là rất hữu ích để phát hiện nguy cơ cao hoặc thấp của các dạng ung thư khác nhau, dựa trên thông tin từ các mẫu máu và hình ảnh.

1.1 Dự báo, phân loại và giảm kích thước

3

tỷ lệ phần trăm của các giá trị cực trị cao và thấp bị loại khỏi mẫu. Chỉ số trung bình công nghiệp Dow-Jones chỉ đơn giản là: giá trung bình của giá cổ phiếu công nghiệp. Tương tự, Standard and Poor 500 chỉ đơn giản là giá trung bình của 500 giá cổ phiếu lớn nhất. Nhưng mức trung bình có thể gây hiểu nhầm. Ví dụ, một sinh viên nhận được điểm B trong tất cả các khóa học của cô ấy có điểm trung bình B. Một sinh viên khác có thể nhận được điểm A trong một nửa số khóa học của mình và điểm C trong phần còn lại. Học sinh thứ hai cũng có điểm trung bình B, nhưng thành tích của hai học sinh rất khác nhau. Trong khi điểm của nhóm sinh viên đầu tiên xoay quanh điểm B, thì điểm của nhóm sinh viên thứ hai xoay quanh hai điểm: A và C. Điều rất quan trọng là phải biết liệu mức trung bình được báo cáo trong tin tức có thực sự đại diện cho thị trường hay không giảm kích thước nếu nó là để truyền tải thông tin có ý nghĩa.

Dự báo về tương lai, hoặc dự đoán ngoài mẫu, cũng như các mô hình phân loại và giảm kích thước, phải vượt ra ngoài kiểm tra chẩn đoán dữ liệu trong quá khứ. Chúng tôi sử dụng các hệ số thu được từ dữ liệu trong quá khứ để khớp với dữ liệu mới và đưa ra các dự đoán, phân loại và quyết định giảm kích thước cho tương lai. Tuy ngữ có câu, sống phải nhìn về phía sau, nhưng phải sống nhìn về phía trước. Quá khứ chắc chắn hữu ích cho việc dự đoán tương lai, nhưng chúng ta phải biết nên sử dụng mô hình gần đúng nào, kết hợp với dữ liệu trong quá khứ, để dự đoán các sự kiện trong tương lai. Chiến lược trung hạn của bất kỳ doanh nghiệp nào phụ thuộc vào triển vọng trong các quý tới đối với sự phát triển cả về giá và số lượng trong ngành của chính doanh nghiệp đó. Sự thành công của bất kỳ chiến lược nào phụ thuộc vào mức độ hiệu quả của các dự báo hướng dẫn những người ra quyết định.

Các phương pháp chẩn đoán và dự báo phản hồi theo những cách rất trực tiếp đến môi trường ra quyết định. Biết được điều gì quyết định quá khứ, cũng như điều gì đưa ra dự đoán tốt cho tương lai, giúp người ra quyết định có thông tin tốt hơn để đưa ra quyết định tối ưu theo thời gian. Về mặt kỹ thuật, việc biết "quy luật chuyển động" cơ bản của các biến chính trong môi trường năng động sẽ dẫn đến việc phát triển các quy tắc phản hồi tối ưu. Áp dụng khái niệm này vào lĩnh vực tài chính, nếu Fed tăng lãi suất ngắn hạn, các nhà quản lý danh mục đầu tư nên chuyển tài sản của họ như thế nào? Biết được lãi suất ngắn hạn ảnh hưởng đến nhiều loại tỷ suất sinh lợi như thế nào và chúng sẽ ảnh hưởng như thế nào đến tỷ lệ lạm phát trong tương lai có thể dẫn đến việc xây dựng một hàm phản ứng, trong đó các nhân viên tài chính chuyển từ tài sản rủi ro sang tài sản có lợi suất cao hơn, phi rủi ro. . Chúng tôi gọi chức năng chính sách như vậy, dựa trên "quy luật chuyển động" của hệ thống, là kiểm soát. Các tổ chức kinh doanh về bản chất quan tâm đến chẩn đoán và dự đoán để họ có thể xây dựng các chức năng chính sách nhằm kiểm soát hiệu quả phúc lợi trong tương lai của chính họ.

Kiểm tra chẩn đoán dữ liệu quá khứ, dự báo và kiểm soát là các hoạt động khác nhau nhưng có liên quan chặt chẽ với nhau. Tất nhiên, quy tắc chính sách để kiểm soát không nhất thiết phải là một quy tắc máy móc cứng nhắc và nhanh chóng, mà chỉ đơn giản là một hướng dẫn vận hành để đưa ra quyết định tốt hơn. Ví dụ, với khả năng chẩn đoán và dự báo tốt, các doanh nghiệp có thể đánh giá tốt hơn tác động của những thay đổi trong hệ thống của họ.

4 1. Giới thiệu

giá theo yêu cầu, cũng như phản ứng có thể có của nhu cầu đối với các cú sốc bên ngoài, và do đó làm thế nào để thiết lập lại giá của chúng. Vì vậy, không có gì đáng ngạc nhiên khi các phương pháp dự đoán tốt được đánh giá cao trong các bộ phận nghiên cứu của nhiều ngành công nghiệp.

Các phương pháp dự báo chính xác là rất quan trọng đối với việc quản lý danh mục đầu tư của các ngân hàng thương mại và đầu tư. Đánh giá lợi nhuận kỳ vọng so với rủi ro giả định rằng các chiến lược gia danh mục đầu tư hiệu được sự phân phối lợi nhuận. Cho đến gần đây, hầu hết các phân tích kiểm soát hoặc ra quyết định đều dựa trên các mô hình động tuyến tính với phân phối chuẩn hoặc log-chuẩn của lợi nhuận tài sản. Tuy nhiên, việc tìm kiếm một phân phối như vậy trong môi trường không ổn định có nghĩa là vượt ra ngoài các giả định đơn giản về tính quy tắc hoặc tính quy tắc log được sử dụng trong các mô hình chiến lược danh mục đầu tư thông thường. Tuy nhiên, khi chúng ta buông bỏ tính quy tắc, chúng ta phải nhúng tay vào phép tính gần đúng bằng số và không còn có thể đưa các số vào các công thức nhanh dựa trên phân phối chuẩn. Nhưng có những lợi ích rõ ràng từ nỗ lực bổ sung này.

Thông điệp của cuốn sách này là những người ra quyết định kinh doanh và tài chính giờ đây đã có sẵn sức mạnh tính toán và các phương pháp để chẩn đoán, dự báo và kiểm soát chính xác hơn trong các môi trường đa chiều, ngày càng phức tạp và biến động. Các nhà nghiên cứu không còn cần giới hạn bản thân họ trong các mô hình tuyến tính hoặc log-tuyến tính, hoặc giả định rằng các quy trình ngẫu nhiên cơ bản là Gaussian hoặc bình thường để có được dự báo và xác định chính xác sự đánh đổi giữa rủi ro và lợi nhuận. Nói tóm lại, chúng ta có thể vượt ra ngoài tính tuyến tính và tính quy tắc trong các giả định của mình bằng cách sử dụng mạng neural.

1.2 Hợp lực

Các hoạt động chẩn đoán và dự báo chính thức và ra quyết định hoặc kiểm soát thực tế trong kinh doanh và tài chính bổ sung cho nhau, mặc dù việc thành thạo từng hoạt động đòi hỏi các loại kỹ năng khác nhau và thực hiện hoặc sử dụng các thuật toán khác nhau nhưng có liên quan. Việc áp dụng các phương pháp chẩn đoán và dự đoán đòi hỏi phải có kiến thức về các cách cụ thể để lọc hoặc xử lý trước dữ liệu để đạt được sự hội tụ tối ưu, cũng như để ước tính, nhằm đạt được chẩn đoán tốt và độ chính xác ngoài mẫu. Việc ra quyết định trong tài chính, chẳng hạn như mua hoặc bán hoặc định giá các loại công cụ khác nhau, yêu cầu sử dụng các giả định cụ thể về cách phân loại rủi ro và về sở thích của các nhà đầu tư đối với sự đánh đổi giữa rủi ro và lợi nhuận.

Do đó, kết quả chủ yếu phụ thuộc vào sự lựa chọn ưu tiên hoặc chỉ số phúc lợi về rủi ro chấp nhận được và lợi nhuận theo thời gian.

Từ một khía cạnh nào đó, ảnh hưởng là một chiều, tiến hành từ các phương pháp chẩn đoán và dự báo đến việc ra quyết định kinh doanh và tài chính. Chẩn đoán và dự báo chỉ đơn giản là cung cấp thông tin đầu vào hoặc sự kiện cách điệu về tỷ suất sinh lợi kỳ vọng và sự biến động của chúng. Những dự báo này là

nanca nsrumens suc as ca or pu opons an oer more
các loại dẫn xuất.

Tuy nhiên, từ một góc nhìn khác, có thể có phản hồi hoặc ảnh hưởng song phương. Kiến thức về các chức năng mục tiêu của các nhà quản lý, hoặc các chỉ số phúc lợi, từ các kỳ vọng khảo sát của các nhà quản lý, có thể là các chỉ số hữu ích trong các mô hình dự báo, đặc biệt là trong môi trường không ổn định.

Tương tự như vậy, rủi ro ước tính, hoặc sự biến động, bắt nguồn từ dự báo và rủi ro tiềm ẩn, được đưa ra bởi các quyết định định giá của các giao dịch hoàn đổi quyền chọn mua hoặc quyền chọn bán trên thị trường tài chính, có thể phản ứng mạnh khi có sự không chắc chắn lớn về diễn biến tương lai của nền kinh tế. Trong cả hai thông tin này được tính toán từ kỳ vọng khảo sát hoặc từ biến động được đưa ra bởi giá của các công cụ phái sinh tài chính có thể được sử dụng như các công cụ để cải thiện hiệu suất của các mô hình dự báo về tỷ lệ hoàn vốn cơ bản. Chúng tôi thậm chí có thể quan tâm đến việc dự đoán những biến động ngẫu ý đến từ giá quyền chọn.

Tương tự, việc quyết định sử dụng chỉ số giá nào để đo lường và xác định lạm phát có thể phụ thuộc vào việc người sử dụng cuối cùng của thông tin này là gì.

làm. Nếu mục đích là giúp cơ quan tiền tệ giám sát áp lực lạm phát để thiết lập chính sách, thì các chỉ số giá có nhiều biến động ngắn hạn có thể không phù hợp. Trong trường hợp này, thước đo không ổn định của mức giá có thể gây ra phản ứng thái quá trong s

của lãi suất ngắn hạn. Tương tự như vậy, một thước đo giá tron tru có thể dẫn đến một chính sách tiền tệ rất thụ động mà không đạt được mục tiêu.
áp lực lạm phát gia tăng. Vì vậy, sẽ rất hữu ích nếu chắt lọc thông tin về nhiều loại chỉ số giá, hoặc tỷ lệ hoàn vốn, để tìm ra thị trường chuyển động hoặc động lực cơ bản. Điều này có thể được thực hiện rất hiệu quả với các phương pháp mạng nơ-ron.

Không giống như các ngành khoa học cứng như vật lý hay kỹ thuật, phép đo và các thủ tục thống kê chẩn đoán và dự báo không được như vậy.
tách rời khỏi mục tiêu của các nhà nghiên cứu, người ra quyết định, người chơi trên thị trường. Đây là một điểm tinh tế nhưng quan trọng cần được nhấn mạnh. Khi chúng ta xây dựng các mô hình gần đúng về lợi tức trên thị trường tài chính, trên thực tế, chúng ta đang cố gắng dự đoán dự đoán của người khác. Tỷ lệ lợi nhuận tăng hoặc giảm phản ứng với tin tức công khai hoặc riêng tư, bởi vì các nhà giao dịch đang phản ứng với tin tức và b
hoặc bản tài sản. Xắp xỉ mô hình cơ bản thực sự có nghĩa là t
khi chúng tôi xây dựng các mô hình của mình, tính đến cách các nhà giao dịch – con người trong chúng ta – thực sự học hỏi, xử lý thông tin và đưa ra quyết định.

Nghiên cứu gần đây về kinh tế học vĩ mô của Sargent (1997, 1999), sẽ được đề cập chi tiết hơn trong phần sau, đã thu hút sự chú ý của thực tế rằng những người ra quyết định mà chúng ta ước tính bằng đồng nghiệp của mình không hoàn toàn duy lý, và do đó "biết tuốt". , "về vây của chúng môi trường. Giống như chúng tôi, họ phải tìm hiểu những gì đang xảy ra. Đối với điều này

ngựa cái maon n nanca. eura newors đã phát triển ou oe và các ngành khoa học não bộ để ước lượng cách thông tin dừng lại và trở thành cái nhìn sâu sắc. Chúng tôi minh họa điểm này một cách tuyệt vời khi chúng tôi kiểm tra cấu trúc của mạng lưới thần kinh điển hình. Chỉ cần nói rằng, phân tích mạng lưới thần kinh đang trở thành mấu chốt quan trọng của nhận thức luận (triết học về tri thức) tiềm ẩn trong tài chính.

1.3 Các vấn đề về giao diện

Mục tiêu của nghiên cứu này là "khai mở" các tài liệu đang phát triển về mạng để làm cho các phương pháp có thể truy cập được, thân thiện với người dùng và vận hành đối tượng rộng hơn là các nhà kinh tế, nhà phân tích và chuyên gia tài chính tìm cách trở nên hiệu quả hơn trong dự báo. Một mục tiêu liên quan là sự chú ý của các nhà nghiên cứu trong các lĩnh vực mạng thần kinh và các nguyên tắc, chẳng hạn như thuật toán di truyền, đến các lĩnh vực mà họ có lợi thế đặc biệt so với các phương pháp tiên tiến nhất trong tài chính kinh tế, và do đó có thể đóng góp đáng kể. để không giải quyết và tranh cãi.

Phần lớn sự phát triển ban đầu của phân tích mạng thần kinh trong các ngành tâm lý học, khoa học thần kinh và kỹ thuật liên quan đến các vấn đề nhận dạng mẫu. Các thuật toán di truyền, được sử dụng để triển khai các mạng thần kinh theo kinh nghiệm, đã tuân theo mô hình phát triển trong toán học ứng dụng, liên quan đến việc thu nhỏ các hệ thống phi tuyến tính động và/hoặc rời rạc, chuyển động trong lĩnh vực kỹ thuật dữ liệu.

Vì vậy, có một vấn đề về giao diện dễ hiểu đối với sinh viên chuyên nghiệp mà sự hình thành ban đầu của họ trong kinh tế học đã ở trong cổ điển và kinh tế lượng. Nhiều thuật ngữ đơn giản là không quen thuộc, hoặc đại loại như vậy. Ví dụ: một mô hình được gọi là kiến trúc và chúng tôi huấn luyện chuột ước tính một kiến trúc mạng. Một nhà nghiên cứu sử dụng tra và một tập dữ liệu thử nghiệm, thay vì sử dụng các hệ số trong mẫu và ngoài mẫu được gọi là trọng số và các số hạng không đổi là sai lệch.

Tuy nhiên, bên cạnh những khác biệt về ngữ nghĩa hoặc từ vựng, các ứng dụng mà trong mạng nơ-ron (và rộng hơn là công nghệ trí tuệ nhân tạo đơn giản là không phù hợp với các chuyên gia tài chính, hoặc nếu chúng không cộng hưởng tốt với các vấn đề hiện tại. Ví dụ, mô hình thường được áp dụng cho Các vấn đề xác định các chữ cái của bản dịch máy tính trong nghiên cứu ngôn ngữ học.

wor researchers ave an a oc avor an o no reae oer
 cơ sở hạ tầng lý thuyết và giả định hành vi cơ bản kinh tế và tài chính. Thật
 không may, vì lý do này, phần lớn trọng số này
 không được coi trọng bởi cộng đồng học thuật rộng lớn hơn về tài chính kinh tế.

Sự hấp dẫn của cách tiếp cận mạng nơ-ron nằm ở tính hợp lý có giới hạn giả định
 của nó: khi chúng ta dự báo trên thị trường tài chính, chúng ta đang đưa ra dự báo
 của người khác hoặc xấp xỉ kỳ vọng của o

Do đó, những người tham gia thị trường tài chính tham gia vào quá trình học tập
 liên tục điều chỉnh niềm tin chủ quan trước đó từ những sai lầm trong quá khứ.

Điều gì làm cho cách tiếp cận mạng thần kinh trở nên hấp dẫn về mặt này đến mức
 nó cho phép các nhà hoạch định kinh tế đưa ra các phản ứng vượt ngưỡng.

trong chính sách hoặc các biến ngoại sinh. Ví dụ, nếu lãi suất từ 3 phần trăm đến
 3,1 hoặc 3,2 phần trăm, có thể có rất ít nhà đầu tư phản ứng. Tuy nhiên, nếu lãi
 suất tiếp tục tăng, nhà đầu tư sẽ chú ý nhiều hơn và nhiều hơn nữa. Nếu lãi suất
 vượt ngưỡng quan trọng

ví dụ, ở mức 5 phần trăm, có thể xảy ra phản ứng lớn hoặc "tan chảy
 với việc bán tháo cổ phiếu và đỏ xô vào chứng khoán chính phủ.

Ý tưởng cơ bản là phản ứng của những người ra quyết định kinh tế
 tuyển tính và tỷ lệ, nhưng không đổi xứng và phi tuyển tính đối với các biến bên
 ngoài. Mạng lưới thần kinh xấp xỉ hành vi này của sinh thái
 và ra quyết định tài chính một cách rất trực quan.

Theo nghĩa quan trọng này, các mạng thần kinh khác với các lớp
 các mô hình kinh tế lượng. Trong mô hình mạng thần kinh, một người không phải là m
 bất kỳ giả thuyết cụ thể nào về các giá trị của các hệ số được kết hợp trong mô
 hình, đối với vấn đề đó, bất kỳ giả thuyết nào về dạng hàm liên quan đến biến hồi
 quy quan sát được x với một đại lượng y được quan sát. Hầu hết thời gian, chúng ta
 thậm chí không thể diễn giải ý nghĩa của các hệ số được ước tính trong mạng, ít
 nhất là theo cách tương tự w diễn giải các hệ số ước tính trong các mô hình kinh
 tế lượng thông thường, w dạng hàm được xác định rõ. Theo nghĩa đó, mạng lưới thần
 kinh khác với kinh tế lượng thông thường, trong đó nỗ lực đáng kể được thực hiện
 để đạt được tốc độ và tính nhất quán, nếu không muốn nói là không thiên vị, ước
 tính của các hệ số tham số cụ thể.

Tương tự, khi các mô hình phi tuyển tính được sử dụng, các nhà kinh tế học
 thường sử dụng các thuật toán số dựa trên các giả định về liên tục hoặc "sm".
 dữ liệu. Thông thường, các phương pháp này bị hỏng hoặc người ta phải thực hiện
 ước tính lặp lại để đảm bảo rằng các ước tính không đại diện cho một số tập hợp
 có thể có của các vị trí tối ưu cục bộ. Việc sử dụng g
 thuật toán và các thuật toán tìm kiếm tiễn hóa khác cho phép nghiên cứu làm việc
 với sự không liên tục và xác định vị trí tối ưu với xác suất cao hơn. Đây là tin
 tức tốt. Tin xấu là chúng ta phải mất nhiều thời gian hơn để có được những kết
 quả này.

mares wa grea ea o nnovaon an cange, đại diện cho việc sử dụng các phương pháp này vì hai lý do, đó là Một là dữ liệu thường rất nhiều, do thị trường mỏng hoặc do tốc độ lan truyền tin tức, do đó không thể giả định được sự bắt đầu xứng và phi tuyến tính rõ ràng. Thứ hai, trong nhiều trường hợp, người chơi trong các thị trường này chính là họ một quá trình học hỏi, bằng cách thử và sai, về tin tức chính sách hoặc ab và những thay đổi khác diễn ra trong tổ chức các ước tính tham số đặc trưng của mạng nơ-ron, theo đó mệnh giá thị trường

dự báo và đưa ra quyết định, bản thân chúng là kết quả của một quá trình tìm kiếm học hỏi.

1.4 Kế hoạch của cuốn sách

Chương tiếp theo đặt ra câu hỏi: Mạng nơ-ron là gì sẽ giải quyết sự liên quan của “sự chỉ trích hộp đen” hướng lại các phương pháp ước lượng mạng và phi tuyến. Phần tiếp theo là cách chúng tôi ước tính các mạng như vậy, sau đó là cách chúng tôi đánh giá và kết quả ước tính mạng.

Các chương từ 2 đến 4 bao gồm lý thuyết cơ bản về các chương mạng nơ-ron, cho đến nay, là những chương kỹ thuật nhất của cuốn sách hướng đến những người quen thuộc với thống kê và tuyến tính cổ điển. Mục đích là để liên hệ những phát triển gần đây trong tài liệu tìm kiếm di truyền thần kinh và liên quan đến cách thức các nhà kinh tế lượng làm kinh doanh, đặc biệt là đối với phương pháp tự hồi quy tuyến tính. Tuy nhiên, trong các chương tiếp theo, chúng tôi bổ sung thêm các tập hợp dữ liệu để phát triển thêm các điểm kỹ thuật ở đây. càng ít

người đọc có định hướng có thể đọc lướt qua các chương này lúc đầu và sau đó quay lại với chúng như một tài liệu tham khảo chéo theo định kỳ, để tìm ra các quy trình thay thế được báo cáo với các chương ví dụ.

Các chương này tương phản việc thiết lập mạng thần kinh với mô hình tuyến tính tard. Mặc dù chúng tôi không giải thích chi tiết về các mô hình tự hồi quy tuyến tính ước tính khác nhau, vì các chủ đề này đã cũ. được đề cập trong nhiều sách giáo khoa về kinh tế lượng, có một t của quá trình ước lượng phi tuyến tính cho các mạng thần kinh. Chúng tôi cung cấp kiến thức cơ bản về thuật toán di truyền cũng như các phương pháp gần Newton quen thuộc hơn dựa trên tính toán đạo hàm bậc nhất và bậc nhất để ước tính các mô hình mạng thần kinh. tiến hóa tính toán liên quan đến việc ghép các phương pháp gradient phương pháp tìm kiếm di truyền toàn cầu.

rcs hoặc sasca ess chúng tôi sử dụng o evaue e thành công oa moe, w mô hình là mô hình tuyển tính tiêu chuẩn hoặc mạng nơ-ron phi tuyển. Xử lý các cách chúng ta cần để lọc, điều chỉnh hoặc xử lý trước dữ liệu trước khi ước tính và đánh giá. Rõ ràng từ chương này, người rõm hoặc điểm chuẩn của cuốn sách này là mô hình lũy tiến tuyển tính hoặc tuyển tính tiêu chuẩn. Xuyên suốt các chương, tiêu chí thành công của dự báo mạng được đo lường tương đối so với chế độ tuyển tính tiêu chuẩn

Chương thứ năm trình bày một số ứng dụng để đánh giá p nhiều mạng thay thế với dữ liệu nhân tạo để minh họa cho những gì được thực hiện trong ba chương trước. Lý do sử dụng nhân tạo là chúng ta có thể dễ dàng xác minh tính chính xác của mô hình mạng, lại đổi với các cách tiếp cận khác, nếu chúng ta biết mô hình thực sự tạo ra Chương này, trong một ví dụ, cho thấy dữ liệu nhân tạo đã tạo ra mô hình định giá quyền chọn Black-Scholes như thế nào, cũng như với nhiều quãng cáo hơn. công thức định giá tùy chọn, có thể được kết hợp chặt chẽ, ngoài mâu, bởi mạng ral. Do đó, mạng nơ-ron có thể được sử dụng để bổ sung cho các quyền chọn phức tạp hoặc các mô hình định giá phái sinh để đặt giá ban đầu cho các công cụ đó. Phần này thể hiện rất rõ ràng

độ chính xác hoặc khả năng dự đoán của mạng lưới thần kinh hoặc thuật toán di truyền

Sau khi áp dụng dữ liệu nhân tạo, trong Chương 6, chúng tôi áp dụng các phương pháp mạng cho các vấn đề dự báo thực tế: tại tập tin công nghiệp, số lượng ô tô là một hàm của chỉ số giá cũng như lãi suất công và thu nhập khả dụng; ở cấp độ tài chính, trước

chênh lệch trái phiếu doanh nghiệp (so với trái phiếu kho bạc Hoa Kỳ kỳ hạn 10 năm có chức năng về tỷ lệ vỡ nợ, tỷ giá hối đoái thực, chỉ số sản xuất công nghiệp-thị phần-thị phần và các chỉ số về kỳ vọng thị trường. Kỳ hạn thứ bảy xem xét dự báo lạm phát và giảm phát ở nền kinh tế vĩ mô với dữ liệu mẫu từ Hồng Kông và Nhật Bản.

dưới dạng các hàm của các đặc điểm được quan sát, sử dụng cả các biến liên tục phân loại và quen thuộc làm đầu vào. Chương 9 cho thấy sự hữu ích của các mạng thần kinh để chất lọc thông tin từ sự biến động của thị trường để có được ý nghĩa tổng thể về sự biến động của thị trường và với các thành phần p-pal phi tuyển tính, đồng thời đánh giá hiệu suất của phương pháp này liên quan đến phân tích thành phần chính tuyển tính.

Trong khi phân tích chuỗi thời gian, phân loại và thử nguyên màu dô được thực hiện dưới dạng các nhiệm vụ riêng biệt, thường thì chúng có thể hiệp đồng với nhau, ví dụ, việc giảm kích thước có thể được sử dụng để giảm số lượng các biến hồi quy trong một mô hình dự báo. Tương tự, các dự báo của một mô hình chuỗi, đại diện cho kỳ vọng về lạm phát hoặc tăng trưởng trong tương lai, là đầu vào tại bất kỳ thời điểm nào trong mô hình phân loại. Truyền chuỗi thời gian, phân loại và giảm kích thước rất hữu ích nếu nhiều vấn đề về thị trường tài chính.

w câu hỏi scusson, sự tái hiện o chương trình
ava trang web, và gợi ý cho các bài tập tiếp theo. Các chương trình đặc biệt dành cho cuốn sách này. Chắc chắn chúng không có nghĩa là mã lập trình hiệu quả. Luôn có sự đánh đổi minh bạch và hiệu quả trong việc viết mã lập trình. Mục đích đầu tiên của tôi khi viết các chương trình này là để làm cho các chương trình trở nên "trong suốt" t Người đọc được mời thay đổi, sửa đổi và thay đổi các chương trình này để chúng trở nên hiệu quả và minh bạch hơn cho chính họ. Các chương trình này yêu cầu hộp công cụ tối ưu hóa và thống kê. Chúng tôi cũng sử dụng hộp công cụ tương ứng cho một số bài tập.

Còn nhiều điều nữa có thể là một phần của cuốn sách này. Đặc biệt, tôi thảo luận về ước tính và dự báo với dữ liệu trong thời gian thực. Đây là trọng tâm chính của thị trường tài chính gần đây, đặc biệt là nền kinh tế tỷ giá hối đoái cấu trúc vi mô mới. O để bỏ qua việc sử dụng dữ liệu thời gian thực là nó thường chuyên nghiệp

Mặc dù các kết quả ước tính có thể được báo cáo trong nghiên cứu học thuật, nhưng các bộ, nếu không có sự sắp xếp đặc biệt, không thể cung cấp cho các nhà nghiên cứu để sao chép và nghiên cứu thêm. Trong nghiên cứu này, chúng tôi khuyến khích độc giả sử dụng cả bộ dữ liệu và MATLAB của cuốn sách này để nâng cao việc học của chính họ. Vì lý do này, các ví dụ quen thuộc của chúng tôi là cách tốt nhất để minh họa khả năng dự đoán đến từ việc khai thác các mạng nơ-ron bằng điện toán tiền hóa.

Tương tự như vậy, không có cuộc thảo luận nào về dự báo thị trường chứng khoán về tốc độ thay đổi của giá các tài sản khác hoặc tỷ giá hối đoái. Wh các nhà nghiên cứu đã cố gắng chỉ ra việc sử dụng có lợi chiến lược giao dịch trên dự báo ngoài mâu của mạng nơ-ron so với các chiến lược khác (1999)], phần thưởng lớn hơn của mạng nơ-ron trên thị trường tài chính từ dự báo biến động.

Quỹ kinh tế lượng

Mạng lưới thần kinh là gì?

2.1 Mô hình hồi quy tuyến tính

Cơ sở lý luận cho việc sử dụng mạng thần kinh là dự báo hoặc dự đoán một mục tiêu nhất định hoặc biến đầu ra y từ thông tin trên một tập hợp các quan sát biến đầu vào x . Trong chuỗi thời gian, tập hợp các biến đầu vào x có thể các biến trễ, các biến hiện tại của x và các giá trị trễ của dự báo, chúng ta thường bắt đầu với mô hình hồi quy tuyến tính, cho phương trình sau:

$$yt = \beta_k x_k + t + \epsilon$$

$$\epsilon \sim N(0, \sigma^2)$$

biến ở đâu t là một số hạng nhiễu loạn ngẫu nhiên, thường được giả định là có phân phối chuẩn với trung bình bằng 0 và phương sai không đổi σ^2 , và biểu thị các tham số cần ước lượng. Tập hợp các пара ước tính được ký hiệu là $\{\beta_k\}$, trong khi tập hợp các dự báo của y do mô hình tạo ra, tập hợp hệ số $\{\beta_k\}$ được ký hiệu là $\{yt\}$. Mục tiêu là chọn $\{\beta\}$ giảm thiểu tổng bình phương sự khác biệt giữa các quan sát thực tế và các quan sát được dự đoán bởi mô hình tuyến tính, y .

Trong chuỗi thời gian, các biến đầu vào và đầu ra, $[yx]$, có phụ t , biểu thị ngày quan sát cụ thể, với người quan sát sớm nhất

ey o meos or esmang e parameer sek , uner av Alternative giả định về sự phân bố của nhiễu loạn về tính không đổi của phương sai của nó, σ^2 , cũng như về sự xác định của phân phối của các biến đầu vào xk đối với dis hạn, t.

Mục tiêu của quá trình ước lượng là tìm một tập hợp mô hình hồi quy tham số, được cung cấp bởi $\{\beta_k\}$, để giảm thiểu Ψ , được định nghĩa là chênh lệch bình phương hoặc phần dư, giữa biến y được quan sát hoặc mục tiêu y và biến y do mô hình tạo ra, trên tất cả các ám ảnh Bài toán ước lượng được đặt ra như sau:

$$\frac{\text{tối }\partial\Psi}{b} = \sum_{t=1}^T (yt - \hat{yt})^2$$

$$st\ yt = \beta_k x_k t + t$$

$$yt = \beta_k x_k t$$

$$t \sim N(0, \sigma^2)$$

Một mô hình tuyến tính thường được sử dụng để dự báo là autor người mẫu:

$$yt = \sum_{i=1}^k \beta_i x_i + \sum_{j=1}^l \gamma_j x_j t + t$$

trong đó có k biến x độc lập, với hệ số γ_j cho và độ trễ k cho biến phụ thuộc y , tất nhiên với $k+l$ par $\{\beta\}$ và $\{\gamma\}$, để ước tính. Do đó, cấu trúc trễ càng dài, số lượng tham số cần ước tính càng nhiều và mức độ của các ước tính hồi quy tổng thể càng nhỏ.2

Tất nhiên, số lượng biến đầu ra có thể nhiều hơn trong mô hình tuyến tính chuẩn, người ta có thể ước tính và dự báo eac biến y_j , $j = 1, \dots, J$ với một chuỗi đầu ra mo j tuyến tính độc lập J hoặc các biến phụ thuộc, chúng tôi ước tính tham số $(J+k)$

1Trong phân tích cắt ngang, chỉ số phụ của $[yx]$ có thể được biểu thị bằng chữ i để cập đến các cá nhân, hộ gia đình cụ thể hoặc tổ chức kinh tế khác được kiểm tra. Trong phân tích cắt ngang, thứ tự của các quan sát với các quan sát cụ thể không quan trọng.

2Trong mô hình chuỗi thời gian, mô hình này được gọi là mô hình ARX tuyến tính, s là các thành phần tự hồi quy, được đưa ra bởi các biến y bị trễ, cũng như các biến ex.

hay song e esmaon proem, wc mmzes e sum o sq
 sự khác biệt giữa y và y. Phương pháp giải pháp được gọi là tuyến tính r sion.
 Nó có ưu điểm là rất nhanh. Đối với foreca ngắn hạn
 mô hình tuyến tính là một điểm khởi đầu hợp lý, hoặc điểm chuẩn, vì trên thị
 trường, người ta chỉ quan sát thấy những thay đổi đổi xứng nhỏ trong biến được
 dự đoán xung quanh một xu hướng dài hạn. Tuy nhiên, phương pháp này có thể
 không đặc biệt chính xác đối với các thị trường tài chính biến động. có thể có k
 các quá trình trong dữ liệu. Giá tài sản tăng chậm sau sự sụp đổ đột ngột, được
 gọi là bong bóng, khá phổ biến. Do đó, mô hình có thể không nắm bắt hoặc dự
 báo tốt các bước ngoặt sắc nét, vì lý do này, chúng tôi chuyển sang các kỹ
 thuật dự báo phi tuyến tính.

2.2 Mô hình phi tuyến GARCH

Rõ ràng là có nhiều dạng hàm phi tuyến để sử dụng thay thế cho mô hình tuyến
 tính. Nhiều mô hình phi tuyến có gắng ca
 các quá trình phi tuyến thực hoặc cơ bản thông qua các xác nhận tham số với các
 dạng hàm phi tuyến cụ thể. Một ví dụ phổ biến về cách tiếp cận là mô hình GARCH-
 In-Mean hoặc GARCH-M.3 Trong phần phụ lục này
 phương sai của thuật ngữ nhiều ảnh hưởng trực tiếp đến giá trị trung bình của
 biến dent và phát triển theo thời gian như một hàm của quá khứ của chính nó
 và sai số dự đoán bình phương trong quá khứ. Vì lý do này, thời gian-va
 phương sai được gọi là phương sai có điều kiện. Các phương trình sau
 một mô hình GARCH-M tham số diễn hình:

$$\sigma^2_t = \delta_0 + \delta_1 \sigma^2_{t-1} + \delta_2 t^{-1}$$

$$t = \varphi(\theta, \sigma^2_{t-1})$$

$$yt = a + \beta t + t$$

trong đó y là tỷ suất lợi nhuận của một tài sản, a là tỷ suất lợi nhuận kỳ
 vọng và là số lượng xáo trộn có phân phối chuẩn, với mea và phương sai có điều
 kiện σ^2_t , được cho bởi $\varphi(\theta, \sigma^2_{t-1})$. Tham số β repr
 phần bù rủi ro ảnh hưởng đến lợi nhuận của tài sản, trong khi các tham số và
 δ_2 xác định sự phát triển của phương sai có điều kiện. rủi ro trước
 phản ánh thực tế là các nhà đầu tư đòi hỏi lợi nhuận cao hơn để có được lợi nhuận cao hơn
 trên thị trường. Do đó, chúng tôi mong đợi $\beta > 0$.

3GARCH là viết tắt của heteroskedasticity có điều kiện tự hồi qui tổng quát được giới
 thiệu bởi Bollerslev (1986, 1987) và Engle (1982). Engle đã nhận được Giải thưởng năm
 2003 cho công việc của mình trên mô hình này.

conon σ_0 MỘT vì chúng ta là e esmaes hoặc α , β , δ_0 , δ_1 , an θ , phương sai có điều kiện được đưa ra, cú sốc ngẫu nhiên được vẽ theo phân phối chuẩn và lợi tức tài sản được xác định đầy đủ theo giá trị trung bình của chính nó, cú sốc ngẫu nhiên và hiệu ứng phí bảo hiểm rủi ro bởi $\beta\sigma_t$.

Do phân phối của cú sốc là bình thường, nên chúng ta có thể sử dụng ước lượng khả năng để đưa ra các ước tính cho α , β , δ_0 , δ_1 , Hàm khả năng L là hàm xác suất chung cho y_t $t = 1, \dots, T$. Đôi với các mẫu GARCH-M, hàm khả năng có dạng sau:

$$L_t = \frac{(y_t - \hat{y}_t)^2}{2\sigma_t^2}$$

$$\hat{y}_t = \alpha + \beta y_{t-1}$$

$$\sigma_t^2 = \delta_0 + \delta_1 y_{t-1}^2 + \delta_2 t^{-1}$$

trong đó các ký hiệu α , β , δ_0 , δ_1 và δ_2 là ước lượng của u tham số và Π là toán tử nhân, $\Pi^{i=1} x_i = x_1 \cdot \dots \cdot x_i$.
phương pháp thông thường để lấy các ước tính tham số cực đại hóa logarit của hàm khả năng hoặc hàm log-likelihood cho toàn bộ mẫu T , từ $t = 1$ đến $t = T$, đối với các ước tính hệ số, chủ đề đến giới hạn mà phương sai i lớn hơn 0, với điều kiện ban đầu σ_0^2

$$\ln(L_t) = -.5 \ln(2\pi) -.5 \ln(\sigma_t^2) -.5 (y_t - \hat{y}_t)^2 / \sigma_t^2$$

$$\ln(L_t) = -.5 \ln(2\pi) -.5 \ln(\sigma_t^2) -.5 (y_t - \hat{y}_t)^2 / \sigma_t^2$$

$$\text{s.t. } \sigma_t^2 > 0, t = 1, 2, \dots, T$$

Điểm hấp dẫn của phương pháp GARCH-M là nó ghim chặt tính chất phi tuyến tính trong quy trình. Phương sai có điều kiện là sự biến đổi của các giá trị trong quá khứ, giống như phương sai

4. Lấy tổng logarit của hàm khả năng tạo ra các ước tính giống như lấy tích của hàm khả năng, trên sam $t = 1, 2, \dots, T$.

o Sử dụng phương sai conona như một điều kiện tiên quyết có thể xảy ra là phương sai có điều kiện thể hiện một rủi ro đã được hiểu rõ làm tăng tỷ suất sinh lợi yêu cầu khi chúng ta dự báo động lực của tài sản.

Một trong những nhược điểm chính của phương pháp GARCH-M là việc thu nhỏ các hàm log-likelihood thường rất khó thực hiện.

Cụ thể, nếu chúng ta quan tâm đến việc đánh giá ý nghĩa thống kê của các ước lượng hệ số, α , β , δ_0 , δ_1 và δ_2 , chúng ta có thể thấy khó đạt được các ước tính về khoảng tin cậy. Tất cả những khó khăn phổ biến này đối với các phương pháp xác suất tối đa đối với ước tính tham số.

Cách tiếp cận tham số GARCH-M đối với đặc điểm kỹ thuật của phi do đó, các quy trình bị hạn chế: chúng tôi có một bộ tham số cụ thể để ước tính, có ý nghĩa, cách diễn giải và mục tiêu được xác định rõ. Chúng tôi thậm chí biết cách ước tính các tham số, ngay cả khi có khó khăn. Tin tốt của các mô hình GARCH-M là chúng nắm bắt được hiện tượng quan sát được trong chuỗi thời gian tài chính, đó là các khoảng thời gian được theo sau bởi sự biến động cao và các giai đoạn biến động thấp được theo sau bởi các giai đoạn tương tự.

Tuy nhiên, hạn chế của phương pháp GARCH-M cũng nằm ở mặt sau của nó: chúng tôi bị giới hạn ở một bộ tham số được xác định rõ, phân phối, dạng hàm phi tuyến cụ thể và ước lượng m. Điều đó không phải lúc nào cũng hội tụ với các ước tính tham số khiêm. Với các mô hình phi tuyến tính cụ thể, do đó chúng ta thiếu tính linh hoạt để các quá trình phi tuyến thay thế.

2.2.1 Xấp xỉ đa thức

Với mạng nơ-ron và các phương pháp xấp xỉ khác, chúng ta xấp xỉ một quá trình phi tuyến chưa biết với el bán tham số ít hạn chế hơn. Với mô hình đa thức hay mạng nơ-ron, hàm cho trước nhưng bậc của đa thức hay số nơ-ron thì không. Do đó, các tham số không bị giới hạn về số lượng, cũng như không có cách diễn giải đơn giản như các tham số trong các mẫu GARCH-M. Vì lý do này, chúng tôi gọi các mô hình này là tham số. Trong khi các mô hình GARCH và GARCH-M là mô hình kinh tế lượng tài chính phi tuyến phổ biến hiện nay, chúng tôi sẽ trình bày trong Chương 3 mức độ hiệu quả của

mạng thần kinh đơn giản xấp xỉ một chuỗi thời gian được tạo ra mô hình GARCH-M đã hiệu chỉnh.

Phương pháp xấp xỉ được sử dụng phổ biến nhất là polyn sự bành trướng. Từ Định lý Weierstrass, khai triển đa thức a một tập hợp các đầu vào x với công suất P lớn hơn dần dần có khả năng khớp với một mức độ chính xác nhất định bất kỳ fu chưa biết nhưng liên tục.

trên o ree varaes, x1t, x2t, x3t, was gs unnown u assu
một hàm liên tục của các đối số x1, x2, x3. Xấp xỉ trở thành:

$$yt = \beta_0 + \beta_1x_1t + \beta_2x_2t + \beta_3x_3t + \beta_4x_2 - 1t + \beta_5x_2 2t + \beta_6x_2 3t + \beta_7x$$

$$+ \beta_8x_2tx_3t + \beta_9x_1tx_3t$$

Lưu ý rằng xấp xỉ đa thức bậc hai với th
ments hoặc dimensions có ba số hạng chéo, với các hệ số $\{\beta_7, \beta_8, \beta_9\}$
và yêu cầu mười tham số. Đối với một mô hình của một số ar
số lượng tham số tăng theo cấp số nhân với mức độ mở rộng của hệ thống.
Hiện tượng này được gọi là lời nguyền của dimen
trong xấp xỉ phi tuyến. Cái giá mà chúng ta phải trả cho một i
mức độ chính xác là số lượng tham số ngày càng tăng đối với esti, do
đó số lượng bậc tự do giảm dần đối với s cơ bản
ước lượng.

2.2.2 Đa thức trực giao

Judd (1999) thảo luận về một lớp rộng hơn của các đa thức trực giao xấp
xỉ đa thức. Không giống như đa thức diễn hình dựa ra biến x lũy
thừa bậc cao hơn, các lớp đa thức này trên sin, cosin hoặc các phép
biến đổi hàm mũ thay thế của x. Chúng đã được chứng minh là các xấp xỉ
hiệu quả hơn so với đa thức t.

Trước khi sử dụng các đa thức trực giao này, chúng ta phải t
ắt cả các biến $[y, x]$ vào khoảng $[-1, 1]$. Đối với bất kỳ phép biến
đổi variab nào thành một biến x được cho bởi công thức sau:

$$x = \frac{\text{tối thiểu}(x) + \text{tối đa}(x)}{\text{tối đa}(x) - \text{tối thiểu}(x)}$$

$$= \frac{\text{max}(x) - \text{min}(x)}{\text{tối đa}(x) - \text{tối thiểu}(x)}$$

Các công thức chính xác cho các đa thức trực giao này rất phức tạp
Judd (1998), p. 204, Bảng 6.3]. Tuy nhiên, những đa thức này
có thể được biểu diễn khá dễ dàng theo cách đệ quy. các Tch

5Xem Miller, Sutton, và Werbos (1990), tr. 118.

$$T_0(x) = 1$$

$$T_1(x) = x$$

$$T_{i+1}(x) = 2x T_i(x) - T_{i-1}(x)$$

Khai triển Hermite $H(x)$ được cho bởi đẳng thức đệ quy sau

$$H_0(x) = 1$$

$$H_1(x) = 2x$$

$$H_{i+1}(x) = 2x H_i(x) - 2i H_{i-1}(x)$$

Khai triển Legendre $L(x)$ có dạng sau:

$$L_0(x) = 1$$

$$L_1(x) = x$$

$$L_{i+1}(x) = \frac{2i + 1}{t_{i+1}} L_i(x) - L_{i-1}(x)$$

Cuối cùng, khai triển Laguerre $LG(x)$ được biểu diễn như sau:

$$LG_0(x) = 1$$

$$LG_1(x) = x$$

$$LG_i(x) = \frac{2i + 1}{t_{i+1}} \overline{x}^{i+1} LG_i(x) - LG_{i-1}(x)$$

Sau khi thu được các khai triển đa thức này cho một biến đã cho, chúng ta chỉ cần tính gần đúng y bằng hồi quy tuyến tính. cho hai biến $[x_1, x_2]$ với khai triển P1 và P2 tương ứng, phép tính gần đúng theo biểu thức sau:

$$y_t = \frac{\beta_{ij} T_i(x_1 t) T_j(x_2 t)}{\sum_{j=1}^{t_{i+1}} \beta_{ij}}$$

Đã có một cuộc tranh cãi lâu dài về cách viết đúng chính tả của trang đầu tiên. Judd đề cập đến đa thức Tchebycheff, trong khi Heer và Maussner viết về đa thức Chebyshev.

$$y = \frac{(y + 1)[\max(y) - \min(y)]}{2} + \text{phút}(y)$$

Mạng là một thay thế cho tuyến tính tham số, G các mô hình và cách tiếp cận đa thức bán tham số cho hệ phi tuyến xấp xỉ. Lý do chúng tôi chuyển sang mạng lưới thần kinh rất đơn giản. Mục tiêu là tìm ra một cách tiếp cận hoặc phương pháp sao cho dữ liệu tốt được tạo bởi các quy trình thường không xác định và có tính phi tuyến tính cao xử lý càng ít tham số càng tốt, đồng thời dễ dàng hơn để ước tính các mô hình phi tuyến số liệu. Các chương thành công cho thấy rằng phương pháp thần kinh thực hiện điều này tốt hơn - về độ chính xác và chi tiết - phương pháp tuyến tính. Mạng chính xác như các ứng dụng đa thức với ít tham số hơn hoặc chính xác hơn với cùng n tham số. Nó cũng ít hạn chế hơn nhiều so với GARCH-M

2.3 Loại mô hình

Để định vị mô hình mạng thần kinh giữa các loại mô hình khác nhau, hãy phân biệt giữa mô hình tham số và bán tham số, mô hình có và không có giải pháp dạng đóng. Các loại hình a Bảng 2.1.

Cả hai mô hình tuyến tính và đa thức đều có nghiệm dạng đóng của các hệ số hồi quy. Ví dụ, trong dòng $y = x\beta$, được viết dưới dạng ma trận, ước lượng bình phương nhỏ nhất thông thường diễn hình được cho bởi $\beta = (x' x)^{-1}x'y$. Vectơ hệ số β là hàm tuyến tính của các biến $[yx]$. Không có vấn đề về lừa đảo hoặc nhiều nghiệm: khi biết tập biến $[yx]$, ta ước lượng vectơ hệ số, β . Đối với một mô hình đa thức, biến phụ thuộc y là một hàm lũy thừa cao hơn của x , vectơ hệ số được tính theo cách tương tự như OLS.ply xác định lại các biến giải thích dưới dạng ma trận z , đại diện cho po

BẢNG 2.1. Loại mô hình

Giải pháp dạng đóng	Tham số	bán tham số
Đúng	tuyến tính	đa thức
Không	GARCH-M	mạng lưới thần kinh

vecto as = z z z y.

Cả mô hình GARCH-M và mạng thần kinh đều được kiểm tra các mô hình không có nghiệm dạng đóng cho hệ số của mô hình tương ứng. Chúng tôi thảo luận về nhiều phương pháp cho obt giải pháp cho vectơ hệ số cho các mô hình này trong giây sau Ngoài ra, điều rõ ràng từ Bảng 2.1 là chúng ta có sự phân biệt rõ ràng giữa các mô hình mạng nơ-ron và tuyến tính. Mô hình tuyến tính có thể gần đúng không chính xác với thế giới thực, nhưng nó đưa ra các giải pháp chính xác, rất dễ dàng. Mạng lưới thần kinh có thể là một xấp xỉ chính xác hơn nắm bắt hành vi phi tuyến tính, nhưng nó không có chính xác, dễ thực hiện các giải pháp. Nếu không có giải pháp dạng đóng, chúng tôi phải sử dụng khoảng các giải pháp. Trên thực tế, như Michalewicz và Fogel (2002) đã chỉ ra, bài viết này phản ánh những khó khăn trong việc giải quyết vấn đề nói chung. thật khó để giải pháp tốt cho các vấn đề quan trọng, bởi vì chúng ta phải ước lượng mô hình không chính xác (chẳng hạn như mô hình tuyến tính) có giải pháp hoặc chúng ta phải sử dụng giải pháp gần đúng để có hiệu quả hơn. xấp xỉ mô hình phức tạp [Michalewicz và Fogel (2002), tr. 19].

2.4 Mạng nơ-ron là gì?

Giống như các phương pháp xấp xỉ tuyến tính và đa thức, một ne liên kết một tập hợp các biến đầu vào $\{x_i\}$, $i = 1, \dots, k$, với một tập hợp một hoặc các biến đầu ra, $\{y_j\}$, $j = 1, \dots, k$. Sự khác biệt giữa mạng và các phương pháp gần đúng khác là mạng nơ-ron sử dụng một hoặc nhiều lớp ẩn, trong đó biến đầu vào được nén hoặc biến đổi bởi một chức năng đặc biệt, được gọi là phép biến đổi logistic hoặc sigmoid. Trong khi cách tiếp cận lớp ẩn này có vẻ esoteric nó đại diện cho một cách rất hiệu quả để mô hình quá trình thống kê phi tuyến tính

2.4.1 Mạng chuyển tiếp

Hình 2.1 minh họa kiến trúc trên một mạng nơ-ron với một h lớp chứa hai nơ-ron, ba biến đầu vào $\{x_i\}$, $i = 1, 2, 3$ một đầu ra y.

Chúng tôi thấy xử lý song song. Ngoài các hệ thống tuyến tính chính thức xử lý tuần tự, trong đó chỉ các đầu vào được quan sát mới được sử dụng để xác định trước đầu ra được quan sát bằng cách tính trọng số cho các nơ-ron đầu vào, hai nơ-ron trong lớp thứ 3 xử lý các đầu vào theo kiểu song song để cải thiện kết quả dự đoán Các đầu nối giữa các biến đầu vào, thường được gọi là đầu vào ne và các tế bào thần kinh trong lớp ẩn, cũng như các đầu nối được các nơ-ron lớp ẩn và biến đầu ra, hoặc nơ-ron đầu ra

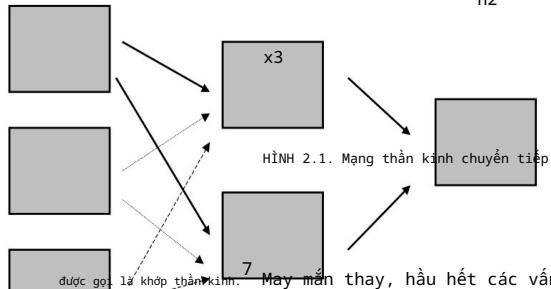
x1

n1

y

x2

n2



HÌNH 2.1. Mạng thần kinh chuyển tiếp

được gọi là khớp thần kinh.
May mắn thay, hầu hết các vấn đề mà chúng ta giải quyết đều không có một số lượng lớn tế bào thần kinh tham gia xử lý song song, do đó, lợi thế xử lý, áp dụng cho cách bộ não hoạt động với số lượng lớn tế bào thần kinh, không phải là vấn đề chính.

Mạng feedforward hoặc multiperceptron một lớp này với lớp ден là mạng thần kinh cơ bản và thường được sử dụng nhất trong các ứng dụng tài chính. Tổng quát hơn, mạng đại diện cho bộ não con người xử lý dữ liệu cảm giác đầu vào, được nhận dưới dạng đầu vào để nhận dạng như một nơ-ron đầu ra. Khi bộ não phát triển, nhiều tế bào thần kinh được kết nối với nhau bằng nhiều khớp thần kinh hơn, và các tế bào thần kinh khác nhau, hoạt động theo kiểu song song, ngày càng nhiều lớp, được kết hợp bởi các khớp thần kinh để tạo ra phản ứng nhiều sắc thái hơn.

Tất nhiên, dữ liệu cảm giác đầu vào rất đơn giản, chẳng hạn như hơi nóng hoặc hơi lạnh, không cần phải xử lý bởi rất nhiều tế bào thần kinh trong các lớp ẩn để tạo ra sự nhận biết hoặc hiểu biết rằng đã đến lúc tăng nhiệt hoặc bắt đầu hòa. Nhưng khi trải nghiệm, dữ liệu giác quan trở nên phức tạp hoặc đa dạng hơn, các nơ-ron ẩn được kích hoạt nhiều hơn, và sự sáng suốt cũng như quyết định là kết quả của việc kết hợp các tín hiệu đúng đắn từ nhiều nơ-ron, có lẽ trong nhiều nơ-ron ẩn.

Một ứng dụng thường được sử dụng của loại mạng này là diễn hình trong ngôn ngữ học thần kinh, trong đó các chữ cái viết tay của alp được giải mã hoặc diễn giải bởi các mạng để máy dịch. Hò

7Tất nhiên, mô hình tuyến tính là một trường hợp đặc biệt của trường hợp mạng feedforward, một nơ-ron trong lớp ẩn là một hàm kích hoạt tuyến tính đối với một lớp đầu ra với trọng số trên đơn vị.

chúng ta thường coi các biến tiềm ẩn, chẳng hạn như kỳ vọng, là những lực lượng quan trọng trong thị trường và toàn bộ nền kinh tế. Keynes thường nhắc đến "tinh thần động vật" của các nhà đầu tư trong thời kỳ bùng nổ và phá sản, thường ám chỉ thị trường tăng giá (lạc quan) hoặc giảm giá (bi quan). W thường có thể thu được dữ liệu khảo sát về kỳ vọng ở tốc độ thường xuyên, dữ liệu khảo sát như vậy có độ trễ về thời gian. Ngoài ra còn có pr rằng cách người trả lời trả lời trong các cuộc khảo sát có thể không phải lúc nào cũng phản ánh mong đợi của họ.

Trong bối cảnh này, ý nghĩa của lớp ẩn của quá trình xử lý dữ liệu đầu vào cảm giác hoặc quan sát được kết nối khác nhau rất đơn giản. Giá trị hiện tại và trễ của lãi suất, thay đổi tỷ giá hối đoái trong GDP và các loại tin tức kinh tế và tài chính khác ảnh hưởng đến sự phát triển của nền kinh tế theo cách ảnh hưởng đến trái phiếu.

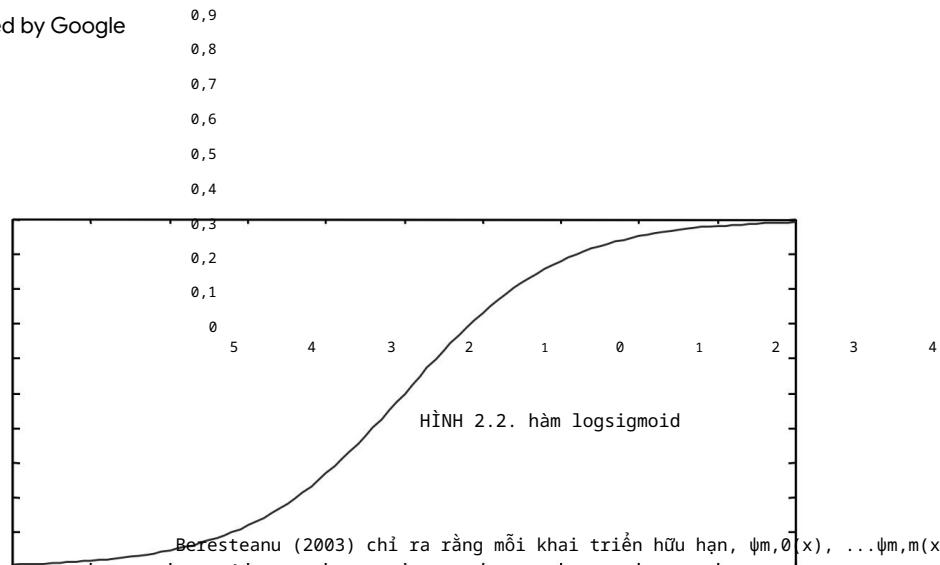
kỳ vọng chủ quan của những người tham gia vào các cuộc điều tra kinh tế và tài chính. Những kỳ vọng chủ quan này được hình thành bởi con người, sử dụng bộ não, nơi lưu trữ những ký ức đến từ kinh nghiệm, giáo dục, cu và các mô hình khác. Tất cả các tế bào thần kinh được kết nối với nhau này tạo ra các ngoại lệ hoặc dự báo dẫn đến các phản ứng và quyết định trên thị trường, khi mọi người tăng hoặc giảm giá, mua hoặc bán và hành động tăng giá hoặc giảm giá. Về cơ bản, các hành động đến từ các dự báo dựa trên quá trình song song các nơ-ron liên kết với nhau.

Việc sử dụng mạng thần kinh để mô hình hóa quá trình ra quyết định dựa trên nguyên tắc phân tách chức năng, mà Rusti Dickhaut, Ghirardato, Smith và Pardo (2002) định nghĩa rằng tất cả các chức năng của bộ não được thực hiện bởi toàn bộ bộ não" [Rusti et al. (2002), tr. 3]. Nguyên lý thứ hai, được gọi là nguyên lý hàm tích hợp, nói rằng "các mạng lưới vùng khác nhau (của não) được tạo ra cho các chức năng khác nhau, với sự chồng chéo lên các vùng được sử dụng trong mạng" [Rustichini et al. (2002), tr. 3].

Sử dụng dữ liệu thực nghiệm và hình ảnh não bộ, Rusti Dickhaut, Ghirardato, Smith và Pardo (2002) đưa ra bằng chứng cho thấy chủ thể đưa ra quyết định dựa trên các phép tính gần đúng, đặc biệt khi hành động với thời gian đáp ứng ngắn. Họ tranh luận về sự tồn tại của một "sp ization để xử lý các đại lượng số gần đúng" [Rustichini (2002), p. 16].

Trong một khung thống kê tổng quát hơn, mạng nơ-ron xấp xỉ là một ước lượng sòng. Trong trường hợp đơn biến, với một đầu vào x , một hàm mô phỏng áp của thứ tự m , ψ_m , dựa trên các khoảng trống xấp xỉ trình tự không lồng nhau:

$$\Psi_m = [\psi_m, \theta(x), \psi_m, 1(x), \dots, \psi_m, m(x)]$$



Beresteanu (2003) chỉ ra rằng mỗi khai triển hữu hạn, $\psi_m(\theta_0 + \dots + \theta_m x)$, có thể dựa trên một tập f khác nhau.

[Beresteanu (2003), tr. 9]. Vậy giờ chúng ta thảo luận về các dạng chức năng phổ biến nhất trong tài liệu về mạng thần kinh.

2.4.2 Hàm Squasher

Các nơ-ron xử lý dữ liệu đầu vào theo hai cách: đầu tiên bằng cách kết hợp dữ liệu đầu vào cho tai và sau đó bằng cách “bóp” các kết hợp thông qua hàm logsigmoid. Hình 2.2 minh họa hoạt động của hàm kích hoạt logistic hoặc logsigmoid điển hình được gọi là hàm nén, trên một chuỗi từ -5 đến đầu vào do đó được biến đổi bởi bộ nén trước khi tác động truyền lên đầu ra.

Sự hấp dẫn của hàm biến đổi logsigmoid xuất phát từ hành vi, đặc trưng cho nhiều loại phản ứng kinh tế đối với các biến số cơ bản. Ví dụ, nếu lãi suất đã hoặc đang ở mức rất cao, thì những thay đổi nhỏ trong lãi suất này sẽ có rất ít ảnh hưởng đến hành vi mua ô tô hoặc hàng tiêu dùng lâu bền khác. Cho dù phạm vi quan trọng giữa hai thái cực này là bao nhiêu, thì những thay đổi nhỏ cũng có thể báo hiệu những chuyển động đi lên hoặc đi xuống và do đó tạo ra một tác động tích cực đến nhu cầu ô tô.

Hơn nữa, hình dạng của hàm logsigmoid phản ánh hành vi học tập. Thường được sử dụng để mô tả đặc điểm của việc học thông qua thực hành, tốc độ này ngày càng trở nên dốc cho đến một điểm uốn nào đó. Có chức năng trở nên ngày càng phẳng và độ dốc của nó di chuyển theo cấp số nhân

dêm trước, người tiêu dùng wuge e proay oa sarp upc hoặc o về lāi suất dựa trên gói tài trợ hiện đang được quảng cáo Càng có nhiều kinh nghiệm, ở một mức độ nào đó, họ càng hiểu rõ tín hiệu này là thời điểm để tận dụng lợi thế của dòng điện trong tỷ lệ, hoặc thời gian để trì hoãn việc mua hàng. Các kết quả khác biệt rõ rệt so với những kết quả có kinh nghiệm ở các điểm khác về lāi suất lịch sử thời gian. Do đó, hàm logsigmoid phi tuyến tính ghi lại phản hồi cũ đặc trưng cho tính hợp lý có giới hạn hoặc quá trình học hỏi để hình thành các kỳ vọng.

Kuan và White (1994) mô tả tính năng ngưỡng này là đặc tính cơ bản của phản ứng phi tuyến trong mạng nơ ron đối với Họ mô tả nó là “xu hướng của một số loại té bào thần kinh nhất định bắt đầu hoạt động ở mức độ khiêm tốn của hoạt động đầu vào và chỉ hoạt động khi hoạt động đầu vào vượt qua một ngưỡng nhất định, trong khi vượt quá ngưỡng này, inc trong hoạt động đầu vào ít ảnh hưởng hơn nữa” [Kuan và White (1994),

Các phương trình sau mô tả mạng này:

$$n_{k,t} = w_{k,0} + \sum_{i=1}^{n_k} w_{k,i} x_{i,t}$$

$$N_{k,t} = L(n_{k,t})$$

$$= \frac{1}{1 + e^{-n_{k,t}}}$$

$$y_t = y_0 + \sum_{k=1}^K y_k N_{k,t}$$

trong đó $L(n_{k,t})$ đại diện cho hàm kích hoạt logsigmoid với các biến đầu vào $\frac{1}{1+e^{-n_{k,t}}}$. Trong hệ thống này có tôi $\{x_i\}$ và k nơ ron. Sự kết hợp tuyến tính của các biến đầu vào này được quan sát tại t_i $\{x_i, t\}$, $i = 1, \dots, i$, với vectơ hệ số hoặc tập hợp các trọng số đầu vào $i = 1, \dots, i$, cũng như thuật ngữ không đổi, $w_{k,0}$, tạo thành biến Biến này bị hàm logistic nén lại và trở thành một

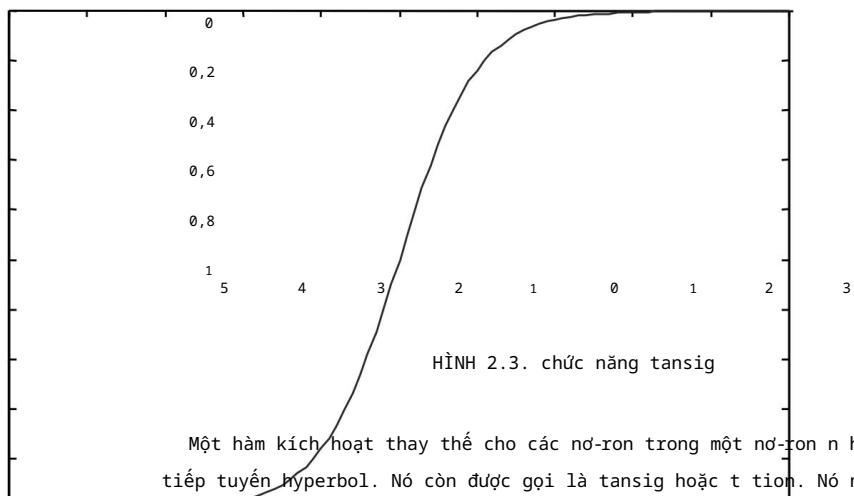
$N_{k,t}$ tại thời điểm hoặc quan sát t . Tập hợp k nơ ron tại thời điểm hoặc chỉ số đổi tương ứng t được kết hợp theo cách tuyến tính với vectơ hệ số $k = 1, \dots, K$, và được lấy với số hạng không đổi y_0 , để tạo thành forecast tại thời điểm t . Mạng feedforward kết hợp với logsigmoid acti các chức năng còn được gọi là nhận thức nhiều lớp hoặc mạng MLP, công cụ cơ bản của phương pháp dự báo mạng thần kinh, trong đó các nhà nghiên cứu thường bắt đầu với mạng này như là đại diện đầu tiên mạng thay thế cho mô hình dự báo tuyến tính.

0,8

0,6

0,4

0,2



Một hàm kích hoạt thay thế cho các nơ-ron trong một nơ-ron n hàm tiếp tuyến hyperbol. Nó còn được gọi là tansig hoặc sigmoid. Nó nén tất cả kết hợp tuyến tính của các đầu vào trong $[-1, 1]$, thay vì $[0, 1]$ trong hàm logsigmoid. Hình 2.3 s hành vi của chức năng thay thế này.

Biểu diễn toán học của mạng feedforward
chức năng kích hoạt tansig được đưa ra bởi hệ thống sau:

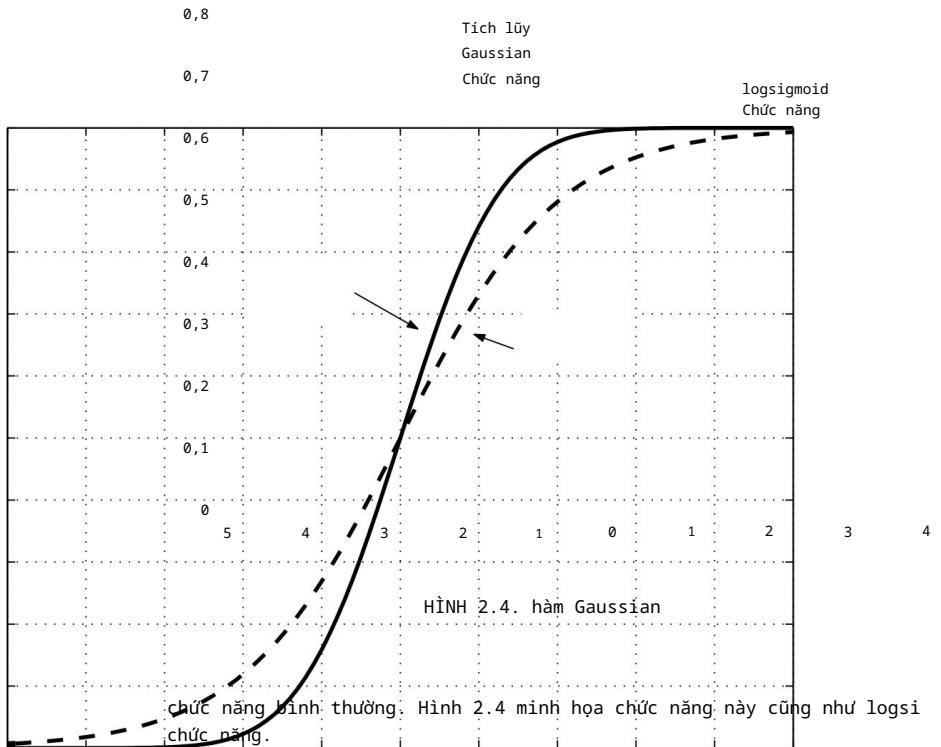
$$n_k(t) = w_{k,0} + \sum_{i=1}^m w_{k,i} x_i(t)$$

$$N_k(t) = T(n_k(t))$$

$$= \frac{e^{n_k(t)}}{e^{n_k(t)} + e^{-n_k(t)}}$$

$$y_t = y_0 + \sum_{k=1}^K y_k N_k(t)$$

trong đó $T(n_k(t))$ là hàm kích hoạt tansig cho nơ-ron đầu vào
Một hàm kích hoạt thường được sử dụng khác là hàm Gaussian tích lũy, thường được biết đến trong thống kê.



Hàm Gaussian không có phân phối rộng như hàm sigmoid, ở chỗ nó hiển thị ít hoặc không có phản hồi khi nhận các giá trị cực đại (dưới -2 hoặc trên +2 trong trường hợp này), trong khi logsigmoid hiển thị một số phản hồi. Hơn nữa, trong phạm vi chẵng hạn như [-2, 0] và [0, 2], độ dốc của Gaussian tích lũy dốc hơn nhiều. Biểu diễn toán học của feedforward mạng với các chức năng kích hoạt Gaussian được đưa ra bởi formula:

$$n_k, t = w_k, 0 + \dots + w_k, i x_i, t$$

tối = 1

$$N_k, t = \Phi(n_k, t)$$

$$= \int_{-\infty}^{k, t} \frac{1}{2\pi} e^{-\frac{1}{2} n^2} dk, t$$

trong đó $\Phi(nk, t)$ là hàm Gauss tích lũy tiêu chuẩn.⁸

2.4.3 Hàm cơ sở xuyên tâm

Mạng chức năng mạng cơ sở hướng tâm (RBF) sử dụng cơ sở t hoặc hàm mật độ Gaussian làm chức năng kích hoạt, nhưng cấu trúc của mạng khác với mạng chuyển tiếp hoặc mạng MLP đã được thảo luận cho đến nay. Nơron đầu vào có thể là một biến hồi quy kết hợp tuyến tính, như trong các mạng khác, nhưng chỉ có một sig đầu vào, một bộ hệ số của các biến đầu vào x. Tín hiệu từ lớp t là giống nhau đối với tất cả các nơ-ron, do đó, các nơ-ron này là các phép biến đổi Gaussian, xung quanh k phương tiện khác nhau, của các tín hiệu đầu vào. Do đó, các tín hiệu t có các tâm khác nhau đối với các cơ sở xuyên tâm hoặc phân bố chuẩn.

Các phép biến đổi Gaussian khác nhau được kết hợp trong một fa tuyến tính dự báo đầu ra.

Hệ thống sau đây mô tả một mạng cơ sở xuyên tâm:

$$\begin{aligned} & \text{t} \\ & \text{tối ở } \quad (yt \quad yt)^2 \\ & \langle w, \mu, \gamma \rangle \quad t=0 \end{aligned}$$

$$nt = w\theta + \sum_{t=1}^n wix_i, t$$

$$Rk, t = \varphi(nt; \mu_k)$$

$$= \frac{1}{2\pi \sigma_n \mu_k} e^{-\frac{(nt - \mu_k)^2}{2\sigma_n^2}}$$

$$yt = \gamma\theta + \sum_{k=1}^{Nk} ykNk, t$$

trong đó x là một lần nữa đại diện cho tập hợp các biến đầu vào và n biểu thị phép biến đổi tuyến tính của các biến đầu vào, dựa trên trọng số w. k tâm khác nhau cho phép biến đổi cơ sở xuyên tâm, μ_k , $k = 1$ tính toán sai số chuẩn k do các trung tâm khác nhau gây ra,

⁸Hàm Gaussian, được sử dụng như một hàm kích hoạt trong mạng nhiều lớp hoặc mạng feedforward, không phải là mạng hàm cơ sở hướng tâm. Chúng tôi thảo luận về tion tiếp theo.

dang đến gần o oreas yw wegs y wc ncue a co
thuật ngữ). Tối ưu hóa mạng cơ sở xuyên tâm liên quan đến việc chọn coe đặt $\{w\}$ và $\{y\}$ cũng như k tâm của các hàm cơ sở xuyên tâm {

Haykin (1994) chỉ ra một số điểm khác biệt quan trọng RBF và mạng perceptron đa lớp điển hình; chúng tôi lưu ý Đầu tiên, mạng RBF có nhiều nhất một lớp ẩn, trong khi một mạng có thể có nhiều lớp (mặc dù trong thực tế, chúng tôi thường ở trên lớp den). Thứ hai, chức năng kích hoạt của mạng RBF com

định mức hoặc khoảng cách Euclidean (dựa trên phép biến đổi Gaussian giữa tín hiệu từ vectơ đầu vào và tâm của vectơ đó trong khi MLP hoặc mạng chuyển tiếp tính toán giá trị bên trong

của các yếu tố đầu vào và trọng số cho đơn vị đó.

Mandic và Chambers (2001) chỉ ra rằng cả nguồn cấp dữ liệu hoặc mạng perceptron nhiều lớp và mạng cơ sở xuyên tâm có các thuộc tính xác xỉ, nhưng họ lưu ý rằng "mạng MLP có thể mô phỏng mạng Gaussian RBF, trong khi điều ngược lại đúng với một số giá trị nhất định của tham số sai lệch" [Mandic và Chambers (2001),

2.4.4 Mạng Ridgelet

Chen, Racine và Swanson (2001) đã chỉ ra rằng hàm ridgelet là một sự thay thế hữu ích và ít hạn chế hơn đối với niềm vui kích hoạt Gaussian.

được sử dụng trong mạng sét kiểu "cơ sở xuyên tâm". Một hàm như vậy, ký hiệu là $R(\cdot)$, có thể được chọn với giá trị phù hợp của m là $m = 1\phi$, trong đó ϕ là toán tử gradient và ϕ là niềm vui mật độ Gaussian tiêu chuẩn

Đặt $m = 6$, hàm ridgelet được xác định theo cách sau:

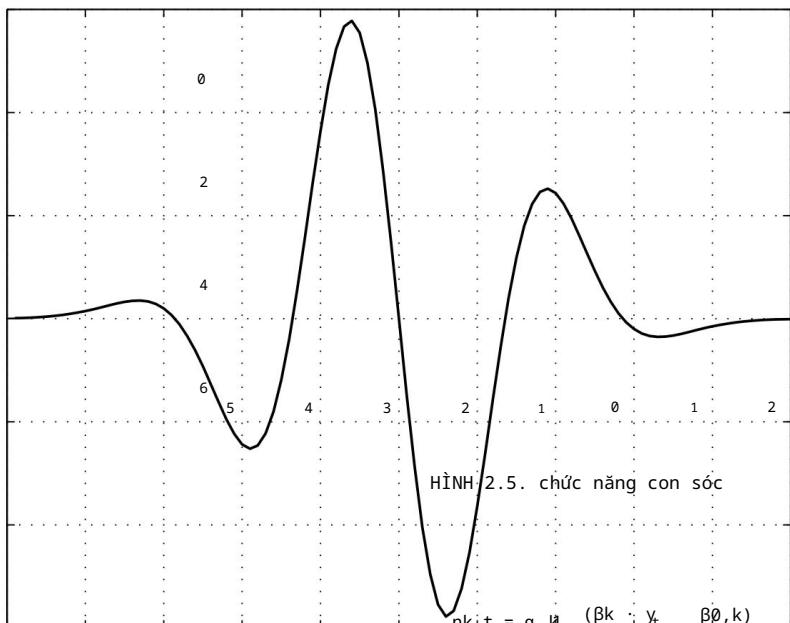
$$R(x) = m \phi$$

$$m = 6 = R(x) = 15x + 10x^3 - x^5 \exp(-.5x^2)$$

Độ cong của hàm này, đối với cùng một phạm vi đầu vào và xuất hiện trong Hình 2.5.

Hàm ridgelet, giống như hàm mật độ Gaussian, có các giá trị ver cho các giá trị cực trị của biến đầu vào. Tuy nhiên, có sự thay đổi trong các giá trị đạo hàm trong khoảng $[-3, 1]$ và $[1, 3]$ trong hàm mật độ Gaussian thuận túy. Biểu diễn toán học của mạng sét ridgelet được đưa ra bởi hệ thống sau, với i biến và k sét ridgelet:

$$y_t = \sum_{i=1}^k w_i x_i t$$



$$n_{k,t} = R(n_{k,t})$$

$$y_t = y_0 + \sum_{k=1}^K \frac{y_k}{\sqrt{\alpha_k}} n_{k,t}$$

trong đó α_k đại diện cho tỷ lệ trong khi β_0, k và β_k đại diện cho hướng định vị của mạng, với $|\beta_1| = 1$.

2.4.5 Kết nối nhảy

Một giải pháp thay thế cho mạng chuyển tiếp thuần túy hoặc mạng chuyển tiếp lưỡng sàng với các kết nối bước nhảy, trong đó đầu vào liên kết tuyến tính trực tiếp với đầu ra y , cũng như với đầu ra thông qua lớp đen của các hàm bị nén. Hình 2.6 hình ảnh một feedforwa

x1

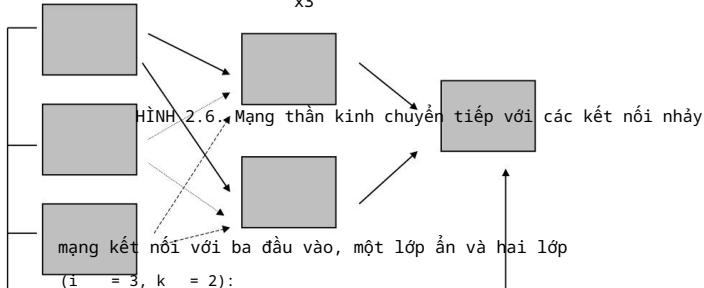
n1

y

x2

n2

x3



Biểu diễn toán học của mạng feedforward hình 2.1, đối với các hàm kích hoạt logsigmoid, được đưa ra bởi hệ thống:

$$n_{k,t} = w_{k,0} + \sum_{i=1}^m w_{k,i} x_{i,t}$$

$$n_{k,t} = \frac{1}{1 + e^{-n_{k,t}}}$$

$$y^t = y_0 + \sum_{k=1}^K y_k n_{k,t} + \sum_{i=1}^m \beta_i x_{i,t}$$

Lưu ý rằng mạng feedforward với các kết nối nhảy bao gồm số lượng tham số trong mạng theo j , số lượng đầu vào hấp dẫn lợi thế của mạng feedforward với jump connection là nó lồng mô hình tuyến tính thuần túy cũng như mạng feedforward. Nó cho phép khả năng một hàm phi tuyến có thể có một thành phần cũng như một thành phần phi tuyến. Nếu mỗi quan hệ cơ bản giữa đầu vào và đầu ra là tuyến tính thuần túy, sau đó chỉ có các đầu nối bước nhảy, được cho bởi tập hợp số $\{\beta_i\}$, $i = 1, \dots, i_s$ là đáng kể. Tuy nhiên, nếu mỗi quan hệ thực sự là một mối quan hệ không phức tạp một, thì người ta mong đợi các tập hợp số $\{w\}$ và $\{y\}$ là có ý nghĩa, và tập hợp số $\{\beta\}$ tương đối không đáng kể. Mỗi quan hệ giữa các biến đầu vào $\{x\}$ và đầu ra y

chúng tôi mong đợi một số coecens, , w, một ý có ý nghĩa.

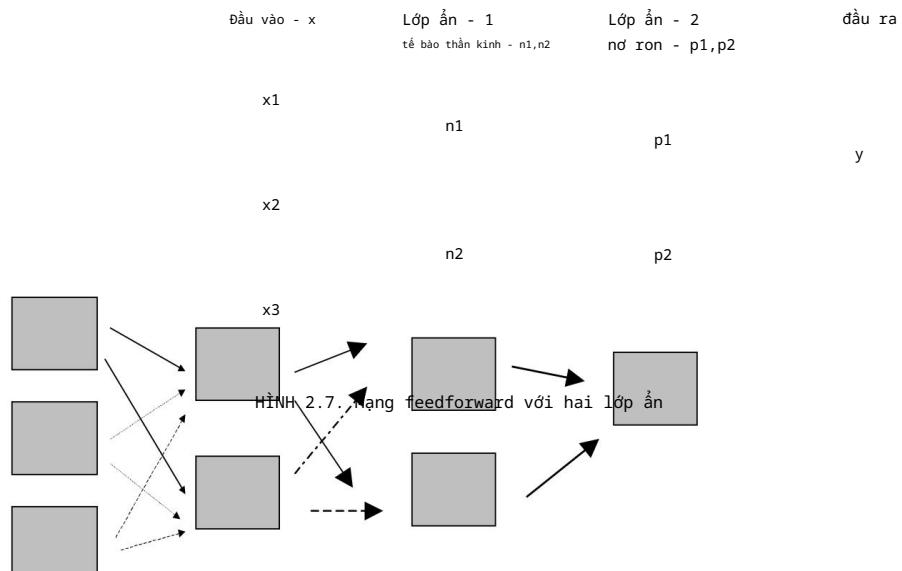
Một ứng dụng thực tế của mạng kết nối bao gồm là tính chất phi tuyến bị bỏ qua hữu ích trong mối quan hệ giữa đầu vào và biến đầu ra y. Chúng tôi giải quyết vấn đề này trong bài kiểm tra Lee-White-Granger thảo luận. Theo hướng này, chúng ta cũng có thể ước tính một pa mạng. Trước tiên, chúng ta thực hiện hồi quy bình phương nhỏ nhất tuyến tính của biến y có thể phụ thuộc vào các biến hồi quy, x, và thu được phần dư, e. Chúng tôi là một mạng feedforward trong đó phần dư từ tuyến tính trở thành biến phụ thuộc, trong khi chúng tôi sử dụng các biến đầu vào hồi quy tương tự cho mạng. Nếu quả thực có nonlinearity bị bỏ quên trong hồi quy tuyến tính, thì giai đoạn thứ hai, mạng được phân vùng có khả năng giải thích đáng kể.

Tất nhiên, mạng kết nối nhảy và mạng chuyển tiếp có thể được phân vùng sẽ cho kết quả tương đương, ít nhất là i. Tuy nhiên, như chúng ta sẽ thảo luận trong phần tiếp theo, do các vấn đề liên quan đến tối ưu cục bộ chứ không phải toàn cục, chúng tôi có thể thấy rằng độ phân giải là khác nhau, đặc biệt là đối với các mạng có số lượng lớn neuron điều chỉnh trong một hoặc nhiều lớp ẩn.

2.4.6 Mạng chuyển tiếp nhiều lớp

Việc tăng độ phức tạp có thể được tính gần đúng bằng cách sử dụng hai lớp ẩn trong kiến trúc mạng. Hình 2.7 hình ảnh một khoản phí mạng có hai lớp ẩn, mỗi lớp có hai neuron.

Biểu diễn của mạng xuất hiện trong Hình 2.6 là các biến đầu vào, hệ thống sau đây, với tôi neuron đầu tiên



$$\begin{aligned}
 nk,t &= wk,\theta + \sum_{k=1}^l wk,ixi,t \\
 nk,t &= \frac{1}{1 + e^{-nk,t}} \\
 pl,t &= \rho l,\theta + \sum_{k=1}^l \rho l,kNk,t \\
 pl,t &= \frac{1}{1 + e^{-pl,t}}
 \end{aligned}$$

$$yt = y\theta + \sum_{l=1}^L y_l pl,t$$

Rõ ràng là việc thêm một lớp ẩn thứ hai sẽ làm tăng số lượng của các tham số ~~được ước tính~~ theo hệ số $(k_i + 1)(l - 1) + (l - 1)$ vì mạng chuyển tiếp với một lớp ẩn, với i lớp ẩn, có $(i + 1)k_i + (k_i + 1)$ tham số, trong khi một neuron trong lớp ẩn thứ hai $(i + 1)k_i + (k_i + 1)l - 1 + (l - 1)$ lớp ẩn.

Mạng feedforward với nhiều lớp ẩn làm tăng thêm độ phức tạp. làm như vậy với chi phí của nhiều tham số hơn để ước tính, sử dụng hết val bậc tự do nếu cỡ mẫu bị hạn chế và với chi phí là g thời gian huấn luyện. Với nhiều tham số hơn, cũng có khả năng các ước tính tham số có thể hội tụ thành một tùy chọn cụ bộ, thay vì toàn cầu. (chúng tôi thảo luận vấn đề này chi tiết hơn trong chương tiếp theo). Đã có một cuộc thảo luận rộng rãi về tính hữu ích của các mạng có nhiều lớp ẩn hơn. Dayhoff và DeLeo (2001), đề cập đến các tác phẩm trước đó của Hornik, Stinchcomb, và White (1989), đưa ra quan điểm sau về vấn đề:

Một định lý xác xỉ hàm tổng quát đã được chứng minh cho ba lớp mạng lưới thần kinh. Kết quả này cho thấy mạng neuron nhân tạo với hai lớp của các trọng số có thể huấn luyện có khả năng xác xỉ bất kỳ hàm phi tuyến nào. Đây là một thuộc tính toán mạnh mẽ, mạnh mẽ và có sự phân nhánh cho các ứng dụng khác nhau của mạng neuron. Mạng lưới thần kinh có thể xác xỉ một chức năng đa yếu tố theo cách tạo ra dạng chức năng và khớp hàm được thực hiện cùng một lúc, không giống như hồi quy phi tuyến tính trong đó một sự phù hợp buộc phải thực hiện một chức năng được chọn trước. Khả năng này mang lại cho thần kinh mạng một lợi thế quyết định so với hồi quy đa biến thống kê truyền thống kỹ xảo.

[Dayhoff và DeLeo (2001), tr. 1624].

Chúng tôi minh họa lợi thế của một agai mạng thần kinh rất đơn giản của các đa thức trực giao trong chương tiếp theo.

2.4.7 Mạng hồi quy

Một kiến trúc thần kinh thường được sử dụng khác là công việc tái diễn Elman. Mạng này cho phép các nơ-ron không chỉ phụ thuộc vào t biến x mà còn phụ thuộc vào các giá trị trễ của chính chúng. Do đó, Elman xây dựng "bộ nhớ" trong quá trình tiến hóa của các tế bào thần kinh. Loại n này tương tự như quy trình trung bình trượt (MA) thường được sử dụng trong ti Phân tích. Trong quy trình MA, biến phụ thuộc y là một đầu vào quan sát được fu cũng như các giá trị hiện tại và độ trễ của một un thuật ngữ xáo trộn hoặc sốc ngẫu nhiên, . Như vậy, một MA thứ tự q có dạng sau:

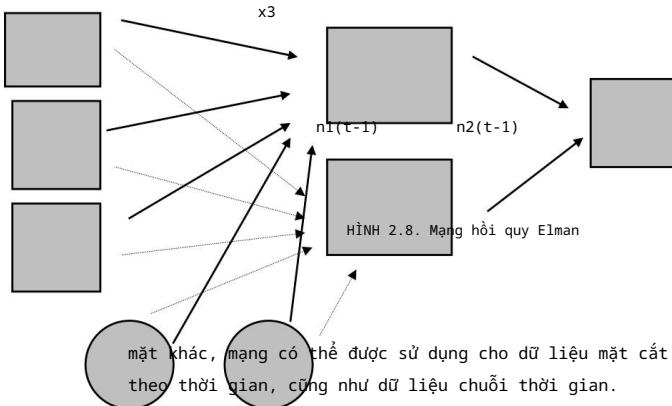
$$y_t = \beta_0 + \sum_{j=1}^{t-1} \beta_j x_{i,t-j} + v_{jt}$$

$$y_t = \sum_{j=1}^q y_{t-j}$$

Tập hệ số q chiều $\{v_j\}$, $j = 1, \dots, q$, được ước lượng một cách chủ động. Ước lượng bắt đầu với bình phương nhỏ nhất thông thường, loại bỏ t số hạng xáo trộn bị trễ, $\{t_j\}$, $j = 1, \dots, q$. Sau đó, chúng tôi lấy các tập hợp cho hồi quy ban đầu, {}, làm đại diện cho $\{t_j\}$ bị trễ, $j = 1, \dots, q$, và ước tính các tham số $\{\beta_i\}$, $i = 0, \dots, q$, cũng như tập hợp thành phần của nhiều trễ, $\{v_j\}$, $j = 1, \dots, q$. Quá trình c qua nhiều bước cho đến khi đạt được sự hội tụ và khi tiếp tục tạo ra ít hoặc không thay đổi trong các hệ số ước tính.

Theo cách tương tự, mạng Elman sử dụng các giá trị hiện tại bị trễ của các nơ-ron không bị nén không quan sát được trong lớp ẩn. Mạng hồi quy Elman như vậy xuất hiện trong Hình 2.8, với ba nơ-ron trong một lớp ẩn và một đầu ra. Trong ước tính cả mạng Elman và quy trình MA, cần sử dụng quy trình ước tính bước. Chúng tôi bắt đầu với việc khởi tạo các nơ-ron vectơ với các proxy nơ-ron bị trễ từ một nguồn cấp dữ liệu đơn giản. Sau đó, chúng tôi ước tính các hệ số của chúng và tính toán lại các nơ-ron vectơ. Các giá trị tham số được ước tính lại trong quy trình fashi để quy tiếp tục cho đến khi diễn ra hội tụ.

Lưu ý rằng các hộp đầu vào, nơ-ron và đầu ra có nhãn thời gian là khoảng thời gian hiện tại, t hoặc khoảng thời gian bị trễ, t - 1. Mạng Elman là một mạng dành riêng cho dữ liệu có chiều thời gian. lệ phí



Hệ thống sau đại diện cho hình minh họa mạng Elman hồi quy trong Hình 2.8:

$$n_{k,t} = w_{k,0} + \sum_{i=1}^m w_{k,i} x_{i,t} + \sum_{k=1}^{t-1} \varphi_{k,n_k,t}$$

$$n_{k,t} = \frac{1}{1 + e^{-n_{k,t}}}$$

$$y_t = y_0 + \sum_{k=1}^K \gamma_k n_{k,t}$$

Lưu ý rằng mạng Elman hồi quy là mạng trong đó các neuron lớp hIDDEN bị trễ phản hồi lại lớp neuron ẩn hiện tại. Hỗn hợp neuron kinh bị trễ làm như vậy trước khi chức năng kích hoạt logsigmoid là một đối với họ - họ tham gia dưới dạng độ trễ ở trạng thái chưa được xử lý. Các neuron kinh bị trễ tới các neuron hiện tại, không phải là phản hồi trực tiếp từ các neuron bị trễ tới mức đầu ra. Mặt khác, mô hình chuỗi thời gian trung bình di động có hiệu ứng phản hồi trực tiếp, từ sự xáo trộn trễ đối với mức đầu ra y_t . Bất chấp quy trình ước lượng để quy đổi với các đại diện cung cấp dữ liệu không được quan sát, mạng hồi quy khác ở một khía cạnh quan trọng so với mô hình chuỗi thời gian trung bình động.

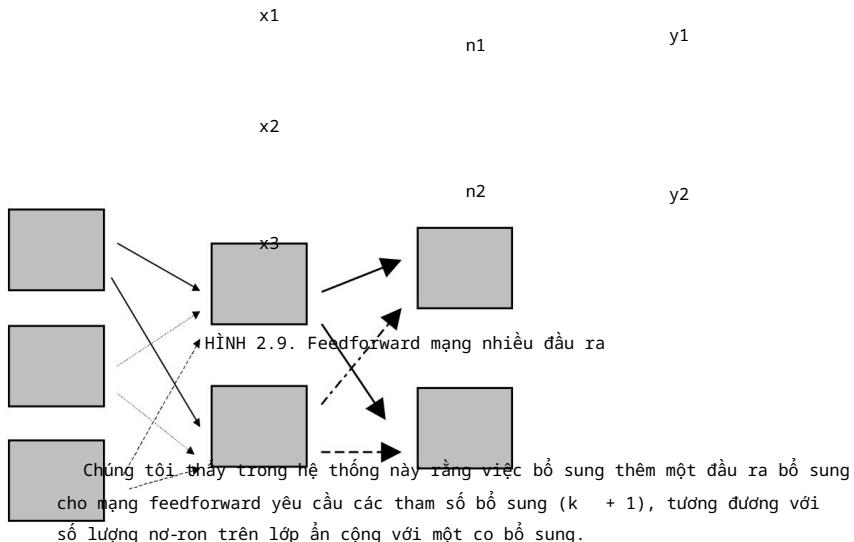
parcuary or orecasng g-requency aa suc as ay, n
hoặc thậm chí lợi nhuận theo thời gian thực trên thị trường ngoại hối
hoặc thị trường cổ phiếu. sử dụng độ trễ chắc chắn là một cách để nắm bắt
bộ nhớ, bộ nhớ có thể tăng lên theo cách cấu trúc phi tuyến tính thay đổi
theo thời gian. Mạng Elman, trong đó các neuron bị trễ phản hồi lại các neuron
thứ, là một cách rất thuận tiện để mô hình hóa loại cấu trúc bộ nhớ
này mà bản thân lớp ẩn thay đổi theo thời gian, do các neuron truyền qua.

Mạng Elman là một mạng động rõ ràng. lệ phí
mạng thường được coi là một mạng tinh, trong đó một tập hợp các biến nhất
định tại thời điểm t được sử dụng để dự báo một biến đầu ra mục tiêu tại
khóa học t, các biến đầu vào được sử dụng trong mạng chuyển tiếp có thể b
giá trị của biến đầu ra, do đó, mạng chuyển tiếp mạng động bằng cách xác
định lại các biến đầu vào. Độ tương phản mạng Elman, cho phép một cấu trúc
động khác ngoài việc kết hợp các biến phụ thuộc hoặc biến đầu ra,
yt 1,...,yt k, làm đầu vào hiện tại Hợp nữa, như Mandic và Chambers
(2001) đã chỉ ra, hạn chế hoặc cấu trúc động trong quá trình chuyển tiếp
mạng chỉ đến đầu vào s
có thể dẫn đến một số lượng lớn các tham số không cần thiết. Trong khi r
các mạng có thể tương đương về mặt chức năng với các biến đầu vào bị trễ
của mạng feedforward, tất nhiên, chúng thường có ít tham số hơn, tăng
tốc quá trình ước tính hoặc đào tạo.

2.4.8 Mạng có nhiều đầu ra

Tất nhiên, một mạng feedforward (hoặc mạng Elman) có thể có đầu ra. Hình
2.9 cho thấy một kiến trúc mạng feedforward như vậy có ba đầu vào, hai neuron
và hai đầu ra. Kiến trúc mạng feedforward đại diện được cung cấp bởi
hệ thống sau

$$\begin{aligned}
 nk,t &= wk,0 + \sum_{k=1}^{nk} wk,ixi,t \\
 nk,t &= \frac{1}{1 + e^{-nk,t}} \\
 y1,t &= y1,0 + \sum_{k=1}^k y1,kNk,t \\
 y2,t &= y2,0 + \sum_{k=1}^k y2,kNk,t
 \end{aligned}$$



thuật ngữ. Do đó, thêm nhiều biến đầu ra được dự đoán bởi neural network yêu cầu các tham số bổ sung phụ thuộc vào số lượng tế bào thần kinh của lớp ẩn, không phụ thuộc vào số lượng biến đầu vào.

Ngược lại, một mô hình tuyến tính phụ thuộc vào k biến giải thích hoặc argумент cộng với một hằng số sẽ yêu cầu $k + 1$ tham số bổ sung – thực chất là hồi quy riêng biệt mới – cho mỗi biến đầu ra bổ sung. Điều này cho phép tính gần đúng đa thức sẽ yêu cầu nhân đôi số tham số cho mỗi biến đầu ra bổ sung.

Tất nhiên, việc sử dụng một mạng feedforward duy nhất với nhiều đầu ra có ý nghĩa khi các đầu ra của mạng có quan hệ chặt chẽ phụ thuộc vào cùng một tập hợp các biến đầu vào. Loại mạng này đặc biệt hữu ích, cũng như tiết kiệm hoặc tiết kiệm về mặt kinh tế, khi chúng ta dự báo một biến số cụ thể, chẳng hạn như lạm phát ở các tầm nhìn khác nhau. Tập hợp các biến đầu vào sẽ là các yếu tố ngăn chặn lạm phát thông thường, chẳng hạn như độ trễ của lạm phát, và sự thay đổi về nhu cầu và chi phí.

Các biến đầu ra có thể là dự báo lạm phát một tháng, quarter, thời hạn sáu tháng và một năm.

Một ứng dụng khác sẽ là một dự báo về cấu trúc thuật ngữ của trong giá. Các biến đầu ra sẽ là dự báo về lãi suất cho các kỳ hạn ba tháng, sáu tháng, một năm và có thể là hai năm, các biến đầu vào sẽ là các yếu tố quyết định thông thường của lãi suất, như tỷ lệ tăng trưởng tiền tệ, tỷ lệ lạm phát trễ và lãi suất nước ngoài. Cuối cùng, các mạng phân loại, được thảo luận dưới đây, là một

ứng dụng của mạng nhiều đầu ra. Trong loại mô hình này, ví dụ

2.5 Cơ chế chuyển đổi mượt mà của mạng nơ-ron chuyển đổi mô hình

Mặc dù các mạng được thảo luận ở trên thường được sử dụng vẫn còn một câu hỏi quan trọng: Làm thế nào chúng ta có thể điều chỉnh những vấn đề quan trọng và định kỳ này trong tài chính kinh tế vĩ mô theo kinh nghiệm? Đặc biệt, các nhà nghiên cứu từ lâu đã quan tâm đến sự phá vỡ quy trình tạo dữ liệu cơ bản cho macro chính các biến như tăng trưởng GDP hoặc lạm phát. Liệu một chế độ hoặc giữ khi lạm phát cao và chế độ khác khi lạm phát thấp hoặc bằng không? Tương tự như vậy, liệu những thay đổi trong GDP có dẫn đến một quá trình suy thoái và một quá trình phục hồi khác không? Đây là những câu hỏi rất quan trọng đối với và phân tích chính sách, vì chúng cũng liên quan đến việc xác định khả năng thoát ra khỏi chế độ giảm phát hoặc suy thoái.

Đã có nhiều mô hình chuyển đổi chế độ theo chuỗi thời gian nghiên cứu kinh tế vĩ mô. Trong các mô hình này, một bộ tham số diễn biến của biến phụ thuộc, chẳng hạn khi phục hồi hoặc tăng trưởng dương, và một bộ tham số khác chuyển sang biến phụ thuộc khi nền kinh tế suy thoái hoặc tiêu cực. Các mô hình ban đầu kết hợp hai tuyển tính khác nhau chế độ, s

giữa các thời kỳ suy thoái và phục hồi, với một Mar cess rời rạc là chức năng chuyển đổi từ chế độ này sang chế độ khác [xem (1989, 1990)]. Tương tự như vậy, đã có nhiều nghiên cứu xem xét tính tuyển tính trong các chu kỳ kinh doanh, trong đó tập trung vào điều chỉnh trong thời kỳ suy thoái và phục hồi [xem Ter"asvirta và (1992)]. Gần đây hơn, chúng ta đã chứng kiến sự phát triển của smooth-t các mô hình chuyển đổi chế độ, được thảo luận ở Frances và van Dijk (200 cuối cùng được phát triển bởi Ter"asvirta (1994), và thảo luận chung hơn về Dijk, Terasvirta và Franses (2000).

2.5.1 Các mô hình chuyển đổi chế độ chuyển đổi mượt mà

Khung chuyển đổi chế độ smooth-transition cho hai chế độ có dạng sau:

$$yt = \alpha_1 xt + \Psi(yt - 1; \theta, c) + \alpha_2 xt + [1 - \Psi(yt - 1; \theta, c)]$$

trong đó xt là tập hợp các biến giải thích tại thời điểm t , α_1 đại diện cho trạng thái para 1 và α_2 là vectơ tham số ở trạng thái 2. Quá trình chuyển đổi f

vae o yt 1 as we as a vecor parameer mượt mà an re
 tham số c. Franses và van Dijk (2000, tr. 72) sử dụng logistic hoặc logsi
 đặc tả cho $\Psi(yt_1; \theta, c)$:

$$\Psi(yt_1; \theta, c) = \frac{1}{1 + \exp[-\theta(yt_1 - c)]}$$

Tất nhiên, chúng ta cũng có thể sử dụng hàm Gaussian tích lũy thay cho hàm logistic. Các số đo của Ψ rất hữu ích, vì chúng nằm trong khả năng tiếp tục ở một trạng thái nhất định. Tất nhiên, mô hình này đã mở rộng ra nhiều bang hoặc nhiều chế độ [xem Franses và van Dijk (P. 81)].

2.5.2 Phân mảng mạng thần kinh

Một cách để mô hình hóa các mạng nơ-ron khung chuyển đổi chế độ chuyển đổi trơn tru là điều chỉnh mạng chuyển tiếp với kết nối nhảy. Ngoài các liên kết tuyến tính trực tiếp từ đầu vào hoặc biến hồi quy, biến phụ thuộc y, giữ ở mọi trạng thái, chúng ta có thể lập mô hình x chuyển đổi như một mạng nơ-ron kết nối nhảy với một lớp ẩn hai nơ-ron, một nơ-ron cho mỗi chế độ. Hai chế độ này là trình kết nối logistic có trọng số xác định ảnh hưởng tương đối của từng nơ-ron regi trong lớp ẩn. Hệ thống này xuất hiện trong phương trình sau

$$yt = axt + \beta\{\Psi(yt_1; \theta, c)\}G(xt; \kappa) + [1 - \Psi(yt_1; \theta, c)]H(xt; \lambda) + \eta t$$

trong đó xt là vector của các biến độc lập tại thời điểm t và a phản ánh tập hợp các hệ số cho liên kết trực tiếp. Các hàm $G(\cdot)$ và $H(xt; \lambda)$, nắm bắt hai chế độ, là các biểu diễn logsigmoid và ha sau:

$$G(xt; \kappa) = \frac{1}{1 + \exp[-\kappa xt]}$$

$$H(xt; \lambda) = \frac{1}{1 + \exp[-\lambda xt]}$$

trong đó các vectơ hệ số κ và λ là các hệ số của vectơ trong hai chế độ $G(xt; \kappa)$ và $H(xt; \lambda)$.

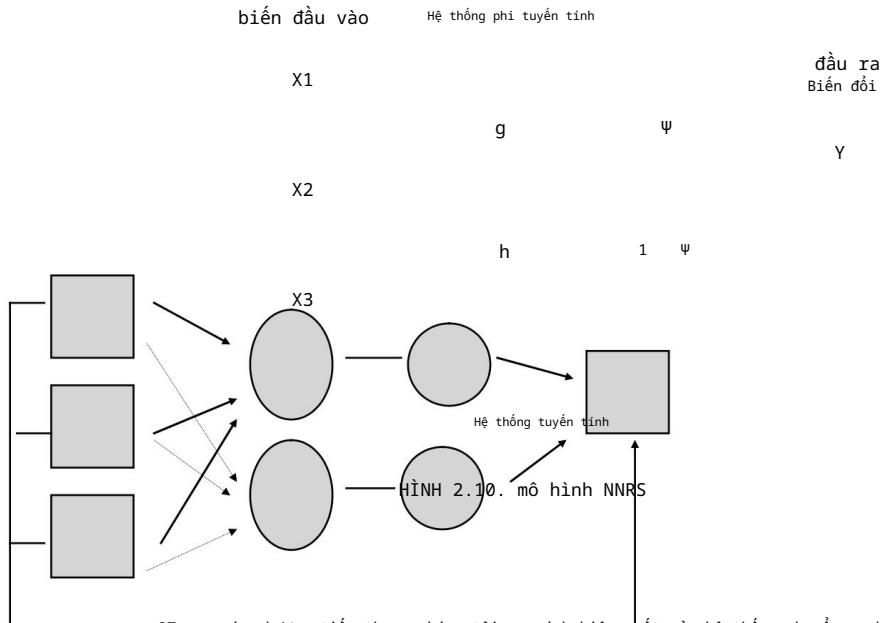
Hàm chuyển tiếp Ψ , xác định ảnh hưởng của từng phụ thuộc vào giá trị của yt_1 cũng như vectơ tham số θ tham số ngưỡng c . Như Franses và van Dyck (2000) chỉ ra

uncon, an us e ranson rom one regme o anoer reg

Hệ thống chuyển đổi chế độ mạng thần kinh này bao gồm hệ thống chuyển đổi chế độ chuyển tiếp trơn tru. Nếu phi tuyến tính là n icant, thì tham số β sẽ gần bằng không. Hợp chất tuyến tính đại diện cho một quy trình cốt lõi được bổ sung bởi các quy trình điều chỉnh phi tuyến tính. Tất nhiên, có thể có nhiều hơn hai chế độ, hệ thống, giống như đối tác của nó ở trên, có thể được mở rộng để kết hợp hoặc nhiều chế độ hơn. Tuy nhiên, đối với phần lớn kinh tế vĩ mô và tài chính, chúng ta thường xem xét hai chế độ, chẳng hạn như suy thoái và phục hồi trong mô hình chu kỳ hoặc lạm phát và giảm phát trong mô hình điều chỉnh giá.

Như trong trường hợp các mô hình chuyển đổi chế độ tuyến tính, hầu hết tất cả phần thường của loại mô hình này là chúng ta có thể dự báo nhiều hơn không chỉ biến phụ thuộc, mà cả xác suất của cùng một chế độ. Nếu nền kinh tế đang trong tình trạng giảm phát hoặc suy thoái, hãy cho nó-xon $H(x; \lambda)$, chúng ta có thể xác định xem khả năng xảy ra trạng thái tiếp tục, $1 - \Psi(y; t; 0, c)$, gần bằng 0 hay bằng 1 và liệu li này đang tăng hoặc giảm theo thời gian.⁹

Hình 2.10 hiển thị kiến trúc của mạng này cho các biến thr.



⁹Trong các chương tiếp theo, chúng tôi so sánh hiệu suất của hệ thống chuyển mạch chế độ chuyển tiếp mạng thần kinh với hiệu suất của mô hình chuyển mạch chuyển tiếp trơn tuyến tính và mô hình tuyến tính thuận túy.

chiều

Bên cạnh việc dự báo các biến đầu ra hoặc mục tiêu cụ thể, được khai thác hoặc dự đoán bởi các biến đầu vào hoặc biến hồi quy cụ thể, chúng ta có thể sử dụng mạng thần kinh để giảm kích thước hoặc để chắt lọc một số biến đầu vào tiềm năng thành một tập hợp con nhỏ hơn của biến giải thích hầu hết các biến thể trong tập dữ liệu lớn hơn. Việc ước tính các công việc thành công được gọi là đào tạo không giám sát, theo nghĩa là mạng được đánh giá hoặc giám sát bằng cách nó dự đoán một mục tiêu sẵn sàng cụ thể tốt như thế nào.

biến mục tiêu.

Tại sao điều này hữu ích? Nhiều lần, các nhà đầu tư đưa ra quyết định dựa trên tín hiệu từ thị trường. Trên thực tế, có rất nhiều m và nhiều mức giá trên thị trường tài chính. Các chỉ số nổi tiếng như Chỉ số Công nghiệp Dow-Jones, Standard and Poor 500, hay Na Báo giá tự động của Hiệp hội các đại lý chứng khoán (NASDAQ) cho rằng, các chỉ số hoặc giá trung bình của các cổ phiếu cụ thể hoặc tất cả các cổ phiếu trên các sàn giao dịch. Sự cố với việc sử dụng chỉ mục dựa trên av hoặc bình quân gia quyền là thị trường có thể không tập trung quanh mức bình quân.

Hãy lấy một ví dụ đơn giản: điểm ở hai lớp. Trong một lớp học, h học sinh đạt điểm 80 và nửa còn lại đạt điểm 100. Trong lớp khác, học sinh đạt điểm 90. Chỉ sử dụng điểm trung bình làm thước đo năng suất học sinh, cả hai lớp đều giống nhau. Tuy nhiên, trong lớp học đầu tiên, một nửa số học sinh xuất sắc (với điểm 100) và nửa còn lại đạt điểm trung bình là 80). Ở loại thứ hai, tất cả đều trên mức trung bình, với gr 90. Do đó, chúng tôi thấy vẫn đề đo lường kích thước bên trong của một mẫu nhất định. Lớp học đầu tiên rõ ràng cần hai biện pháp để giải thích một cách thỏa đáng kết quả học tập của học sinh, trong khi một biện pháp là cho lớp thứ hai.

Khi chúng ta xem xét toàn bộ hoạt động của thị trường tài chính như trong ví dụ về hai loại, chúng ta lưu ý rằng các chỉ số đơn lẻ có thể gây hiểu nhầm về những gì đang diễn ra. Cụ thể, mức trung bình của thị trường có vẻ trì trệ, nhưng có thể có một số hoạt động rất tốt mà mức trung bình chung không phát tín hiệu.

Trong ước lượng và dự báo thống kê, chúng ta thường cần giảm số lượng các biến giải thích thành một tập hợp con dễ quản lý hơn nếu chúng ta muốn có đủ số bậc tự do cho bất kỳ suy luận có ý nghĩa nào thường có nhiều biến ứng cử viên cho các chỉ số của chu kỳ kinh tế thực.

ví dụ, trong các nghiên cứu về lạm phát [xem Stock và Watson (1999)]. Nếu tất cả các biến ứng cử viên có thể là biến hồi quy trong một mô hình, thì chúng ta sẽ chống lại "lời nguyền của tính thứ nguyên", lần đầu tiên được lưu ý bởi Bellman "Lời nguyền" này đơn giản có nghĩa là kích thước mẫu cần thiết để ước tính

Một lý do khác để chuyển sang sơ đồ giảm kích thước khi chúng ta làm việc với các tập dữ liệu tần số cao, là hiện tượng emp. Trong nhiều giai đoạn, nếu chúng ta sử dụng khoảng thời gian rất nhỏ của các quan sát cho các biến sẽ có giá trị bằng không. Số của các biến được gọi là tập dữ liệu thừa thớt. Với một bộ dữ liệu như vậy es trở nên khó khăn hơn nhiều và việc giảm kích thước được đáp ứng cần thiết.

2.6.1 Các thành phần chính tuyến tính

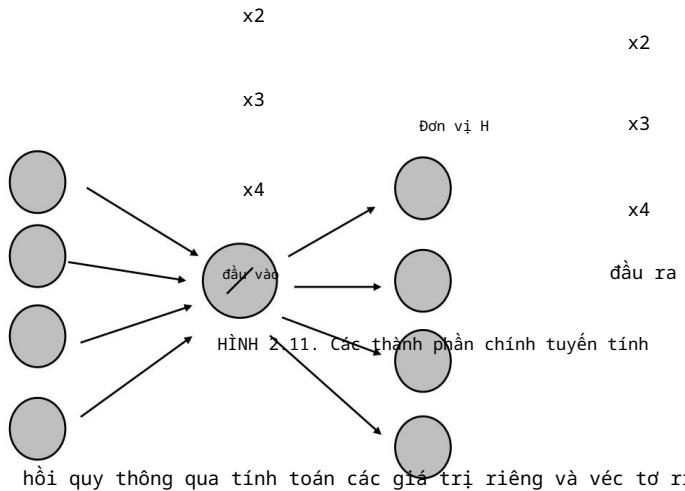
Cách tiếp cận tuyến tính để giảm một tập hợp các biến lớn hơn thành một tập hợp con các tín hiệu từ một tập hợp lớn các biến được gọi là đồng chính tắc, phân tích (PCA). PCA xác định các phép chiếu hoặc kết hợp tuyến tính giải thích hầu hết các biến thể của dữ liệu gốc hoặc phần bổ sung của thông tin từ tập hợp các biến lớn hơn, theo mức độ quan trọng giảm dần. Rõ ràng, và thường, đối với một tập dữ liệu gồm K vectơ, các kết hợp sẽ giải thích tổng biến thể của dữ liệu. Nhưng trường hợp chỉ có hai hoặc ba tổ hợp tuyến tính hoặc đồng chính có thể giải thích một tỷ lệ rất lớn về sự thay đổi của tổng số và do đó trích xuất hầu hết các thông tin hữu ích để đưa ra quyết định về thông tin từ các thị trường có số lượng giá lớn.

Như Fotheringham và Baddeley (1997) đã chỉ ra, nếu cấu trúc bên dưới liên kết dữ liệu với nhau là tuyến tính, thì một vài tổ hợp tuyến tính chính của dữ liệu có thể nắm bắt dữ liệu "theo cách tốt nhất" và các thành phần kết quả vừa không tương quan vừa không tuân [Fotheringham và Baddeley (1997), tr. 1].

Hình 2.11 minh họa cấu trúc của các thành phần chính ma hình này, bốn biến đầu vào, x_1 đến x_4 , được ánh xạ vào các biến đầu ra từ x_1 đến x_4 , bởi H đơn vị trong một ẩn duy nhất là H đơn vị trong lớp ẩn là tổ hợp tuyến tính của đầu vào các biến đầu ra tự chúng là các tổ hợp tuyến tính của các biến Chúng ta có thể gọi ánh xạ từ các đầu vào tới các đơn vị H là "ánh xạ giảm," trong khi ánh xạ từ các đơn vị H đến các biến thứ là "ánh xạ tái tạo."¹⁰

Phương pháp ước tính các hệ số liên kết các đơn vị H biến thiên đầu vào được gọi là hồi quy trực giao. Giả sử $[x_1, \dots, x_k]$ là một thứ nguyên T theo k ma trận của các biến, chúng ta thu được các giá trị riêng thấp hơn λ_x và các vectơ riêng v_x thông qua quá trình hoặc

¹⁰Xem Carreira-Perpinan (2001) để thảo luận thêm về tính bối cảnh của các phương pháp tuyến tính và phi tuyến tính.



$$[XX \quad \lambda xI]vx = 0$$

Đối với một tập hợp k biến giải thích, tất nhiên, có nhiều nhất là k hàm riêng và k véc tơ riêng. Các giá trị riêng được xếp hạng từ lớn nhất t nhỏ nhất. Chúng tôi sử dụng vectơ riêng vx liên kết với vectơ riêng lớn nhất để thu được thành phần chính đầu tiên của ma trận X . Thành phần pri đầu tiên này chỉ đơn giản là một vectơ có độ dài T , được tính là av có trọng số của k-cột của X , với các hệ số trọng số là phần tử vx . Theo cách tương tự, chúng ta có thể tìm compono chính thứ hai và thứ ba của ma trận đầu vào bằng cách tìm vectơ riêng liên kết với s và giá trị riêng lớn thứ ba của ma trận X , rồi nhân với các hệ số từ các vectơ riêng liên quan.

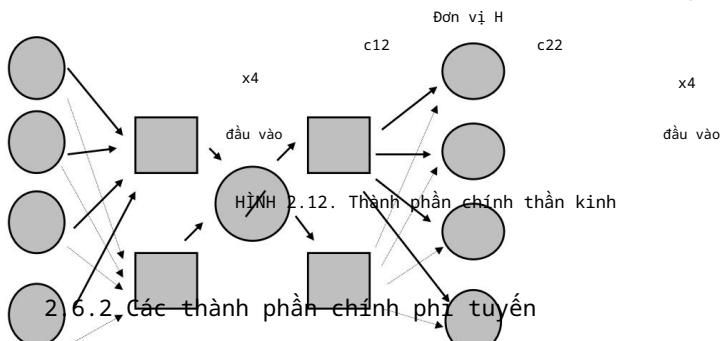
Hệ phương trình sau đây cho thấy cách chúng ta tính toán nhiều thành phần từ các giá trị riêng và vectơ riêng có thứ tự của ma trận T chiều X :

$$\begin{array}{cccccc} & \lambda_1_x & 0 & 0 & \dots & 0 \\ XX & 0 & \lambda_2_x & 0 & \dots & 0 \\ & 0 & 0 & 0 & \dots & \lambda_k \end{array} \quad \begin{array}{l} \cdot \text{Tôi} \\ [v_1 \ v_2 \ \dots \ v_k \ x] = 0 \end{array}$$

Tổng khả năng giải thích của hai hoặc ba bộ thành phần đầu tiên cho toàn bộ tập dữ liệu chỉ đơn giản là tổng của hai hoặc giá trị riêng lớn nhất chia cho tổng của tất cả các giá trị riêng.

x2 c11 c21 x2

x3 x3



Cấu trúc mạng thần kinh cho thành phần chính phi tuyến ysis (NLPCA) xuất hiện trong Hình 2.12, dựa trên đại diện của Fotheringhame và Baddeley (1997).

Bốn biến đầu vào trong mạng này được mã hóa bởi hai intend các đơn vị logsigmoid, C11 và C12, theo cách giảm kích thước Hai đơn vị mã hóa này được kết hợp tuyến tính để tạo thành các thành phần thần kinh H. Các đơn vị H lần lượt được giải mã bởi hai lo giải đơn vị C21 và C22, trong ánh xạ tái thiết, là một cách tuyến tính để tạo lại các đầu vào dưới dạng các lớp đầu ra.11 Mạng như vậy được gọi là ánh xạ liên kết tự động, bởi vì nó nhập các biến x_1, \dots, x_4 vào chính chúng.

Lưu ý rằng có hai đơn vị logsigmoidal, một cho thứ nguyên ánh xạ giảm thiểu và một cho ánh xạ tái thiết.

Một hệ thống như vậy có biểu diễn sau, với EN là nơ-ron truyền và DN là nơ-ron giải mã. Đặt X là một mat K cột, chúng ta có các nơ-ron mã hóa và giải mã J, và các thành phần chính P:

$$\begin{aligned} ENj &= \sum_{k=1}^K a_{jk} x_k \\ ENj &= \frac{1}{1 + \exp(-ENj)} \end{aligned}$$

¹¹Fotheringhame và Baddeley (1997) chỉ ra rằng mặc dù n là bắt buộc, các mạng thường có các số bằng nhau trong quá trình mã hóa và giải mã.

$$\begin{aligned}
 p &= p, \\
 j=1 & \\
 p & \\
 DNj &= \sum_{p=1}^P y_j, p H_p \\
 DNj &= \frac{1}{1 + \exp(-DNj)} \\
 J & \\
 x_k &= \sum_{j=1}^J \delta k, j DNj
 \end{aligned}$$

Các hệ số của mạng liên kết các biến đầu vào x với enc té bào thần kinh C11 và C12, và các thành phần chính phi tuyến. tham số cũng liên kết các thành phần chính phi tuyến với dec té bào thần kinh C21 và C22, và các té bào thần kinh giải mã cho cùng một đầu vào có thể x . Cách tự nhiên để bắt đầu là lấy tổng bình phương error của từng giá trị dự đoán của x , ký hiệu là x và tổng giá trị thực của tổng bình phương sai số cho tất cả các x khác nhau là cực tiểu hóa obj, như thể hiện trong Phương trình 2.67 :

$$\text{tối } \sum_{j=1}^k \sum_{t=1}^T [x_{jt} - x_{jt}]^2$$

trong đó k là số lượng biến đầu vào và T là số lượng các lựa chọn. Quy trình này có hiệu lực mang lại trọng số bằng nhau cho tất cả các loại x . Tuy nhiên, một số đầu vào có thể dễ bay hơi hơn, và do đó khó dự đoán chính xác hơn những đầu vào khác. Trong trường hợp này, việc đặt trọng số bằng nhau cho tất cả các biến có thể không hiệu quả, máy tính sẽ làm việc chăm chỉ như nhau để dự đoán các biến vốn có thể đọc được khác nhau cũng như đối với các biến dễ đoán hơn. Chúng tôi sẽ yêu cầu máy tính dành nhiều thời gian hơn khi có nhiều cơ hội hồi quy mạnh mẽ thành công hơn, chúng tôi có thể cân nhắc các sai số bình phương khác nhau của các biến theo cách khác nhau, giảm trọng số cho những đầu vào đó. dễ bay hơi hoặc ít dự đoán hơn và có trọng lượng hơn đối với những thứ dễ bay hơi và do đó dễ dự đoán hơn:

$$M \text{ trong } [v \Sigma \ 1v]$$

trong đó v_j là trọng số cho mỗi biến đầu vào. Điều này được xác định trong chính quá trình ước tính. Như mỗi lỗi

$$\begin{aligned}
 E &= & e_{11}e_{21} \dots e_{k1} \\
 && e_{12}e_{22} \dots e_{k2} \\
 && \vdots \dots \\
 && e_{1T}e_{2T} \dots e_{kT} \\
 \Sigma &= EE
 \end{aligned}$$

trong đó Σ là ma trận phương sai-hiệu phương sai của phần dư và véc tơ vi của tổng các sai số bình phương:

$$vt = [e_{1t}e_{2t} \dots e_{kt}]$$

Tất nhiên, loại ước tính mạnh mẽ này được áp dụng cho một có nhiều biến mục tiêu hoặc đầu ra, nhưng nó đặc biệt là các thành phần chính phi tuyến tính hoặc bản đồ liên kết tự động, vì thời gian ước tính rất có thể sẽ bị lãng phí nếu tất cả các biến đều có trọng số bằng nhau. Tất nhiên, mỗi e_{kt} sẽ thay đổi trong quá trình ước tính hoặc lặp lại đào tạo. Do đó, Σ cũng sẽ ch ban đầu không phản ánh ma trận trọng số hiệp phương sai thực sự hoặc cuối cùng. giai đoạn đầu của quá trình đào tạo, chúng tôi đặt Σ bằng thứ nguyên nhận dạng k , I_k . Khi mạng phi tuyến được đào tạo, không gian đầu ra được mở rộng bởi các thành phần chính phi tuyến H đầu tiên.

Ước tính của một phương pháp giảm kích thước phi tuyến tính chậm hơn so với các thành phần chính tuyến tính. Chúng tôi cho thấy cách tiếp cận này chính xác hơn nhiều so với phương pháp tuyến tính phải đưa ra quyết định trong thời gian thực. Trong trường hợp này, chúng tôi không cập nhật các tham số của mạng để giảm mâu điment. Khi chúng tôi phải dựa vào các tham số của mạng trong giai đoạn trước, chúng tôi chỉ ra rằng cách tiếp cận phi tuyến tính vượt trội so với các thành phần chính.

2.6.3 Ứng dụng định giá tài sản

Các đơn vị thành phần chính H từ ước tính mạng hồi quy trực giao tuyến tính đặc biệt hữu ích để đánh giá lợi nhuận yêu cầu cho các cơ hội đầu tư mới, dựa trên mô hình định giá tài sản, hay còn gọi là CAPM. Trong lý thuyết f đơn giản nhất của nó, yêu cầu rằng lợi tức yêu cầu tối thiểu đối với bất kỳ tài sản nào hoặc k , r_k , ròng của lãi suất phi rủi ro r_f , tỷ lệ thuận với

$$rk = rf + \beta k[r_m - rf]$$

$$k = \frac{\text{Cov}(rk, r_m)}{\text{Var}(r_m)}$$

$$rk,t = rk,t + t$$

Hệ số βk được biết đến rộng rãi là beta CAPM cho lợi tức danh mục đầu tư k , và được tính bằng tỷ lệ giữa lợi tức hiệp phương sai của tài sản k với lợi nhuận thị trường, chia cho lợi tức phương sai trên thị trường. Tất nhiên, phiên bản beta này chỉ đơn giản là một hệ số hồi quy

trong đó lợi nhuận trên tài sản k , rk , trừ lãi suất phi rủi ro, rf , là regr trên lãi suất thị trường, r_m , trừ đi lãi suất phi rủi ro tương tự. m quan sát được hoàn trả tại thời điểm t , rk,t , được giả định là tổng của hai thành phần hoàn trả bắt buộc, rk,t , và tiếng ồn bất ngờ hoặc cú sốc ngẫu nhiên, t .

I CAPM vẫn học, lợi nhuận thực tế trên bất kỳ tài sản rk,t là một khoản bù đói với rủi ro. Tỷ suất sinh lợi yêu cầu rk,t thể hiện rủi ro có thể đa dạng hóa trong vây thị trường, trong khi thuật ngữ tiếng ồn đại diện cho đặc tính không thể đa dạng hóa tại thời điểm t .

Sự hấp dẫn của CAPM là tính đơn giản của nó trong việc rút ra giá trị tối thiểu lợi nhuận kỳ vọng hoặc yêu cầu đối với một tài sản hoặc lý thuyết cơ hội đầu tư, tất cả những gì chúng ta cần là thông tin về lợi nhuận cụ thể như lợi tức thị trường, lãi suất phi rủi ro, phương sai và hiệp phương sai của hai chuỗi lợi nhuận. Là một quy tắc quyết định, nó đơn giản và dễ hiểu nếu suất sinh lợi quan sát hiện tại của tài sản k tại thời điểm t , rk,t , lớn hơn suất sinh lợi yêu cầu, rk , thì chúng ta nên đầu tư vào tài sản này.

Tuy nhiên, hạn chế của CAPM là nó xác định m trở lại chỉ với một lợi nhuận thị trường cụ thể. Thông thường thị trường r là một chỉ số, chẳng hạn như Standard and Poor hoặc Dow-Jones, nhưng đối với các cơ hội đầu tư tiềm năng, các chỉ số này không phản ánh mối quan hệ hoặc lợi nhuận thị trường chuẩn. Mức trung bình thị trường không phải là một đại diện hữu ích cho các tin tức và rủi ro đến từ thị trường. Không ngạc nhiên mô hình CAPM không hoạt động tốt trong việc giải thích hoặc dự đoán chuyển động của hầu hết lợi nhuận tài sản.

Lý thuyết định giá chênh lệch giá (APT) được giới thiệu bởi Ross (1976) thay thế cho CAPM. Như Campbell, Lo và MacKinlay (1997) đã chỉ ra, APT cung cấp một mối quan hệ gần đúng cho dự kiến hoặc lợi nhuận tài sản bằng cách thay thế lợi nhuận thị trường chuẩn duy nhất bằng một loạt các yếu tố không xác định hoặc các thành phần chính, được chất lọc từ một tập hợp lợi nhuận tài sản được quan sát trên thị trường.

Mô hình định giá tài sản vốn liên thời gian (ICAPM) phát triển Merton (1973) khác với APT ở chỗ nó chỉ định bằng ghé

aows aona argumens hoặc sae varaes, chẳng hạn như các thành phần e pinc được chắt lọc từ một tập hợp lợi nhuận rộng hơn. Những điều này phát sinh, như C Lo, và MacKinlay (1997) chỉ ra, từ nhu cầu của nhà đầu tư không chắc chắn về cơ hội đầu tư hơn nữa.

Về mặt thực tế, như Campbell, Lo và MacKinlay cũng không cần thiết phải phân biệt APT với ICAPM. Chúng tôi quan sát lợi nhuận thị trường như một biến để xác định yêu cầu. Nhưng người ta cũng có thể bao gồm các lập luận khác, chẳng hạn như các công cụ kinh tế vĩ mô nắm bắt rủi ro hệ thống của nền kinh tế. x cuối cùng

các đối số có thể là các thành phần chính, từ ước tính tuyển tính, được chắt lọc từ một loạt các lợi nhuận tài sản được quan sát.

Do đó, tỷ suất sinh lợi yêu cầu trên tài sản k, rk, có thể đến từ một hồi quy các khoản thu nhập này, trên một tỷ suất sinh lợi theo chỉ số thị trường tổng thể, trên một tập hợp các biến số kinh tế (chẳng hạn như chênh lệch lợi suất giữa trái phiếu dài hạn và trái phiếu lãi suất trái phiếu chính phủ, tăng trưởng sản xuất công nghiệp do lạm phát dự kiến và ngoài dự đoán, và lợi tức giữa các trái phiếu cấp thấp của công ty) và trên một nhóm hợp lý nhỏ các đồng vốn gốc.

thu được từ một loạt các lợi nhuận quan sát được trên thị trường. Camp và MacKinlay trích dẫn nghiên cứu gợi ý rằng năm sẽ là một số thành phần chính cần tính toán từ tập hợp tổng thể được quan sát trên thị trường.

Tất nhiên, chúng ta có thể kết hợp các dự báo của CAPM, A, các bản đồ tự động liên kết phi tuyển tính được liên kết với các dự báo thành phần phi tuyển tính với một mô hình dày. Granger và Jeon (2001) mô hình dày là "sử dụng nhiều đặc điểm kỹ thuật simila thay thế bằng cách sử dụng từng loại để tạo ra đầu ra cần thiết cho mục đích của bài tập," và sau đó kết hợp hoặc tổng hợp các kết quả [Gra Jeon (2001), 3].

Cuối cùng, như chúng ta sẽ thảo luận sau, một ứng dụng rất hữu ích – có thể là ứng dụng hữu ích – của các thành phần chính phi tuyển tính là phân biệt động lực biến động cơ bản với các biến động ngụ ý quan sát được trên thị trường cho các công cụ phái sinh tài chính. Đặc biệt, có thể thu được các thước đo độ biến động ngụ ý đối với tất cả các loại quyền chọn, quyền chọn hoặc "sự hoán đổi" có thời hạn đáo hạn khác nhau, vào một ngày. Điều quan trọng đối với những người tham gia thị trường là đánh giá toàn bộ hành vi của thị trường: Từ những tín hiệu đa dạng này, biến động của các biến động khác nhau, rủi ro của thị trường tăng hay giảm? Chúng tôi hiểu thị nhiều loại dữ liệu biến động ngụ ý, một tổng hợp chính phi tuyển tính giải thích rất nhiều về rủi ro thị trường tổng thể, trong đó cần nhiều thành phần chính tuyển tính hơn để đạt được mức độ kinh nghiệm tương tự

quyền lực. Không cần phải nói, một thước đo để tổng hợp sự phát triển của thị trường tốt hơn nhiều so với hai hoặc nhiều hơn.

Trong khi CAPM, APT và ICAPM được sử dụng để tạo ra lợi nhuận theo yêu cầu quyết định, các thành phần chính phi tuyển tính cũng có thể là u.

các thành phần không gần p̄rincipia hoặc tiền lãi hoặc thu nhập của tài sản. Tương tự, thành phần chính tuyến tính hoặc phi tuyến tính có thể là giảm số lượng lớn hơn các biến giải thích thành một biến nhỏ hơn, dễ quản lý hơn.

số lượng biến hồi quy cho bất kỳ loại mô hình nào. Một ví dụ thích hợp là chứng cất một tập hợp các thành phần chính từ một loạt các lon

các biến phục vụ như các chỉ số hàng đầu cho hoạt động kinh tế. sim

các thành phần chính tuyến tính hoặc phi tuyến tính được chắt lọc từ các chỉ số hàng đầu rộng hơn có thể đóng vai trò là các biến đại diện cho tổng thể cầu trong các mô hình lạm phát.

2.7 Mạng thần kinh và sự lựa chọn rời rạc

Phân tích cho đến nay giả định rằng biến phụ thuộc, y , là trước bởi mạng nơ-ron, là biến ngẫu nhiên liên tục chứ không phải biến cụ thể. Tuy nhiên, có nhiều trường hợp trong quyết định tài chính m

khi biến phụ thuộc là rời rạc. Các ví dụ rất dễ tìm, phân loại các khoản cho vay tiềm năng là rủi ro thấp và có thể chấp nhận được hoặc cao và không thể chấp nhận được. Một khả năng khác là khả năng một thẻ tín dụng cụ thể giao dịch một khoản phí đúng hoặc gian lận.

Mục tiêu của loại phân tích này là phân loại dữ liệu, càng chính xác càng tốt, thành viên trong hai nhóm, được mã hóa là 0 hoặc 1, dựa trên quan sát.

đặc trưng. Do đó, thông tin về thu nhập hiện tại, số năm sở hữu nhà trong những năm hiện tại và số năm học hành, có thể giúp ích cho một loại khách hàng cụ thể như một trường hợp chấp nhận được hoặc có rủi ro cao đối với một chiếc ô tô mới. Tương tự như vậy, thông tin về thời gian trong ngày, địa điểm, và một khoản phí thẻ tín dụng lớn, cũng như các khoản phí thông thường của một thẻ cụ thể có thể giúp nhân viên an ninh ngân hàng xác định xem các khoản phí đến có khả năng là đúng và được phân loại là 0 hay gian lận và được phân loại là 1 hay không.

2.7.1 Phân tích biệt thức

Cách tiếp cận tuyến tính cổ điển để phân loại dựa trên các đặc tính quan sát được là phân tích phân biệt tuyến tính. Cách tiếp cận này lấy đặc điểm k-chiều từ dữ liệu được quan sát rời rạc vào hai ví dụ nhóm, một nhóm trả nợ đúng hạn và một nhóm khác trả nợ đúng hạn.

nợ trong thanh toán khoản vay. Trước tiên, chúng tôi xác định các ma trận X_1 , X_2 , trong đó các hàng của mỗi X_i đại diện cho một loạt k đặc điểm khác nhau của các bers của mỗi nhóm, chẳng hạn như nhóm có rủi ro thấp hoặc rủi ro cao. liên kết đặc điểm có thể là tuổi tác, thu nhập, tình trạng hôn nhân, và năm trong thuê người làm. Phân tích phân biệt tiến hành theo ba bước:

1. Tính trung bình cộng của hai nhóm X_1 , X_2 cũng như a ma trận phương sai-hiệu phương sai, Σ_1 , Σ_2 .

3. Ước tính vectơ hệ số, $\beta = \Sigma 1 X_1 - X_2$.

4. Với vec tơ β , kiểm tra các đặc điểm của một bộ cơ sở dữ liệu mới để phân loại theo nhóm rủi ro thấp hoặc rủi ro cao X2. Xác định tập hợp các đặc trưng x_1, x_2 , chúng ta tính được $t \beta x$.

Nếu giá trị này gần với βX_1 hơn là với βX_2 , thì chúng ta được xếp vào nhóm rủi ro thấp X1. Mặt khác, đó là cla là thành viên của X2.

Phân tích phân biệt có ưu điểm là nhanh chóng và được sử dụng rộng rãi cho một loạt các ứng dụng tài chính thú vị.¹² Họ là một phương pháp tuyển tính đơn giản và không tính đến bất kỳ con lừa nào về phân phối của biến phụ thuộc được sử dụng trong lớp. Nó phân loại một tập hợp các đặc điểm X thuộc nhóm 1 hoặc theo thước đo khoảng cách. Vì lý do này, nó đã được thay thế bằng hồi quy logistic thường được sử dụng.

2.7.2 Hồi quy nhị phân

Phân tích logit giả định mối quan hệ sau giữa biến phụ thuộc nhị phân xác suất y_i , nhận giá trị 0 hoặc 1 và các biến giải thích x :

$$p_i = \frac{1}{1 + e^{[x_i\beta + \beta_0]}}$$

Để ước tính các tham số β và β_0 , chúng ta chỉ cần cực đại hóa hàm log-likelihood Λ đối với vectơ tham số β :

$$\begin{aligned} \text{rìu } \Lambda &= (p_i)^{y_i} (1 - p_i)^{1 - y_i} \\ &= \frac{1}{1 + e^{[x_i\beta + \beta_0]}} \frac{e^{[x_i\beta + \beta_0]}}{1 + e^{[x_i\beta + \beta_0]}}^{1 - y_i} \end{aligned}$$

trong đó y_i đại diện cho các kết quả rời rạc quan sát được.

¹²Ví dụ, xem Altman (1981).

$$\ln(\Lambda) = y_i \ln(p_i) + (1 - y_i) \ln(1 - p_i)$$

Vectơ hệ số k chiều β không đại diện cho một tập p
đạo hàm đối với đặc điểm xk. Đạo hàm riêng từ biểu thức sau:

$$p_i = \frac{e^{x_i\beta+\beta_0}}{(1 + e^{x_i\beta+\beta_0})^2}$$

Các đạo hàm riêng được quan tâm đặc biệt nếu chúng ta muốn xác định các đặc điểm quan trọng làm tăng hoặc giảm khả năng trở thành một trạng thái hoặc danh mục cụ thể, chẳng hạn như thể hiện rủi ro vỡ nợ.^{13,14}

Cách thông thường để đánh giá mô hình logistic này là kiểm tra phần trăm của các dự đoán đúng, cả đúng và sai, được đặt ở 1 và 0, dựa trên ba giá trị mong đợi. Đặt số pi ước tính là 0 hoặc 1 tùy thuộc vào giá trị ngưỡng thích hợp. Nếu xác suất ước tính hoặc \exp giá trị pi lớn hơn 0,5 thì pi được làm tròn thành 1 và dự kiến sẽ đặt. Nếu không, nó sẽ không xảy ra.¹⁵

2.7.3 Hồi quy probit

Các mô hình probit cũng được sử dụng: các mô hình này chỉ đơn giản sử dụng cume Phân phối chuẩn Gaussian chứ không phải là hàm logistic để xác định xác suất có thuộc một danh mục hay không:

$$\begin{aligned} p_i &= \Phi(x_i\beta + \beta_0) \\ &= \int_{-\infty}^{x_i\beta+\beta_0} \varphi(t) dt \end{aligned}$$

trong đó ký hiệu Φ đơn giản là phân phối chuẩn tích lũy, ký hiệu chữ thường, φ , như trước đây, biểu thị hàm trạng thái chuẩn tắc chuẩn. Chúng tôi tối đa hóa chức năng khả năng đăng nhập tương tự. các p

¹³Trong nhiều trường hợp, người ta quyết định không thích rủi ro có thể chọn một ứng dụng thận trọng hơn. Ví dụ: nếu nguy cơ mắc bệnh ung thư nghiêm trọng vượt quá 0,3, bác sĩ có thể chẩn đoán bệnh nhân là "nguy cơ cao", đảm bảo chẩn đoán thêm.

¹⁴Thảo luận thêm sẽ xuất hiện trong Phần 2.7.4 về việc tính toán các giá trị từng phần trong hồi quy mạng thần kinh phi tuyến.

¹⁵Thảo luận thêm sẽ xuất hiện trong Phần 2.8 về việc đánh giá sự thành công của một quyết định không hồi quy.

$$\begin{aligned} p_i &= \varphi(x_i\beta + \beta_0)\beta_k \\ &\quad x_{i,k} \end{aligned}$$

Greene (2000) chỉ ra rằng phân phối logistic tương tự như phân phối bình thường, ngoại trừ ở các đuôi. Tuy nhiên, ông chỉ ra rằng việc lựa chọn phân phối này hay phân phối khác trên "lý thuyết g" là điều cần thiết. và đối với hầu hết các trường hợp, "có vẻ như không tạo ra nhiều khác biệt" [Greene, 815].

2.7.4 Hồi quy Weibull

Phân phối Weibull là một phân phối bất đối xứng, mạnh n bị lệch, tiến dần về 0 và 1 nhanh hơn so với các mô hình t và logit:

$$p_i = 1 - \exp(-\exp(x_i\beta + \beta_0))$$

Phân phối này được sử dụng để phân loại trong phân tích tỷ lệ sống sót từ "lý thuyết giá trị cực đoan". Đạo hàm riêng được cho bởi phuong trình:

$$\begin{aligned} p_i &= \exp(x_i\beta + \beta_0) \exp(-(x_i\beta + \beta_0))\beta_k \\ &\quad x_{i,k} \end{aligned}$$

Phân phối này còn được gọi là phân phối Gompertz và mô hình được gọi là mô hình Gompit.

2.7.5 Các mô hình mạng thần kinh cho sự lựa chọn rời rạc

Hồi quy logistic là một trường hợp đặc biệt của lựa chọn hồi quy mạng thần kinh, vì hồi quy logistic đại diện cho một nơron ẩn mạng thần kinh. Dạng chuyển tiếp được điều chỉnh sau đây có thể được sử dụng cho mô hình lựa chọn nhị phân rời rạc, dự đoán đầu dò cho mạng có đặc điểm đầu vào k và nơron j :

$$n_{j,i} = w_{j,0} + \sum_{k=1}^K w_{j,k} x_{k,i}$$

$$t_{j,i} = \frac{1}{1 + e^{-n_{j,i}}}$$

$$p_i = \prod_{j=1}^J \gamma_j t_{j,i}$$

Lưu ý rằng xác suất p_i là trung bình có trọng số của logsigmo r $N_{j,i}$, được giới hạn giữa 0 và 1. Vì proba cuối cùng cũng bị giới hạn theo cách này, xác suất cuối cùng là trọng số trung bình của các nơ-ron này. Như trong hồi quy logistic, các hệ số thu được là cự^c đại hóa tích của hàm khả năng, cho trước (tổng của hàm khả năng log).

Các đạo hàm riêng của chế độ lựa chọn rời rạc của mạng thần kinh được cho bởi biểu thức sau:

$$\frac{\partial p_i}{\partial x_{i,k}} = \sum_{j=1}^J y_j N_{j,i} (1 - N_{j,i}) w_{j,k}$$

2.7.6 Các mô hình với sự lựa chọn theo thứ tự đa thức

Thật dễ dàng để mở rộng chế độ logit và mạng thần kinh trong trường hợp có nhiều lựa chọn hoặc phân loại rời rạc thành ba hoặc kết quả. Trong trường hợp này, hồi quy logit được gọi là ví dụ ước tính logistic, nhân viên tín dụng có thể muốn phân loại khách hàng tiềm năng thành các loại rủi ro thấp và rủi ro cao dựa trên mạng lưới các đặc điểm, x

Một cách tiếp cận trực tiếp để phân loại như vậy là phân loại lồng nhau. Người ta có thể sử dụng mô hình mạng logistic hoặc mạng thần kinh để tách n các danh mục từ danh mục vỡ nợ tuyệt đối hoặc rủi ro cao, với ước tính theo giai đoạn. Sau đó, với dữ liệu bình thường còn lại, người ta có thể tách phân loại thành nhóm rủi ro thấp và rủi ro cao.

Tuy nhiên, có nhiều trường hợp trong việc ra quyết định tài chính có nhiều loại. Xếp hạng trái phiếu, ví dụ, thường nằm trong bốn loại. Vì vậy, người ta có thể muốn sử dụng hậu cần hoặc thần kinh phân loại để dự đoán loại bon của một công ty cụ thể rơi vào loại nào, dựa trên đặc điểm của công ty cụ thể, từ người quan sát dữ liệu thị trường và phân loại thị trường hiện tại hoặc xếp hạng trái phiếu.

Trong trường hợp này, sử dụng ví dụ về ba kết quả, chúng tôi sử dụng so sánh tính p_1 , p_2 , p_3 cho mỗi quan sát i:

$$P_{1,i} = \frac{1}{1 + e^{[x_i \beta_1 + \beta_{10}]}}$$

$$P_{2,i} = \frac{1}{1 + e^{[x_i \beta_2 + \beta_{20}]}}$$

$$P_{3,i} = \frac{1}{1 + e^{[x_i \beta_3 + \beta_{30}]}}$$

$$\begin{array}{ll} p_1, t_{\text{tối}} = & p_1, t_{\text{tối}} \\ 3 & 3 \\ j=1 \quad p_j, t_{\text{tối}} & j=1 \quad p_j, t_{\text{tối}} \end{array}$$

$$\begin{array}{ll} p_2, t_{\text{tối}} = & p_2, t_{\text{tối}} \\ 3 & 3 \\ j=1 \quad p_j, t_{\text{tối}} & j=1 \quad p_j, t_{\text{tối}} \end{array}$$

$$\begin{array}{ll} p_3, t_{\text{tối}} = & p_3 \\ 3 & 3 \\ j=1 \quad p_j, t_{\text{tối}} & j=1 \quad p_j, t_{\text{tối}} \end{array}$$

Các mô hình mạng thần kinh mang lại xác suất tích lũy theo cách.
Trong trường hợp này, có m nơ-ron trong lớp ẩn, xác suất k và j
xuất ra ở mỗi lần quan sát i, đối với i

$$\begin{array}{ll} & k \\ nm, i = w_m, 0 + & w_j, kx_k, i \\ & k=1 \end{array}$$

$$Nm, i = \frac{1}{1 + enm, i}$$

$$pj, i = \sum_{m=1}^M y_m, i Nj, i, \text{ với } j = 1, 2, 3$$

$$\begin{array}{ll} & m \\ ym, i = 1, ym, i \geq 0 & \\ & m=1 \end{array}$$

$$\begin{array}{ll} pj, t_{\text{tối}} = & pj, t_{\text{tối}} \\ 3 & 3 \\ j=1 \quad pj, t_{\text{tối}} & j=1 \quad pj, t_{\text{tối}} \end{array}$$

Các tham số của cả mạng logistic và mạng nơ-ron mo
Ước tính bằng cách tối đa hóa một chức năng khả năng tương tự:

$$\begin{array}{ll} & t_{\text{tối}} = t_{\text{tối}} \\ & \\ & = \sum_{t_{\text{tối}}=0}^{t_{\text{tối}}} (p_1, i)^{y_1, t_{\text{tối}}} (p_2, i)^{y_2, t_{\text{tối}}} (p_3, i)^{y_3, i} \end{array}$$

Sự thành công của các mô hình thay thế này được dễ dàng lập bằng
phản trambi dự đoán chính xác cho các danh mục cụ thể.

Giống như xấp xỉ đa thức, ước lượng mạng thần kinh thường được coi là một hộp đen. Làm thế nào để chúng ta biện minh cho số lượng tham số, ne hoặc các lớp ẩn chúng ta sử dụng trong mạng? Làm thế nào để thiết kế của công việc liên quan đến "trước đó" dựa trên cơ sở kinh tế hoặc tài chính Thomas Sargent (1997), trích dẫn lời khuyên của Lucas cho các nhà nghiên cứu, nhắc nhở hãy cẩn thận với các nhà kinh tế mang "các tham số tự do". Bằng cách miễn phí, chúng tôi tham số không thể được biện minh hoặc hạn chế trên nhóm lý thuyết

Rõ ràng, các mô hình có nhiều tham số là các mô hình linh hoạt hơn với ít tham số hơn và có thể giải thích nhiều biến thể hơn trong kết quả. Nhưng một lần nữa, chúng ta nên cảnh giác. Một lời chỉ trích liên quan chặt chẽ đến vấn đề trắng đen thậm chí còn trực tiếp hơn: một mô hình có thể giải thích mọi thứ, hoặc mọi thứ, trên thực tế chẳng giải thích được gì. Nói tóm lại, những mô hình quá mức trung thực thường là như vậy.

Tất nhiên, những lời chỉ trích tương tự có thể được thực hiện, mutatis mutandis, của các mô hình. Thông thường, độ dài trễ của các mô hình tự hồi quy được điều chỉnh để tối đa hóa khả năng giải thích trong mẫu hoặc giảm thiểu khả năng không phù hợp. Lỗi dự báo. Thường rất khó để liên hệ cấu trúc trễ được sử dụng trong các mô hình thực nghiệm tuyến tính với bất kỳ tiên nghiệm lý thuyết nào dựa trên tối ưu hóa hành vi của các tác nhân kinh tế.

Tuy nhiên, thậm chí còn quan trọng hơn là sự chỉ trích của Wolkenhauer ("các mô hình chính thức, nếu có thể áp dụng cho một lớp quy trình lớn hơn thì không (chính xác) đủ cho một vấn đề cụ thể và nếu chính xác cho một phần vấn đề mà chúng thường không được áp dụng chung" [Wolkenhauer (P. xx)].

Những lời chỉ trích hộp đen xuất phát từ mong muốn trói buộc chúng ước tính với lý thuyết kinh tế cơ bản. Đưa ra giả định rằng các hộ gia đình, doanh nghiệp và các nhà hoạch định chính sách là hợp lý, những tác nhân trong độ tuổi này đưa ra quyết định dưới dạng các quy tắc phản hồi tối ưu, tối ưu hóa động bị ràng buộc bắt nguồn từ và/hoặc tương tác chiến lược với người chơi. Các đại lý hoàn toàn biết môi trường kinh tế của họ, và luôn tối ưu hoặc chiến lược một cách hoàn toàn hợp lý.

Trường hợp sử dụng mạng thần kinh xuất phát từ việc nói lồng khẳng định rằng các tác nhân biết đầy đủ về môi trường của họ. Điều gì sẽ xảy ra nếu quyết định m phải tìm hiểu về môi trường của họ, về bản chất của cú sốc tiềm ẩn trong quá trình sản xuất, các mục tiêu chính sách và quy tắc phản hồi của chính quyền, hoặc cách những người chơi khác xây dựng kế hoạch của họ? Không quá khi tưởng tượng rằng các tác nhân kinh tế phải sử dụng các phép tính gần đúng để nắm bắt cách thức các biến số chính tương tác trong loại môi trường này.

Từ quan điểm này, cuộc tấn công hộp đen có thể biến thành Lý thuyết cơ bản không nên coi trọng thực tế rằng sinh thái những người ra quyết định đang trong quá trình học hỏi, để ước lượng thời gian của họ? Thay vì được mô tả là hợp lý và tất cả các kno

wearg w severa approxmang moes n voae enronme là ý nghĩa của Granger và Jeon (2001) khi gọi “mô hình dày đặc”.

Bản thân Sargent (1999) đã chỉ cho chúng ta cách thực hiện điều này. Trong Cuộc chinh phục lạm phát của Mỹ, Sargent lập luận rằng lạm phát “xuất hiện dần dần từ một quá trình thích ứng.” Ông thừa nhận câu chuyện “minh oan” “hơi khác so với kỳ vọng hợp lý rằng các nhà hoạch định chính sách đã sử dụng mô hình đường cong Phillips năm 1960, nhưng họ “lại ước tính lại một đường cong Phillips có độ trễ phản tán và sử dụng nó để thiết lập lại cặp tỷ lệ lạm phát-thất nghiệp” [Sargent (1999), trang 4-5].

Quan điểm lập luận của Sargent là các nhà kinh tế nên coi các tác nhân hoặc tác nhân trong môi trường của họ không phải là một nhóm biệt tất cả những người biết mô hình thực sự mà là theo hình ảnh của chính họ và giống như các nhà kinh tế lượng, những người phải ước tính, theo phương thức đệ quy hoặc liên tục, phức hợp. tương tác của các biến ảnh hưởng đến chúng. Điều này diễn ra như thế nào một hình thức xấp xỉ của các tương tác phức tạp ảnh hưởng đến những người ra quyết định kinh tế và tài chính.

Tuy nhiên, nhìn rộng hơn, cần phải thừa nhận tính biến đổi trong lý thuyết kinh tế. Như Hansen và Sargent (2000) chỉ ra rằng một mô hình là một xấp xỉ nghĩa là nói rằng nó xấp xỉ mô hình. Lý thuyết tốt không nhất thiết phải hoạt động dưới “chủ nghĩa cộng sản mà những người được làm mẫu “biết mẫu” [Hansen và (2000), tr. 1]. Thay vào đó, các đặc vụ phải học hỏi từ nhiều mô hình mới bị chỉ định sai.

Hansen và Sargent viện dẫn nghịch lý Ellsberg để tạo ra thử Trong thiết lập này, ban đầu được đưa ra bởi Daniel Ellsberg (1961), một sự lựa chọn giữa hai chiếc bình, một chiếc chứa 50 quả bóng và quả bóng màu đỏ, và chiếc bình thứ hai, trong đó không rõ hỗn hợp . Vui lòng chọn chiếc bình nào sẽ sử dụng và đặt cược vào việc vẽ màu đỏ hoặc blu với sự thay thế. Sau một loạt thí nghiệm, Ellsberg nhận thấy chiếc bình đầu tiên được chọn thường xuyên hơn. Ông kết luận rằng mọi người b làm theo cách này để tránh sự mơ hồ hoặc không chắc chắn. Tuy nhiên, Hansen và Sargent hỏi, khi nào thì chúng ta mong đợi cái này được chọn? Nếu các tác nhân có thể học hỏi từ kinh nghiệm của họ bằng cách điều chỉnh lại các xác suất chủ quan sai lầm trước đây của họ về

vẽ màu đỏ hoặc đen từ chiếc bình thứ hai, sẽ có bao giờ chọn chiếc bình thứ hai. Chỉ khi xác suất chủ quan đạt tới mức 50-50 thì người chơi mới trở nên thờ ơ. Điều đơn giản này minh họa nhu cầu, như Hansen và Sargent tranh luận, để tạo mô hình trong môi trường năng động, với việc học gần đúng mô hình [Hansen và Sargent (2000), tr. 6].

Tuy nhiên, vẫn có sự cảm dỗ để tham gia vào dữ liệu mi overfit một mô hình bằng cách sử dụng xấp xỉ ngày càng phức tạp

mores souaways e preerre over more complex ess ransp cách tiếp cận. Trong nghiên cứu này, chúng tôi trình bày các giải pháp thay thế mạng thần kinh đơn giản cho mô hình tuyến tính và đánh giá hiệu suất của các giải pháp thay thế này. theo các tiêu chí thống kê được tôn vinh theo thời gian cũng như tính hữu ích tổng thể của các mô hình đối với hiểu biết kinh tế và ra quyết định. Trong một số trường hợp, mô hình tuyến tính đơn lẻ có thể thích hợp hơn các phương án phức tạp hơn; tôi không cách tiếp cận mạng nơ-ron hoặc sự kết hợp giữa mạng nơ-ron và cách tiếp cận chiêm ưu thế rõ ràng. Điểm mà chúng tôi muốn đưa ra trong nghiên cứu này là các mạng lưới thần kinh đóng vai trò là một phương pháp tuyến tính bổ sung hữu ích và sẵn có để dự báo và nghiên cứu thực nghiệm liên quan đến vây. kỹ thuật.

2.9 Kết luận

Chương này đã trình bày một loạt các mạng để dự báo, để giảm tính đặc trưng và để lựa chọn hoặc phân loại rời rạc. Tất cả các mạng cung cấp nhiều tùy chọn cho người dùng, chẳng hạn như lựa chọn lớp ẩn, số lượng nơ-ron hoặc nút trong mỗi lớp ẩn và lựa chọn chức năng kích hoạt với mỗi nơ-ron. Mặc dù mạng dễ dàng vượt khỏi tầm kiểm soát về mức độ phức tạp, nhưng chúng tôi chỉ ra rằng hầu hết các lựa chọn thay thế mạng cho mô hình tuyến tính, về mặt phân phối tác động

hiệu suất, là những mạng tương đối đơn giản, thường chỉ có trên lớp ден và nhiều nhất là hai hoặc ba nơ-ron trong lớp ẩn. Các ne

các lựa chọn thay thế không bao giờ tệ hơn, và đôi khi còn tốt hơn, trong các ví dụ về dữ liệu nhân tạo (Chương 5), với sản xuất ô tô, chênh lệch doanh nghiệp và dự báo lạm phát/giảm phát (Chương 6 và 7).

Tất nhiên, để phân loại, các mô hình chuẩn là phân biệt

ysis, cũng như các phương pháp logit, probit và Weibull phi tuyến tính. Mạng

hoạt động ít nhất cũng bằng hoặc tốt hơn tất cả các phương pháp khác này để

dự đoán vỡ nợ trong thẻ tín dụng và trong ngân hàng-

mong manh (Chương 8).

Để giảm kích thước, cuộc đua diễn ra giữa các thành phần chính tuyến tính và

ánh xạ liên kết tự động của mạng nơ-ron. Chúng tôi cho thấy, trong ex

với các biện pháp biến động giới hạn sàn của quyền chọn hoán đổi, cả hai phương

pháp đều hữu ích như nhau đối với công suất trong mẫu nhưng mạng vượt trội

hơn các phương pháp tuyến tính đối với hiệu suất ngoài mẫu (Chương 9).

Tất nhiên, kiến trúc mạng có thể thay đổi. Với một ceptron nhiều lớp hoặc

mạng feedforward với một số nơ-ron ẩn, luôn có thể chỉ định các hàm kích hoạt

thay thế cho các nơ-ron khác nhau, với hàm logsigmoid cho một nơ-ron, một sự

truyền tín hiệu cho một nơ-ron khác, mật độ Gaussian tích lũy cho một phần ba.

Nhưng

2.9.1 Ghi chú chương trình MATLAB

Chương trình MATLAB để ước tính mạng perceptron hoặc phương đa lớp trên trang web của tôi là chương trình ffnet9.m và sử dụng hàm ffnet9fun.m. Có các chương trình tương tự cho các mạng kết nối nhảy và hoạt động El lặp lại: ffnet9 elman.m, ffnet9fun ffnet9 jump.m và ffnet9fun jump.m. Các chương trình đã hướng dẫn các đổi số đầu vào phù hợp cũng như các mô tả về chương trình.

Để triển khai mô hình GARCH, có một chương trình my gọi các chức năng được cung cấp bởi Bộ công cụ MATLAB Garch

Đối với ước tính tuyến tính, có chương trình ols.m. Chương trình này có một số chức năng con để chẩn đoán.

Các mô hình phân loại sử dụng các chương trình sau: classnet.netfun.m, logit.m, probit.m, gompit.m.

Đối với các thành phần chính, các chương trình sử dụng là nonlinpnonlinpcfun.m. Các hàm này lần lượt gọi MATLAB princomp.m, là một phần của Hộp công cụ thống kê MATLAB.

2.9.2 Bài tập gợi ý

Để có được chức năng mạng ridgelet, được mô tả trong Phần 2, có thể sử dụng Hộp công cụ tương ứng MATLAB. Nó rất dễ sử dụng và tiết kiệm thời gian và rắc rối. Ít nhất, khi viết mã, bạn có thể si và dán các công thức đạo hàm từ Hộp công cụ này vào p của riêng bạn

Đơn giản chỉ cần gõ lệnh funtool.m, và trong hộp besi nhập công thức Gaussian chuẩn thông thường, "inv(2 *pi) * (không cần dấu ngoặc đơn). Sau đó nhấp vào nút phái sinh năm lần cho đến kinh nghiệm khi bạn đến công thức cho ridgelet ne

Lặp lại bài tập trên cho hàm logsigmoid, đặt i mula bên cạnh "f=" "inv(1+exp(x))". Sau khi lấy đạo hàm theo thời gian, hãy so sánh đồ thị của hàm, trong khoảng [-2 với đồ thị của (n-1) đạo hàm tương ứng của Gaussian. Tại sao chúng bắt đầu trông giống nhau?

Ước tính của một mạng với Tính toán tiền hóa

Nếu đặc điểm kỹ thuật của mạng thần kinh cho ứng dụng gần đúng được lấy cảm hứng từ sinh học, người đọc chắc chắn sẽ nghĩ rằng cách ước tính hoặc đào tạo một mạng được lấy cảm hứng từ di truyền học và tiến hóa.

Ước tính một mô hình phi tuyến luôn là một công việc khó khăn. Chương trình không hội tụ hoặc chúng có thể hội tụ cục bộ, thay vì toàn cầu ước lượng tối ưu. Chúng tôi chỉ ra rằng cách tốt nhất để ước tính một mạng triển khai mạng là khai thác sức mạnh của tiến hóa các thuật toán tìm kiếm.

3.1 Tiền xử lý dữ liệu

Tuy nhiên, trước khi chuyển sang ước tính thực tế, thứ tự đầu tiên của bước là điều chỉnh hoặc chia tỷ lệ dữ liệu và loại bỏ tính không ổn định. Mặt khác, nhiệm vụ đầu tiên là tiền xử lý dữ liệu. Mặc dù các mô hình tuyến tính cũng yêu cầu dữ liệu cố định và được điều chỉnh theo mùa, nhưng việc mở rộng quy mô là cực kỳ quan trọng. đối với ước tính phi tuyến tính, vì việc chia tỷ lệ như vậy làm giảm spa tìm kiếm để tìm các ước tính hệ số tối ưu.

3.1.1 Tính dừng: Kiểm định Dickey-Fuller

Trước khi bắt đầu làm việc với bất kỳ chuỗi thời gian nào dưới dạng biến phụ thuộc, phải đảm bảo rằng dữ liệu đại diện cho hiệp phương sai thời gian dừng s

hiệp phương sai - là consan roug tôi. Khi sascanerence đèn giả định về phương tiện, phương sai, và hiệp phương sai có định, nó là để đảm bảo rằng các biến trong câu hỏi thực sự là có định.

Thử nghiệm được sử dụng phổ biến nhất là thử nghiệm do Dickey đề xuất (1979), cho một chuỗi $\{y_t\}$ đã cho:

$$yt = \rho y_{t-1} + a_1 y_{t-2} + a_2 y_{t-3} + \dots + a_k y_{t-k} + \varepsilon_t$$

trong đó $y_t = y_{t-1}, \rho, a_1, \dots, a_k$ là các hệ số được ước tính ε_t là một số hạng nhiễu loạn ngẫu nhiên với giá trị trung bình bằng 0 và không đổi. $a_k = \sigma^2$.

Giả thuyết vô hiệu trong thử nghiệm này là $\rho = 0$. Trong trường hợp này, mô hình rút gọn thành biểu thức sau:

$$yt = y_{t-1} + a_1 y_{t-2} + a_2 y_{t-3} + \dots + a_k y_{t-k} + \varepsilon_t$$

Theo giả thuyết vô hiệu này, y_t tại bất kỳ thời điểm nào sẽ bằng hoặc trừ đi tác động của các số hạng cho bởi tổng $a_i y_{t-i}$, $i = 1$. Trong trường hợp này, giá trị kỳ vọng dài hạn của chuỗi, khi y_t trở thành không xác định. Hoặc có lẽ ngắn gọn hơn, giá trị trung bình tại một thời điểm phụ thuộc vào các giá trị trong quá khứ của y_t . Với $\rho = 0$, chuỗi không dừng hoặc quá trình nghiệm đơn vị.

Giả thuyết thay thế có liên quan là $\rho < 0$. Với $\rho = -1$, y_t rút gọn thành biểu thức sau:

$$yt = a_1 y_{t-1} + a_2 y_{t-2} + \dots + a_k y_{t-k} + \varepsilon_t$$

Về lâu dài, với $y_t = y_{t-1}$, theo định nghĩa, $y_{t-i} = 0$, với $i = 1$ sao cho giá trị kỳ vọng của y_t , $E(y_t) = E(\varepsilon_t) = 0$.

Nếu có sự tồn tại nhát định trong mô hình, với ρ rơi vào khoảng giữa $[-1, 0]$, hồi quy liên quan sẽ trở thành:

$$yt = (1 + \rho)y_{t-1} + a_1 y_{t-2} + a_2 y_{t-3} + \dots + a_k y_{t-k} + \varepsilon_t$$

Trong trường hợp này, về lâu dài, với $y_t = y_{t-1}$, vẫn đúng là với $i = 1, \dots, k$. Sự khác biệt duy nhất là biểu thức cho giá trị trung bình rút gọn thành biểu thức sau, với $\rho = (1 + \rho)$:

$$yt(1 - \rho) = \varepsilon_t$$

Trong trường hợp này, giá trị kỳ vọng của y_t , $E(y_t) = E(\varepsilon_t)/(1 - \rho)$. Do đó, điều quan trọng là phải đảm bảo rằng hệ số ρ bằng 0 đáng kể đối với tính dừng. Các kiểm định của Dickey và Fuller là cần thiết, một các kiểm định t hai mặt của giả thuyết về $\rho < 0$ trong một phép thử tuyến tính

erms ne preceng hồi quy.

Phép thử tính dừng của Dickey và Fuller đã dẫn đến sự phát triển của phép thử Phillips và Perron (1988). Kiểm định này vượt xa Dickey Fuller ở chỗ nó cho phép kiểm định chung về tầm quan trọng của hệ số tự hồi quy cũng như các số hạng xu hướng và hằng số.¹ F công việc về sự ổn định có liên quan đến các bài kiểm tra về sự phá vỡ cấu trúc trong trường đại học chuỗi thời gian không tĩnh [ví dụ, xem Benerjee, Lumsdaine Stock (1992); Lumsdaine và Papell (1997); Peron (1989); và Zivot Andrews (1992)].

May mắn thay, đối với hầu hết các dữ liệu chuỗi thời gian tài chính như cổ phiếu p cung tiền danh nghĩa và tổng sản phẩm quốc nội, logarit bậc nhất thường chuyển đổi các chuỗi thời gian không ổn định này thành trạng thái tĩnh. loạt. Sự khác biệt đầu tiên của logarit chỉ đơn giản liên quan đến việc lấy logarit giá trị của một chuỗi Z , và sau đó lấy sự khác biệt đầu tiên của nó.

$$zt = \ln(Zt) - \ln(Zt-1)$$

$$zt \equiv \ln(Zt)$$

3.1.2 Điều chỉnh theo mùa: Chính sửa Lịch Effe

Một vấn đề khác với dữ liệu chuỗi thời gian phát sinh từ mùa hoặc các hiệu ứng. Với dữ liệu hàng quý hoặc hàng tháng, có kết thúc rõ ràng Tháng 12 tăng đột biến trong chỉ tiêu của người tiêu dùng. Với dữ liệu hàng ngày, có e liên quan đến các tháng, ngày trong tuần và ngày lễ cụ thể. nguy cơ không điều chỉnh dữ liệu cho các yếu tố theo mùa này ước tính mạng thần kinh là quá phù hợp với dữ liệu. Quá trình thiết lập phi tuyến tính sẽ tiếp tục tính chính sự phù hợp của mô hình hoặc loại bỏ các biểu diễn phức tạp không cần thiết để giải thích cho các yếu tố hoàn toàn theo mùa.

Tất nhiên, mối nguy hiểm của bất kỳ hình thức điều chỉnh theo mùa nào là trích xuất thông tin hữu ích từ dữ liệu. Do đó, nên sử dụng chuỗi thô, chưa được điều chỉnh theo mùa làm điểm chuẩn.

May mắn thay, đối với dữ liệu hàng quý hoặc hàng tháng, người ta có thể sử dụng một d phương pháp hồi quy biến. Ví dụ, đối với dữ liệu hàng quý, một ước tính hồi quy sau:

$$z = Q \beta + u$$

¹Xem Hamilton (1994), Chương 17, để thảo luận chi tiết về nghiệm đơn vị và tính dừng trong chuỗi thời gian.

resens ummy varaes hoặc e secon, r, an nǎm quare của chúng tôi và u là phần dư hoặc mọi thứ trong chuỗi thô mà c được giải thích bằng các biến giả hàng quý. Những biến giả này trên các giá trị bằng 1 khi quan sát rơi vào phần tư tương ứng, ngược lại.

Một quy trình tương tự được thực hiện đối với dữ liệu hàng tháng, với mười một biến giả.²

Đối với dữ liệu hàng ngày, hồi quy lọc theo mùa phù hợp hơn Gallant, Rossi và Tauchen (1992) để xuất các bộ tái

1. Giả định ngày trong tuần từ Thứ Ba đến Thứ Sáu
2. Các biến giả cho mỗi số ngày không giao dịch p ngày giao dịch hiện tại³
3. Biến giả cho tháng 3, 4, 5, 8, 8, 9, 10, 11
4. Biến giả cho từng tuần của tháng 12 và tháng 1

Trong thủ tục Gallant-Rossi-Tauchen, đầu tiên người ta hồi quy biến chuyển động zt trên tập hợp các biến điều chỉnh At, w ma trận các biến giả, cho các ngày trong tuần, tháng, Tháng 12 và tháng 1, và số ngày không giao dịch trước ngày giao dịch hiện tại:

$$z = A \beta + u$$

Gallant, Rossi và Tauchen cũng cho phép phương sai, cũng như t của dữ liệu, được điều chỉnh cho các hiệu ứng lịch. Một hồi quy đơn giản logarit của u2 trên tập lịch giả A, và các số hạng xu hướng [t t2], trong đó t = 1, 2, ..., T, với T rep số lượng quan sát. Phương trình hồi quy trở thành:

$$\ln(u2) = A \gamma +$$

$$A = [Att2]$$

2Trong cả hai trường hợp, hãy bỏ qua một biến giả để tránh cộng tuyển với biến giả trong hồi quy.

3May mắn thay, hầu hết các trang web tài chính đều có thông tin về các ngày lễ để người ta có thể lấy dữ liệu liên quan về số ngày không giao dịch mỗi ngày.

—

—

—————

Xác định và định lượng ma trận giả lịch, A

[MỘT]

Hồi quy các biến phụ thuộc vào ma trận giả

$z = A \beta + u$

Mẫu ma trận giả mở rộng

$A = [Att2]$

Hồi quy phần dư bình phương trên ma trận mở rộng

$\ln(u2) = A y +$

Biến đổi phần dư u thành z

$z = a + b$

bản

kinh nghiệm

Họ cũng đề xuất một phép biến đổi tuyến tính cuối cùng sao cho tính từ chuỗi z có trung bình mẫu và phương sai giống như chuỗi gốc:

$$z = a + b$$

kinh nghiệm

$$\frac{Ay}{2}$$

với các biến a và b được chọn để đảm bảo rằng phương sai trung bình mẫu của hai chuỗi giống hệt nhau.

Bảng 3.1 tóm tắt quy trình Gallant-Rossi-Tauchen cho các điều chỉnh.

Tất nhiên, việc điều chỉnh theo mùa cũng được thực hiện thông qua việc làm mịn chuỗi dữ liệu gốc, thường thông qua các bộ lọc trung bình động. Nhiều tài khoản có sẵn trong tài khoản thu nhập quốc gia trên thực tế đã được điều chỉnh theo bằng các phương pháp làm mịn như vậy.

Ưu điểm của các thủ tục điều chỉnh theo mùa khác nhau phụ thuộc vào mục tiêu của nghiên cứu. Nếu trọng tâm là ước tính tham số đáng tin cậy của một mô hình kinh tế lượng, cách tiếp cận biến giả vượt trội hơn tất cả các điều chỉnh lịch này, chúng tôi đang thay thế chuỗi dữ liệu được điều chỉnh giả tạo ban đầu. Quyết định có thể phản đối cách tiếp cận này, chẳng hạn như trong việc định giá quyền chọn, nếu điều kiện cơ bản Vì lý do này, nên kiểm tra kết quả của chuỗi với chuỗi thực tế và chuỗi được điều chỉnh theo lịch là một chiến lược tốt. Chúng tôi mong đợi g

chính xác với chuỗi điều chỉnh và hội tụ nhanh hơn, nhưng o kết quả không nên khác biệt đáng kể.

⁴Xem Beck (1981) để thảo luận về các loại ước tính mô hình kinh tế lượng điều chỉnh theo mùa khác nhau.

Khi các biến đầu vào $\{xt\}$ và các biến đầu ra có định $\{yt\}$ trong mạng nơ-ron, quá trình tiền xử lý hoặc chia tỷ lệ sẽ tạo điều kiện thuận lợi cho quá trình ước tính. Lý do mở rộng quy mô là hữu ích, thậm chí quan trọng, là việc sử dụng các số rất cao hoặc thấp, hoặc chuỗi có một vài giá trị ngoại lệ thấp rất cao, có thể gây ra sự cố tràn hoặc tràn, dừng lại, hoặc như Judd [(1998), p. 99] chỉ ra, máy tính đồng bằng cách gán giá trị bằng 0 cho các giá trị được giảm thiểu.

Khi các tế bào thần kinh logsigmoid hoặc tansigmoid được sử dụng, chắc chắn đó là một bước cần thiết. Nếu dữ liệu không được chia tỷ lệ thành một giao thoa hợp lý như $[0, 1]$ hoặc $[-1, 1]$, thì nơ-ron sẽ đặt giá trị lớn hợp lý ở mức 1 và giá trị thấp hợp lý ở mức 0 (đối với nơ-ron logsigmoid) hoặc nơ-ron tansig). Nếu không mở rộng quy mô, rất nhiều thông tin có thể bị mất, vì các nơ-ron sẽ chỉ truyền các giá trị một, không hoặc cộng một cho nhiều giá trị của dữ liệu đầu vào.

Có hai phạm vi số chính mà các chuyên gia mạng sử dụng các hàm chia tỷ lệ: 0 đến 1 , ký hiệu là $[0, 1]$ và trừ 1 để ký hiệu bằng $[-1, 1]$.

Các hàm chia tỷ lệ tuyén tính sử dụng cực đại và cực tiểu của chuỗi $[yx]$. Hàm chia tỷ lệ tuyén tính cho biến từ 0 đến một tran xk thành x_k theo cách sau:

$$x_{k,t} = \frac{xk,t - \min(xk)}{\max(xk) - \min(xk)}$$

Hàm chia tỷ lệ tuyén tính cho $[-1, 1]$, biến đổi một biến x_k, có dạng sau:

$$x_{k,t} = 2 \cdot \frac{xk,t - \min(xk)}{\max(xk) - \min(xk)} - 1$$

Một phương pháp chia tỷ lệ phi tuyén tính do Tiến sĩ Helge Petersoh Đại học Leipzig đề xuất, biến đổi một biến xk thành zk, cho phép một t trong phạm vi $0 < zk,t < 1$ hoặc $0, 1$. Hàm chia tỷ lệ Petersohn theo cách sau:

$$zk, t = \frac{1}{1 + \exp[\ln(zk, t) - \ln(1 - zk, t)]}$$

Cuối cùng, James DeLeo của Viện Y tế Quốc gia đề xuất dữ liệu theo quy trình gồm hai bước: đầu tiên, chuẩn hóa một chuỗi x, thành



$$x = \frac{1}{1 + \exp(-z)}$$

$$z = \frac{x - \bar{x}}{\sigma_x}$$

Loại chức năng chia tỷ lệ nào hoạt động tốt nhất phụ thuộc vào chất lượng kết quả. Không có cách nào để quyết định chức năng chia tỷ lệ nào hoạt động trên cơ sở tiên nghiệm, dựa trên các tính năng của dữ liệu. Chiến lược tốt nhất để ước tính mô hình với các loại chức năng chia tỷ lệ khác nhau để tìm ra cái nào mang lại hiệu suất tốt nhất, dựa trên điểm tiêu chí trong mẫu trong phần sau.

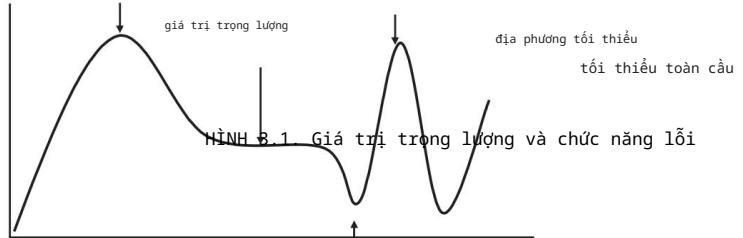
3.2 Bài toán ước lượng phi tuyến

Tìm các giá trị hệ số cho một mạng thần kinh hoặc bất kỳ mạng phi tuyến nào không phải là một công việc dễ dàng - chắc chắn không dễ dàng như ước tính tham số một xấp xỉ tuyến tính. Một mạng lưới thần kinh là một phi rất phức tạp hệ thống. Có thể có nhiều giải pháp tối ưu cục bộ, trong đó đưa ra giải pháp tốt nhất về mặt giảm thiểu sự khác biệt giữa các dự đoán mô hình y và các giá trị thực tế của y. Do đó, ước tính mạng cần có thời gian và liên quan đến việc sử dụng

Tóm lại, trong bất kỳ hệ thống phi tuyến tính nào, chúng ta cần bắt đầu quá trình ước lượng với các điều kiện ban đầu hoặc dự đoán các giá trị tham số mà chúng ta ước tính. Thật không may, một số dự đoán có thể tốt hơn những dự đoán khác trong việc đưa quá trình ước tính đến các hệ số tốt nhất để tối ưu. Một số dự đoán có thể dẫn chúng ta đến một tối ưu cục bộ, nghĩa là dự báo tốt nhất cho vùng lân cận của dự đoán ban đầu, nhưng không phải là hệ số cho dự báo tốt nhất givi nếu chúng ta nhìn xa hơn một chút so với các hệ số f dự đoán ban đầu.

Hình 3.1 minh họa bài toán tìm tối ưu toàn cục hay global minimum trên một bề mặt phi tuyến tính cao.

Như Hình 3.1 cho thấy, một tập hợp ban đầu các giá trị trọng số ở bất kỳ vị trí nào trên trục có thể nằm gần mức cực đại cục bộ hoặc tổng thể hơn là một giá trị cực đại nhỏ, hoặc gần đến một điểm yên ngựa. Một điểm cực tiểu hoặc cực đại có đạo hàm slope bằng không. Tại một điểm cực đại, sự thay đổi đạo hàm thứ hai trong độ dốc là âm, trong khi tại một điểm cực tiểu, độ dốc của cha là dương. Tại một điểm yên ngựa, cả hệ số góc và cha hệ số góc đều bằng không.



Khi các trọng số được điều chỉnh, người ta có thể gặp khó khăn ở bất kỳ phép tính nào mà đạo hàm bằng 0 hoặc đường cong có độ dốc bằng phẳng. Quá điều chỉnh trong tham số học tập có thể mang lại cho trọng lượng của một người val từ điểm cực tiểu gần như toàn cầu đến cực đại đến điểm yên ngựa. Một điều chỉnh quá nhỏ có thể khiến một người bị mắc kẹt gần yên xe trong một thời gian dài trong thời gian huấn luyện.

Thật không may, không có viên đạn bạc nào để tránh cực tiểu của vấn đề trong ước lượng phi tuyến tính. Chỉ có những chiến lược ước tính hoặc tìm kiếm tiến hóa ngẫu nhiên.

Để tìm tập hợp các hệ số hoặc trọng số $\Omega = \{wk, i, yk\}$ trong một lớp ẩn duy nhất hoặc $\Omega = \{wk, i, pl, k, yl\}$ trong một lớp ẩn mạng, chúng tôi cần tối hóa hàm mất mát Ψ , được định nghĩa lại là sự khác biệt bình phương giữa đầu ra y và y được quan sát thực tế, được dự đoán bởi mạng:

$$\Omega^{\text{tối thiểu}} \Psi(\Omega) = \sum_{t=1}^T (yt - yt)^2$$

$$yt = f(xt; \Omega)$$

trong đó T là số lần quan sát của vectơ đầu ra y và là đại diện của mạng nơ-ron.

Rõ ràng, $\Psi(\Omega)$ là một hàm phi tuyến của Ω . Tất cả các opti phi tuyến tính bắt đầu với dự đoán ban đầu về giải pháp, Ω_0 và tìm kiếm các cược, cho đến khi tìm ra giải pháp tốt nhất có thể trong phạm vi tìm kiếm hợp lý.

1. Tìm kiếm dựa trên độ dốc cục bộ, trong đó chúng tôi tính toán các đạo hàm bậc nhất và bậc hai của Ψ đối với các phần tử của tham số Ω và tiếp tục cập nhật dự đoán ban đầu của Ω , theo đạo hàm cho đến khi đạt được tiêu chí dừng
2. Tìm kiếm ngẫu nhiên, được gọi là ủ mô phỏng, không sử dụng đạo hàm bậc nhất và bậc hai, mà bắt đầu đoán ban đầu Ω_0 và tiếp tục cập nhật ngẫu nhiên các hệ số bậc hai cho đến khi đạt được "nhiệt độ làm mát" hoặc tiêu chí dừng đạt
3. Tìm kiếm ngẫu nhiên tiến hóa, được gọi là thuật toán di truyền, bắt đầu với quần thể p dự đoán ban đầu, $[\Omega_01, \Omega_02 \dots \Omega_0p]$ cập nhật quần thể dự đoán bằng chọn lọc di truyền, đột biến giống, trong nhiều thế hệ, cho đến khi hệ số tốt nhất vec được tìm thấy trong dân số thế hệ trước

Tất cả các cuộc thảo luận này là khá đơn giản cho sinh viên của cơm khoa học hoặc kỹ thuật. Những người không quan tâm đến các chi tiết chính xác của tối ưu hóa tuyến tính có thể bỏ qua ba phần phụ tiếp theo mà không bị lạc đường trong các phần tiếp theo.

3.2.1 Tìm kiếm dựa trên Gradient cục bộ: Quasi-Newton Phương thức và lan truyền ngược

Để giảm thiểu bất kỳ hàm phi tuyến nào, chúng ta thường bắt đầu bằng vectơ tham số khởi tạo Ω tại bất kỳ giá trị ban đầu nào, Ω_0 , có lẽ ngẫu nhiên c các giá trị. Sau đó, chúng tôi lặp lại trên tập hệ số Ω cho đến khi Ψ giảm thiểu bằng cách sử dụng các đạo hàm bậc nhất và bậc hai của chỉ số lỗi Ψ đối với các tham số. Loại tìm kiếm này, được gọi là gradient-tìm kiếm, là tối ưu trong vùng lân cận của đoạn ban đầu vectơ, Ω_0 . Vì lý do này, loại tìm kiếm này là tìm kiếm cục bộ.

Cách thông thường để thực hiện phép lặp này là thông qua đại số Newton Bắt đầu với tập hợp ban đầu của tổng sai số bình phương, $\Psi(\Omega_0)$, dựa trên vectơ hệ số ban đầu Ω_0 , khai triển Taylor bậc hai là u find $\Psi(\Omega_1)$:

$$\Psi(\Omega_1) = \Psi(\Omega_0) + \theta(\Omega_1 - \Omega_0) + .5(\Omega_1 - \Omega_0) H\theta(\Omega_1 - \Omega_0)$$

trong đó θ là độ dốc của hàm lỗi đối với para đặt Ω_0 và $H\theta$ là Hessian của hàm lỗi.

$$\begin{aligned}
 & \Psi(\Omega_0, 1+h_1, \dots, \Omega_0, k) \quad \Psi(\Omega_0, 1, \dots, \Omega_0, k) \\
 & \quad h_1 \\
 & \Psi(\Omega_0, 1, \dots, \Omega_0, i+h_i, \dots, \Omega_0, k) \quad \Psi(\Omega_0, 1, \dots, \Omega_0, k) \\
 & \quad h_i \\
 & \quad \vdots \\
 & \Psi(\Omega_0, 1, \dots, \Omega_0, i, \dots, \Omega_0, k+h_k) \quad \Psi(\Omega_0, 1, \dots, \Omega_0, k) \\
 & \quad h_k
 \end{aligned}$$

Mẫu số hi thường được đặt ở $\max(\Omega_0, i)$, với $i = 10$
Hessian H_0 là ma trận của đạo hàm riêng cấp hai đối với các
phần tử của Ω_0 , và được tính toán theo m tương tự Jacobian
hoặc gradient. Các phần chéo hoặc chéo của ma trận H_0 được cho
bởi công thức:

$$\frac{\partial^2 \Psi}{\Omega_0, i \quad \Omega_0, j} = \frac{1}{h_i h_j}$$

$$\times \frac{\{\Psi(\Omega_0, 1, \dots, \Omega_0, i+h_i, \Omega_0, j+h_j, \dots, \Omega_0, k) - \Psi(\Omega_0, 1, \dots, \Omega_0, i, \dots, \Omega_0, j+h_j, \dots, \Omega_0, k)\}}{\{\Psi(\Omega_0, 1, \dots, \Omega_0, i+h_i, \Omega_0, j, \dots, \Omega_0, k) - \Psi(\Omega_0, 1, \dots, \Omega_0, k)\}}$$

trong khi các phần tử trực tiếp bậc hai hoặc các phần tử đường chéo là gi

$$\frac{\partial^2 \Psi}{\Omega_0, i \quad \Omega_0, i} = \frac{1}{h_i^2} (\Psi(\Omega_0, 1, \dots, \Omega_0, i + h_i, \dots, \Omega_0, k) - 2\Psi(\Omega_0, 1, \dots, \Omega_0, i, \dots, \Omega_0, k) + \Psi(\Omega_0, 1, \dots, \Omega_0, i - h_i, \dots, \Omega_0, k))$$

Để tìm hướng thay đổi của tập tham số từ nó sang lần lặp 1,
người ta chỉ cần giảm thiểu hàm lỗi $\Psi(\Omega_1)$ bằng $(\Omega_1 - \Omega_0)$.

Công thức sau đây đưa ra sự tiến hóa của p
đặt Ω từ thông số kỹ thuật ban đầu ở lần lặp 0 thành giá trị của nó tại ite

$$(\Omega_1 - \Omega_0) = H \delta \theta$$

Thuật toán tiếp tục theo cách này, từ lần lặp 1 đến 2, 2 đến n,
cho đến khi hàm lỗi được giảm thiểu. Người ta có thể đặt dừng dung
sai khi không có thay đổi nào nữa trong hàm lỗi đã cho giá trị dung
sai. Ngoài ra, người ta có thể chỉ cần dừng khi đạt đến số lần lặp
tối đa.

Vấn đề chính với phương pháp này, cũng như trong bất kỳ phương pháp tối ưu phi tuyến nào
phương pháp, là người ta có thể tìm nghiệm cục bộ thay vì nghiệm
toàn cục, hoặc nghiệm điểm cho vec tơ Ω , giúp giảm thiểu hàm sai số

on e coce oe na parameer vecor θ . Cách tiếp cận phổ biến nhất của e mos là bắt đầu với một vectơ ngẫu nhiên, lặp lại cho đến khi đạt được sự hội tụ và bắt đầu lại với một vectơ tham số ngẫu nhiên khác, i cho đến khi hội tụ và so sánh kết quả cuối cùng với lần lặp ban đầu. Một chiến lược khác là lặp lại việc giảm thiểu này nhiều lần cho đến khi nó một giá trị tối thiểu toàn cầu tiềm năng trên tập hợp các giá trị tối thiểu.

Một vấn đề khác là khi các phép lặp tiến triển, thâm Hessian tại phép lặp n cũng có thể trở thành số ít, vì vậy nó không thể để thu được H_n^{-1} ở lần lặp n. Tối ưu hóa số thường được sử dụng các phương pháp xấp xỉ ma trận Hessian ở các khoảng thời gian lặp lại khác nhau.

Thuật toán BFGS (Boyden-Fletcher-Goldfarb-Shanno) xấp xỉ H_n^{-1} ở bước n trên cơ sở kích thước của sự thay đổi trong gradient - n + 1 tương ứng với sự thay đổi của các tham số $\theta_n - \theta_{n-1}$. Các algoritms khác có sẵn là Davidon-Fletcher-Powell (DFP) và Broyden, Hồi trường và Hausman (BHHH). [Xem Hamilton (1994), tr. 139.]

Tất cả các phương pháp gần đúng này thường xuyên nổ tung khi số lượng lớn các tham số hoặc nếu dạng chức năng của công việc thần kinh đủ phức tạp. Paul John Werbos (1994) phát triển đầu tiên phương pháp lan truyền ngược vào những năm 1970 như một giải pháp thay thế cho việc xác định các hệ số mạng thần kinh trong tìm kiếm độ dốc. Lan truyền ngược một cách rất dễ quản lý để ước tính mạng mà không cần phải lặp đảo ngược ma trận Hessian theo định tuyến BFGS, DFP và BHHH vẫn là phương pháp được sử dụng rộng rãi nhất để ước tính mạng neural. Phương pháp này, ma trận Hessian nghịch đảo, $H^{-1} = \rho I$, được thay thế bằng một id ma trận, với thứ nguyên của nó bằng số hệ số, k, đa bởi một tham số học tập, ρ :

$$\begin{pmatrix} \Omega_1 & \Omega_0 \end{pmatrix} = H^{-1} \theta = \rho \cdot \theta$$

Thông thường, tham số học ρ được chỉ định khi bắt đầu thực hiện, thường ở các giá trị nhỏ, trong khoảng [.05, .5], để tránh dao động. Các tham số học tập có thể là nội sinh, đảm nhận các giá trị khác nhau, quá trình ước tính đường như hội tụ, khi độ dốc là nhỏ hơn. Các phần mở rộng của phương pháp lan truyền ngược cho phép các tốc độ khác nhau đối với các tham số khác nhau. Tuy nhiên, hiệu quả như backpropagation có thể, nó vẫn mắc phải cái bẫy của mì cục bộ hơn là mì toàn cầu hay điểm yên ngựa hội tụ. Hơn nữa, trong khi giá trị thấp của learning rate tránh dao động, chúng có thể kéo dài quá trình chuyển đổi một cách không cần thiết quá trình.

Một giải pháp để tăng tốc quá trình lan truyền ngược tới định chiến tranh là thêm một số hạng động lượng vào quá trình trên, sau áp

$$(\Omega_n - \Omega_{n-1}) = \rho \cdot n^{-1} + \mu(\Omega_{n-1} - \Omega_n)$$

Hiệu quả của việc thêm hiệu ứng thời điểm, với μ thường được thiết lập để cho phép điều chỉnh các hệ số để lăn hoặc di chuyển nhiều hơn qui mô cao nguyên trong “bề mặt lỗi” [Essenreiter (1996)].

3.2.2 Tìm kiếm ngẫu nhiên: Ưu mô phỏng

Trong ước lượng mạng thần kinh, nơi có một lượng tham số tương đối lớn, các thuật toán dựa trên Newton ít có khả năng được sử dụng để đảo ngược các ma trận Hessian trong trường hợp này. Tương tự, vectơ tham số t có thể không nằm trong vùng lân cận của giá trị tốt nhất nên tìm kiếm cục bộ có thể không hiệu quả lắm.

Một phương pháp tìm kiếm thay thế để tối ưu hóa được mô phỏng một nó không yêu cầu lấy đạo hàm cấp một hoặc cấp hai. Rath phương pháp tìm kiếm ngẫu nhiên. Ban đầu là do Metropolis et al. (1953) được phát triển bởi Kirkpatrick, Gelatt và Vecchi (1983), nó bắt nguồn từ lý thuyết cơ học thống kê. Theo Sundermann (1990) phương pháp dựa trên sự tương tự giữa quá trình ủ của chất rắn và sự tối ưu hóa.

Quá trình ủ mô phỏng được mô tả trong Bảng 3.2. Thông điệp của cách tiếp cận này được Haykin (1994) tóm tắt rất hay: “khi quản lý một hệ thống rất lớn và phức tạp (tức là một hệ thống có con người tự do), thay vì luôn đi xuông dốc, hãy cố gắng đi xuông dốc theo thời gian” [Haykin (1994)], P. 315].

Như Bảng 3.2 cho thấy, chúng ta lại bắt đầu với một giải pháp ứng viên Ω_0 , và tiêu chí sai số liên quan, Ψ_0 . Một cú sốc đối với giải pháp sau đó được tạo ngẫu nhiên, Ω_1 và chúng tôi tính toán sai số liên quan Ψ_1 . Chúng tôi luôn chấp nhận vectơ giải pháp mới nếu số liệu lỗi d. Tuy nhiên, vì dự đoán ban đầu Ω_0 có thể không tốt lắm, tôi có khả năng rằng vectơ mới, ngay cả khi nó không làm giảm lỗi có thể đang đi đúng hướng đến một giải pháp toàn cầu hơn. một xác suất $P(j)$, được điều chỉnh bởi tỷ lệ Metropolis $M(j)$, vec tơ có thể được chấp nhận, mặc dù số liệu sai số thực sự là i

Lý do căn bản để chấp nhận một vectơ mới Ω_i ngay cả khi sai số Ψ_i i lớn hơn Ψ_1 , là để tránh cảm thấy bị mắc kẹt trong một cục tiểu cục bộ Điều này cho phép chúng ta tìm kiếm trên một tập hợp các khả năng rộng hơn.

Như Robinson (1995) chỉ ra, ủ mô phỏng bao gồm thuật toán chấp nhận/từ chối giữa các thay đổi cục bộ doan về nhiệt độ được đề xuất, bắt đầu từ nhiệt độ cao, mà không gian tham số. Với nhiệt độ giảm dần thì làm thế nào

Chỉ định nhiệt độ và lịch trình làm mát
tham số T

$$T(j) = \frac{t}{1 + \ln(j)}$$

Bắt đầu quá trình ngẫu nhiên tại $j = 0$, tiếp tục cho đến khi
 $j = (1, 2, \dots, T)$

Khởi tạo vectơ giải pháp và số liệu lối làm
nhieu ngau nhien vecto giải pháp, thu được
chi số lối

Tạo $P(j)$ từ phân phối đồng đều

$$0 \leq P(j) \leq 1$$

Tính tỷ lệ đô thị $M(j)$

$$M(j) = \text{kinh nghiệm} \quad \Psi_j \quad \Psi_j$$

Chấp nhận vec tơ mới $\Omega_j = \Omega_j$ vô điều kiện

$$\Omega_j = \Omega_j \quad \Psi_j \quad \Psi_j \quad 1$$

Chấp nhận vec tơ mới $\Omega_j = \Omega_j$ có điều kiện

$$P(j) \leq M(j)$$

Tiếp tục quá trình cho đến khi $j = T$

thuật toán trở nên "tham lam". Khi nhiệt độ $T(j)$ nguội đi, thay đổi ngày càng
có nhiều khả năng chỉ được chấp nhận nếu số liệu sai số giảm

Để chắc chắn, ú mô phỏng không hoàn toàn là một tìm kiếm toàn cầu. Rất là một
tìm kiếm ngẫu nhiên để giúp thoát khỏi mức tối thiểu cục bộ có thể xảy ra và
đến điểm tối thiểu tốt hơn. Vì vậy, nó được sử dụng tốt nhất sau khi chúng tôi
đã hội tụ điểm đã cho, để xem liệu có điểm tối thiểu tốt hơn trong lân cận hay kh

của mức tối thiểu ban đầu.

Như chúng ta thấy trong Bảng 3.2, trạng thái hiện tại của hệ thống, hoặc coe
vectơ Ω_j , chỉ phụ thuộc vào trạng thái trước đó Ω_{j-1} và khả năng chuyển tiếp
 $P(j|j-1)$ và do đó không phụ thuộc vào tất cả các kết quả trước đó. rằng một
hệ thống như vậy có thuộc tính chuỗi Markov. Như Haykin (1994) một tính chất
quan trọng của hệ thống này là sự hội tụ tiềm cận, còn Geman và Geman (1984)
đã cho chúng ta một chứng minh toán học. của họ
được tóm tắt từ Haykin (1994, trang 317), phát biểu như sau:

Định lý 1 Nếu nhiệt độ $T(k)$ được sử dụng để thực hiện kt thỏa mãn giới hạn $T(k) \geq T/\log(1+k)$ với mọi k , trong đó T là một giá trị đủ
hàng số lớn độc lập với k thì với xác suất 1 hệ hội tụ về cấu hình cực tiểu.

Một định lý tương tự đã được suy ra bởi Aarts và Korst (1

Thật không may, lịch trình ủ được đưa ra trong định lý trước là cực kỳ chậm -
quá chậm để sử dụng thực tế. Khi chúng ta xấp xỉ thời gian hữu hạn của prop
hội tụ tiềm cận

cầu nguyện một.

Để triển khai thuật toán trong thời gian xấp xỉ hữu hạn, để quyết định các tham số chính trong lịch trình ủ. Văn L và Aarts (1988) đã xây dựng sơ đồ ủ chi tiết hơn sơ đồ được trình bày trong Bảng 3.2. Kirkpatrick, Gelatt và Vecc đã đưa ra các đề xuất về nhiệt độ bắt đầu T (điều này đủ để đảm bảo rằng tất cả các quá trình chuyển đổi được đề xuất đều được chấp nhận rhythm), một phương án thay thế tuyển tính cho hàm giảm nhiệt độ $T(k) = \alpha T(k - 1)$, $.8 \leq \alpha \leq .99$, cũng như quy tắc dừng (thì bị "đóng băng" nếu không đạt được số lần chấp nhận mong muốn ở các nhiệt độ liên tiếp). Ủ mô phỏng thích ứng là một lựa chọn xa hơn đã được chứng minh là nhanh hơn và trở nên rộng rãi hơn [Ingber (1989)]. —

3.2.3 Tìm kiếm ngẫu nhiên tiến hóa: Di truyền thuật toán

Cả quá trình ủ mô phỏng theo mô hình tối ưu hóa dựa trên Newton (bao gồm lân truyền ngược) đều bắt đầu bằng một vecto khởi tạo ngẫu nhiên. Nên rõ ràng rằng tính hữu dụng của cả hai phương pháp thu nhỏ phương pháp này chủ yếu phụ thuộc vào mức độ tốt của gu tham số ban đầu này. Thuật toán di truyền hoặc GA giúp chúng tôi tìm ra cách tốt hơn bằng cách sử dụng một trong hai quy trình tìm kiếm này.

GA làm giảm khả năng hạ cánh ở mức tối thiểu cục bộ còn phải xấp xỉ Hessian. Giống như quy trình tìm kiếm thống kê ủ mô phỏng, nhưng nó vượt xa SA, vì nó là một tiến hóa quá trình tìm kiếm.

GA tiến hành theo các bước sau.

tạo dân số

Phương pháp này không bắt đầu với một vecto hệ số ngẫu nhiên Ω , một quần thể N (một số chẵn) các vecto ngẫu nhiên. Để kích thước của mỗi vecto cột, đại diện cho tổng số hệ số được ước tính trong mạng thần kinh, chúng tôi tạo ra một vecto ngẫu nhiên N dân số.

Ω_1	Ω_1	Ω_1	Ω_1
Ω_2	Ω_2	Ω_2	Ω_2
Ω_3	Ω_3	Ω_3	Ω_3
.	.	.	.
.	.	.	.
Ω_p	1	Ω_p	2
		Ω_p	-
			Ω_p
			N

Machine Translated by Google Bước tiếp theo là chọn hai cặp hệ số từ ngẫu nhiên dân số, với sự thay thế. Đánh giá sự phù hợp của bốn coe này các vectơ, trong hai tổ hợp khôn ngoan theo cặp, theo tổng của bình phương chức năng lỗi. Các vectơ hệ số tiến gần đến việc giảm thiểu sai số bình phương nhận được các giá trị phù hợp hơn.

Đây là một giải đấu thể dục đơn giản giữa hai cặp ve người chiến thắng trong mỗi giải đấu là véc tơ có thể lực tốt nhất. hai vectơ chiến thắng (i, j) được giữ lại cho mục đích "nhân giống". Mặc dù luôn được sử dụng, nhưng nó đã được chứng minh là cực kỳ hữu ích để tăng tốc độ hội tụ của quá trình tìm kiếm di truyền.

$$\begin{array}{ll} \Omega_1 & \Omega_1 \\ \Omega_2 & \Omega_2 \\ \Omega_3 & \Omega_3 \\ \cdot & \cdot \\ \cdot & \cdot \\ \Omega p & \Omega p \end{array} \quad \begin{array}{ll} & \\ & \\ & \\ & \\ & \\ & j \end{array}$$

chéo

Bước tiếp theo là lai chéo, trong đó hai bố mẹ "nhân giống" hai con Thuật toán cho phép thực hiện chéo trên từng cặp coe vectơ i và j , với xác suất cố định $p > 0$. Nếu sự giao thoa được hình thành với b , thuật toán sử dụng một trong ba phép toán giao thoa khác bì với mỗi phương pháp có xác suất được chọn bằng (1/3):

1. Xáo trộn chéo. Đổi với mỗi cặp vectơ, k lần rút ngẫu nhiên là từ phân phối nhị thức. Nếu lần rút thứ k bằng 1 thì các hệ số Ω_i, p và Ω_j, p được đổi chỗ; mặt khác, không có thay đổi
2. Phép cộng chéo số học. Đổi với mỗi cặp vectơ, một số ngẫu nhiên được chọn, $w \in (0, 1)$. Số này được sử dụng để tạo hai пара mới các vectơ là tổ hợp tuyến tính của hai thừa số gốc, w
 $(1 - w)\Omega_j, p, (1 - w)\Omega_i, p + w\Omega_j, p$.
3. Điểm chéo đơn. Đổi với mỗi cặp vectơ, một số ngẫu I i được chọn ngẫu nhiên từ tập hợp $[1, k - 1]$. Hai vectơ bị cắt tại số nguyên I và các hệ số ở bên phải của vết cắt này $\Omega_i, I+1, \Omega_j, I+1$ được đổi chỗ.

Trong thuật toán di truyền được mã hóa nhị phân, giao thoa điểm đơn là phương pháp dard. Không có sự đồng thuận trong kiến thức về thuật toán di truyền phương pháp nào là tốt nhất để mã hóa giá trị thực.

caé w wo cren coecen vecors, wc are enoe
C2(j). Nếu lai ghép đã được áp dụng cho cặp cha mẹ, thì các vectơ nói chung sẽ khác với các vectơ mẹ.

đột biến

Bước thứ năm là đột biến của trẻ em. Với một số xác suất nhỏ giảm dần theo thời gian, mỗi phần tử hoặc hệ số của hai c vectơ bị đột biến. Xác suất của mỗi phần tử bị đột biến trong thế hệ $G = 1, 2, \dots, G$, được cho bởi p_r

$$p_r = .15 + .33/G.$$

Nếu đột biến được thực hiện trên một phần tử vectơ, chúng tôi sử dụng hoạt động đột biến không đồng nhất, do Michalewicz (1996).

Bắt đầu bằng cách rút ngẫu nhiên hai số thực r_1 và r_2 từ khoảng và một số ngẫu nhiên s từ một khoảng chuẩn tắc chuẩn

Hệ số đột biến $\Omega_{i,p}$ được cho bởi công thức sau:

$$\Omega_{i,p} = \begin{cases} \Omega_{i,p} + s[1 - r_2^{(1 - G/G)^b}] & \text{nếu } r_1 > .5 \\ \Omega_{i,p} - s[1 - r_2^{(1 - G/G)^b}] & \text{nếu } r_1 \leq .5 \end{cases}$$

trong đó G là số lần tạo, G là số lượng tùy chọn tối đa và b là tham số chi phối mức độ hoạt động không đồng nhất. Thông thường chúng ta đặt $b = 2$. Lưu ý rằng thăm dò tạo ra thông qua đột biến một hệ số mới khác xa với giá trị hiện tại giảm dần khi $G \rightarrow G$, trong đó G là số lượng gen.

Do đó, xác suất đột biến tự phát triển theo thời gian.

Hoạt động đột biến là không đồng nhất do theo thời gian, lấy mẫu alg ngày càng mạnh hơn trong một vùng lân cận của các giá trị hệ số. Tìm kiếm cục bộ hơn này cho phép tìm kiếm một số phần của vectơ hệ số trong các giai đoạn sau của quá trình tìm kiếm, khi thứ sẽ tiến gần đến mức tối ưu toàn cục.

giải đấu bầú cử

Bước cuối cùng là giải đấu bầú chọn. Sau sự đột biến, bốn thành viên của "gia đình" (P_1, P_2, C_1, C_2) tham gia vào giải đấu. Những đứa trẻ được đánh giá bởi cùng một tiêu chí thể dục để đánh giá cha mẹ. Hai vectơ có giá trị thích nghi tốt nhất, cha mẹ hoặc con cái, tồn tại và truyền lại cho thế hệ tiếp theo, trong khi giá trị thích nghi kém nhất sẽ bị tiêu diệt. Cuộc bầú cử này hoạt động cho Arifovic (1996). Cô ấy lưu ý rằng nhà điều hành bầú cử này "nội sinh đã kiểm soát tốc độ đột biến đã nhận ra" trong quá trình tìm kiếm di truyền (1996), trang. 525].

tinh hoa

Khi thế hệ tiếp theo được phô biến, chúng tôi có thể giới thiệu chủ nghĩa ưu tú (hoặc Đánh giá tất cả các thành viên của thế hệ mới và thế hệ cũ theo tiêu chí thế lực. Nếu thành viên tốt nhất của thế hệ cũ thống trị thành viên tốt nhất của thế hệ mới, thì tôi đây thay thế thành viên tồi tệ nhất của thế hệ mới và do đó được lựa chọn hợp lệ trong thế hệ sắp tới.

hội tụ

Người ta tiếp tục quá trình này cho các thế hệ G . Thật không may, lít cung cấp cho chúng tôi ít hướng dẫn về việc chọn giá trị cho G . kể từ khi chúng tôi ev sự hội tụ bởi giá trị thích nghi của thành viên tốt nhất trong mỗi thế hệ phải đủ lớn để chúng ta thấy không có thay đổi nào trong giá trị thích nghi của thành viên tốt nhất trong nhiều thế hệ.

3.2.4 Thuật toán di truyền tiến hóa

Giống như thuật toán di truyền là một quá trình tìm kiếm tiến hóa cho tập hợp hệ số tốt nhất Ω của p phần tử, các thông số của quy luật di truyền như kích thước quần thể, xác suất lai ghép, đột biến ban đầu xác suất, sử dụng tinh hoa hay không, có thể tự phát triển. Như Michal và Fogel (2002) nhận xét, "hãy thừa nhận rằng việc tìm kiếm tham số tốt cho thuật toán tiến hóa là một công cụ có cấu trúc kém, không rõ ràng, vẫn đẽ. Nhưng đây là những loại vẫn đẽ mà bản thân các phương pháp tiến hóa đã khá thành thạo" [Michalewicz và Fogel (2002), tr. Họ đẽ xuất hai cách để tiến hóa thuật toán di truyền. như chúng tôi đã đẽ xuất với xác suất đột biến, là sử dụng một phản hồi từ trạng thái của hệ thống để sửa đổi một tham số trong s quá trình. Ngoài ra, chúng ta có thể kết hợp các tham số đào tạo trong giải pháp int bằng cách sửa đổi Ω để bao gồm các phần tử bổ sung như popul kích thước, sử dụng tinh hoa, hoặc xác suất chéo. Do đó, các thông số này được chịu sự tìm kiếm tiến hóa cùng với tập nghiệm Ω chính nó.

3.2.5 Phép lai: Khớp nối Gradient-Descent,

Phương pháp tìm kiếm ngẫu nhiên và di truyền

Các phương pháp giảm dần độ dốc là phương pháp tối ưu hóa được sử dụng phổ biến nhất các phương pháp trong ước lượng phi tuyến. Tuy nhiên, như đã lưu ý trước đây, có

vecor w , hoặc na saepon. uremore, sử dụng một ewon một ma trận Hessian có thể không đảo ngược hoặc trở thành "gần như số ít", dẫn đến kết quả không chính xác hoặc thậm chí vô lý đối với vectơ hệ số của mạng t. Khi có một số lượng lớn các tham số, sta tìm kiếm ủ mô phỏng dựa trên là một sự thay thế tốt.

Thuật toán di truyền không liên quan đến việc lấy độ dốc hoặc phân đoạn và là một quá trình tìm kiếm tiến hóa và toàn cầu. Một sc các vectơ hệ số được tạo ngẫu nhiên khác nhau bởi mục tiêu không nhất thiết phải trơn tru và liên tục với các trọng số hệ số tương ứng Ω . De Falco (1998) đã áp dụng ước tính mạng nơ ron phi tuyến bằng thuật toán di truyền và nhận thấy rằng kết quả của ông là "hiệu quả trước tiên" của các thuật toán như vậy để ước tính mạng nơ ron.

Hạn chế chính của thuật toán di truyền là nó chậm. Kích thước hoặc kích thước hợp lý của vectơ hệ số Ω , các biến thiên và hoán vị của các phần tử của Ω mà nhà di truyền tìm thấy tối ưu hoặc gần tối ưu ở các thê hệ khác nhau có thể lớn. Đây là một ví dụ khác về lời nguyền nổi tiếng của tối ưu hóa phi tuyến kích thước. Do đó, người ta cần để thuật toán di truyền trải qua một số lượng lớn các thê hệ - có lẽ là vài trăm - để thu được kết quả giống với các điểm cực tiểu duy nhất và toàn cục.

Do các phương pháp ủ mô phỏng và giảm dần độ dốc tái khởi tạo tùy ý Ω , nên quy trình tốt nhất để ước tính một phương pháp kết hợp. Người ta có thể chạy thuật toán di truyền cho một lần nữa số lượng thê hệ, giả sử là 100, sau đó sử dụng trọng số cuối cùng làm vectơ khởi tạo cho giảm dần độ dốc hoặc mô phỏng một giảm thiểu. Người ta có thể lặp lại quá trình này một lần nữa, với véc tơ hoàn thiện từ phép ước lượng giảm dần đi vào một vị trí mới. nguồn để chọn lọc, nhân giống và đột biến. Tuy nhiên, ngay cả chuyên gia lai này cũng không có gì chắc chắn.

Quagliarella và Vicini (1998) chỉ ra rằng lai tạo ra các giải pháp tốt hơn so với các giải pháp có thể đạt được bằng hai phương pháp này. Các tác giả này đề xuất các phương pháp thay thế sau:

1. Phương pháp giảm độ dốc chỉ được áp dụng cho phù hợp nhất với tôi sau nhiều thê hệ.
2. Phương pháp giảm độ dốc được áp dụng cho một số ind được chỉ định bởi một toán tử lựa chọn.
3. Phương pháp giảm dần độ dốc được áp dụng cho một số cá thê sau khi giải thuật di truyền đã chạy qua nhiều thê hệ, việc chọn lọc hoàn toàn là ngẫu nhiên.

green-esca opmzaon un hội tụ, gong của một người hoặc quá trình nhiều lần. Tiện ích của thuật toán giảm dần độ dốc cho thấy khả năng của nó trong việc cải thiện "các cá nhân mà nó xử lý" sao cho "nó có lợi cho có thể thu được chỉ bằng cách thực hiện một vài lần lặp lại mỗi lần" [Quagli và Vicini (1998), tr. 307].

Thuật toán di truyền và phương pháp lai tạo phù hợp với một chương trình nghiên cứu về các thuật toán tiến hóa được sử dụng không chỉ để tối ưu hóa mà còn để phân loại, hoặc giải thích mô hình hoặc các thị trường hoặc các công ty theo thời gian [xem Bُack (1996)]. Đây là phương pháp ước lượng xuyên suốt cuốn sách này. Để tạo sân chơi bình đẳng, chúng tôi chỉ sử dụng phương pháp này cho các mô hình mạng thần kinh mà còn cho các mô hình cạnh tranh yêu cầu ước lượng phi tuyến.

3.3 Ước tính lặp lại và Mô hình dày

Thế giới của ước lượng phi tuyến tính là một thế giới đầy cạm bẫy, trong đó w rất dễ bị mắc vào các điểm cực tiểu cục bộ hoặc điểm yên ngựa. Vì vậy, đại diện ước tính thông qua thuật toán di truyền lai và tối ưu hóa giảm dần độ dốc có thể là kiểm tra an toàn nhất cho tính chắc chắn của kết quả sau một lần ước tính bài tập với phương pháp lai.

Để có được dự báo về các biến cụ thể, chúng ta phải nhớ rằng ước lượng mạng thần kinh, cùng với thuật toán di truyền, thậm chí cùng một cấu trúc mạng, không bao giờ cho kết quả giống hệt nhau, vì vậy không nên đặt quá nhiều niềm tin vào các dự báo điểm cụ thể. Granger Jeon (2002) đã đề xuất "mô hình hóa dày đặc" như một chiến lược cho các hoạt động thần kinh, đặc biệt là để dự báo. Ý tưởng rất đơn giản và dễ hiểu

Chúng ta nên ước tính lặp đi lặp lại một tập dữ liệu nhất định bằng mạng nơ-ron Vì bất kỳ cấu trúc mạng thần kinh nào không bao giờ cho kết quả giống hệt nhau, nên chúng ta có thể thay đổi cùng một đặc tả mạng hoặc chúng ta có thể thay đổi mạng đặc tả hoặc chức năng chia tỷ lệ hoặc thậm chí là phương pháp ước tính cho các lần lặp lại trên mạng. Những gì Granger và Jeon đề xuất là lấy giá trị trung bình hoặc giá trị trung bình đã được cắt bớt của các dự báo về các giá trị rộng thay thế cho dự báo mạng tổng thể của chúng tôi. Họ gọi dự báo này là một khuôn mẫu dày. Chúng tôi cũng có thể sử dụng phương pháp này để có được khoảng thời gian cho của chúng tôi của mạng.

Granger và Jeon đã chỉ ra một kết quả hấp dẫn từ nghiên cứu của họ của hiệu suất mạng thần kinh, liên quan đến các mô hình tuyến tính, đối với chuỗi thời gian vĩ mô. Họ phát hiện ra rằng chế độ mạng thần kinh riêng lẻ không vượt trội so với các mô hình tuyến tính đơn giản đối với hầu hết dữ liệu vĩ mô, nhưng các mô hình dày đặc dựa trên các mạng thần kinh khác nhau lại vượt trội hơn hẳn các mô hình về độ chính xác dự báo.

bỏ qua một ký hiệu nguyên kiêm được nhiều tiền hơn, chúng ta có thể lấy một ý nghĩa đơn giản của các dự báo điểm khác nhau từ một tập hợp các mô hình. Để phân loại, chúng tôi lấy nhiều dự báo của nhiều mô hình. Tuy nhiên, đóng bao là hơn e

Các dự báo thay thế có thể không đến từ các mô hình khác nhau từ việc khởi động tập huấn luyện ban đầu. Như chúng ta đã thảo luận trong Secti, quá trình khởi động liên quan đến việc lấy mẫu lại tập huấn luyện ban đầu có tính đến, sau đó thực hiện các dự báo lặp lại. Bagging đặc biệt là tập dữ liệu thể hiện sự không ổn định hoặc thay đổi cấu trúc. Kết hợp các diễn viên dựa trên các tập hợp con được lấy mẫu ngẫu nhiên khác nhau của quá trình đào tạo mang lại độ chính xác cao hơn cho dự báo.

3.4 Ví dụ MATLAB: Số Tối ưu hóa và Hiệu suất Mạng

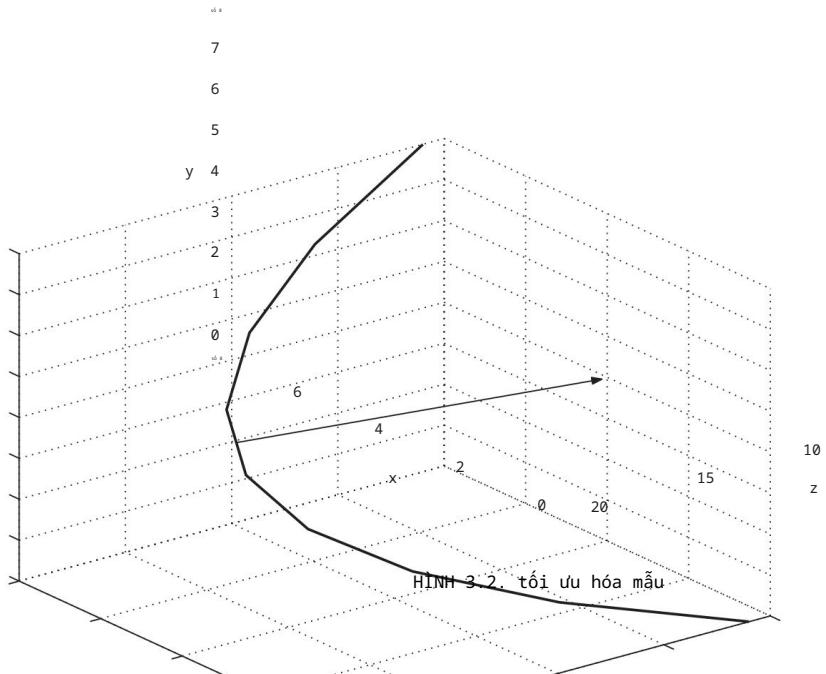
3.4.1 Tối ưu hóa số

Để làm cho các khái niệm về tối ưu hóa này trở nên cụ thể và rõ ràng hơn, hãy giải quyết một vấn đề đơn giản mà chúng ta có thể tính toán một phân tích Giả sử chúng ta muốn tối ưu hóa hàm sau đối với x và y :

$$z = .5x^2 + .5y^2 - 4x - 4y - 1$$

Giải pháp có thể dễ dàng thu được bằng phương pháp phân tích, với $x = y$ là cực tiểu cục bộ. Một đồ thị ba chiều xuất hiện trong Hình lời giải cho $x = y = 4$, được minh họa bằng mũi tên trên (x, y). Một chương trình MATLAB đơn giản để tính toán di truyền toàn cục a giải pháp tìm kiếm, giải pháp ủ mô phỏng cục bộ và lọc Newton dựa trên thuật toán BFGS xuất hiện, được đưa ra bởi các bộ lệnh:

```
% Định nghĩa hàm đơn giản
z = inline('.5 * x(1) ^2 + .5 * x(2) ^2 - 4 * x(1) - 4 * x(2) - % Sử dụng khởi
tạo ngẫu nhiên
x0 = randn(1,2);
% Tham số thuật toán di truyền và thực thi-popsize, không. các thẻ hệ
tối đa = 100; kích thước nhỏ = 40;
xy di truyền = gen7f(z, x0, popsize,maxgen);
% Quy trình ủ mô phỏng (xác định nhiệt độ)
```



NHIỆT ĐỘ = 500;

xy simanneal = simanneal(z, xy di truyền, TEMP);

Phương pháp tối ưu hóa % BFGS Quasi-Newton

xy bfgs = fminunc(z, xy simanneal);

- Giải pháp cho cả ba phương pháp giải pháp, thuật toán di truyền toàn cầu tìm kiếm cục bộ (sử dụng các điều kiện ban đầu dựa trên giải thuật di truyền và thuật toán BFGS quasi-Newton đều cho kết quả gần như chính xác đến 4 cho cả x và y.
- Mặc dù điều này không có gì đáng ngạc nhiên, nhưng đây là một bài tập để kiểm tra tính chính xác của các phương pháp số bằng cách xác minh xem chúng có tạo ra kết quả thực sự thu được bằng giải pháp phân tích hay không.

Tất nhiên, chúng tôi sử dụng các phương pháp số một cách chính xác bởi vì chúng tôi không thể kết quả về mặt phân tích. Xét bài toán tối ưu hóa sau, hơi khác so với bài toán trước:

$$z = .5 | x |^{1,5} + .5 | x |^{2,5} + \dots$$

$$.5 | y |^{1,5} + .5 | y |^{2,5} - 4x - 4y - 1$$

$$.5 \cdot 1.5 |x|^5 + .5 \cdot |x|^{1.5} - 4 = 0$$

$$.5 \cdot 1.5 |y|^5 + .5 \cdot |y|^{1.5} - 4 = 0$$

Rõ ràng là các giá trị tối ưu x và y không có dạng hoặc giải pháp phân tích chính xác. MATLAB sau đây giải quyết vấn đề này bằng ba thuật toán:

```
% MATLAB Chương trình tối thiểu hóa hàm nội tuyến z
z = inline('.5 * abs(x(1)) ^1.5 + .5 *abs(x(1)) ^2.5 + .5 *
abs(x(2)) ^1.5 + .5 * abs(x(2))^2.5 - 4 * x(1) - 4 * x(2)
% Dự đoán ban đầu của giải pháp dựa trên các số ngẫu nhiên
x0 = randn(1,2);
% Khởi tạo cho thuật toán di truyền
tối đa = 100; bắt lên (50);
% Lời giải cho giải thuật di truyền
xy di truyền = gen7f(z,x0, popsize, maxgen);
% Nhiệt độ để ủ mô phỏng
NHIỆT ĐỘ = 500;
% Giải pháp cho quá trình ủ mô phỏng
xy simanneal = simanneal(z, xy di truyền, TEMP);
Giải pháp %BFGS
xy bfgs = fminunc(z, xy simanneal);
```

- Về mặt lý thuyết, các giá trị giải pháp phải giống hệt với từng kết quả khác nhau mà chúng tôi thu được bằng quy trình MATLAB cho phương pháp kết hợp thuật toán di truyền, ủ mô phỏng và chuẩn Newton cho các giá trị $x = 1,7910746$, $y = 1,7910746$.
-

3.4.2 Xấp xỉ với đa thức và

Mạng thần kinh

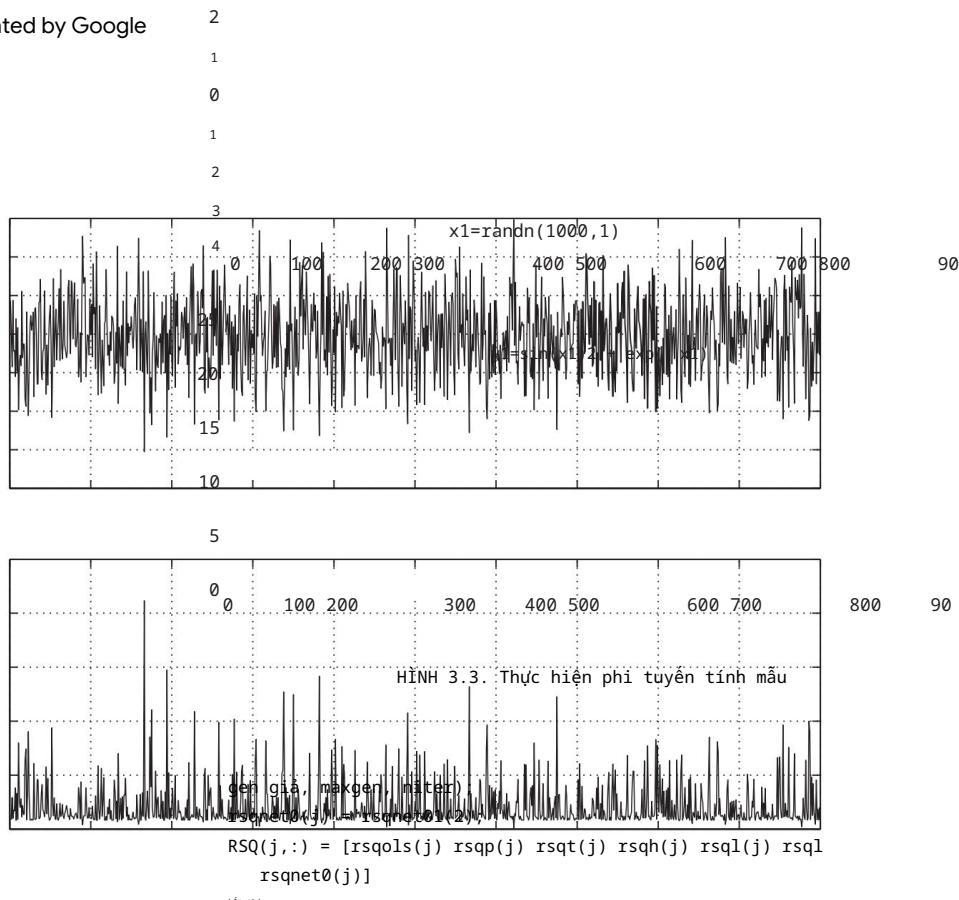
Chúng ta có thể thấy các mạng thần kinh hiệu quả như thế nào so với các xấp xỉ danh nghĩa tuyến tính bằng một ví dụ rất đơn giản. Đầu tiên, chúng ta lấy biến ngẫu nhiên chuẩn tắc chuẩn x có cỡ mẫu 1000, sau đó là biến y = $[\sin(x)]^2 + e^{-x}$. Sau đó, chúng ta có thể thực hiện một loạt các xấp xỉ đa thức hồi quy và một mạng thần kinh đơn giản với hai và so sánh nhiều hệ số tương quan. Chúng tôi thực hiện điều này với tập hợp các lệnh MATLAB cấp thấp, truy cập vào chức năng sau đây của các đa thức trực giao: chedjudd.m, hermiejudd.m, legendr và laguerrejudd.m, cũng như mạng nơ ron chuyển tiếp ffnet9.m.

```

for j = 1:1000, %
Chương trình Matlab để đánh giá xấp xỉ randn('state',j);
x1 = randn(1000,1);
y 1= sin(x1).^2 + exp(-
x1); x = ((2 * x1)./(max(x1)-
min(x1))) - ((max(x1)+min(x1))/(max(x1)-
min(x1))); y = ((2 * y1)./(max(y1)-min(y1))) -
((max(y1)+min(y1))/(max(y1)-min(y1))); %
Tính xấp xỉ tuyến tính xols = [ones(1000,1) x];
bols = inv(xols'*xols)*xols'* y;
rsqols(j) = var(xols*bols)/
var(y); % Xấp xỉ đa thức xp =
[ones(1000,1) x x.^2]; bp =
inv(xp'*xp)*xp'*y; rsqp(j) =
var(xp*bp)/var(y); % xấp xỉ
Tchebeycheff xt =
[ones(1000,1) chebjudd(x,3)]; bt
= inv(xt'*xt)*xt'*y; rsqt(j) =
var(xt * bt)/var(y); % Hermite xấp xỉ xh
= [ones(1000,1)
hermitejudd(x,3)]; bh =
inv(xh'*xh)*xh'*y; rsqh(j)=
var(xh * bh)/var(y); % Legendre xấp xỉ xl =
[ones(1000,1)
legendrejudd(x,3)]; bl =
inv(xl'*xl)*xl'*y; rsq1(j)=
var(xl * bl)/var(y); % Leguerre xấp xỉ xl =
[ones(1000,1)
laguerrejudd(x,3)]; blg =
inv(xlg'*xlg)*xlg'*y;
rsqlg(j)= var(xlg * blg)/var(y); % Dữ liệu xấp
xì mạng nd-ron = [yx]; vị trí =
1; % số cột của kiến trúc biến phu
thuộc = [1 2 0 0]; % mạng feedforward
với một hided

```

lớp, với hai tế bào thàn
 kinh genedummy = 1; % sử dụng thuật toán di truyền
 maxgen =20; % số thế hệ của thuật toán di truyền percent = 1; % sử dụng 100
 phần trăm dữ liệu cho tất cả các ước tính trong mẫu = 0; % không có độ trễ
 cho các biến ndelay = 0; % no dẫn cho các biến
 niter = 20000; % số lần lặp lại cho phương pháp
 chuẩn Newton [sse, rsqnet01] = ffnet9(dữ liệu, vị trí, phần trăm, nlags,
 kiến trúc ndel, ...



Một nhận thức của các biến $[yx]$ xuất hiện trong Hình 3.3. quá trình cho biến x là một thực hiện ngẫu nhiên tiêu chuẩn, chúng tôi thấy quá trình cho y chứa các bước nhảy định kỳ cũng như các khoảng thời gian cao theo sau là biến động thấp. Những tài sản như vậy là phổ biến trong lĩnh vực tài chính, đặc biệt là ở các nước có thị trường mới nổi.

Bảng 3.3 đưa ra kết quả về mức độ phù hợp hay chỉ số R2 của tập hợp các thực hiện cơ sở này, cũng như giá trị trung bình và tiêu chuẩn của biến pháp này cho 1000 lần rút thêm của cùng một mẫu để so sánh các đa thức bậc hai với một mạng đơn giản có hai Bảng này mang lại một số kết quả quan trọng. Đầu tiên, có những cải tiến trong việc từ bỏ xấp xỉ tuyến tính thuần túy. Thứ hai, đa thức t và các đa thức trực giao cho kết quả như nhau. Không có cơ sở để thích cái này hơn cái kia. Thứ ba, ne thần kinh

Đa	.49	.55 (.04)
thức tuyến tính-bậc	.85	.91 (.03)
2 Đa thức-bậc Tchebycheff 2 Trật	.85	.91 (.03)
tự Hermite 2	.85	.91 (.03)
Trật tự huyền	.85	.91 (.03)
thoại 2 Trật tự	.85	.91 (.03)
Laguerre 2 Mạng nd-ron: FF, 2 nd-ron, 1 lớp	.99	.99 (.005)

mạng lưới thần kinh rất đơn giản, vượt trội so với việc mở rộng đa thức mạng lại sự phù hợp gần như hoàn hảo. Cuối cùng, mạng nd-ron chính xác hơn nhiều so với các phương pháp khác, trên một tập hợp rộng các khả năng thực hiện.

3.5 Kết luận

Chương này cho thấy việc giới thiệu tính chất phi tuyến tính làm cho vấn đề phát triển trở nên khó khăn và tốn thời gian hơn nhiều so với c mô hình tuyến tính tiêu chuẩn. Nhưng nó cũng làm cho quá trình ước tính thú vị hơn. Cho rằng chúng ta có thể hội tụ nhiều giá trị tham số resu khác nhau, chúng ta phải tìm cách phân biệt giá trị tốt với giá trị xấu hoặc giá trị tốt hơn từ một tập ước tính tương đối tệ hơn. Các kỹ sư đã làm việc với tối ưu hóa phi tuyến tính trong nhiều thập kỷ và thuật ngữ này cho thấy cách chúng ta có thể áp dụng nhiều phương pháp tìm kiếm hỗn hợp glo tiến hóa hiện có để ước tính mạng thần kinh. Bản thân chúng ta không cần phải có nguy cơ cao rơi vào kết quả tối ưu cục bộ.

3.5.1 Ghi chú chương trình MATLAB

Phần mềm tối ưu hóa là khá phổ biến. MATLAB fu fminunc.m, để tối thiểu hóa không bị giới hạn, một phần của hộp Tối ưu hóa, là hộp được sử dụng cho phương pháp dựa trên độ dốc gần như Newton có nhiều tùy chọn, chẳng hạn như đặc điểm kỹ thuật của tiêu chí dung sai số lần lặp tối đa. Chức năng này, giống như hầu hết các phần mềm, là chức năng bắt chước. Để tối đa hóa hàm khả năng, chúng tôi giảm thiểu tiêu cực của hàm khả năng.

Thuật toán di truyền được sử dụng ở trên là gen7f.m. Hàm yêu cầu đầu vào, bao gồm tên của hàm được thu nhỏ. các fu ngược lại, được tối ưu hóa phải có đầu ra đầu tiên là tiêu chí

uncon.

Hàm simanneal.m yêu cầu đặc điểm kỹ thuật của ma trận chức năng và nhiệt độ ban đầu. Cuối cùng, po trực giao toán tử, chedjudd.m, hermiejudd.m, legendrejudd.m và laguer cũng có sẵn.

Các hàm chia tỷ lệ để biến đổi các biến thành các phạm vi giữa hoặc [1,1] nằm trong Hộp công cụ mạng thần kinh MATLAB, premnmx.m. Hàm chia tỷ lệ cho phép biến đổi được đề xuất bởi Helge P được cung cấp bởi hsquasher.m. Biến đổi ngược lại được cho bởi h

3.5.2 Bài tập gợi ý

Để theo dõi các bài tập về tối thiểu hóa, chúng ta có thể thực hiện m parisons về độ chính xác của quá trình ủ mô phỏng và di truyền với các giải pháp phân tích đúng chuẩn cho nhiều hàm khác nhau, hãy sử dụng Hộp công cụ tương trưng MATLAB funtool.m để tìm giá trị đúng cho một loạt các hàm bằng cách đặt đạo hàm bậc nhất thành 0. simanneal.m và gen7f.m để tìm giải pháp gần đúng bằng số

Đánh giá ước tính mạng

Cho đến giờ chúng ta đã thảo luận về cấu trúc hoặc kiến trúc của mạng cũng như các cách đào tạo hoặc ước tính các hệ số hoặc mạng trọng số. Làm thế nào để chúng tôi giải thích các kết quả thu được từ các mạng này liên quan đến những gì chúng ta có thể thu được từ một xấp xỉ tuyến tính?

Có ba bộ tiêu chí: tiêu chí trong mẫu, tiêu chí ngoài mẫu và lẽ thường dựa trên các bài kiểm tra về ý nghĩa và kết quả hợp lý.

4.1 Tiêu chí trong mẫu

Khi đánh giá hồi quy, trước tiên chúng ta muốn biết mức độ phù hợp của a với dữ liệu thực tế được sử dụng để thu được các ước tính về hệ số trong tài liệu về mạng nơ-ron, điều này được gọi là đào tạo có giám sátin giám sát mạng, trong chừng mực chúng tôi đánh giá nó theo mức độ thực tế của nó dữ liệu.

Thông kê tổng thể đầu tiên là thước đo mức độ phù hợp. Thông tin Ha Quinn là một phương pháp để vô hiệu hóa phép đo này đối với các mô hình hợp tác có số lượng tham số khác nhau.

Các số liệu thống kê khác liên quan đến các thuộc tính của phần dư hồi quy, mô hình thực sự phù hợp và do đó được chỉ định rõ ràng, sau đó có không còn gì để học hỏi từ phần dư. Phần dư phải đại diện cho “tiếng ồn trắng” hoặc thông tin vô nghĩa không tương quan nghe thấy tiếng quạt hoặc máy điều hòa không khí mà chúng ta sẵn sàng và dễ dàng bỏ qua

Thước đo được sử dụng phổ biến nhất về mức độ phù hợp tổng thể của một hệ số tương quan bội, còn được gọi là R-squared co
Nó chỉ đơn giản là tỷ lệ phương sai của đầu ra được dự đoán bởi t so với đầu ra thực quan sát được:

$$R^2 = \frac{\sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t)^2}{\sum_{t=1}^T (y_t - \bar{y})^2}$$

Giá trị này nằm trong khoảng [0, 1] nếu tồn tại một số hạng không đổi trong

4.1.2 Tiêu chí thông tin Hannan-Quinn

Tất nhiên, chúng ta có thể tạo ra các giá trị R^2 cao hơn dần dần bằng cách sử dụng một mô hình có số lượng tham số ngày càng lớn hơn. Cách để sửa đổi thống kê R^2 là sử dụng tiêu chí thông tin Hannan-Quinn, tiêu chí này gây bất lợi hoặc "trừng phạt" mô hình thực hiện đối với số lượng tham số, k, nó sử dụng:

$$HQIF = \ln \frac{\sum_{t=1}^T (y_t - \hat{y}_t)^2}{T} + \frac{k \{\ln[\ln(T)]\}}{T}$$

Tiêu chí đơn giản là chọn mô hình có val thấp nhất mà thông kê $HQIF$ trừng phạt một mô hình nhất định theo hệ số $k \{\ln[\ln$ logarit của logarit của số lượng quan sát, nhân với số lượng tham số, k, chia cho T. Akaike thay thế số hạng thứ hai ở vé phải của phương trình (4.2) bằng biến $2k/T$, trong khi tiêu chí Schwartz thay thế cùng t giá trị $k \{\ln(T)\}/T$. Chúng tôi làm việc với thống kê Hannan-Quinn hơn tiêu chí Akaike hoặc Schwartz, với lý do là phương tiện truyền thông đạo đức. Thống kê Hannan-Quinn thường trừng phạt mô hình nhiều tham số hơn thống kê Akaike (1974), nhưng không bằng thống kê Schwartz (1978).1

4.1.3 Độc lập nối tiếp: Ljung-Box và McLeod-Li

Nếu một mô hình được chỉ định rõ ràng, phần dư sẽ không có hệ thống trong thời điểm đầu tiên hoặc thứ hai của chúng. Các kiểm định về tính độc lập nối tiếp của phương sai, hay phương sai đồng nhất, là những bước đầu tiên để có hay không có bất kỳ nội dung thông tin có ý nghĩa trong r

1 Hệ số phạt đi kèm với số lượng tham số trong một mô hình là thuật ngữ chính quy hóa và thể hiện sự kiểm soát hoặc kiểm tra hiệu quả của một người mẫu.

$$DW = \frac{\sum_{t=2}^T [\epsilon_t - \epsilon_{t-1}]^2}{\sum_{t=1}^T \epsilon_t^2} \approx 2 - 2\rho_1(\epsilon)$$

trong đó $\rho_1(\epsilon)$ đại diện cho hệ số tự tương quan bậc nhất.

Trong trường hợp không có tự tương quan, mỗi phần dư đại diện cho một số đó là không thể đoán trước từ dữ liệu trong quá khứ. Hàm tự tương quan được cho bởi công thức sau, với các độ dài khác nhau m:

$$\rho_m(\epsilon) = \frac{\sum_{t=m+1}^T \epsilon_t \epsilon_{t-m}}{\sum_{t=1}^T \epsilon_t^2}$$

Ljung và Box (1978) đưa ra thông kê kiểm tra sau, biết thông kê Q-Ljung-Box, để kiểm tra ý nghĩa chung của M tự tương quan dư, với phân phối Chi bình phương tiệm cận có M bậc tự do:

$$Q(M) = \sum_{m=1}^{M-2} \frac{\rho_m^2(m)}{(T-m)}$$

$$\chi^2(M)$$

Nếu một mô hình không vượt qua bài kiểm tra Ljung-Box Q, thường sẽ có một sự điều chỉnh. Chúng ta có thể tiến hành theo hai cách. Một cách đơn giản là thêm một biến phụ thuộc làm biến hồi quy hoặc biến đầu vào. Trong nhiều trường hợp, điều này quan tâm đến sự phụ thuộc nối tiếp. Một giải pháp thay thế là chỉ định lại chính cấu trúc đó dưới dạng đường trung bình động (quá trình MA). trong đó chúng tôi dự báo tỷ lệ lạm phát trong vài quý, chúng tôi sử dụng cách thiết kế một quá trình trung bình di chuyển vào sự xáo trộn hoặc không ổn định. điều kiện. Trong trường hợp này, lạm phát mà chúng tôi dự báo trong tháng 1 là lạm phát suất từ tháng 1 năm sau đến tháng 1 này. Trong quý tiếp theo, chúng tôi cho tỷ lệ lạm phát từ tháng Tư tới tháng Tư này. Tuy nhiên, dự báo từ tháng 4 tới tháng 1 này sẽ phụ thuộc rất nhiều vào sai số dự báo từ tháng 1 tới tháng 1 vừa qua. Tuy nhiên, trong các bài tập dự báo, người ta thường quan tâm nhất đến việc dự báo trong một số giai đoạn hơn là dự báo cho một khoảng thời gian trong tương lai, vì vậy, việc loại bỏ các ước tính của chuỗi phụ thuộc là vô cùng quan trọng trước khi chúng ta thực hiện bất kỳ đánh giá nào về kết quả. Điều này đặc biệt đúng khi chúng ta so sánh một mô hình tuyến tính với mô hình

eer bạn sử dụng oa era ag srucure hoặc y an speccao error term, trước khi chúng ta có thể thực hiện bất kỳ so sánh có ý nghĩa nào với al các dạng chức năng.

Thêm nhiều độ trễ của biến phụ thuộc là đủ dễ dàng. của đặc tả MA yêu cầu chuyển đổi thuật ngữ sau cho mô hình tuyến tính với thành phần MA có thứ tự p:

$$y_t = \beta_k x_{t-k} + t$$

$$t = \eta_t \rho_1 \eta_{t-1} \dots \rho_p \eta_{t-p}$$

$$\eta_t \sim N(0, \sigma^2)$$

Ước lượng chung của tập hệ số $\{\beta_k\}$ và $\{\rho_i\}$ được thực hiện bằng ước lượng khả năng. Tsay (2002, tr. 46) phân biệt giữa đồng ước tính khả năng chính xác của các thuật ngữ MA $\{\rho_i\}$. với đồng ước tính, cho các giai đoạn đầu tiên, $\{t = 1, \dots, T\}$, với $T \leq p$, giả sử rằng các số hạng sai số bằng không. Ước tính chính xác có một cách tiếp cận mor. Trong khoảng thời gian $t = 1$, các cú sốc η_t $i = 1, \dots, p$, được đặt Tuy nhiên, với $t = 2, \eta_1$ đã biết, do đó, sai số nhận ra được sử dụng, các cú sốc khác η_t $i = 2, \dots, p$, được đặt ở mức không. Chúng tôi làm theo một simila cho các quan sát cho $t \leq p$. Tất nhiên, với $t > p$, chúng ta có thể sử dụng các giá trị của sai số. Trong nhiều trường hợp, như Tsay chỉ ra, sự khác biệt giữa các giá trị hệ số và kết quả thống kê Q từ ước tính khả năng có điều kiện là rất nhỏ.

Vì phần dư bình phương của mô hình được sử dụng để tính toán sai số ước lượng của mô hình, người ta có thể áp dụng phần mở rộng của thống kê Hopkins để kiểm tra tính phương sai đồng nhất hoặc tính không đổi của var phần dư so với một phương án không xác định. Trong một xác định rõ phương sai phải không đổi. Kiểm định này là McLeod và Li (19) kiểm định về tự tương quan của phần dư bình phương, với cùng và bậc tự do như thống kê Q.

$$M_{CL}(M) = (T)(T+2)$$

$$= \frac{\rho_2}{(T-m)} m(\epsilon^2)$$

$$\chi^2(M)$$

Trong nhiều trường hợp, chúng ta sẽ thấy rằng việc hiệu chỉnh các mức của phần dư phụ thuộc nối tiếp cũng là hiệu chỉnh cho các phần dư bình phương phụ thuộc nối tiếp. Ngoài ra, một mô hình tuyến tính có thể hiển thị một dấu h

Sự định nghĩa	Hoạt động
lỗi chuẩn hóa	$\tau = \frac{x - \bar{x}}{\sigma}$
bình phương lỗi tiêu chuẩn hóa	$\{ \tau_+ \}$
Các chỉ số tích cực	$\tau_+ = 1$ nếu $\tau > 0$, 0 khác
chỉ số tiêu cực	$\tau_- = 1$ nếu $\tau < 0$, 0 khác
Sai số có giá trị dương	$\eta^+ \tau = \tau_+ \cdot \tau$
Lỗi có giá trị âm	$\eta^- \tau = \tau_- \cdot \tau$
hồi quy	$y\tau = \frac{z}{\tau}, \tau \neq 0$
Thống kê Engle LM	$LM = (\bar{T} - 1) \cdot R^2$
Phân bổ	$LM \sim \chi^2(3)$

thống kê cho bài kiểm tra McLeod-Li trong khi mạng thần kinh thay thế thì không. Vấn đề là để so sánh công bằng giữa một mô hình mạng linea, vấn đề quan trọng nhất là hiệu chỉnh tuyến tính đối với sự phụ thuộc nối tiếp ở dạng thô, thay vì phần dư giá trị bình phương.

4.1.4 Tính đối xứng

Ngoài tính độc lập nối tiếp và tính không đối của phuong sai, symmetry của phần dư cũng là một thuộc tính mong muốn nếu chúng thực sự đại diện cho các cú sốc ngẫu nhiên. Tuy nhiên, tính đối xứng là một vấn đề quan trọng nếu nó sẽ được sử dụng để mô phỏng với các cú sốc ngẫu nhiên đối xứng vi phạm giả định đối xứng không nghiêm trọng bằng vi phạm tính độc lập hoặc tính không đối của phuong sai.

Kiểm định tính đối xứng của phần dư do Engle và Ng đề xuất (19 thể hiện trong Bảng 4.1.

4.1.5 Tính quy phạm

Ngoài tính chất độc lập nối tiếp, hằng số của biến và đối xứng, phần dư thường được giả định đến từ phân phối chuẩn Gauss. Một kiểm định nối tiếng, thống kê Jarque-Bera, từ giả định rằng một phân phối chuẩn có độ nhọn độ lệch bằng 3.

Cho vectơ dư , thống kê của Jarque-Bera (1980) là giv công thức và phân phối sau:

$$JB(\) = \frac{T - K}{6} = SK(\)^2 + .25(KR(\) - 3)2$$

$$\chi^2(2)$$

$$SK(\) = \frac{1}{t} \sum_{t=1}^t \sigma_t^2$$

$$KR(\) = \frac{1}{t} \sum_{t=1}^t \sigma_t^2$$

trong khi σ đại diện cho vector dư trung bình ước tính và độ lệch chuẩn.

Giả định về tính quy phạm quan trọng như thế nào, hoặc mức độ nghiêm trọng của giả định về tính quy phạm? Câu trả lời phụ thuộc vào ước lượng mục đích. Nếu mô hình ước tính sẽ được sử dụng để mô phỏng tùy thuộc vào nhiều chuẩn ngẫu nhiên, thì đó sẽ là phần dư phân phối ngẫu nhiên chuẩn hóa trong mô hình ước tính.

4.1.6 Kiểm tra mạng nơ-ron về tính phi tuyến bị bỏ qua:

Kiểm tra Lee-White-Granger

Lee, White, và Granger (1992) đã đề xuất việc sử dụng giao diện mạng thần kinh để kiểm tra sự hiện diện của nonlinearity bị bỏ quên trong phần dư hồi quy của bất kỳ mô hình ước tính nào. Công việc kiểm tra phần dư hồi quy và các đầu vào của mô hình, đồng thời tìm cách xác định bất kỳ phần dư nào có thể được giải thích bằng các biến đầu vào biến đổi phi tuyến tính. Nếu chúng có thể được giải thích, có nonlinearity bị

Vì dạng chính xác của tính phi tuyến tính là không xác định, Lee và Granger đề xuất một cách tiếp cận mạng nơ-ron, nhưng họ bỏ qua quá trình ước tính tồn thời gian cho mạng nơ-ron. Các hệ số hoặc trọng số liên kết đầu vào với nơ-ron là giao diện đầu vào.

Bài kiểm tra Lee, White, Granger (LWG) khá đơn giản tiến hành theo sáu bước:

1. Từ mô hình ban đầu, thu được phần dư và đầu vào v
2. Tạo một bộ hồi quy nơ ron từ đầu vào, với trọng số được tạo ra cho các biến đầu vào.
3. Hồi quy phần dư trên các nơ ron và thu được các hệ số tương quan.
4. Lặp lại quá trình này 1000 lần.

Lấy phần dư và đầu vào Tạo ngẫu nhiên P bộ hệ số cho x Tạo P nơ ron n1, n2, ..., np	bản tại
Hồi quy e trên P nơ ron Lấy nhiều hệ số tương quan	$\beta_i = \frac{1}{1+e}$ β_{px}
Lặp lại quy trình 1000 lần Đánh giá ý nghĩa của các hệ số Dém số liệu thống kê F có	$e = bin1^+, \dots,$
ý nghĩa Quyết định: Từ chối nếu	R2 ₁
đáng kể hơn 5%	R2 ₁ , R2 ₂ , ..., R2 ₁₀₀
	F(R2 ₁), ..., F(R2 ₁₀₀)
	Iii = 1 F(R2 ₁)

5. Đánh giá ý nghĩa của các hệ số tương quan bộ
sô liệu thống kê.

6. Nếu các hệ số này có ý nghĩa lớn hơn 5% thời gian, th
trường hợp bỏ qua phi tuyến tính.

Để thuận tiện, các bước này được tóm tắt trong Bảng 4.2.

Kiểm định này tương tự như kiểm định White (1980) về phương sai thay đổi. Kiểm tra là hồi quy của phần dư bình phương trên một đa thức mở rộng các biến hồi quy hoặc biến đầu vào. Trong phép thử White, chúng tôi chỉ định giá trị của đa thức, với tùy chọn bao gồm hoặc loại trừ phép mở rộng đa thức chéo của các biến đầu vào.

Trực giác dâng sau bài kiểm tra LWG là nếu có bất kỳ sự tiêu cực nào phi tuyến tính trong phần dư, một số tổ hợp mạng nơ-ron t của các đầu vào sẽ có thể giải thích hoặc phát hiện gần đúng nó, vì mạng nơ-ron rất giỏi ở mức xấp xỉ

hàm phi tuyến chưa biết. Do các hồi quy tuyến tính của phần dư được thực hiện trên các tế bào thần kinh được tạo ngẫu nhiên, thử nghiệm tiến hành rất nhanh sau một số lượng lớn các thử nghiệm lặp lại với nhau được tạo ngẫu nhiên có mối quan hệ đáng kể nào giữa các nơ-ron và phần dư xuất hiện có thể tự tin rằng không có sự phi tuyến bị bỏ qua.

4.1.7 Kiểm định Brock-Deckert-Scheinkman cho phi tuyến hoa văn

Brock, Deckert và Scheinkman (1987), được trình bày chi tiết hơn trong Deckert, Scheinkman và LeBaron (1996), đề xuất một bài kiểm tra cho mô hình phi tuyến tính trong chuỗi thời gian. Theo Kocenda (2001), giả thuyết cho rằng dữ liệu được phân phối độc lập và giống hệt nhau

Sự định nghĩa	Hoạt động
Mẫu m-chiều vecto _t , x _m	x _m = x _t , ..., x _{t+m} , t = 1, ..., T - 1, T - 1 =
Mẫu m-chiều vecto _t , x _m	x _m = x _s , ..., x _{s+m} , s = t + 1, ..., T - 1, T - 1 =
Hàm chỉ báo biểu mẫu I _ε (x _m t , x _m s) = tối đa _{i=0,1,...,m-1} x _{t+1} ... x _{s+i} < ε	
Tính tương quan	C _{m,T} (ε) = 2T - 1 _{t=1} $\frac{I_{\epsilon}(x_m^t, x_m^s)}{T \cdot I_{\epsilon}(x_m^t, x_m^s)}$ s=t+1 T(T-1)
tích phân	
Tính tương quan	C _{1,T} (ε) = 2T - 1 _{t=1} $\frac{I_{\epsilon}(x_m^t, x_m^s)}$ s=t+1 T(T-1)
tích phân	
Mẫu số	$\sqrt{T} [C_{m,T}(\epsilon)]^{1/m}$
Nhà phát triển tiêu chuẩn mẫu của Tỷ số	$\sigma_{m,T}(\epsilon)$
Biểu mẫu Thống kê BDS	BDS _{m,T} (ε) = $\frac{\sqrt{T} [C_{m,T}(\epsilon)]^{1/m}}{\sigma_{m,T}(\epsilon)}$
Phân bô	BDS _{m,T} (ε) ~ N(0, 1)

—

(iid) các quy trình. Thử nghiệm này, được gọi là thử nghiệm BDS, là duy nhất trong việc phát hiện sự phi tuyến tính của nó một cách độc lập với sự phụ thuộc tuyến tính trong phép thử dựa trên tích phân tương quan, được phát triển giữa các hệ thống tất định hỗn loạn và các hệ thống ngẫu nhiên. quy

trình bao gồm việc lấy một chuỗi vecto_m chiều từ chuỗi, tại thời điểm t = 1, 2, ..., T - m, trong đó T là độ dài của ti. Bắt đầu tại thời điểm t = 1 và s = t + 1, các cặp (x_m_t, x_m_s) là eval một hàm chỉ báo để xem liệu khoảng cách tối đa của chúng, trên m, có nhỏ hơn giá trị ε đã chỉ định hay không. Phần trung bình tích phân tương quan của các cặp nằm trong khoảng cách dung sai cho ε chiều m.

Thống kê BDS kiểm tra sự khác biệt giữa mối tương quan giữa kích thước nhúng m và tích phân để nhúng độ mờ được nâng lên lũy thừa m. Theo giả thuyết vô hiệu về thống kê iid pro BDS được phân phối dưới dạng biến chuẩn chuẩn.

Bảng 4.3 tóm tắt các bước kiểm tra BDS.

Kocenda (2002) chỉ ra rằng thống kê BDS có nhược điểm o: tham số nhúng m và par tiêm cận phải được chọn tùy ý. Tuy nhiên, Hsieh và LeBaron (1988) khuyên bạn nên chọn ε nằm trong khoảng từ 0,5 đến 1,5 dữ liệu độ lệch chuẩn. Việc lựa chọn m phụ thuộc vào độ trễ mà chúng ta muốn kiểm tra sự phụ thuộc. Ví dụ: với dữ liệu hàng tháng, khả năng có thể xảy ra là 12).

Machine Translated by Google Việc tìm kiếm một thước đo cao về mức độ phù hợp với một tham số số nhỏ với phần dư hồi quy đại diện cho màu trắng ngẫu nhiên là một thách thức khó khăn. Tất cả các số liệu thống kê này đại diện cho các thử nghiệm về lỗi cùi thê, theo nghĩa là sự hiện diện của thông tin có ý nghĩa trong các giá trị chỉ ra rằng các biến chính bị bỏ qua hoặc dạng chức năng cơ sở không được mô hình dạng chức năng xấp xỉ tốt.

4.1.9 Ví dụ về MATLAB

Để làm cho chẩn đoán hồi quy trước tập trung rõ ràng hơn, mã MATLAB sau đây tạo ngẫu nhiên một chuỗi thời gian $y = \sin(x)2 + \exp(-x)$ một hàm phi tuyến tính của biến ngẫu nhiên x , sau đó sử dụng mô hình hồi quy tuyến tính để ước tính mô hình và tính toán số liệu thống kê sơ đồ trong mẫu. Chương trình này sử dụng các hàm `ols1.m`, `wnnest1.m` `bds.m`, có sẵn trên trang web của tác giả.

```
% Tạo biến hồi quy ngẫu nhiên, hằng số, % và biến
phụ thuộc for i = 1:1000,
randn('state',i);
xxx = randn(1000,1);
x1 = đơn vị (1000,1); x
= [x1 xxx]; y =
sin(xxx).^2 +
exp(-xxx); % Tính toán hệ số ols


---


và chẩn đoán [beta, tstat, rsq, dw, jbstat,
engle, ... lbox, mcli] = ols1(x,y); % Lấy phần dư
du=yx* beta; sse = tổng(số
dư.^2); nn = chiều
dài (dư); kk = chiều dài
(beta); % Tiêu chí Thông tin
Hannan-Quinn k = 2; hqif =
log(sse/nn)+k*
log(log(nn))/nn; % Thiết lập bài kiểm tra Lee-
White-
Granger nd-ron = 5; nrun = 1000; % Kiểm tra phi
tuyến tính [nntest, nnsum] =
wnntest1(phần
dư, x, nđ ron,
nrun); % Kiểm tra độ
phi tuyến của BDS [W, SIG] = bds1(phần dư); RSQ(i) = rsq; DW(i) = dw;
```

Thử nghiệm thống kê

Nghĩa là

% của Ý nghĩa

JB-Ý nghĩa biên EN-Ý nghĩa	0	100
bên LB-Ý nghĩa biên McL-Ý	.56	3.7
nghĩa biên LWG-Không. của	.51	4,5
các hồi quy đáng kể BDS-Ý	.77	2.1
nghĩa cận biên	999	99
	.47	6.6

```

JBSIG(i) = jbstat(2);
TIẾNG ANH(i) = tiếng Anh(2);
LBOX(i) = lbox(2);
MCLI(i) = mcli(2);
NNSUM(i) = nsum;
BDSSIG(i) = SIG;
HQIF(i) = hqif;
SSE(i) = sse;

```

kết thúc

Mô hình này là phi tuyến tính và ước tính với bình phương nhỏ nhất tuyến tính là một cách xác định sai. Do các kiểm tra chẩn đoán về cơ bản là nhiều loại kiểm tra lỗi đặc tả, nên chúng tôi xem xét trong Bảng 4.4 để kiểm tra lỗi đặc tả trong ví dụ này. Chúng tôi tạo chuỗi dữ liệu o độ dài 1000 cho 1000 lần thực hiện hoặc thử nghiệm khác nhau, mô hình ước tính và tiến hành kiểm tra thông số kỹ thuật.

Bảng 4.4 cho thấy JB và LWG có liên quan nhiều nhất

phát hiện sai đặc tả cho ví dụ này. Các thử nghiệm khác không hoạt động tốt: các thử nghiệm BDS về tính phi tuyến có ý nghĩa 6,6% trong số các thử nghiệm LB, McL và EN thậm chí không có ý nghĩa đối với 5% thử nghiệm. Công bằng mà nói, các phép thử LB và McL nhầm vào mối quan hệ s, đây không phải là vấn đề đối với các mô phỏng này, vì vậy chúng tôi hy vọng các phép thử này sẽ có ý nghĩa. Bảng 4.4 cho thấy, kiểm định Lee-White-Granger rất xuất sắc, sử dụng hồi quy mạng thần kinh để phát hiện sự hiện diện của tính phi tuyến bị bỏ quên trong hồi quy có độ chính xác cao. Phép thử Lee-White-Granger phát hiện ra những thử bị bỏ quên trong 99% số lần thực hiện hoặc thử nghiệm, trong khi phép thử BDS chỉ chiếm 6,6% số lần thử nghiệm.

4.2 Tiêu chí ngoài mẫu

Phép thử axit thực sự đối với hiệu suất của các mô hình thay thế là hiệu suất dự báo của mẫu. Kiểm tra ngoài mẫu đánh giá

Ngoài ra, hiệu suất mẫu, như số liệu thống kê của bạn, có thể chỉ đơn giản có nghĩa là một mô hình đang chọn các khía cạnh đặc biệt hoặc đặc trưng của một mẫu cụ thể hoặc mẫu quá khớp, nhưng mô hình có thể không phù hợp lắm với dân số rộng hơn.

Để đánh giá hiệu suất ngoài mẫu của một mô hình, chúng tôi bắt đầu bằng cách nhập dữ liệu vào một ước tính hoặc tập huấn luyện trong mẫu cho các hệ số thu được và một tập kiểm tra hoặc ngoài mẫu. Với tập hợp sau, chúng tôi cấm các hệ số thu được từ tập huấn luyện để xem chúng hoạt động như thế nào với tập dữ liệu mới, tập dữ liệu này không có vai trò gì trong việc tính toán các ước tính hệ số.

Trong hầu hết các nghiên cứu với mạng nơ-ron, dữ liệu tỷ lệ phần trăm tương đối cao, từ 25% trở lên, được đặt sang một bên hoặc giữ lại khi ước tính cho bộ thử nghiệm. Đối với các nghiên cứu cắt ngang với số lượng lớn quay giữ lại 25% dữ liệu là hợp lý. Trong dự báo chuỗi thời gian, mối quan tâm chính là dự báo các khoảng thời gian tối đa từ vài quý đến hai năm. Thông thường không cần thiết phải giữ lại một tỷ lệ lớn dữ liệu từ bộ ước tính.

Đối với dự báo chuỗi thời gian, hiệu suất nằm ngoài mẫu có thể được tính toán theo hai cách. Một là đơn giản là giữ lại một tỷ lệ phần trăm nhất định dữ liệu cho bài kiểm tra, thường là hai năm quan sát cuối cùng. Chúng tôi kết hợp các tham số với tập huấn luyện, sử dụng hệ số ước tính với dữ liệu bị giữ lại và tính toán tập hợp các lỗi dự đoán c từ dữ liệu bị giữ lại. Các lỗi đến từ một tập hợp các hệ số, trên tập huấn luyện có định và một tập kiểm tra cố định của một số quan sát

4.2.1 Phương pháp đệ quy

Một giải pháp thay thế cho việc phân chia dữ liệu một lần cho tất cả thành các tập kiểm tra đào tạo là phương pháp đệ quy, mà Stock (2000) mô tả một loạt "thí nghiệm dự báo thời gian thực mô phỏng". Nó cũng được biết ước tính với một cửa sổ "di chuyển" hoặc "trượt". Trong trường hợp này, các dự báo chủ kỳ của biến y ở chân trời h , y_{t+h} , có điều kiện dựa trên dữ liệu đến thời điểm t . Do đó, với một tập dữ liệu nhất định, chúng ta có thể sử dụng dữ liệu đầu tiên, dựa trên các quan sát $\{1, \dots, t\}$ để ước tính ban đầu, thu được dự báo ban đầu $y_t + h$. Sau đó, chúng tôi ước tính lại các quan sát cơ sở của mô hình $\{1, \dots, t+1\}$ và thu được lỗi dự báo thứ hai, y_t . Quá trình tiếp tục cho đến khi mẫu được bao phủ. Không cần phải nói, như (2000) đã chỉ ra, nhiều ước lượng lại của mô hình yêu cầu cách tiếp cận b có thể đòi hỏi tính toán đối với các mô hình phi tuyến. loại ước tính đệ quy này là một cửa sổ mở rộng. Khóa học si mẫu, trở nên lớn hơn khi chúng ta tiến về phía trước trong thời gian.

Một thay thế cho cửa sổ mở rộng là cửa sổ di chuyển. Tôi nghĩ, đối với dự báo đầu tiên, chúng tôi ước tính bằng các quan sát dữ liệu $\{1, \dots$

vào a + , một re-esmae e coecens w aa os

{2,...,t + 1} chứ không phải {1,...,t + 1}. Ưu điểm của mô hình là khi dữ liệu trở nên xa hơn trong quá khứ, chúng tôi cho rằng chúng có ít hoặc không có liên quan đến dự đoán, vì vậy chúng bị xóa khỏi

Phương pháp đệ quy, trái ngược với mẫu một lần và cho tất cả, rõ ràng là thiên về mô hình tuyến tính, vì có sai số dự báo cho mỗi tập huấn luyện. Hệ số hồi quy tuyến tính và tính gần đúng, từng bước theo cách đệ quy, u

nhưng thay đổi về độ dốc của mô hình, vì chúng chỉ dự báo một bước. Mô hình mạng thần kinh phi tuyến, trong trường hợp này, được thử thách để tốt hơn nhiều. Sự hấp dẫn của phép ước lượng tuyến tính đệ quy là nó phản ánh cách thức hoạt động của các nhà kinh tế lượng trên thực tế. đòn của các mô hình tuyến tính luôn được cập nhật khi có thông tin mới, nếu không vì lý do nào khác, thì các ước tính tuyến tính đó là v để có được. Thật khó để tưởng tượng bất kỳ tổ chức nào sử dụng infor vài năm tuổi để ước tính các hệ số để đưa ra quyết định.

4.2.2 Thống kê lỗi bình phương trung bình gốc

Thống kê được sử dụng phổ biến nhất để đánh giá thống kê lỗi bình phương trung bình gốc ngoài mẫu (rmsq):

$$rmsq = \sqrt{\frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} (y_t - \hat{y}_t)^2}$$

trí số là số quan sát trong tập kiểm tra và $\{y_t\}$ trong đó τ giá đoán của $\{y_t\}$. Các dự đoán ngoài mẫu được tính toán bằng cách sử dụng các biến đầu vào trong tập kiểm tra $\{x_t\}$ với các tham số e với dữ liệu trong mẫu.

4.2.3 Thủ nghiệm Diebold-Mariano cho lỗi ngoài mẫu

Chúng ta nên chọn mô hình có error tinh binh phương trung bình gốc thấp nhất. Tuy nhiên, làm cách nào chúng ta có thể xác định xem mức độ phù hợp ngoài mẫu của một người tốt hơn hay kém hơn đáng kể so với mức độ phù hợp ngoài mẫu của một người khác. Một cách tiếp cận đơn giản là theo dõi điểm ngoài mẫu của mô hình A đánh bại mô hình B.

Một giải pháp chi tiết hơn cho vấn đề này đến từ công việc của và Mariano (1995). Thủ tục xuất hiện trong Bảng 4.5.

lỗi	$\{\tau\}, \{\eta_\tau\}$
chênh lệch tuyệt đối	$z_\tau = \eta_\tau / \tau $
Nghĩa là	$z = \frac{1}{\tau} \sum_{t=1}^{\tau} z_t$
Covariogram	$c = [Cov(z_\tau, z_\tau), Cov(z_\tau, z_\tau), Cov(z_\tau, z_\tau)]$
Nghĩa là	$c = c/(p + 1)$
thống kê DM	$DM = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{t=1}^n z_t^2} \approx \sqrt{c}$

Như được hiển thị ở trên, trước tiên, chúng tôi nhận được sai dự đoán ngoài mẫu của mô hình diểm chuẩn, được đưa ra bởi $\{\tau\}$, cũng như của mô hình comp mô hình, $\{\eta_\tau\}$.

Tiếp theo, chúng tôi tính toán các giá trị tuyệt đối của các lỗi dự đoán này, a là giá trị trung bình của sự khác biệt của các giá trị tuyệt đối này, z_τ . Chúng tôi sau đó hợp tác hiệp phương sai cho độ trễ/dộ dài dẫn p, cho vectơ của các giá trị tuyệt đối khác nhau của các lỗi dự đoán. Tham số p < t độ dài của các lỗi dự đoán ngoài mẫu.

Trong bước cuối cùng, chúng tôi hình thành một tỷ lệ phương tiện của sự khác biệt covariogram. Thống kê DM được phân phối theo tiêu chuẩn phân phối theo giả thuyết không có sự khác biệt đáng kể i độ chính xác dự đoán của hai mô hình. Vì vậy, nếu m cạnh tranh các lỗi dự đoán thấp hơn đáng kể so với các lỗi của điểm chuẩn, thống kê DM phải ở dưới giá trị tối hạn 1,69 ở mức tối hạn thử.

4.2.4 Hiệu chỉnh kích thước Harvey, Leybourne và Newbold o Thủ nghiệm Diebold-Mariano

Harvey, Leybourne và Newbold (1997) đề xuất một thống kê DM điều chỉnh kích thước, điều này cũng cho phép "những cái đuôi béo" trong phân phối của lỗi. Chúng tôi gọi thống kê Diebold-Mariano đã sửa đổi này là trạng thái MDM. Nó có được bằng cách nhân thống kê DM với thực tế hiệu chỉnh và nó được phân phối tiệm cận dưới dạng Student's t với $t - 1$ độ tự do. Hệ phương trình sau tóm tắt thử nghiệm MDM tính toán, với tham số p biểu thị hiệu phương sai độ trễ/dộ dài dẫn và τ độ dài của tập hợp dự báo nằm ngoài mẫu:

$$CF = \frac{\tau + 1 - 2p + p(1 - p)/\tau}{\tau}$$

$$MDM = CF \cdot DM \sim t_{\tau - 1}(0, 1)$$

Clark và McCracken (2001), Corradi và Swanson (2002), a và West (2004) đã đề xuất các thử nghiệm để so sánh ngoài mẫu cho hai mô hình, khi các mô hình cạnh tranh được lồng vào nhau. Điều này đặc biệt phù hợp nếu chúng ta muốn so sánh một mạng feedforward w kết nối (chứa nơron tuyến tính cũng như logsigmoid) với phương án thay thế tuyến tính bị hạn chế, được đưa ra bởi các phương trình sau:

$$\begin{aligned} \text{Mô hình bị hạn chế: } yt &= \sum_{k=1}^K \alpha_k x_k, t + \epsilon_t \\ \text{Mô hình thay thế: } yt &= \sum_{k=1}^K \beta_k x_k, t + \sum_{j=1}^J \gamma_j N_j, t + \eta_t \\ N_j, t &= \frac{1}{1 + \exp\left(-\sum_{k=1}^K \delta_j k x_k, t\right)} \end{aligned}$$

trong đó phương trình bị hạn chế đầu tiên chỉ đơn giản là một hàm tuyến tính của eter, trong khi mạng không bị hạn chế thứ hai là các tham số K+JK của hàm phi tuyến. Theo giả thuyết không về dự đoán bằng nhau của hai mô hình, sự khác biệt giữa dự đoán bình phương error bằng không. Tuy nhiên, Todd và West chỉ ra rằng dưới hy vọng vô giá trị sai số dự đoán bình phương trung bình của mô hình null sẽ thường hoặc nhỏ hơn so với sai số của mô hình thay thế [Clark và West (2004). Lý do là sai số bình phương trung bình của mô hình thay thế bị đẩy lên bởi các thuật ngữ nhiễu phản ánh "phù hợp với mẫu nhỏ giả" [C West (2004), trang 8. Số lượng tham số trong al mô hình, sự khác biệt sẽ càng lớn.

Clark và West đề xuất một quy trình để hiệu chỉnh độ chêch của các phép thử mẫu. Bài báo của họ không có các tham số ước tính bị hạn chế hoặc mô hình null - họ so sánh một chêch độ mở rộng hơn với một mô hình bước đi ngẫu nhiên đơn giản cho tỷ giá hồi đoái. Tuy nhiên, đây có thể được sử dụng để so sánh một mô hình hạn chế tuyến tính thuận túy kết hợp mô hình thay thế tuyến tính và phi tuyến tính như trên. các p là một hiệu chỉnh đối với lỗi dự đoán bình phương trung bình của un mô hình theo hệ số điều chỉnh ψ_{ADJ} , được xác định trong trường hợp wa sau đây của mô hình mạng thần kinh.

Các sai số dự đoán bình phương trung bình của hai mô hình được đưa ra các phương trình sau, đối với các dự báo $t = 1, \dots, T$:

$$\sigma_{\text{t}_0 \text{ l}_i}^2 = (T-1) \sum_{t=1}^T (yt - \sum_{k=1}^K \beta_k x_k, t)^2$$

$$\sum_{\tau=1}^T y_\tau \sum_{k=1}^K \beta_{kxk,\tau} \gamma_j = \frac{1}{1 + \exp[-\sum_{k=1}^K \delta_j kxk,\tau]}$$

Giả thuyết không về hiệu suất dự đoán bằng nhau đạt được với sai so sánh σ_2 MẠNG LƯỚI số bình phương trung bình được điều chỉnh sau đây

$$\sigma_{\text{TINH TỨ}}^2 = \sigma_{\text{MẠNG LƯỚI}}^2 \psi_{\text{ADJ}}$$

Thống kê kiểm tra giả thuyết không của p dự đoán bình đẳng mance được cho bởi biểu thức sau:

$$f = \sigma_{\text{DU LẠI}}^2 / \sigma_{\text{TINH TỨ}}^2$$

Phân phối gần đúng của thống kê này, nhân với s gốc của kích thước của tập hợp ngoài mẫu, được đưa ra bởi phân phối bình thường với giá trị trung bình 0 và phương sai V :

$$(T) f \sim \phi(0, V)$$

Phương sai được tính theo cách sau:

$$V = 4 \cdot (T) \sum_{\tau=1}^T \sum_{k=1}^K \beta_{kxk,\tau} \sum_{j=1}^J \gamma_j N_j$$

Clark và West chỉ ra rằng bài kiểm tra này là phiên diện: nếu phần còn lại của mô hình tuyến tính là không đúng, các dự báo từ mạng sẽ tốt hơn so với mô hình tuyến tính.

4.2.6 Tỷ lệ thành công cho Dự đoán Dấu hiệu: Định hướng

Sự chính xác

Các dự báo ngoài mẫu cũng có thể được đánh giá bằng cách so sánh si của các dự đoán ngoài mẫu với mẫu thực. Trong thời gian tài chính s điều này đặc biệt quan trọng nếu một người quan tâm nhiều hơn đến dự đoán tỷ suất sinh lợi của cổ phiếu hơn là giá trị chính xác của tỷ suất sinh lợi. Tất cả, nếu các dự báo ngoài mẫu là chính xác và tích cực, thì đây sẽ là tín hiệu mua và nếu chúng là tiêu cực, thì đó là tín hiệu bán. Như vậy, c dự báo dấu hiệu phản ánh khả năng xác định thời điểm thị trường của người dự báo

Pesaran và Timmermann (1992) đã phát triển phép kiểm tra độ chính xác (DA) sau đây cho các dự đoán ngoài mẫu, được đưa ra trong

Sự định nghĩa	Hoạt động
Tính toán ngoài dự đoán mẫu, m	$y_{n+j}, j = 1, \dots, m$
Chu kỳ	
Chỉ số tính toán cho dấu hiệu chính xác	$I_j = 1$ nếu $y_{n+j} \cdot y_{n+j} > 0$, 0 otherwise
Tính tỷ lệ thành công (SR)	$SR = \frac{1}{tối} \sum_{j=1}^{tối} I_j$
Chỉ báo tính toán cho các giá trị thực = 1 nếu $y_{n+j} \neq 0$, 0 otherwise	
Chỉ báo tính toán cho các giá trị dự đoán I_{pred}	$= 1$ nếu $y_{n+j} > 0$, 0 otherwise
Tính toán có nghĩa là P, P	$P_j = \frac{1}{tối} \sum_{j=1}^{tối} I_{pred}$, $P = \frac{1}{tối} \sum_{j=1}^{tối} P_j$
Tính tỷ lệ thành công theo độc lập (SRI)	$SRI = P \cdot P - (1 - P) \cdot (1 - P)$
Tính phương sai cho SRI	$b_{SRI} = \frac{1}{tối} (2P - 1)2P(1 - 2P)$
Tính phương sai cho SR	$b_{SR} = \frac{1}{tối} SR(1 - SR)$
Tính thống kê DA	$DA = \frac{\sqrt{var(SR)} / var(SRI)}}{\sqrt{var(SR)} / var(SRI)}$

Thống kê DA được phân phối xấp xỉ theo tiêu chuẩn chuẩn với giả thuyết không rằng các dấu hiệu của các dự báo và dấu hiệu của các biến t là độc lập.

4.2.7 Độ phức tạp ngẫu nhiên dự đoán

Khi chọn đặc tả mạng thần kinh tốt nhất, người ta phải tính đến độ dài trễ cho từng biến hồi quy, cũng như loại được sử dụng, số lớp ẩn và số lớp ẩn mạng. Tất nhiên, người ta có thể đưa ra quyết định nhanh chóng về 1 bằng cách sử dụng mô hình tuyến tính làm chuẩn. Tuy nhiên, nếu bạn mô hình thực sự là một mô hình phi tuyến tính được xấp xỉ bằng neuron thì mô hình tuyến tính sẽ không phục vụ chức năng này.

Kuan và Liu (1995) đã giới thiệu khái niệm về độ phức tạp ngẫu nhiên dự báo (PSC), ban đầu được đưa ra bởi Rissanen (1986a, b), cho cả cấu trúc hoặc đặc điểm kỹ thuật của mạng thần kinh và độ trễ. Cách tiếp cận T là tính toán bình phương trung bình các lỗi trung thực hoặc sai từ điển và chọn mạng cung cấp loại mô hình PSC nhỏ nhất. Nếu hai mô hình có cùng PSC, đơn giản hơn sẽ được chọn.

Kuan và Liu đã áp dụng cách tiếp cận này để dự báo tỷ giá hối đoái được chỉ định cho các họ của các mạng truyền tiếp và mạng lặp lại khác nhau với độ trễ và số lượng đơn vị ẩn khác nhau. Họ tận dụng

e sarng vae. họ sử dụng thuật toán Newton và tính toán các giá trị PSC thu được. Kết luận rằng tính phi tuyến tính trong tỷ giá hối đoái có thể được khai thác bởi các mạng lưới để "cải thiện cả dự báo điểm và dấu hiệu" [Kuan và Liu (1

P. 361].

4.2.8 Xác thực chéo và Phương thức khởi động .632

Thật không may, nhiều khi các nhà kinh tế phải làm việc với chuỗi thời gian là đủ số lượng quan sát cho cả kiểm định dự báo trong mẫu tốt và kiểm định dự báo ngoài mẫu dựa trên số lượng quan sát hợp lý.

Tất nhiên, lý do để thực hiện các bài kiểm tra ngoài mẫu là để xem mô hình khái quát hóa như thế nào ngoài tập hoặc lịch sử đào tạo hoặc ước tính ban đầu. mẫu cho một số lượng hợp lý của các quan sát. Như đã đề cập ở trên, phương pháp để quy chỉ cho phép một lỗi ngoài mẫu cho mỗi tr bộ. Mục đích của bất kỳ thử nghiệm ngoài mẫu nào là ước tính giá trị trong mẫu của các ước tính, với một bộ dữ liệu đủ phong phú. Theo mẫu trong, chúng tôi muốn nói đến mức độ mà một mô hình phù hợp với dữ liệu trong mẫu và khả năng dự báo tốt ngoài mẫu.

Một cách tiếp cận đơn giản là chia tập dữ liệu ban đầu thành k con có kích thước xấp xỉ bằng nhau. Sau đó, chúng tôi ước tính mô hình k lần, mỗi lần loại bỏ một trong các tập hợp con. Chúng ta có thể tính toán một loạt các bình phương trung các biện pháp lỗi trên cơ sở dự báo với tập hợp con bị bỏ qua. Bằng với kích thước của tập dữ liệu ban đầu, phương pháp này được gọi là rời khỏi phương pháp này được thảo luận trong Stone (1977), Dijkstra (1988), và Shao (1

LeBaron (1998) đề xuất một thử nghiệm bootstrap mở rộng hơn gọi là bootstrap 0,632, ban đầu do Efron (1979) và được mô tả trong Efron Tibshirani (1993). Theo LeBaron, ý tưởng cơ bản là ước tính độ chênh trong mẫu ban đầu bằng cách liên tục vẽ các mẫu mới từ mẫu trong, có thay thế và sử dụng các mẫu mới làm ước tính.

tập hợp, với dữ liệu còn lại từ mẫu ban đầu không xuất hiện trên tập ước tính mới, dưới dạng tập dữ liệu kiểm tra sạch hoặc tập dữ liệu ngoài mẫu. Tất nhiên, trong các lần rút thăm lặp lại, chúng tôi theo dõi xem điểm dữ liệu nào là tập ước tính và điểm nào nằm trong tập dữ liệu ngoài mẫu. Khi đó, tùy thuộc vào kết quả rút ra trong mỗi lần lặp lại, kích thước của tập dữ liệu ngoài mẫu sẽ trái ngược với xác thực chéo, thử nghiệm bootstrap 0,632 cho phép lựa chọn thống trị các mẫu con để thử nghiệm hiệu quả dự báo của mô hình.

Quy trình bootstrap 0.632 xuất hiện trong Bảng 4.7.2

2LeBaron (1998) lưu ý rằng trọng số 0,632 xuất phát từ xác suất điểm đã cho thực sự là trong một bản vẽ bootstrap nhất định, $1 - [1 - \left(\frac{1}{N}\right)]^n \approx 1 - e^{-1} = 0,632$

Lấy lỗi bình phương trung bình từ dãy dữ tập dữ liệu	MSSE0 = $\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N [y_i - \bar{y}]^2$
Vẽ một mẫu có độ dài n với thay thế	z_1
Ước lượng các hệ số của mô hình	$\hat{\alpha}_1$
Lấy dữ liệu bị bỏ qua từ dãy dữ tập dữ liệu	z
Dự báo ngoài mẫu với hệ số $\hat{\alpha}_1$	$z_1 = z_1(\hat{\alpha}_1)$
Tính sai số bình phương trung bình cho dữ liệu ngoài mẫu	MSSE1 = $\frac{1}{n_1} \sum_{i=1}^{n_1} [z_1 - z_1(\hat{\alpha}_1)]^2$
Lặp lại thí nghiệm B lần	
Tính sai số trung bình bình phương trung bình cho B bootstrap	MSSE = $\frac{1}{b} \sum_{b=1}^B MSSE_b$
Tính toán điều chỉnh sai lệch	$(0,632) = 0,632 MSSE_0$
Tính toán ước tính sai số đã điều chỉnh	$MSSE(0,632) = 0,368 \cdot MSSE_0 + 0,632 \cdot M$

Trong Bảng 4.7, MSSE là thước đo giá trị trung bình ngoài
bình phương lỗi dự báo. Mục đích của việc thực hiện bài tập này là
so sánh hiệu suất dự báo của hai hoặc nhiều MSSE cạnh tranh ($0,632$)
so sánh là $\hat{\alpha}_1$ cho các mô hình $i = 1, \dots, m$. Thật không may khi
không có phân phối MSSE ($0,632$) được xác định rõ ràng, vì vậy chúng tôi không
thể so sánh MSSE ($0,632$) hình i khác biệt đáng kể so với MSSE
mô hình j . Giống như tiêu chí thông tin Hannan-Quinn, chúng ta có thể
xếp hạng các mô hình hoặc quy trình dự báo khác nhau.

4.2.9 Yêu cầu về dữ liệu: Độ lớn để dự đoán Sự chính xác?

Nhiều nhà nghiên cứu né tránh các phương pháp tiếp cận mạng thần kinh
vì có ánh tượng rằng cần có một lượng lớn dữ liệu để đưa ra dự đoán
chính xác. Vâng, đúng là có nhiều ước tính para trong mạng thần kinh
hơn là trong mô hình tuyến tính. Mạng càng phức tạp thì càng có nhiều
nơ-ron. Với nhiều nơ-ron hơn, nhiều tham số hơn và không có tập dữ
liệu tương đối lớn, sự tự do giảm đi nhanh chóng trong n phức tạp
hơn dần dần

trên một e more oservaons e eer, since we oan more p và ước tính và dự đoán chính xác. Do đó, việc kết hợp các phương pháp kết hợp phức tạp như thuật toán di truyền với các tập hợp rất lớn khiến cho các phương pháp tiếp cận mạng nơ-ron rất tốn kém, nếu không muốn nói là rất tốn kém.

nỗ lực. Bằng cách tốn kém, chúng tôi muốn nói rằng chúng tôi phải đợi một thời gian dài mới có kết quả, so với các mô hình tuyến tính, ngay cả khi chúng tôi làm việc với phần mềm rất nhanh và mã phần mềm được tối ưu hóa hoặc nhanh. Một nhà kinh tế lượng lại tâm sự với tôi rằng có ây ở lại với các phương pháp tuyến tính vì “cuộc đời tôi ngắn ngủi.”

Có, chúng tôi muốn có một bộ dữ liệu tương đối lớn để có đủ độ o dom. Tuy nhiên, trong thị trường tài chính, làm việc với chuỗi thời gian, dữ liệu cũng có thể thực sự là một vấn đề. Nếu chúng ta quay ngược lại quá xa, chúng ta có nguy cơ sử dụng thử không thể hiện tốt cấu trúc hiện tại của thị trường. Từ những năm 1970, chẳng hạn, có thể không phù hợp lắm để đánh giá f

trao đổi hoặc thị trường chứng khoán, kể từ khi điều kiện thị trường của d cuối cùng đã thay đổi mạnh mẽ với sự ra đời của giao dịch trực tuyến và thông báo công nghệ. Mặc dù thực tế là thị trường tài chính hoạt động theo nguyên tắc dài hạn, nhưng những người tham gia thị trường tài chính nhanh chóng loại bỏ những thông tin không liên quan trong quá khứ. Do đó, chúng tôi phải đổi mới với vấn đề chất lượng dữ liệu khi là phòng phú.

Walczak (2001) đã xem xét vấn đề về độ dài của kích thước dữ liệu trong mẫu đào tạo để tạo ra các dự báo chính xác trong ma tài chính.

Ông phát hiện ra rằng đối với hầu hết các dự đoán tỷ giá hồi đoái (trên cơ sở hàng ngày tối đa là hai năm sẽ tạo ra “hiệu suất dự báo mạng thần kinh tốt nhất” [Walczak (2001), trang 205]. Walczak gọi việc sử dụng dữ liệu đúng lúc là dữ liệu mà sẽ được dự báo mức độ gần đây của chuỗi thời gian Sử dụng dữ liệu gần đây hơn có thể cải thiện độ chính xác của dự báo từ 5% trở lên, giảm thời gian đào tạo và phát triển cho mạng thần kinh [Walczak (2001), trang 205].

Walczak đo lường độ chính xác của các dự báo của mình không bằng tiêu chí sai số bình phương gốc mà bằng tỷ lệ phần trăm dự báo thay đổi năm ngoài mẫu chính xác, hoặc độ chính xác theo hướng, do Pesaran Timmerman (1992) đưa ra. Như trong hầu hết các nghiên cứu, ông phát hiện ra rằng ẩn đơn mạng thần kinh liên tục vượt trội so với mạng thần kinh hai lớp mà chúng có khả năng đạt ngưỡng chính xác 60% [W (2001), tr. 211].

Tất nhiên, trong chuỗi thời gian vĩ mô, khi chúng tôi dự báo lạm phát hoặc tăng trưởng ống dẫn, chúng tôi không có sẵn dữ liệu hàng ngày. Với mức độ tự do phong phú hàng tháng, tiếp cận với độ dài mẫu tương đương hai năm dữ liệu hàng ngày, sẽ cần ít nhất vài thập kỷ. Thông điệp của Walczak là một lời cảnh báo tốt rằng quá nhiều dữ liệu có thể không tốt.

Trong phân tích cuối cùng, các tiêu chí quan trọng nhất dựa trên câu hỏi của các nhà điều tra. Kết quả của mạng lưới thần kinh có cho họ những diễn giải có ý nghĩa về mặt lý thuyết kinh tế, hiểu biết sâu sắc về chính sách hoặc thông tin tốt hơn cho việc ra quyết định không? của công việc tính toán và thực nghiệm là cái nhìn sâu sắc cũng như độ chính xác. Tuy nhiên, cách chúng ta diễn giải một mô hình phụ thuộc vào việc ước lượng mô hình đó như thế nào. Nếu mục tiêu duy nhất là đạt được những dự báo tốt hơn, nhiều hơn và không gì khác, thì không có vấn đề về thông tin học.

Chúng ta có thể diễn giải một mô hình theo một số cách. Một cách là đơn giản hóa một mô hình với các điều kiện ban đầu đã cho, thêm một số biến nhỏ vào một trong các biến và xem mô hình hoạt động khác như thế nào giống như phân tích phản ứng xung lực trong các mô hình tuyên tính. Trong cách tiếp cận này, tất cả các cú sốc ngoại sinh ở mức 0, đặt một trong số chúng ở giá trị bằng độ lệch chuẩn trong một khoảng thời gian và để mô hình chạy trong một khoảng thời gian. Nếu mô hình cho kết quả hợp lý và ổn định, chúng ta có thể tin tưởng vào độ tin cậy của mô hình.

Chúng tôi cũng có thể muốn biết liệu một số hoặc bất kỳ sai số nào trong mô hình có thực sự quan trọng hoặc có ý nghĩa thống kê hay không. Vì thất nghiệp có giúp giải thích lạm phát trong tương lai không? Chúng ta có thể đơn giản là tạo ra mạng có tỷ lệ thất nghiệp và sau đó cắt bớt mạng, loại bỏ u, ước tính lại mạng và xem liệu tổng chi phí

sức mạnh hoặc hiệu suất dự đoán của mạng xấu đi sau thất nghiệp. Do đó, chúng tôi kiểm tra tầm quan trọng của unemplo một biến giải thích trong mạng với tỷ lệ khả năng. Tuy nhiên, phương pháp này thường công kền, vì mạng đạt đến mức tối ưu cục bộ khác nhau trước và sau khi cắt tia. Chúng tôi thường đưa ra kết quả ngược lại rằng mạng thực sự được cải thiện sau khi một biến số chính bị bỏ qua.

Một cách khác để diễn giải một mô hình ước tính là kiểm tra đạo hàm riêng hoặc tác động của biến phụ thuộc biến ngoại sinh nào đó. Ví dụ, thất nghiệp có quan trọng hơn việc giải thích lạm phát trong tương lai hơn là lạm phát không? Chính phủ có ảnh hưởng tích cực đến lạm phát không? Với các dẫn xuất từng phần này, có thể đánh giá một cách định tính và định lượng các biến ngoại sinh có sức mạnh tương đối ảnh hưởng đến biến phụ thuộc.

Một lần nữa, điều quan trọng là phải tiến hành thận trọng và nghiêm túc. Một mô hình, thường là một mạng thần kinh được trang bị quá mức, chẳng hạn, có thể dẫn xuất một phần cho thấy rằng lợi nhuận của công ty thực sự tăng lên nguy cơ phá sản! Trong ước lượng phi tuyến tính phức tạp, khả năng như vậy xảy ra khi mô hình được khớp quá nhiều mệnh giá.

newor, on ou suc a resu s smpy a resu o oo ew o
nhiều tham số trong phép tính gần đúng, và do đó do sai đặc tả

Các kết quả vô lý cũng có thể đến từ việc thiếu sự hội tụ, hoặc do không đạt được điểm tối ưu cục bộ hoặc điểm yên ngựa, khi các phương pháp suy giảm gần như Newton gáy được sử dụng để ước tính.

Khi đánh giá ý nghĩa chung của một mô hình mạng thần kinh, điều quan trọng là hãy nhớ rằng các hệ số ước tính hoặc trọng số của mạng bao gồm các hệ số liên kết các đầu vào với nơ-ron các hệ số liên kết các nơ-ron với đầu ra, không đại diện cho p các dẫn xuất của đầu ra y đối với từng biến đầu vào đã được đề cập, ước tính mạng thần kinh là không tham số, tôi cảm thấy rằng các hệ số không có cách giải thích sẵn sàng như beha thông số. Tất nhiên, trong trường hợp mô hình tuyến tính thuần túy, hệ số và các đạo hàm riêng hệt nhau.

Do đó, để tìm hiểu xem một mạng có hợp lý hay không, chúng ta có thể tính toán một cách dễ dàng các đạo hàm liên quan đến những thay đổi trong biến đầu ra đối với những thay đổi trong một số biến đầu vào. May mắn thay, tính toán các công cụ phái sinh là một nhiệm vụ tương đối dễ dàng. Có hai cách tiếp cận: hậu và phương pháp sai phân hữu hạn.

Khi chúng tôi có được các công cụ phái sinh của mạng, chúng tôi có thể đánh giá ý nghĩa thống kê bằng cách khởi động. Tiếp theo, chúng ta sẽ tiếp tục các chủ đề về vi phân hữu hạn và hữu hạn để lấy đạo hàm, và bootstrap để có được ý nghĩa, lần lượt.

4.3.1 Đạo hàm phân tích

Người ta có thể tính toán đạo hàm giải tích của đầu ra y tương ứng với các biến đầu vào trong mạng truyền thẳng theo cách sau. mạng lưới:

$$\begin{aligned} nk,t &= wk,0 + \dots + wk,ixi,t \\ &\quad t_{ki} = 1 \\ Nk,t &= \frac{1}{1 + e^{-ni,t}} \\ yt &= y\theta + \sum_{k=1}^k ykNk,t \end{aligned}$$

đạo hàm riêng của yt đối với xi ,t được cho bởi:

$$\frac{yt}{xi ,t} = \sum_{k=1}^k ykNk,t(1 - Nk,t)wk,i$$

$$\begin{array}{ccccccc} & & & k & & & \\ yt & = & & yt & & Nk,t & nk,t \\ xi_{,t} & & k=1 & Nk,t & nk,t & xi_{,t} & \end{array}$$

và từ thực tế là đạo hàm của hàm logsigmoid N thuộc tính sau:

$$\frac{Nk,t}{nk,t} = Nk,t[1 - Nk,t]$$

Lưu ý rằng các đạo hàm riêng trong ước tính mạng thần kinh được lập chỉ mục bởi t. Mỗi đạo hàm riêng đều phụ thuộc vào trạng thái, vì thời gian bất kỳ hoặc chỉ số quan sát t của nó phụ thuộc vào giá trị chỉ số t của biến t, xt. Mô hình tuyến tính thuần túy bao hàm các đạo hàm riêng không phụ thuộc vào các giá trị của x. Thật không may, với m phi tuyến tính không thể đưa ra những nhận định tổng quát về cách các đầu vào ảnh hưởng đến th mà không biết về các giá trị của xt.

4.3.2 Vi phân hữu hạn

Một cách phổ biến hơn để tính đạo hàm là sai phân hữu hạn Cho một hàm mạng thần kinh, $y = f(x)$, $x = [x_1, \dots, x_i, \dots]$, cách để tính gần đúng f_i, t là thông qua một- sai phân hữu hạn hai bên

$$\frac{y}{xi} = \frac{f(x_1, \dots, x_i + h_i, \dots, x_n) - f(x_1, \dots, x_i, \dots, x_n)}{h_i}$$

trong đó mẫu số h_i được đặt ở $\max(, .xi)$, với $= 10^{-6}$.

Đạo hàm riêng cấp hai được tính tương tự
Cross-partialis được đưa ra bởi công thức:

$$\frac{2y}{xi_{,xj}} = \frac{1}{h_i h_j} \frac{\{f(x_1, \dots, x_i + h_i, x_j + h_j, \dots, x_n) - f(x_1, \dots, x_i, \dots, x_j + h_j, \dots, x_n)\} - \{f(x_1, \dots, x_i + h_i, x_j, \dots, x_n) - f(x_1, \dots, x_i, \dots, x_j, \dots, x_n)\}}{h_i h_j}$$

trong khi các đạo hàm riêng cấp hai trực tiếp được cho bởi:

$$\frac{2y}{x_2^2} = \frac{1}{h_2^2} \frac{f(x_1, \dots, x_i + h_i, x_j, \dots, x_n) - 2f(\dots, x_i, \dots, x_j, \dots, x_n) + f(x_1, \dots, x_i - h_i, x_j, \dots, x_n)}{h_2^2}$$

trong đó $\{h_i, h_j\}$ là kích thước bước để tính phần de
Theo Judd (1998), kích thước bước $h_i = \max(\varepsilon x_i, \varepsilon)$, trong đó giá trị được đặt bằng giá trị 10^{-6} .

Machine Translated by Google Trong thực tế, nó không quan trọng lắm. Biết chính xác chức năng hình thức của các dẫn xuất phân tích chắc chắn cung cấp độ chính xác. Tuy nhiên các dạng hàm phức tạp hơn, vì phân trả nên khó khăn hơn như Judd (1998, p. 38) chỉ ra, phương pháp sai phân hữu hạn tránh lỗi có thể phát sinh từ nguồn này.

Một lý do khác để sử dụng các phương pháp sai phân hữu hạn để tính p phái sinh của một mạng là người ta có thể thay đổi chức năng cho số lớp ẩn trong mạng mà không cần phải khử biến thức mới. Judd (1998) chỉ ra rằng các đạo hàm giải tích chỉ được xem xét khi cần thiết vì lý do chính xác, hoặc như một bước cuối cùng để tăng tốc một chương trình hoàn chỉnh khác.

4.3.4 Ví dụ về MATLAB: Vi phân hữu hạn và giải tích

Để cho thấy các đạo hàm giải tích chính xác và các ence hữu hạn khớp với nhau về mặt số học chặt chẽ như thế nào, hãy xem xét hàm logsigmoid của một biến thiên $1/[1+\exp(-x)]$. Để x nhận các giá trị từ -1 đến +1 tại các điểm lưỡng, chúng ta có thể tính toán các sai phân phân tích và hữu hạn cho khoảng này bằng chương trình MATLAB sau, chương trình này gọi chương trình myjacobian

```
x = -1:.1:1; % Xác định phạm vi của biến đầu vào
x = x';
y = inv(1+exp(-x)); % Tính biến đầu ra
yprime chính xác = y .* (1-y); % Tính toán đạo hàm phân tích
vui vẻ = 'logsig'; % Xác định chức năng
h = 10 * exp(-6); % xác định h
rr = chiều dài(x);
for i = 1:rr, % Tính đạo hàm hữu hạn
    _____
    yprimefinite(i,:) = myjacobian(fun, x(i,:), h);
    _____
    kết thúc
    % Lấy giá trị trung bình của lỗi bình phương
    meanerrorsquared = mean((yprime hữu hạn - yprime chính xác).^ 2);
```

Kết quả cho thấy rằng tổng trung bình của bình phương sự khác biệt giữa giải pháp sai phân chính xác và hữu hạn thực sự là một giá trị rất nhỏ; chính xác, $5.8562e-007$.

- Hàm myjacobian được cung cấp bởi đoạn mã sau:

```
chức năng jac = myjacobian (vui vẻ, beta, lambda);
% tính ma trận jacobian từ hàm;
% đầu vào: hàm, beta, lambda
% đầu ra: jacobian
[rr k] = kích thước (beta);
```

```

vec = số không.;
với i = 1:k,
vec2 = vec1;
vec2(i) = max(lambda, lambda *beta(i));
beta = beta + vec2;
value1 = feval(fun,betax);
jac(i) = (giá trị1 - giá trị0) ./ lambda;
kết thúc

```

4.3.5 Bootstrapping để đánh giá tầm quan trọng

Việc đánh giá ý nghĩa thống kê của một biến đầu vào trong các quy trình làm việc mới rất đơn giản. Giả sử chúng ta có một mô hình với các biến đầu vào. Chẳng hạn, chúng ta quan tâm đến việc liệu tăng trưởng chỉ tiêu có ảnh hưởng đến lạm phát hay không. Trong một mô hình tuyến tính, chúng ta có thể thống kê t. Với ước lượng mảng nơ ron phi tuyến, số lượng tham số của mảng lớn hơn rất nhiều. Như đã đề cập, li thống kê tỷ lệ thường không đáng tin cậy.

Một phương pháp đáng tin cậy hơn nhưng tồn tại nhiều thời gian hơn là sử dụng lệnh la ó. phương pháp ban đầu do Efron (1979, 1983) và Efron và T (1993). Phương pháp bootstrapping này khác với .632 b phương pháp cho sai lệch trong mẫu. Trong phương pháp này, chúng tôi làm việc với nguồn gốc với mẫu đầy đủ, [y, x], thu được giá trị dự đoán tốt nhất với mảng, y và thu được tập hợp các phần dư, e = y - y. Chúng tôi sau đó lấy mẫu vector này, e, với sự thay thế và thu được tập đầu tiên của s thử nghiệm bootstrap đầu tiên, eb1. Với tập hợp các cú sốc ngẫu nhiên đầu tiên này từ cơ sở của phần dư, eb1, chúng tôi tạo ra một phụ thuộc mới cho thử nghiệm bootstrap đầu tiên, yb1 = y+ eb1 và sử dụng [yb1 x] mới để ước tính lại mảng thàn kinh và thu được một phần de và các thống kê quan tâm khác từ ước tính phi tuyến tính. Lặp lại quy trình này 500 hoặc 1000 lần, thu được thí nghiệm ebi và ybi và thực hiện lại ước tính. Sau đó chúng tôi đặt hàng bộ e đạo hàm riêng (cũng như các số liệu thống kê khác) từ thấp nhất đến cao nhất và thu được phân bố xác suất của các đạo hàm này. Từ đó, tính toán giá trị p bootstrap cho mỗi đạo hàm, đưa ra khả năng của giả thuyết không rằng mỗi đạo hàm này đều bằng nhau. thống kê tỷ lệ, chúng tôi phải lấy mẫu lại từ bộ số dư ban đầu và thiết lập lại mảng 500 hoặc 1000 lần. Tuy nhiên, nó thường đáng tin cậy hơn. bắc bò giả thuyết không rằng đạo hàm riêng bằng 0, lấy mẫu lại các phần dư ban đầu và ước tính lại mô hình 500 lần, chúng ta có thể chắc chắn một cách hợp lý rằng chúng ta đã tìm thấy một

Khi chúng ta đổi mặt với nhiệm vụ ước tính một mô hình, tài liệu trước đó cho thấy rằng chúng ta có một số lượng lớn các lựa chọn để thực hiện ở tất cả các giai đoạn của quá trình, tùy thuộc vào trọng lượng mà chúng ta đặt vào trong mẫu hoặc ngoài mẫu hiệu suất và các câu hỏi chúng tôi mang đến cho nghiên cứu. Đối với Examp, chúng tôi lấy logarit và sự khác biệt đầu tiên của dữ liệu? Chúng ta có giải néo dữ liệu không? Loại chức năng mở rộng dữ liệu nào chúng ta nên sử dụng: tuyến tính, néo dữ liệu giữa 0 hoặc 1 hoặc một số khác? Chúng ta nên sử dụng đặc tả mạng thần kinh nào và chúng ta nên ước tính mô hình như thế nào? Khi chúng tôi đánh giá kết quả, chẩn đoán

chúng ta nên nghiêm túc hơn và cái nào ít nghiêm trọng hơn? Chúng ta có thực hiện dự báo ngoài mẫu với mẫu phân tách hoặc tôi theo thời gian thực không?

Chúng ta có nên sử dụng phương pháp bootstrap không? Cuối cùng, chúng ta có phải tìm đạo hàm riêng không?

May mắn thay, hầu hết những câu hỏi này thường quan tâm đến chúng khi chúng ta chuyển sang các vấn đề cụ thể. Nói chung, mục tiêu của nghiên cứu là đánh giá hiệu suất của nó so với mô hình tuyến tính tiêu chuẩn hoặc trong trường hợp phân loại, theo mô hình logit hoặc probit. Nếu logarit ví dụ, sự khác biệt đầu tiên là tiêu chuẩn cho dự báo tuyến tính, thì các mạng ral sẽ sử dụng cùng một chuyển đổi dữ liệu. Để quyết định cấu trúc t của các biến trong bối cảnh chuỗi thời gian, mô hình tuyến tính s trở thành chuẩn mực. Thông thường, phần trẽ dựa trên ước tính tuyến tính lặp lại của tập dữ liệu trong mẫu hoặc dữ liệu huấn luyện cho các độ dài trẽ khác nhau của các khả năng và cấu trúc trẽ cho giá trị thấp nhất của Hannan- tiêu chí thông tin là tiêu chí để sử dụng.

Loại chia tỷ lệ đơn giản nhất nên được sử dụng trước tiên, đó là hàm chia tỷ lệ khoảng linea. Sau đó, chúng ta có thể kiểm tra kết quả tổng thể về độ mạnh đối với chức năng chia tỷ lệ. Nói chung, si nên sử dụng giải pháp thay thế mạng nơ-ron, với một vài nơ-ron để khởi đầu tốt sẽ là mô hình chuyển tiếp đơn giản hoặc liên kết nhảy mạng sử dụng kết hợp kết nối tuyến tính và logsigmoid

Để ước tính, không có giải pháp đơn giản; thuật toán di truyền thường phải được sử dụng. Nó có thể có ý nghĩa để sử dụng quasi-N các phương pháp giảm dần độ dốc cho một số lần lặp hạn chế và không hội tụ đầy đủ, đặc biệt nếu có một số lượng lớn tham số

Để đánh giá các tiêu chí trong mẫu, mục tiêu đầu tiên là xem mô hình tuyến tính của chúng tôi hoạt động như thế nào. Chúng tôi muốn một mô hình tuyến tính có vẻ ít nhất là không quá tệ, trên cơ sở các tiêu chí trong mẫu, các điều khoản cụ thể của tự tương quan và các kiểm định về tính phi tuyến. hiệu suất rất kém trên cơ sở các thử nghiệm này chỉ ra rằng mô hình không được chỉ định tốt. Việc đánh bại một mô hình được chỉ định kém bằng mạng nơ-ron không phải là vấn đề lớn. Chúng tôi muốn xem mạng nơ-ron hoạt động tốt như thế nào so với mô hình tuyến tính được chỉ định tốt nhất.

ory sức mạnh gần moe. còn nợ e ac

es o peror

hiệu suất ngoài mẫu. Đối với dữ liệu vĩ mô, dự báo theo thời gian thực là cách hợp lý để tiếp tục, trong khi thử nghiệm tách mẫu là cách rõ ràng đối với dữ liệu cắt ngang.

Để có được các dự báo ngoài mẫu với mạng, m khuyễn nghị cách tiếp cận mô hình dày do Granger a (2002) ủng hộ. Vì không có mạng thần kinh nào đưa ra kết quả giống nhau nếu các tham số giải pháp hoặc chức năng chia tỷ lệ khác nhau, nên tôi có được một tập hợp các dự đoán mỗi giai đoạn và sử dụng một phần cắt của nhiều dự báo mạng cho một dự đoán mạng mô hình dày.

Để so sánh dự báo mạng mô hình tuyến tính và mô hình dày, tiêu chí lỗi bình phương trung bình và thử nghiệm Diebold-Mariano là phương pháp được sử dụng để đánh giá độ chính xác của dự đoán. Mặc dù không có hại gì đối với phương pháp bootstrap để đánh giá hiệu suất tổng thể của các mô hình mạng nơ-ron li, nhưng không có gì đảm bảo về tính nhất quán giữa độ chính xác của mẫu thông qua các thử nghiệm Diebold-Mariano và bootstrap do cho phương pháp này hay phương pháp khác. Tuy nhiên, nếu thế giới thực sự là do mô hình tuyến tính, thì chúng ta sẽ mong đợi rằng các mô hình tuyến tính sẽ sử dụng các phương án thay thế mạng phi tuyến tính theo các tiêu chí bootstrap dự báo thời gian thực.

Trong các chương tiếp theo, chúng tôi sẽ minh họa việc thực hiện ước lượng cho các loại dữ liệu khác nhau và liên hệ các kết quả với chương này.

4.5 Kết luận

Đánh giá hiệu suất mạng liên quan đến áp tuyến tính nên có sự kết hợp giữa trong mẫu và ngoài mẫu cũng như theo các tiêu chí thông thường. Chúng ta đừng bao giờ lo sợ những mô hình này bỏ sung thêm bao nhiêu cho sự sáng suốt và hiểu biết của chúng ta. O, chúng ta có thể sử dụng mạng thần kinh đơn giản để dự báo hoặc đơn giản là các thuộc tính cụ thể của dữ liệu, chẳng hạn như tầm quan trọng của một biến đầu vào để giải thích hành vi của trường hợp biến đầu ra, chúng ta không cần đánh giá mạng có cùng trọng số cho cả ba tiêu chuẩn. Nhưng nói chung, chúng tôi muốn thấy một mô hình chẩn đoán tốt trong mẫu cũng dự báo tốt ngoài mẫu và bỏ sung thêm hiểu biết của chúng tôi về thị trường kinh tế và tài chính.

4.5.1 Ghi chú chương trình MATLAB

Nhiều chương trình có sẵn để tìm kiếm trên web và cũng được trong các chương trình phần mềm phổ biến như EViews, nhưng một số thì không

Đối với hiệu suất ngoài mẫu, phép thử Diebold-Mariano là giv dieboldmar.m
và phép thử độ chính xác hướng Pesaran-Timmerman là của datest.m.

Để đánh giá đạo hàm cấp một và cấp hai bằng sai phân hữu hạn, tôi đã
viết myjacobian.m và myhessian.m.

4.5.2 Bài tập gợi ý

Để so sánh các đạo hàm thu được bằng sự khác biệt hữu hạn với các đạo hàm
lý thuyết chính xác, tôi khuyên bạn nên sử dụng lại MATLAB Symbolic To
Viết một hàm có đạo hàm chính xác và tính toán e sion một cách tương ứng
bằng cách sử dụng funtool.m. Sau đó, tạo một hàm và hoàn thành đạo hàm sai
phân hữu hạn với myjacobian.m.

Ứng dụng và ví dụ

Ước tính và dự báo với Dữ liệu nhân tạo

5.1 Giới thiệu

Chương này áp dụng các mô hình và phương pháp được trình bày trong các chương cho dữ liệu được tạo ra một cách giả tạo. Điều này được thực hiện để chỉ ra cách tiếp cận mạng thần kinh, liên quan đến mô hình tuyến tính tự hồi quy dự báo các quy trình thống kê tương đối phức tạp, mặc dù nhâ

Động cơ chính để sử dụng dữ liệu nhân tạo là không có kích thước của mẫu! Chúng ta có thể ước tính các tham số từ một thiết lập với bậc tự do đủ lớn, và sau đó dự báo với một tập kiểm tra phong phú tích cực. Tương tự như vậy, chúng ta có thể thấy mức độ phù hợp và hiệu suất của một tập huấn luyện và kiểm tra nhất định từ một mẫu ban đầu hoặc quá trình ngẫu nhiên thực phù hợp với một thực hiện khác c từ cùng một quy trình tạo thống kê cơ bản.

Mô hình đầu tiên chúng ta xem xét là mô hình hỗn loạn ngẫu nhiên (SC), thứ hai là mô hình biến động ngẫu nhiên/khuếch tán bước nhảy (SVJD), thứ hai là mô hình chuyển đổi chế độ Markov (MRS), thứ tư là mô hình chuyển đổi chế độ av ity (VRS) , thứ 5 là me dài méo mó (DLM), và cuối cùng là định giá quyền chọn Black-Scholes (B người mẫu). Mô hình SC được sử dụng rộng rãi để kiểm tra độ chính xác dự báo của các mô hình dự báo, các mô hình SVJD và VRS thường là các mô hình biểu thị chuỗi thời gian tài chính biến động và MRS được sử dụng để phân tích tốc độ tăng trưởng GDP. Mô hình DLM có thể là chúng tôi

moe se encmar moe hoặc cacuang e aarrage-r cho các tùy chọn, với giả định về lợi nhuận của phân phối chuẩn log. Chương này cho thấy mức độ hiệu quả của các mạng thần kinh, thuật toán di truyền tìm kiếm toàn cầu kết hợp ước tính và phương pháp tiếp cận độ dốc cục bộ, ước tính dữ liệu do các mô hình này tạo ra so với phương trình tuyến tính.

người mẫu.

Trong một số trường hợp, cấu trúc gần như tuyến tính, do đó mạng không hoạt động tốt hơn nhiều so với mô hình tuyến tính – mà nó còn hoạt động kém hơn rất nhiều. Trong một trường hợp, mô hình chỉ đơn giản là một marti, trường hợp này yếu tố dự báo tốt nhất của $yt+1$ là yt . Một lần nữa, tuyến tính và các mô hình không nên phân kỳ quá nhiều trong trường hợp này. Trong những trường hợp này, chúng tôi giả định rằng tác nhân dự báo không biết giá trị thực

Thay vào đó, tác nhân có gắng tìm hiểu dữ liệu thực sự tạo ra ước tính mạng thần kinh tuyến tính và phi tuyến tính, đồng thời dự báo về hai phương pháp này.

Trong mỗi trường hợp, chúng tôi làm việc với dữ liệu cố định. Do đó, biến có vi phân bậc nhất nếu có nghiệm đơn vị. Trong khi các bài kiểm tra Dickey-Fuller, được thảo luận trong chương trước, dựa trên tự động tuyến tính các quy trình, chúng tôi sử dụng các bài kiểm tra này vì chúng là tiêu chuẩn và thường xuyên trong tài liệu.

Khi chúng tôi làm việc với các mạng thần kinh và muốn so sánh các mô hình tự hồi quy tuyến tính, chúng tôi thường muốn chọn mô hình tốt nhất so với mô hình tuyến tính tốt nhất. Mô hình mạng tốt nhất có cấu trúc trễ khác với mô hình tuyến tính tốt nhất. Chúng tôi sẽ đưa ra các thông số kỹ thuật tốt nhất cho từng mô hình trên cơ sở trong mẫu, chẳng hạn như tiêu chí thông tin Hannan-Quinn, sau đó xem w làm tốt hơn về hiệu suất dự báo ngoài mẫu, thời gian thực hoặc theo phương pháp bootstrap, hoặc cả hai. Trong chương này, chúng ta sẽ làm việc với chuỗi đơn biến được tạo bằng one-pe đơn giản hoặc với chuỗi mặt cắt ngang. Chúng tôi chỉ đơn giản là so sánh mô hình chuẩn với một giải pháp thay thế mạng đơn giản, với cùng độ trễ

và ba nơ-ron trong một lớp ẩn, trong "mạng perceptron đa lớp đơn giản hoặc mạng feedforward tiêu chuẩn".

Để chọn đặc tả tuyến tính tốt nhất, chúng tôi sử dụng độ trễ lớn loại bỏ dấu vết của sự phụ thuộc nối tiếp và giảm thiểu Hanna tiêu chí thông tin Để đánh giá mô hình tuyến tính một cách công bằng so với giải pháp thay thế công việc, độ dài trễ phải đủ để loại bỏ bất kỳ dấu vết nào của lỗi đặc tả, chẳng hạn như sự phụ thuộc nối tiếp. Vì dữ liệu trong chương này nhằm mục đích sao chép các thuộc tính của f cao hơn dữ liệu hàng ngày, chúng tôi chọn độ dài trễ là bốn, với giả định rằng đối với ban đầu sẽ sử dụng cấu trúc độ trễ như vậy (đại diện cho một năm đối với dữ liệu hoặc gần như cả tuần làm việc đối với dữ liệu hàng ngày) để dự báo ước tính.

$$yt = 4 \cdot \zeta t \cdot yt_1 \cdot (1 - yt_1)$$

$$\zeta t \sim U(0, 1)$$

$$y\theta = .5$$

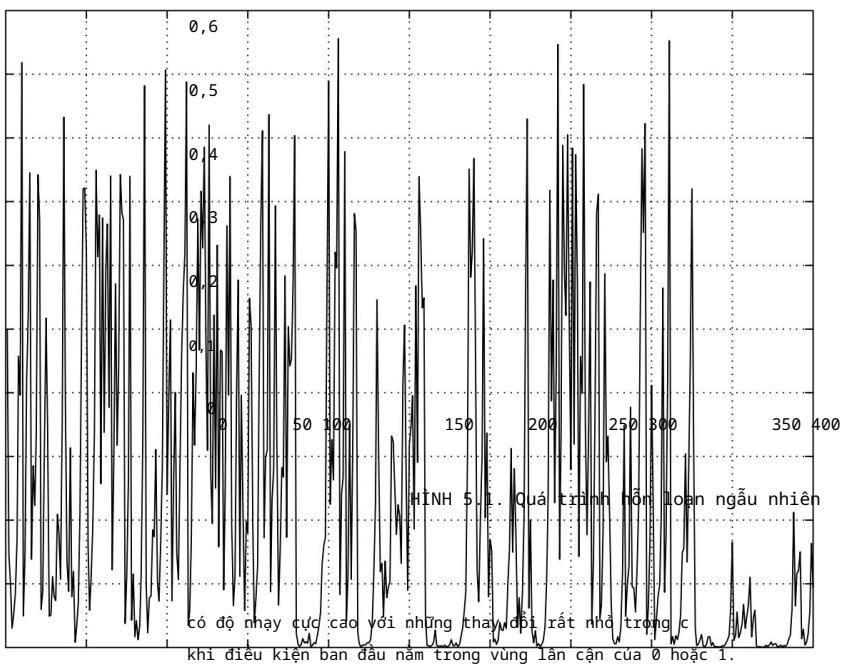
Số hạng ngẫu nhiên ζt là kết quả rút ra từ một biến phân bố đều ngẫu nhiên yt phụ thuộc vào độ trễ của chính nó, yt_1 , cũng như trên (yt_1), $mult$ theo hệ số 4. Một nhận thức xuất hiện trong Hình 5.1. Một cách dễ dàng để tạo ra loạt bài này được đưa ra bởi danh sách MATLAB comm sau đây

```
T = 500;
z = rand(T,1);
y(1,:) = .5;
for i = 2:T, y(i,:)=4* z(i,:) * y(i-1,:) * (1-y(i-1,:)); e
```

Lưu ý rằng có những khoảng thời gian biến động cao nhất quan sát sau b khoảng thời gian ổn định, cho thấy một loạt các sự kiện phi tuyến tính. Chúng ta cũng thấy mô hình ngẫu nhiên chỉ tạo ra các giá trị dương do cú sốc từ phân phối đồng đều. Một quá trình hỗn loạn ngẫu nhiên như vậy có thể dùng để mô hình hóa các quá trình biến động ngẫu ý hoặc các quá trình biến động quan sát được rõ hơn so với quy trình tỷ lệ hoàn vốn trên thị trường tài chính, vì sự biến động có, theo định nghĩa, giá trị tích cực. Hình 5.1 hình ảnh một hiện thực như vậy của một quá trình hỗn loạn ngẫu nhiên.

Lý thuyết hỗn loạn đã được nghiên cứu rộng rãi trong các ứng dụng tài chính nếu có các thuộc tính hỗn loạn tiềm ẩn trong dữ liệu thị trường tài chính. Các thuộc tính của quá trình ngẫu nhiên là, đối với một tập hợp nhất định của $\{\zeta t\}$, tập kết quả $\{yt\}$ không thay đổi nhiều, sau một int phù hợp đối với mọi điều kiện ban đầu $y\theta$, với điều kiện là $0 < y\theta < 1$. Tuy nhiên, khoảng thời gian thích hợp đó đã trôi qua, động lực học của hệ thống thay đổi khá nhiều đối với tập hợp các cú sốc $\{\zeta t\}$ đã cho. Hình 5.2 minh họa ba quá trình ngẫu nhiên cho cùng một cú sốc, với $y\theta = [0,001, 0,5, 0,99]$. Chúng ta thấy các đường cong đứt nét và chấm chấm, các quá trình được tạo ra bởi điều kiện ban đầu $y\theta = [.5, .99]$, hội tụ sau 5 chu kỳ, trong khi quá trình $y\theta = [.001]$ mất khoảng 15 chu kỳ để hội tụ về cùng giá trị được tạo bởi $y\theta = [.5, .99]$. Do đó, tác động của các điều kiện ban đầu có tốc độ khác nhau và thể hiện các đặc điểm động khác nhau đối với cùng một cú sốc và cùng quy luật chuyển động.

Đối với các giá trị $y\theta = 0$ hoặc $y\theta = 1$, tất nhiên, quá trình vẫn ở mức 0 đối với $y\theta = 0$ và $y\theta > 1$, quá trình phân kỳ rất nhanh. Vì vậy, các pr



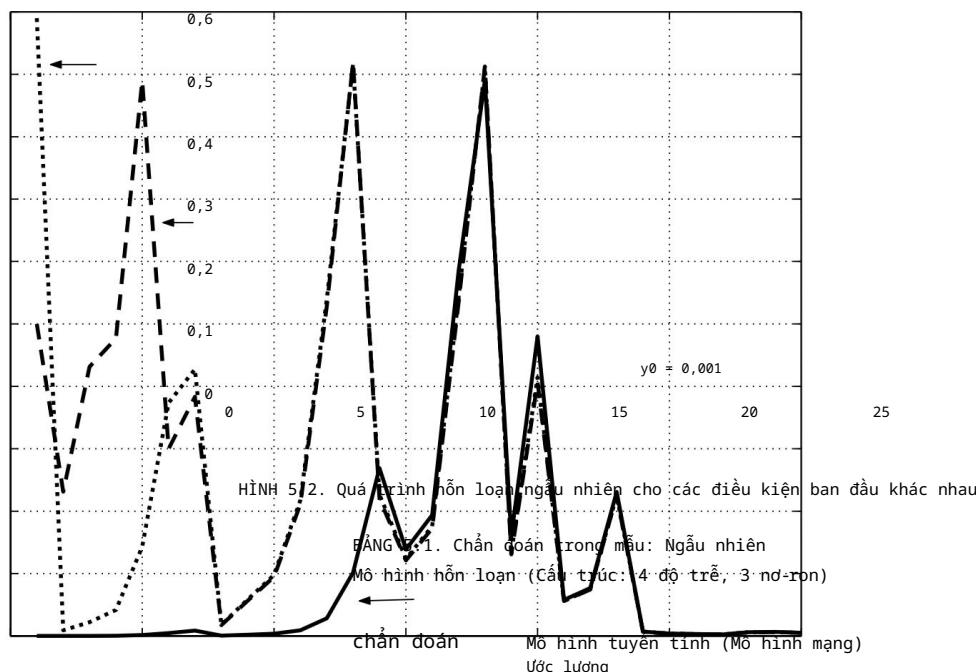
5.2.1 Hiệu suất trong mẫu

Để phù hợp với mạng thần kinh và mô hình tuyến tính cho tập dữ liệu này, chúng tôi sử dụng thuật toán di truyền tìm kiếm toàn cầu và các phương pháp cục bộ gần như Newton. Chúng tôi đã giữ lại 20% cuối cùng (100 quan sát) dưới dạng bộ thử nghiệm, để dự báo thời gian thực. Chúng tôi cũng đã sử dụng bootstrap cho kiểm tra.1

Hiệu suất trong mẫu của mô hình tuyến tính đối với mô hình ngẫu nhiên được tóm tắt trong Bảng 5.1.

Bảng 5.1 cho chúng ta biết rằng mô hình tuyến tính giải thích 29% ý nghĩa của tập dữ liệu trong mẫu, trong khi thống kê tương ứng

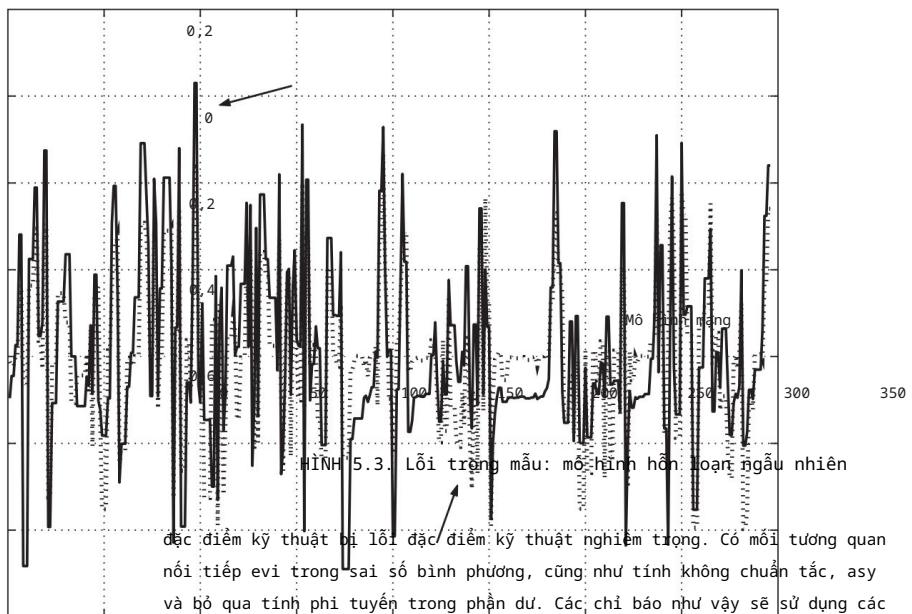
1Dữ liệu do mô hình này tạo ra được ước tính bằng mạng thần kinh đáp ứng chương trình nnetjump.m, có trên trang web của tác giả.



R2	.29 (.53)
HQIF	1534 (1349)
LB	.251
ML	.0001
VI	.0000
JB	.55
LWG	1000
BDS	.0000

mức ý nghĩa cận biên

mô hình mạng, xuất hiện trong ngoặc đơn, giải thích 53%. Không có gì ngạc nhiên khi tiêu chí thông tin Ha Quinn ủng hộ mạng. Kiểm định ý nghĩa của thống kê Q cho thấy rằng chúng ta không thể bác bỏ tính độc lập của phần dư hồi quy. Theo tất cả các tiêu chí khác, các

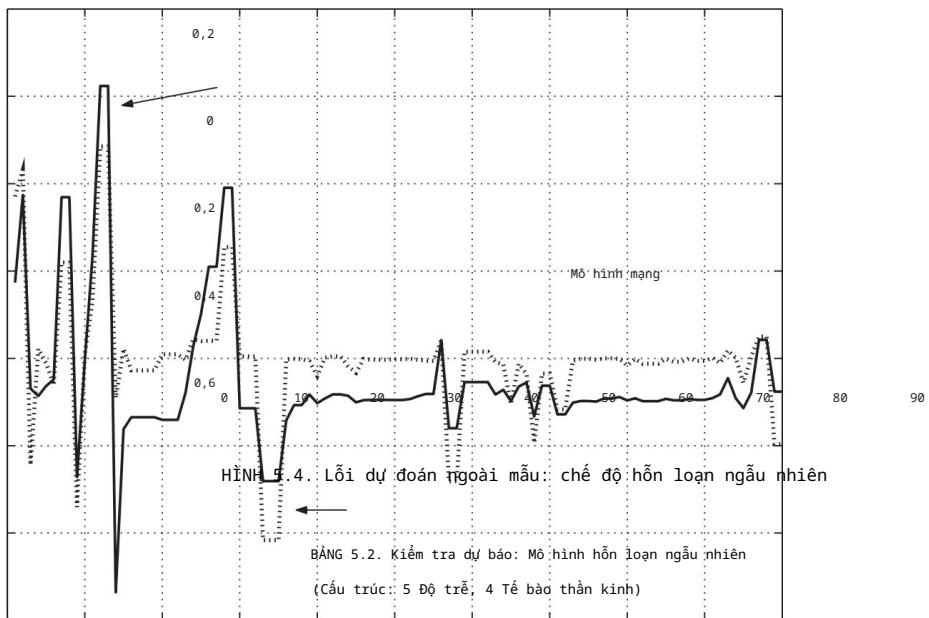


Hình 5.3 mô tả các đường dẫn lỗi được dự đoán bởi tuyến tính và mô hình. Các lỗi mô hình tuyến tính được đưa ra bởi đường cong liền và lỗi công việc bởi các đường chấm. Đúng như dự đoán, chúng ta thấy rằng dấu chấm thường gần bằng không hơn.

5.2.2 Hiệu suất ngoài mẫu

Đường dẫn của các lỗi dự đoán ngoài mẫu xuất hiện trong Hình. Đường liền nét biểu thị lỗi dự báo của mô hình tuyến tính trong khi các đường cong t dành cho các lỗi dự báo mạng. Điều này cho thấy hình thức không phù hợp của mạng so với mô hình tuyến tính, theo nghĩa là sai số thường gần bằng không.

Bảng 5.2 tóm tắt các số liệu thống kê ngoài mẫu. Đây là thống kê lỗi bình phương trung bình (RMSQ), chỉ số Diebold-Mariano trễ từ 0 đến 4 (DM-0 đến DM-4), tỷ lệ thành công cho pe



chẩn đoán	tuyến tính	Mạng lưới thần kinh
RMSQ	.147	.117
DM-0	-	.000
DM-1	-	.004e-5
DM-2	-	.032e-5
DM-3	-	.115e-5
DM-4	-	.209e-5
SR	1	1
Tỷ lệ B	-	.872

mức ý nghĩa cận biên

dự đoán dấu hiệu chính xác (SR) và tỷ lệ bootstrap (Tỷ lệ B), là tỷ lệ của thống kê lỗi bootstrap mạng với phép đo lỗi dây deo tuyến tính. Tất nhiên, một giá trị nhỏ hơn một đại diện cho ước tính mạng ga.

các bài kiểm tra Diebold-Mariano với độ trễ từ 0 đến 4 đều là si
Tỷ lệ thành công của cả hai mô hình là hoàn hảo, vì tất cả các mô hình
hỗn loạn ngẫu nhiên đều dương. Thông kê cuối cùng là tỷ lệ dây đeo t.
tỷ lệ giữa lỗi khởi động mạng so với lỗi khởi động t. Chúng tôi thấy
rằng mạng đã giảm gần 13% bootstrap.

Rõ ràng, nếu dữ liệu cơ bản được tạo ra bởi một ngẫu nhiên
các mạng được ưu tiên hơn các mô hình tuyến tính.

5.3 Độ biến động ngẫu nhiên/Mức độ khuếch tán bước nhảy Mo

Mô hình SVJD được sử dụng rộng rãi để thể hiện lợi nhuận biến động cao
ở các thị trường mới nổi như Nga hoặc Brazil trong thời kỳ bất ổn kinh
tế vĩ mô cực độ. Mô hình kết hợp như
thành phần biến động, là phương sai thay đổi theo thời gian của sai số
cũng như thành phần khuếch tán bước nhảy, là bước nhảy Poisson Cả
thành phần biến động ngẫu nhiên và đồng nhảy Poisson
ảnh hưởng trực tiếp đến giá trị trung bình của quá trình hoàn trả tài sản. Chúng là
các đại diện số liệu thực tế về cách hoạt động của nhiều lợi nhuận tài sản, ngang
trong các nền kinh tế thị trường mới nổi đầy biến động.

Theo Bates (1996) và Craine, Locher, và Syrtveit (1 trình bày qua
trình này trong thời gian liên tục bằng phương trình sau

$$\frac{dS}{S} = (\mu - \lambda k) \cdot dt + \sqrt{V} \cdot dZ + k \cdot dq$$

$$dV = (\alpha - \beta V) \cdot dt + \sigma v \sqrt{V} \cdot dZv$$

$$\text{Corr}(dZ, dZv) = \rho$$

$$\text{thêm } d\bar{o}(dq = 1) = \lambda \cdot dt$$

$$= \overline{\ln(1 + k)} - \overline{\varphi(\ln[1 + k] - .5k, k2)}$$

trong đó dS/S là tỷ suất lợi nhuận trên một tài sản, μ là mức tăng kỳ
vọng, λ là tần suất hàng năm của các bước nhảy vọt, và k là phần trăm
tăng vọt có điều kiện khi xảy ra bước nhảy vọt. Biến $\ln($ được phân
phối chuẩn với giá trị trung bình $\ln[1+k] - .5k$ và phương sai k^2 . Th φ
biểu thị phân phối chuẩn. Ưu điểm của biểu diễn liên tục là khoảng
thời gian có thể trở nên tùy ý thay đổi theo thời gian thực xấp xỉ sm.

có nghĩa là trở lại	μ	.21
Độ biến động trung bình	α	.0003
Sự đảo chiều trung bình của biến động	dt	.7024
Khoảng thời gian (hàng ngày)		1/250
Bước nhảy dự kiến	k	.3
Độ lệch chuẩn của bước nhảy phần trăm	k	.0281
Tần suất nhảy hàng năm	λ	2
Tương quan của các quá trình Weiner	p	.6

Phương sai có điều kiện tức thời V tuân theo trung bình-vòng

quá trình căn bậc hai. Tham số α là giá trị trung bình củaance có điều kiện, trong khi β là hệ số đảo ngược trung bình. Hệ số α i phương sai của quá trình biến động, trong khi tiếng ồn gọi là dZ và dZv một quá trình Weiner tiếng ồn trắng thời gian liên tục tiêu chuẩn, với tương quan

hệ số p .

Bates (1996) chỉ ra rằng quá trình này có hai ưu điểm chính. Thứ nhất, nó cho phép rủi ro biến động có hệ thống, và thứ hai, nó tạo ra một phương pháp có thể kiểm soát được bằng phương pháp "lytically" để định giá quyền chọn mà không phải hy sinh tài khoản hoặc những hạn chế không cần thiết. Mô hình này đặc biệt hữu ích cho o định giá tại các thị trường mới nổi.

Các tham số được sử dụng để tạo quy trình SVJD xuất hiện trong Bảng. Trong mô hình này, $St+1$ bằng với $St+[St \cdot (\mu \lambda k)] \cdot dt$ và đối với một phần nhỏ của dt sẽ là góc đơn vị không cố định. Sau khi phân biệt lần đầu, mô được điều khiển bởi các thành phần của dV và $k \cdot dQ$, đó là các thuật ngữ ngẫu nhiên nên không mong đợi mô hình mạng tuyến tính hoặc mạng thần kinh làm được điều đó. Nói cách khác, chúng ta nên nghĩ ngay nếu mô hình mạng có ý nghĩa

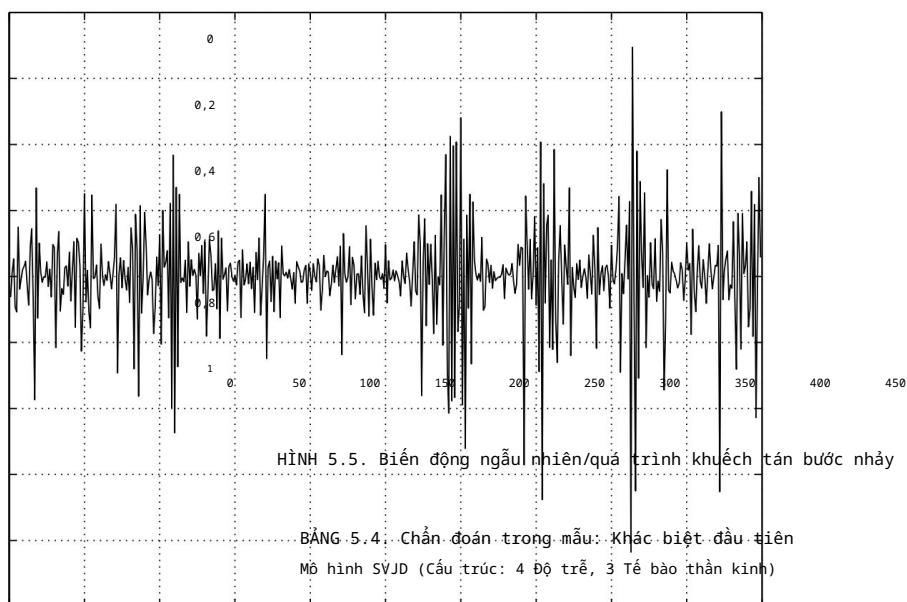
vượt trội hơn một mô hình tuyến tính khá kém.

Một hiện thực của quy trình SVJD, sau khi phân biệt lần đầu, xuất hiện trong Hình 5.5. Như trong trường hợp của mô hình hỗn loạn ngẫu nhiên, có p biến động cao, sau đó là các giai đoạn yên tĩnh hơn. không giống như k tuy nhiên, mô hình hỗn loạn, các khoảng thời gian yên tĩnh không hoàn hảo. Chúng tôi cũng nhận thấy rằng lợi nhuận trong mô hình SVJD đều âm.

5.3.1 Hiệu suất trong mẫu

Bảng 5.4 đưa ra chẩn đoán hồi quy trong mẫu của tuyến tính Rõ ràng, cách tiếp cận tuyến tính mắc lỗi đặc tả nghiêm trọng trong cấu trúc. Mặc dù hệ số tương quan bộ của mạng cao hơn so với mô hình tuyến tính, thông tin Hannan-Quinn chỉ

chỉ hơi ủng hộ mô hình mạng. Sự cải thiện nhỏ của thống kê không lớn hơn quá nhiều so với sự gia tăng độ phức tạp d



chẩn đoán

Mô hình tuyến tính (Mô hình mạng)
Ước lượng

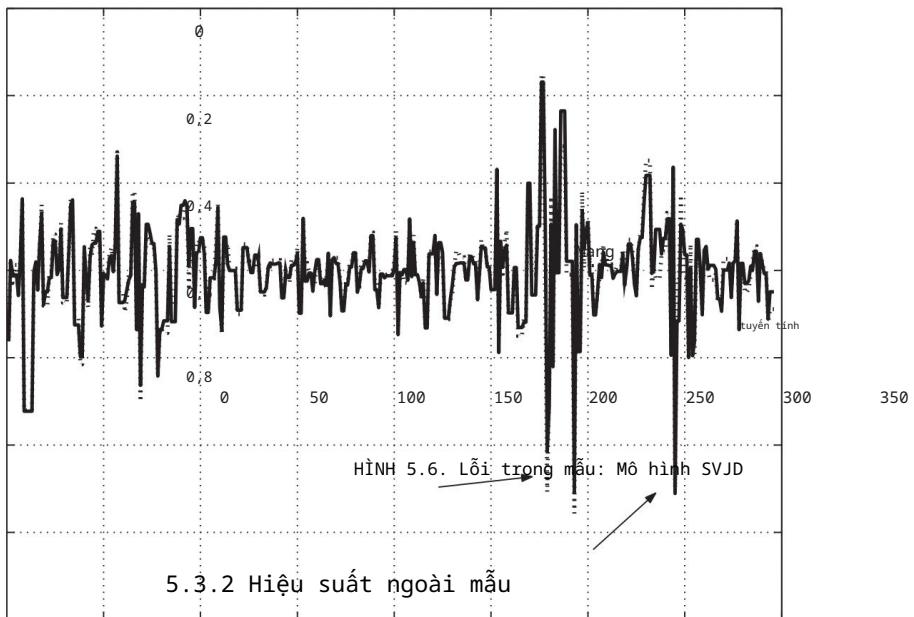
R2	.42 (.45)
HQIF	935 (920)
LB	.783
ML	.025
VI	.0008
JB	0
LWG	11
BDS	.0000

mức ý nghĩa cận biên

số lượng lớn hơn các tham số được ước tính. Trong khi kiểm định Le Granger không đưa ra bằng chứng về tính phi tuyến bị bỏ qua, thì kiểm định lại có. Hình 5.6 đưa ra lỗi in-sample cho SVJD realizat không thấy sự khác biệt nhiều.

0,4

0,2

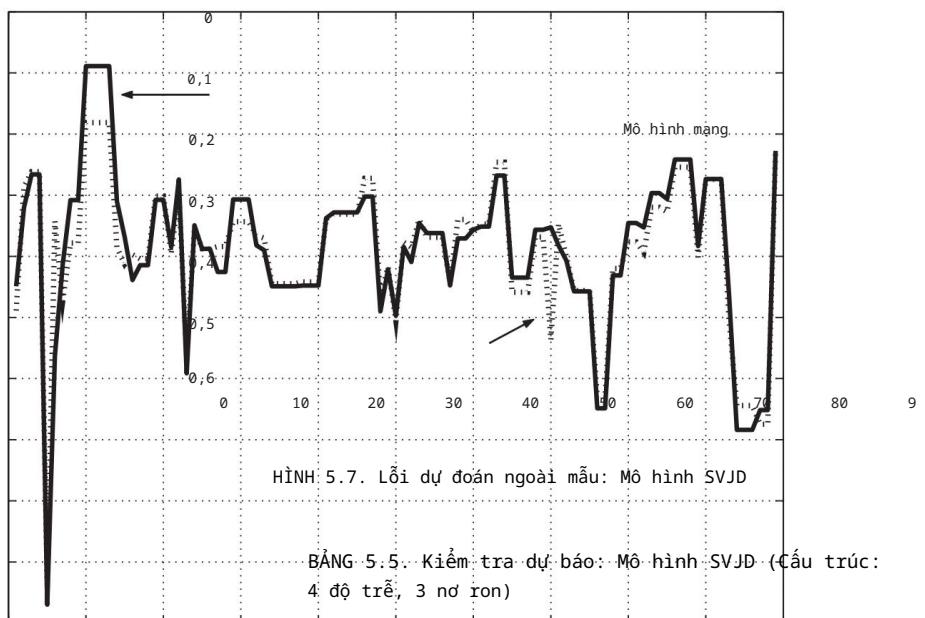


Hình 5.7 mô tả sai số ngoài mẫu của hai mô hình. Như kinh nghiệm chúng ta không thấy nhiều khác biệt trong hai con đường.

Số liệu thống kê ngoài mẫu xuất hiện trong Bảng 5.5 cho thấy mô hình mạng kém hơn một chút, nhưng không tệ hơn đáng kể so với mô hình tai, dựa trên thống kê Diebold-Mariano. Cả hai mô hình làm e tốt về tỷ lệ thành công cho các dự đoán đầu hiệu chính xác, với sli hiệu suất tốt hơn bởi mô hình mạng. Mô hình mạng favo tỷ lệ bootstrap, giảm phần trăm lỗi của mô hình tuyến tính bằng sli hơn 3%.

5.4 Mô hình chuyển đổi chế độ Markov

Mô hình chuyển đổi chế độ Markov được sử dụng rộng rãi trong chuỗi thời gian và của dữ liệu vĩ mô tổng hợp như tốc độ tăng trưởng GDP, ý tưởng cơ bản



chẩn đoán	tuyến tính	Mạng lưới thần kinh
RMSQ	.157	.167
DM-0	-	.81
DM-1	-	.74
DM-2	-	.73
DM-3	-	.71
DM-4	-	.71
SR	.646	.656
Tỷ lệ B	-	.968

mức ý nghĩa cận biên

mô hình chuyển đổi ché độ là quá trình cơ bản là tuyến tính. quá trình này tuân theo các ché độ khác nhau khi nền kinh tế tăng trưởng khi nền kinh tế thu hẹp lại. Ban đầu là do Hamilton (1990 áp dụng cho tốc độ tăng trưởng GDP ở Hoa Kỳ.

$$xt = cc + \sum_{i=1}^P \varphi_1, i xt_i + \varepsilon_1, i, \varepsilon_1 \sim \varphi(0, \sigma_1^2), \text{ nếu } S = S1 \\ = c2 + \sum_{i=1}^P \varphi_2, i xt_i + \varepsilon_2, i, \varepsilon_2 \sim \varphi(0, \sigma_2^2) \text{ nếu } S = S2$$

trong đó φ đại diện cho hàm mật độ Gaussian. Các trạng thái này có ma trận chuyển tiếp sau, P , mô tả xác suất chuyển trạng thái này sang trạng thái tiếp theo, từ thời điểm $(t - 1)$ đến thời điểm t :

$$P = \begin{pmatrix} (S1 t, |S1 t - 1,) & (S1 t, |S2 t - 1,) \\ (S2 t, |S1 t - 1,) & (S2 t, |S2 t - 1,) \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & w2 \\ w1 & (1 - w1) \end{pmatrix}$$

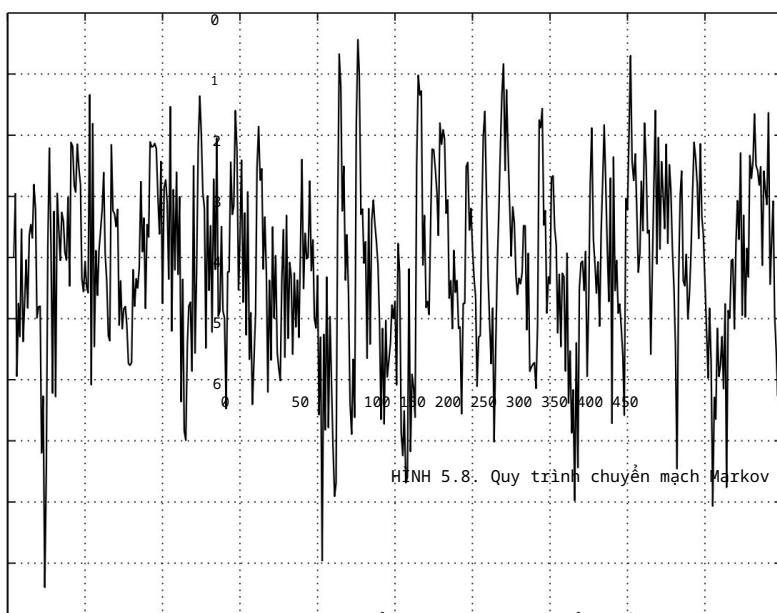
Mô hình MRS về cơ bản là sự kết hợp của hai mô hình tuyến tính với các hệ số khác nhau, với một bước nhảy hoặc chuyển đổi đầy trình tạo dữ liệu cơ chế từ mô hình này sang mô hình khác. Vì vậy, chỉ có một d nhỏ phi tuyến tính trong hệ thống này. Các tham số được sử dụng để tạo ra các hiện thực của mô hình MRS xuất hiện trong Bảng 5.6.

Lưu ý rằng trong phần mô tả xác suất chuyển đổi, như (2002) đã chỉ ra, "GDP của Hoa Kỳ có nhiều khả năng thoát khỏi giai đoạn thu hẹp hơn là nhảy vào một giai đoạn" [Tsay (2002), tr. 137]. Tôi mô phỏng mô hình, ma trận xác suất chuyển đổi được gọi là bộ tạo số ngẫu nhiên thống nhất. Ví dụ: nếu ở trạng thái $S =$ giá trị ngẫu nhiên của .1 được rút ra, chế độ sẽ chuyển sang trạng thái $S = S2$ thứ hai. Nếu một giá trị lớn hơn .118 được rút ra, thì chế độ sẽ r

ở trạng thái đầu tiên, $S = S1$.

BẢNG 5.6. Các thông số cho Quy trình MRS

Tham số	Giai đoạn 1	bang 2
c_i	.909	.420
$\varphi_{i,1}$.265	.216
$\varphi_{i,2}$.029	.628
$\varphi_{i,3}$.126	.073
$\varphi_{i,4}$.110	.097
t_{oi}	.816	1,01
w_i	.118	.286



Quá trình (xt) thể hiện những thay đổi chế độ định kỳ, với các ics khác nhau trong mỗi chế độ hoặc trạng thái. Vì đại diện dự báo ag không biết rằng cơ chế tạo dữ liệu thực sự cho $\{xt\}$ là một mô hình chuyển đổi chế độ, nên kiểm tra nghiệm đơn vị cho biến này không thể I(1) hoặc quá trình không dừng. Tuy nhiên, công việc của Lumsdaine an (1997) và Cook (2001) đã thu hút sự chú ý đến độ lệch của đơn vị x khi sự phá vỡ cấu trúc diễn ra. Do đó, chúng tôi ước tính pro là một quá trình đứng yên.

Tất nhiên, cơ chế tạo dữ liệu cơ bản vẫn chưa hoàn thiện, vì vậy chúng ta không nên mong đợi sự cải thiện vượt bậc từ quá trình hình thành mạng lưới thần kinh. Một nhận thức, đối với 500 quan sát, xuất hiện trong Hình 5.8.

5.4.1 Hiệu suất trong mẫu

Bảng 5.7 đưa ra chẩn đoán hồi quy tuyến tính trong mẫu Mô hình hồi quy tuyến tính hoạt động không tệ, cho đến một điểm: không có bằng chứng quan trọng nào về tương quan chuỗi trong phần dư, và w

Mô hình tuyến tính chẩn đoán (Mô hình mạng)
Ước lượng

R2	.35 (.38)
HQIF	3291 (3268)
LB	.91
ML	.0009
VI	.0176
JB	.36
LWG	13
BDS	.0002

mức ý nghĩa cận biên

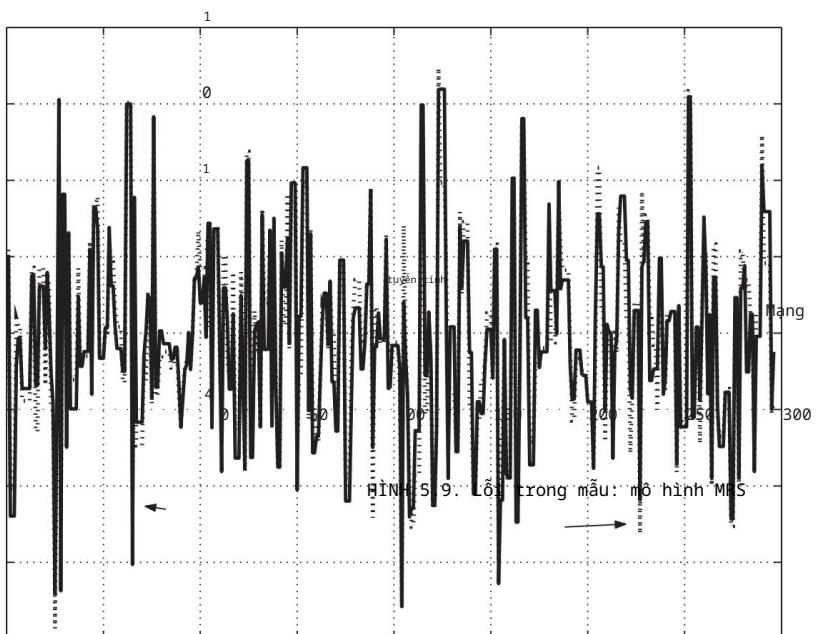
bắc bỏ tính chuẩn tắc trong phân phối của phần dư. Kiểm định BDS cho thấy một số bằng chứng về tính phi tuyến bị bỏ qua, nhưng kiểm định LWG thì không.

Hình 5.9 mô tả các đường dẫn lỗi do mô hình tuyến tính và mô hình thần kinh tạo ra. Trong khi sức mạnh giải thích tổng thể hoặc thông kê R2 của

4

3

2



chẩn đoán	tuyển tính	Mạng lưới thần kinh
RMSQ	.1.122	1.224
DM-0	-	.27
DM-1	-	.25
DM-2	-	.15
DM-3	-	.22
DM-4	-	.24
SR	.77	.72
Tỷ lệ B	-	.982

mức ý nghĩa cận biên

net cao hơn một chút và tiêu chí thông tin Hannan-Quinn mà mô hình mạng nên được chọn, không có nhiều n sự khác biệt trong hai đường dẫn so với chuỗi thực tế.

5.4.2 Hiệu suất ngoài mẫu

Các số liệu thống kê dự báo xuất hiện trong Bảng 5.8. Chúng tôi thấy rằng lỗi ro bình phương cao hơn một chút đối với mạng, nhưng Diebold-số liệu thống kê chỉ ra rằng sự khác biệt trong các lỗi dự đoán là rất đáng kể. Tỷ lệ lỗi bootstrap cho thấy rằng mạng mang lại sự cải thiện nhỏ so với điểm chuẩn tuyển tính.

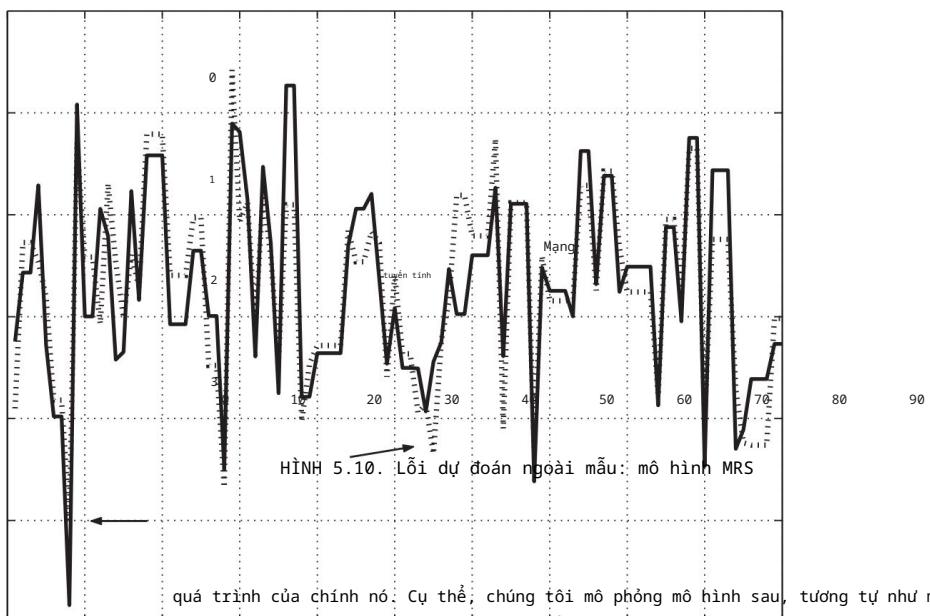
Đường đi của sai số tuyển tính và sai số mạng a Hình 5.10.

Không có gì ngạc nhiên khi chúng tôi thấy rằng cả chế độ tuyển tính và chế độ mạng đều có độ chính xác như nhau trong dự báo ngoài mẫu. Vì về cơ bản là một mô hình tuyển tính với xác suất nhỏ xảy ra chuyển đổi trong các thành phần của quy trình tạo dữ liệu tuyển tính, nên mạng chỉ đơn giản hoạt động tốt như mô hình tuyển tính.

Điều thú vị hơn là dự báo về các lần chuyển đổi, thay vì bản thân lợi nhuận, trong loạt bài này. Chúng tôi trả lại đây s phần sau.

5.5 Mô hình chuyển đổi chế độ biến động

Dựa trên biến động ngẫu nhiên và chuyển đổi chế độ Markov và theo Tsay [(2002), tr. 133], chúng tôi sử dụng một phương pháp tự hồi quy đơn giản với cơ chế chuyển đổi chế độ cho sự biến động của nó, thay vì t



quá trình của chính nó. Cụ thể, chúng tôi mô phỏng mô hình sau, tương tự như một Tsay được ước tính như một quy trình biểu thị lợi nhuận nhật ký hàng ngày, bao gồm thanh toán cổ tức, của cổ phiếu IBM:2

$$rt = .043 - .022rt_{-1} + \sigma_t + ut$$

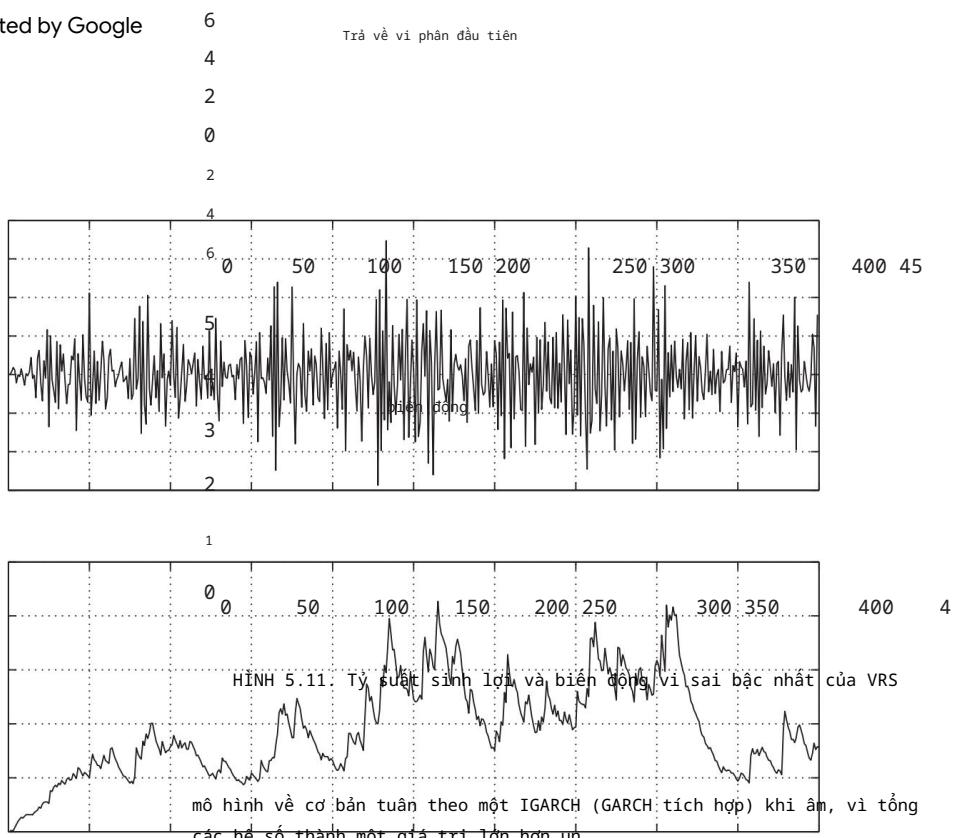
$$ut = \sigma_t \varepsilon_t, \varepsilon_t \sim \varphi(0, 1)$$

$$\sigma_t^2 = .098u_{t-1}^2 + .954\sigma_{t-1}^2 \text{ nếu } ut_{-1} \leq 0$$

$$= .060 + .046u_{t-1}^2 + .8854\sigma_{t-1}^2 \text{ nếu } ut_{-1} > 0$$

trong đó $\varphi(0, 1)$ là mật độ Gaussian hoặc pháp tuyến chuẩn. Lưu ý rằng mô hình VRS sẽ biến động khi các cú sốc giảm xuống. nhưng không phải khi các cú sốc là tiêu cực. Tuy nhiên, như Tsay chỉ ra

2Tsay (2002) bỏ qua thuật ngữ GARCH-in-Mean .5sot trong đặc tả của anh ấy trả về rt.



Hình 5.11 minh họa chuỗi vi phân bậc nhất của $\{\epsilon_t\}$, do không bắc bỏ quy trình nghiệm đơn vị, cũng như quy trình biến động $\{\sigma_t^2\}$

5.5.1 Hiệu suất trong mẫu

Bảng 5.9 đưa ra kết quả hồi quy tuyến tính cho lợi nhuận. Chúng tôi có khả năng giải thích trong mẫu của cả hai mô hình gần như giống nhau, các thử nghiệm về sự phụ thuộc nối tiếp trong phần dư và resi bình phương cũng như tính đối xứng và tính quy tắc trong phần dư, không phải là si phép kiểm tra BDS đối với tính phi tuyến tính bị bỏ qua là rất quan trọng. Hình 5.12 đường dẫn lỗi trong mẫu của hai mô hình.

5.5.2 Hiệu suất ngoài mẫu

Hình 5.13 và Bảng 5.10 trình bày kết quả hoạt động ngoài mẫu của hai mô hình. Một lần nữa, không có nhiều thứ để giới thiệu mạng

chân đoán	Mô hình tuyến tính (Mô hình mạng) Ước lượng
R2	.422 (.438)
HQIF	3484 (3488)
LB	.85
ML	.13
VI	.45
JB	.22
LWG	6
BDS	.07

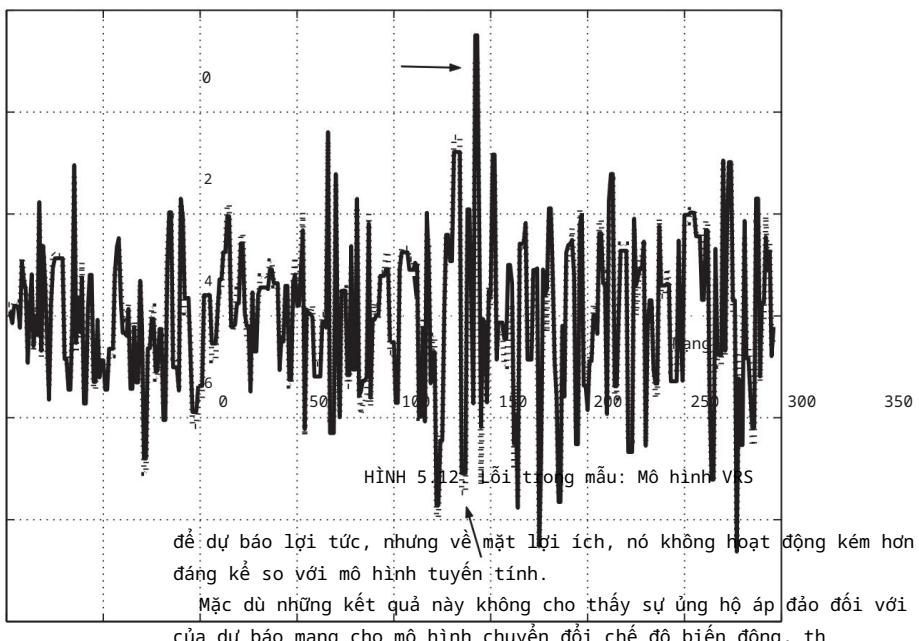
mức ý nghĩa cận biên

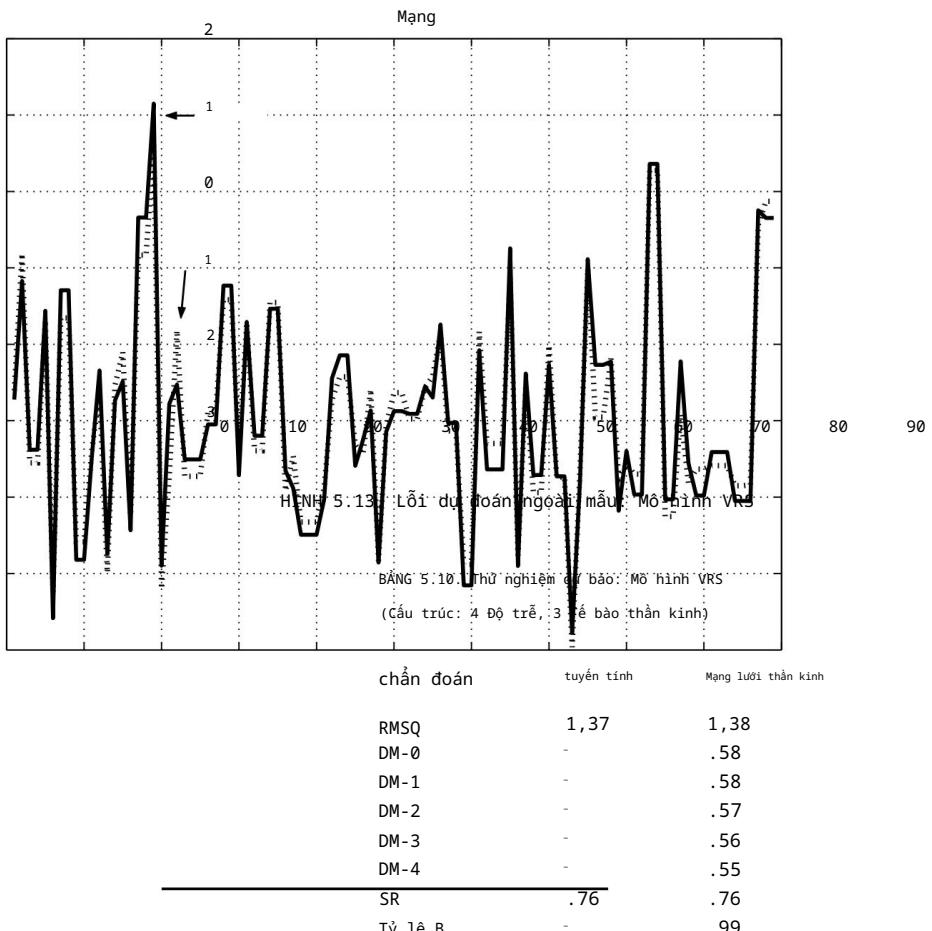
6

tuyến tính

4

2





mức ý nghĩa cận biên

hiển thị hiệu suất ngoài mẫu được cải thiện cả về lỗi trung bình gốc và tiêu chí bootstrap. Một lần nữa, cần lưu ý rằng quy trình hoàn trả có tính tuyển tính cao theo thiết kế. Mặc dù mạng thực sự tốt hơn đáng kể theo thử nghiệm Diebold-Mariano, nhưng nó mua một cải tiến với chi phí thấp.

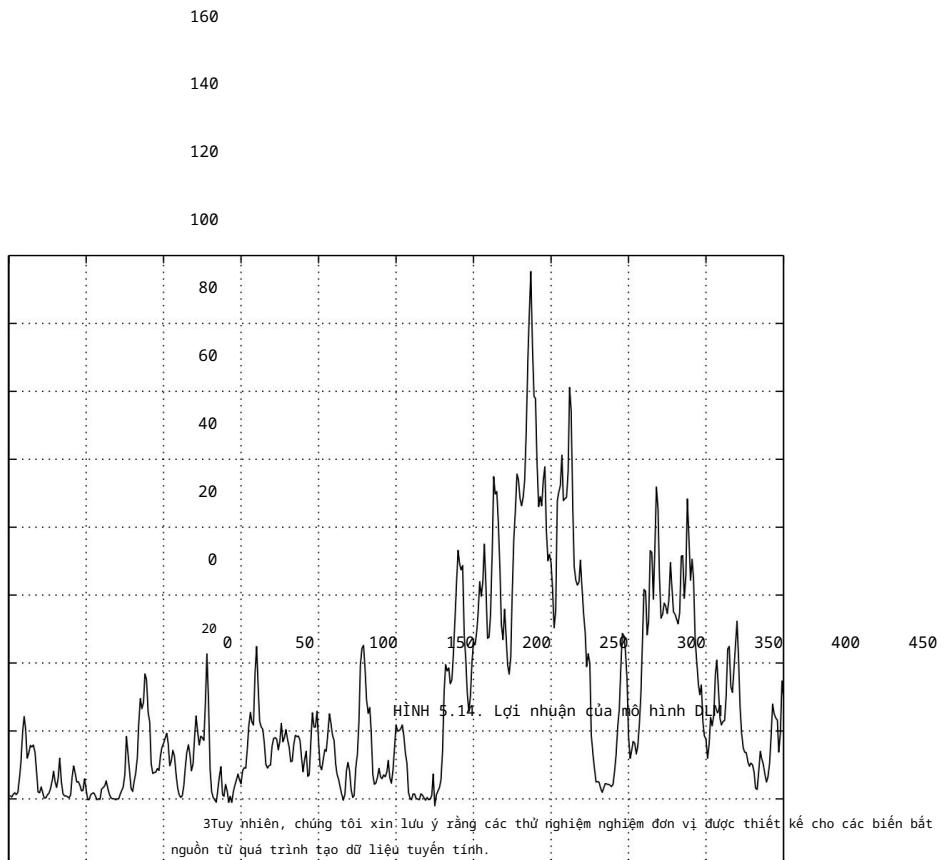
Ban đầu được đưa ra bởi Kantz và Schreiber (1997), mô hình bộ nhớ mèo mó (DLM) gần đây đã được phân tích cho nene thần kinh ngẫu nhiên. xấp xỉ của Lai và Wong (2001). Mô hình có những điều sau đây

$$yt = x2 \ t \ 1xt$$

$$xt = .99xt \ 1 + t$$

$$N(0, \sigma^2)$$

Theo Lai và Wong, chúng tôi xác định $\sigma = .5$ và $x0 = .5$. một nhận thức xuất hiện trong Hình 5.14. Nó hình dung một thị trường hoặc nền kinh tế chịu Vì chúng tôi có thể từ chối một căn bậc nhất trong chuỗi này, nên chúng tôi phân tích nó ở cấp độ r hơn trong sự khác biệt đầu tiên.³



chảm đoán

Mô hình tuyến tính

R2

.955 (.957)

HQIF

4900(4892)

LB

.77

ML

.0000

VI

.0000

JB

.0000

LWG

1

BDS

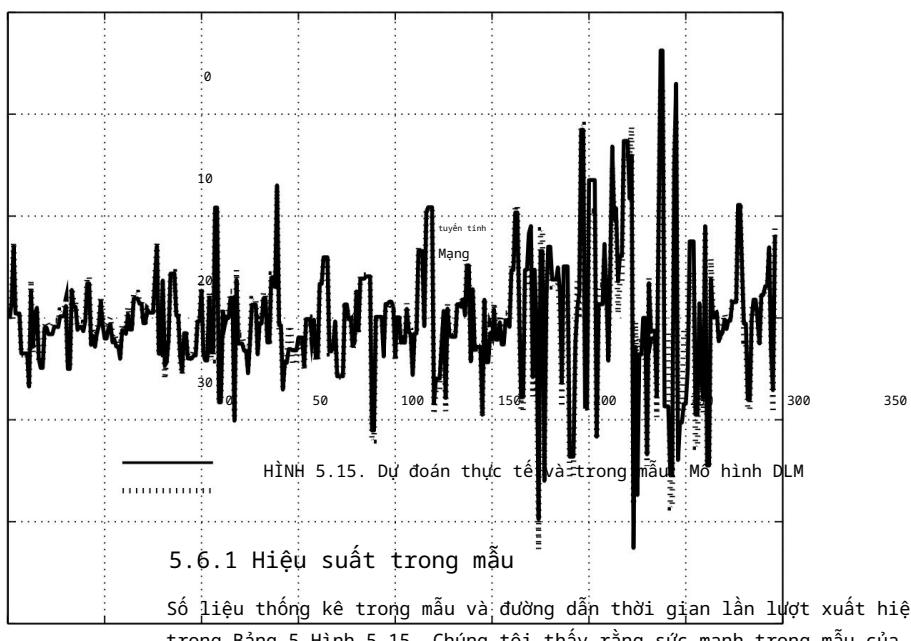
.000001

mức ý nghĩa cận biên

30

20

10



chẩn đoán	tuyển tính	Mạng lưới thần kinh
RMSQ	6,81	6,58
DM-0	--	.09
DM-1	--	.09
DM-2	--	.05
DM-3	--	.01
DM-4	--	.02
SR	1	1
Tỷ lệ B	--	.99

mức ý nghĩa cận biên

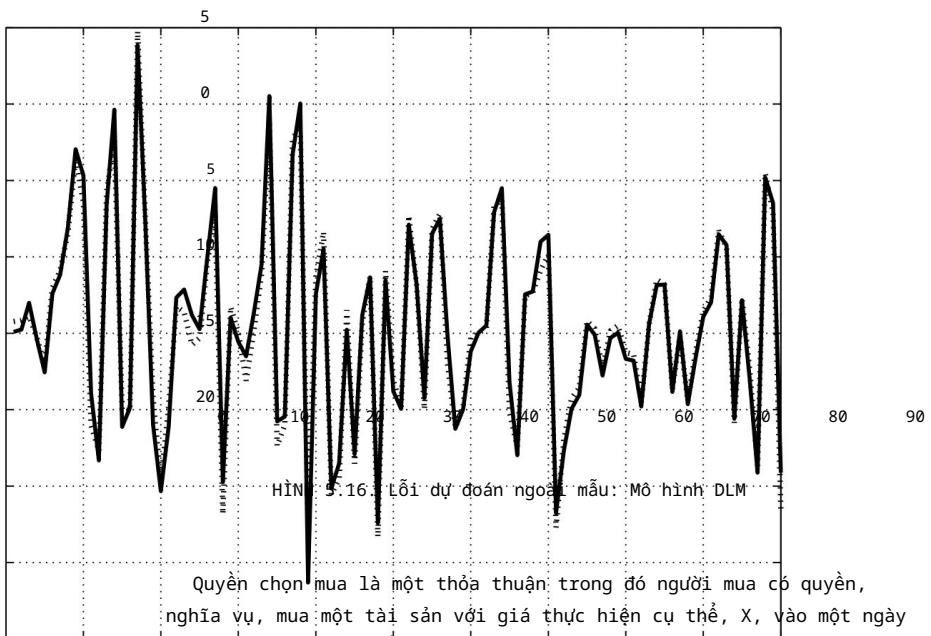
mô hình khá cao. Mô hình mạng cao hơn một chút và nó là *fa* theo tiêu chí Hannan-Quinn. Tuy nhiên, ngoại trừ các thử nghiệm không đáng kể về tính độc lập của sê-ri, tất cả các chẩn đoán đều cho thấy thiếu sê-ri độc lập. về mặt tương quan nối tiếp của các lỗi bình phương, cũng như không bất đối xứng và bỏ qua tính phi tuyển (được cho bởi kết quả kiểm định BDS). Các dự đoán trong mẫu của các mô hình mạng lưới thần kinh và tuyển tính nên c theo dõi đường đi thực tế của biến phụ thuộc, chúng ta không thể phân biệt được chuyển động của các biến này trong Hình 5.15.

5.6.2 Hiệu suất ngoài mẫu

Các số liệu thống kê nằm ngoài mẫu có liên quan xuất hiện trong Bảng 5.12 và các đường dẫn lỗi option có trong Hình 5.16. Chúng tôi thấy rằng bình phương trung bình góc thấp hơn đáng kể, trong khi tỷ lệ thành công cho dự đoán dấu hiệu hoàn hảo cho cả hai mô hình. Lỗi khởi động mạng cũng là một thực tế giống hệt nhau. Do đó, mạng mang lại hiệu suất được cải thiện đáng kể trên phương án thay thế tuyển tính, trên cơ sở chỉ số Diebold-Mariano ngay cả khi phương án tuyển tính cho độ khớp mẫu rất cao.

5.7 Mô hình định giá tùy chọn Black-Sholes: Ngụ ý Dự báo biến động

Mô hình định giá quyền chọn Black-Sholes (1973) là một mô hình nổi tiếng để tính giá không chênh lệch giá cho các tùy chọn. Như Peter Bernstein (chỉ ra rằng, công thức này đã được các học viên sử dụng rộng rãi trước khi tôi nhận ra thông qua việc xuất bản trên các tạp chí học thuật.



Quyền chọn mua là một thỏa thuận trong đó người mua có quyền, nghĩa vụ, mua một tài sản với giá thực hiện cụ thể, X , vào một ngày trong tương lai. Quyền chọn bán là một thỏa thuận tương tự, với tài sản t bên phải ở mức giá thực hiện đặt trước. Vấn đề định giá quyền chọn xuất phát từ việc tính giá không có chênh lệch giá đối với người bán giá option nếu người bán tính phí để người bán không có hệ thống.

Việc tính giá không có chênh lệch giá của quyền chọn trong khuôn khổ Sholes dựa trên giả định về lợi nhuận chứng khoán phân phối log-bình thường. Theo giả định này, Black and Sholes thu được giải pháp dạng để tính giá không có chênh lệch giá của một. Giải pháp phụ thuộc vào năm biến số: giá thị trường của tài sản; giá thực hiện đã thỏa thuận, X ; lãi suất phi rủi ro khi đáo hạn của quyền chọn, τ ; và độ biến động hàng năm hoặc độ lệch của lợi nhuận cơ sở, σ . Tham số đáo hạn ở mức thông nhất cho hàng năm, 0,25 cho hàng quý, 0,125 cho hàng tháng và 0,004.

Công thức Black-Sholes cơ bản mang lại giá của một Europea Loại quyền chọn này chỉ có thể được thực hiện hoặc thực hiện khi quyền chọn đáo hạn. Công thức này đã được mở rộng để bao gồm

o e xproaon ae oe opon, as we as or opons w ce
sàn, giới hạn khoản thanh toán tối đa của tùy chọn.⁴

Tất nhiên, quyền chọn được giao dịch rộng rãi trên thị trường, vì vậy giá của chúng thay đổi theo từng thời điểm. Công thức Black-Scholes là một ph^huⁱnh^h ích để tính giá phát hành của các tùy chọn mới. Một mới được ban hành o^b bị định giá sai s^enhanh chóng bị các nhà kinh doanh thị trường chênh lệch giá. Trong tiện ích công thức thường được sử dụng để tính giá b^ong^c của các rủi ro khác nhau. Ví dụ, một công ty mong muốn nhận được đồng bảng Anh trong năm tới, nhưng có chi phí t^hết^h bằng đô la Mỹ, muốn "định giá" mức độ rủi ro của họ. Tất nhiên, một mức giá sẽ là một lựa chọn để trang trải rủi ro thua lỗ của họ do sự sụp đổ của B.

đồng bảng Anh.⁵

Theo Campbell, Lo và MacKinlay (1997), công thức cho p^mot^tùy^c chọn cuộc gọi đ^uợc đưa ra b^oởi ba ph^uơng^p trình sau:

$$C(S, X, \tau, \sigma) = S \cdot \Phi(d1) - X \cdot \exp(-r \cdot \tau) \cdot \Phi(d2)$$

$$d1 = \frac{\ln \frac{S}{X} + r + \frac{\sigma^2}{2} \tau}{\sigma \sqrt{\tau}}$$

$$d2 = \frac{\ln \frac{S}{X} + r - \frac{\sigma^2}{2} \tau}{\sigma \sqrt{\tau}}$$

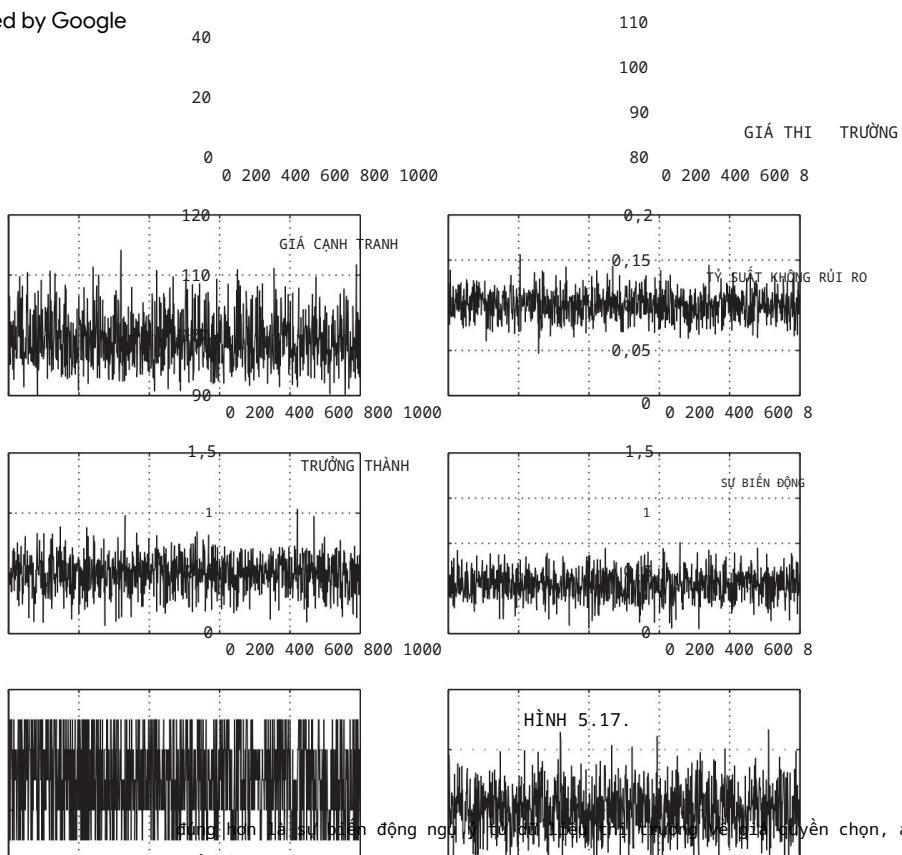
trong đó $\Phi(d1)$ và $\Phi(d2)$ là phân phối tích lũy chuẩn tắc chuẩn hàm của các biến $d1$ và $d2$. $C(S, X, \tau, \sigma)$ là quyền chọn mua pr^mot tài sản c^osở có giá thị trường hiện tại S, với kỳ hạn thực hiện trước τ và biến động hàng năm σ .

Hình 5.17 minh họa các giá trị được tạo ngẫu nhiên của S, X, r, τ , cũng như giá quyền chọn mua đ^uợc tính toán từ công thức Black-Scholes

Dữ liệu tùy chọn cuộc gọi đại diện cho một mặt cắt ngang ngẫu nhiên cho các loại tài sản khác nhau, với tỷ giá thị trường hiện tại khác nhau, giá thực hiện, thời hạn đáo hạn không rủi ro và biến động cơ bản. Chúng tôi không làm việc với các quan sát theo chuỗi trong bài tập gần đúng này. Mục tiêu của e là để xem mức độ hiệu quả của một mạng lưới thần kinh, so với một mô hình tuyến tính, có thể phù hợp với công thức định giá quyền chọn Black-Scholes thực sự cơ bản cho dự đoán giá quyền chọn không mua, dựa trên các quan sát về S, X, r, τ và

⁴Xem Neftci (2000) để biết cách trình bày ngắn gọn về lý thuyết và nguồn gốc của các mô hình định giá.

⁵Công ty cũng có thể ký kết hợp đồng kỳ hạn trên thị trường ngoại hối. ng^an^gura^u tồn th^át do sự sụp đổ của đồng bảng Anh, hợp đồng kỳ hạn cũng ng^an^gura^u tồn th^át do sự tăng giá của đồng bảng Anh.



Hutchinson, Lo, và Poggio (1994) đã khám phá rộng rãi các phương pháp mạng thần kinh (bao gồm cả cơ sở bán kính và nguồn cấp dữ liệu) cho giá quyền chọn mua gần đúng.⁶ Như các tác giả này đã chỉ ra, khi làm việc với các quan sát chuỗi thời gian, cần phải t
các biến độc lập S , X , và C thành các tỷ số, St/Xt và $Ct/$

5.7.1 Hiệu suất trong mẫu

Bảng 5.13 đưa ra số liệu thống kê trong mẫu. Thống kê R^2 là tương đối trong khi tất cả các chẩn đoán đều được chấp nhận, ngoại trừ Lee-White-
kiểm định tính phi tuyến bị bỏ qua.

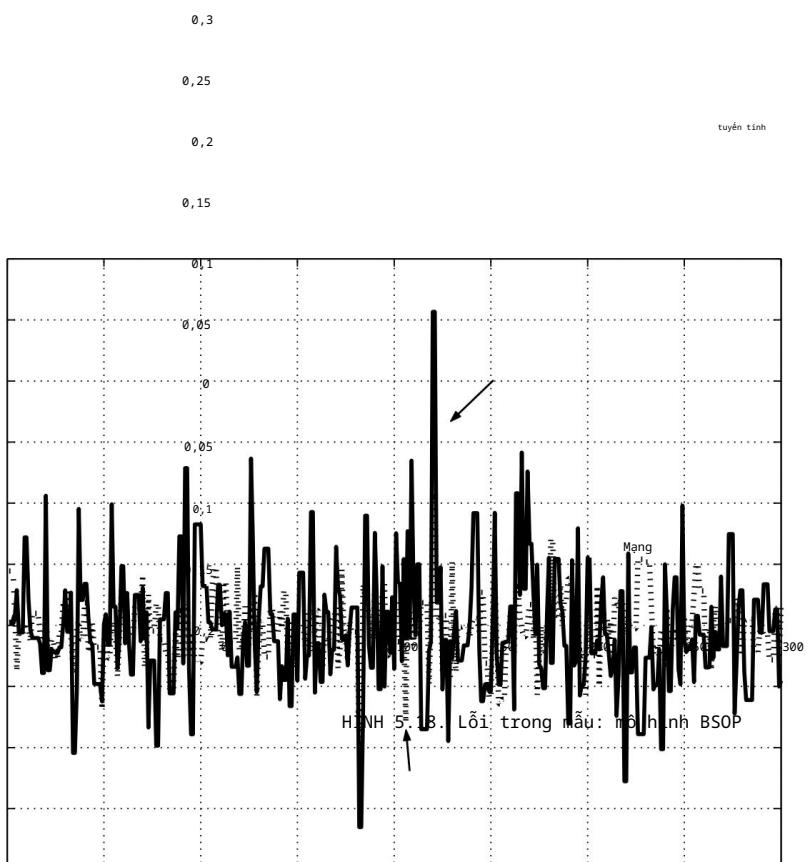
⁶Hutchinson, Lo và Poggio (1994) tính gần đúng tỷ lệ quyền chọn mua với giá thực hiện, như là một hàm của tỷ lệ giá cổ phiếu với thời gian giá thực hiện đến khi đáo hạn. Họ coi sự biến động và lãi suất phi rủi ro

Mô hình tuyến tính chẩn đoán (Mô hình mạng)
Ước lượng

R2	.91(.99)
HQIF	246(435)
LB	-
ML	-
EN	.22
JB	.33
LWG BDS	997
	.47

mức ý nghĩa cận biên

Các đường dẫn lỗi trong mẫu xuất hiện trong Hình 5.18. Đường đi của bot các mô hình mạng và tuyến tính theo sát đường biến động thực tế. R2 cho mạng cao hơn một chút, không có nhiều ứng dụng sự khác biệt.



chẩn đoán	tuyển tính	Mạng lưới thần kinh
RMSQ	.0602	.0173
DM-0	-	0
DM-1	-	0
DM-2	-	0
DM-3	-	0
DM-4	-	0
SR	1	1
Tỷ lệ B	-	.28

mức ý nghĩa cận biên

5.7.2 Hiệu suất ngoài mẫu

Hiệu suất vượt trội ngoài mẫu của mô hình tuyển tính mô hình mạng được thể hiện rõ trong Bảng 5.14 và Hình 5.18. Chúng tôi đã giảm hơn 80% lỗi bình phương trung bình gốc và b lỗi giảm hơn 70%. Trong hình 5.19, mạng e phản bộ chặt chẽ quanh 0, ngược lại có độ lệch lớn khi tiếp cận tuyển tính.

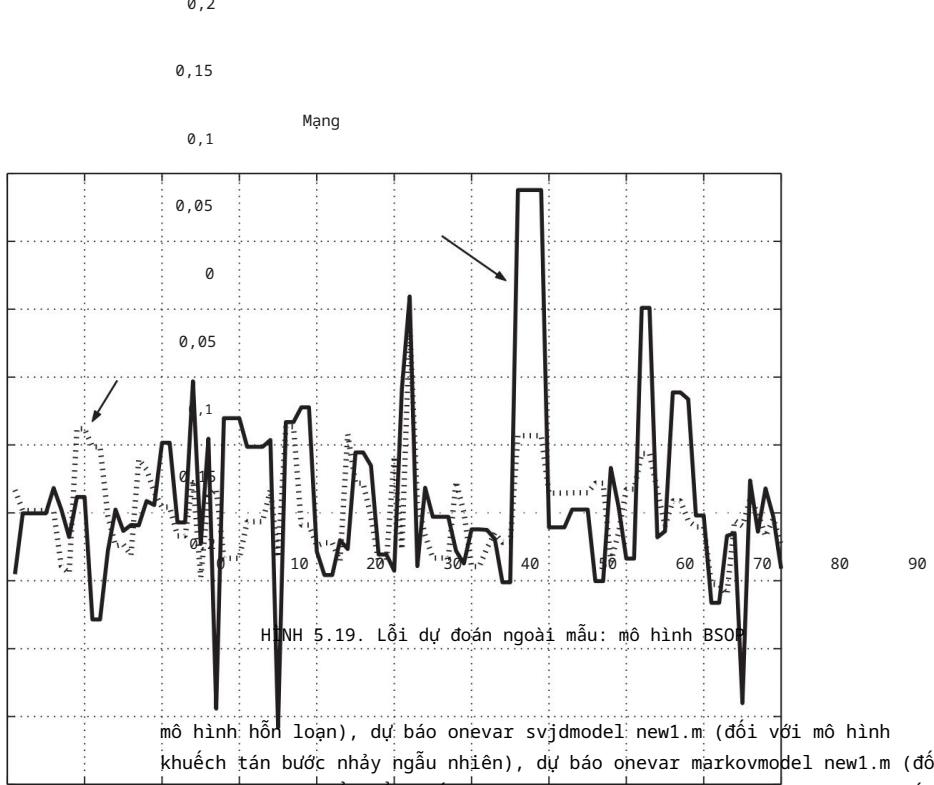
5.8 Kết luận

Chương này đã đánh giá hiệu suất của các mạng nơ ron thay thế so với mô hình tuyển tính tiêu chuẩn để dự báo các chuỗi thời gian được tạo tương đối giả tạo. Chúng tôi thấy rằng phí tương đối đơn giản mạng lưới thần kinh hoạt động tốt hơn các mô hình tuyển tính trong một số trường hợp hoặc không tốt hơn các mô hình tuyển tính. Trong nhiều trường hợp, chúng ta sẽ ngạc nhiên nếu mạng t hoạt động tốt hơn nhiều so với mô hình tuyển tính, vì các quy trình tạo cơ sở gần như tuyển tính.

Kết quả điều tra của chúng tôi về các exp ngẫu nhiên đa dạng này gợi ý rằng phần thường thực sự từ các mạng lưới thần kinh sẽ đến từ dự báo chứ không phải dự báo lợi nhuận thuận túy trong thị trường tài chính, có thể thấy trong phần thường cao từ dự báo biến động nguy ý trong mô hình định giá quyền chọn Black-Sholes. Vì các mạng thần kinh kém hơn đáng kể so với các mô hình tuyển tính, chi phí duy nhất cho việc sử dụng chúng là thời gian tính toán cao hơn.

5.8.1 Ghi chú chương trình MATLAB

Các chức năng tập lệnh chính, cũng như các chương trình con, có sẵn trên trang web. Các chương trình được dự báo onevar scmodel new1.m (đối với s



5.8.2 Bài tập đề xuất

Các chương trình trong phần trước có thể được sửa đổi để tạo chuỗi dữ liệu nhân tạo thay thế, mở rộng độ dài của mẫu và các mô hình mạng modi được sử dụng để ước tính và dự báo hiệu suất mô hình tuyên tính. Tôi mời người đọc tiếp tục những thí nghiệm dữ liệu nhân tạo này.

Chuỗi thời gian: Ví dụ từ Công nghiệp và Tài chính

Chương này chuyển phần phân tích ra khỏi dữ liệu trong thế giới thực được tạo ra một cách giả tạo, để xem mô hình mạng thần kinh hoạt động tốt như thế nào so với mô hình tuyến tính. Chúng tôi tập trung vào ba ví dụ: một từ ind số lượng ô tô được sản xuất tại Hoa Kỳ; một là tài chính, chênh lệch và tỷ lệ vỡ nợ đối với trái phiếu doanh nghiệp có lãi suất cao, một là từ kinh tế vĩ mô, dự báo tỷ lệ lạm phát. Trong cả ba trường hợp, hãy sử dụng các quan sát hàng tháng.

Tất nhiên, các mạng lưới thần kinh thường được áp dụng để dự đoán dữ liệu tiềm suất cao, chẳng hạn như tỷ giá hối đoái hàng ngày hoặc thậm chí giá cả thị trường theo thời gian thực. Tuy nhiên, trong chương này, chúng tôi chỉ ra cách mà ne thần kinh thực hiện khi được áp dụng cho những người được sử dụng phổ biến hơn và truy cập rộng rãi hơn bộ dữ liệu. Tất cả các tập dữ liệu đều là tập dữ liệu thô, yêu cầu điều chỉnh ổn định.

6.1 Dự báo sản xuất ô tô

Ngành công nghiệp

Thị trường ô tô là một thị trường phát triển tốt, và đã có nghiên cứu về cơ sở lý thuyết và thị trường hành vi thực nghiệm. Kể từ khi Chow (1960) chứng minh rằng đây là một trong những thị trường tiêu dùng lâu bền hơn, phân tích thực nghiệm đã tập trung vào ứng biến.

as we as w pooe me-seres meoooges cross-secona, su nghiên cứu của McCarthy (1996).

Cơ cấu thị trường ô tô (đối với xe mới) là r Các nhà sản xuất đánh giá và dự báo nhu cầu về lượng mặt dự trữ, số lần nghỉ hưu và thị phần của họ. Thêm hoạch định chiến lược, họ quyết định sản xuất bao nhiêu. Những quyết định này trước khi sản xuất và phân phối diễn ra. Các nhà sản xuất vi phạm dòng luân chuyển tư liệu sản xuất để tăng lượng hàng tồn kho hiện có. Đôi với t người tiêu dùng quyết định tại thời điểm mua hàng, dựa trên thu nhập của họ, p yêu cầu tiện ích, lượng hàng nào là tối ưu. Đến mức mà c quyết định mở rộng lượng dự trữ của tài sản trùng với hoặc vượt quá số lượng sản xuất của các nhà sản xuất, giá sẽ điều chỉnh đến lượng dự trữ tối ưu và giải phóng thị trường. Trong phạm vi thiếu hụt, số lượng ô tô nghỉ hưu sẽ tăng lên và giá ô tô mới sẽ giảm để giải phóng thị trường. Chow (1960), Hess (1977) và (1996) chỉ ra cách dự báo nhu cầu trên thị trường là một đại diện để lập mô hình quyết định chứng khoán tối ưu.

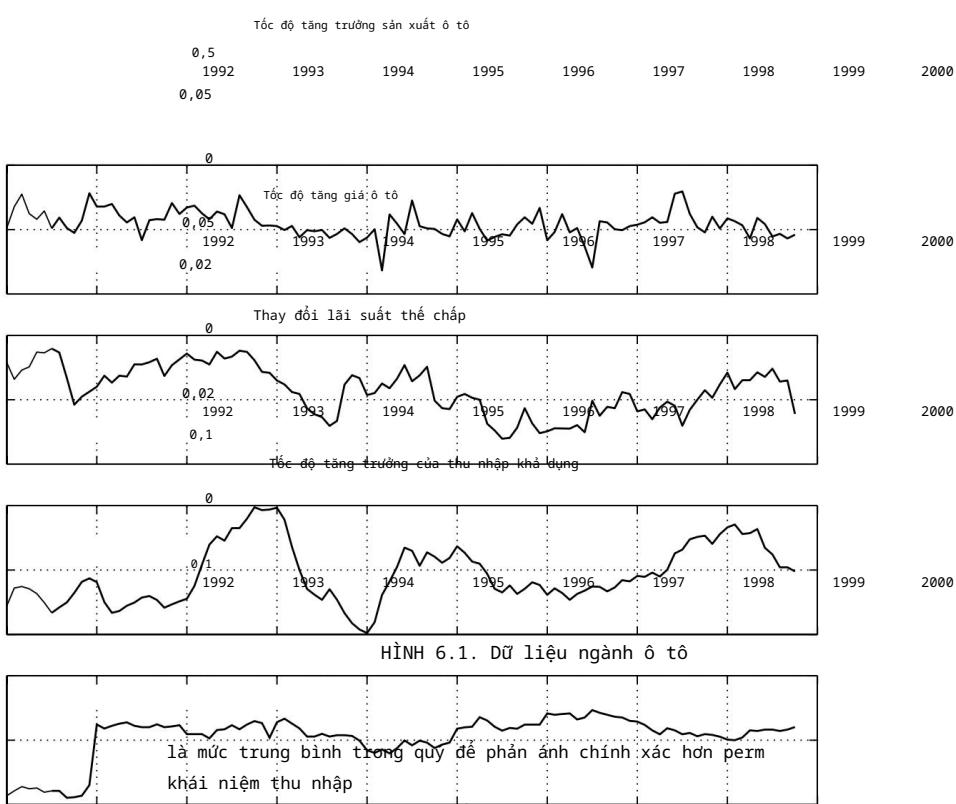
Cả sự ổn định chung trong cấu trúc thị trường cơ bản mang tính chất đệ quy của việc ra quyết định của nhà sản xuất so với người tiêu dùng khiến thị trường này tuân theo các phương pháp ước tính ít phức tạp hơn. Vì cho thấy đây chính xác là loại thị trường mà ti tuyển tin dự báo sẽ hoạt động khá tốt, đó là một nơi tốt để kiểm tra về sự thay thế của các mạng thần kinh để dự báo.¹

6.1.1 Dữ liệu

Chúng tôi sử dụng dữ liệu về số lượng và giá cho ô tô, cũng như lãi suất và thu nhập khả dụng dưới dạng các biến tổng hợp. Biến thể hiện tổng sản lượng xe mới, e xe tải hạng nặng và máy móc, lấy từ Cục Kinh tế của Bộ Thương mại. Biến giá đang xuất hiện trong Cục Thống kê Lao động. Lãi suất a

là lãi suất thê chấp nhà có sẵn từ Hội đồng Quản trị Hệ thống Dự trữ Liên bang Hoa Kỳ, trong khi đối số thu nhập là thu nhập khả thi, cũng được lấy từ Cục Kinh tế và Bộ Thương mại. Lãi suất thê chấp nhà được chọn là lãi suất phù hợp theo Hess (1977), người đã chỉ ra rằng người tiêu dùng cùng đưa ra quyết định về nhà ở và ô tô. Đò dùng cá nhân được tạo ra từ dữ liệu tiêu dùng và tiết kiệm. Người tiêu dùng

¹Những điểm này được thực hiện trong một công việc chung với Gerald Nickelsburg. Xem M Nickelsburg (2002).



Hình 6.1 mô tả sự phát triển của bốn biến số mà chúng tôi sử dụng trong ví dụ này: tỷ lệ thay đổi hàng năm của chỉ số số lượng và giá cả từ ngành công nghiệp ô tô Hoa Kỳ, cũng như một những thay đổi trong tỷ lệ thuế chấp của Hoa Kỳ và tỷ lệ thu nhập khả dụng hàng năm của Hoa Kỳ.

Chúng tôi lưu ý một số đặc điểm thú vị của dữ liệu: tốc độ tăng giá không tăng kể từ giữa những năm 90, trong khi mức tăng trưởng sản xuất ô tô diễn ra từ năm 1999 đến 2000 thì tăng trưởng thu nhập khả dụng nói chung là tích cực, với vượt trội suy thoái kinh tế vào cuối Chiến tranh vùng Vịnh lần thứ nhất từ năm 1992 đến 1

Bảng 6.1 trình bày tóm tắt thống kê về những dữ liệu này.

Chúng tôi thấy rằng trong cả thập kỷ nói chung, sản xuất ô tô đã có mức tăng trưởng hàng năm khoảng 1%, trong khi mức tăng giá thấp hơn 1% một chút và mức tăng thu nhập khả dụng là 0,5%. Chúng tôi cũng không thấy mối tương quan đồng thời mạnh mẽ giữa các biến. Trên thực tế, có hai dấu hiệu "sai": một người cùng thời tiêu cực

Số lượng	Giá Tỷ lệ thuế chấp dùng một lần		
Có nghĩa là	0,0450	0,0077	0,0012
Std. nhà phát triển	0,1032	0,0188	0,0092

Ma trận tương quan

Số lượng	Giá Tỷ lệ thuế chấp dùng một lần	
Số lượng	1.0000	
Giá	0,2847	1.0000
Biểu đồ lãi suất	0,1248	0,1646
thuế chấp. Thu nhập	0,1703	0,3304
		0,2142
		1,00

mỗi tương quan giữa tăng trưởng thu nhập khả dụng và tăng trưởng số lượng
tương quan đồng thời dương giữa những thay đổi trong thuế chấp và tăng
trưởng số lượng.

6.1.2 Các mô hình điều chỉnh số lượng

Chúng tôi sử dụng ba mô hình: mô hình tuyến tính, chế độ chuyển tiếp trơn tru sô
mô hình, và một switchin chế độ chuyển đổi trơn tru của mạng thần kinh
(được thảo luận trong Phần 2.5). Chúng tôi đang làm việc với dữ liệu hàng
tháng. quan tâm đến những thay đổi hàng năm trong những dữ liệu này. Khi n
chúng tôi quan tâm đến dự báo hàng năm hoặc mười hai tháng về sản lượng
ô tô được sản xuất bởi vì các nhà đầu tư thường quan tâm đến hành vi của
một ngành trong thời gian dài hơn một tháng hoặc một tháng. Do tính chất
chậm trễ trong đầu tư và thời gian xây dựng, xem xét
sản xuất trong vài tháng tới sẽ ít liên quan đến sản xuất tại thời điểm
t.

Đặt Qt đại diện cho số lượng ô tô được sản xuất tại ti
dự báo các biến sau:

$$hqt+h = qt+h \quad qt$$

$$qt = \ln(Qt)$$

trong đó $h = 12$, đối với dự báo hàng năm với dữ liệu hàng tháng.
Biến phụ thuộc $qt+h$ phụ thuộc vào tập o biến sau xt

$$xt = [12qt, 12pt, 12rt, 12yt]$$

$$12rt = \ln(Rt) - \ln(Rt - 12)$$

$$12yt = \ln(Yt) - \ln(Yt - 12)$$

trong đó Pt, Rt và Yt biểu thị chỉ số giá, lãi suất thế chấp gộp thu nhập khả dụng tại thời điểm t. Mặc dù chúng tôi có thể thêm độ trễ nữa để chúng tôi giữ tập hợp hồi quy giới hạn trong 12 tháng đường chân trời. Giá trị hiện tại của qt nhìn lại trong 12 tháng trong khi biến phụ thuộc nhìn về phía trước trong 12 tháng. Chúng tôi coi đây là một cấu trúc có độ trễ lớn. Chúng tôi cũng muốn tránh vấn đề tìm kiếm cho các cấu trúc độ trễ tối ưu khác nhau cho ba mô hình khác nhau.

Mô hình tuyến tính có đặc điểm kỹ thuật sau:

$$qt+h = \alpha xt + \eta t$$

$$\eta t = t + \gamma(L)t - 1$$

$$t \sim N(0, \sigma^2)$$

Thuật ngữ nhiều ηt bao gồm nhiều tráng trong khoảng thời gian hiện tại cùng t với muỗi một giá trị trễ của cú sốc này, có trọng số là y. Chúng tôi mô hình hóa rõ ràng sự phụ thuộc nối tiếp như một quá trình trung bình động, ai cũng biết rằng bất cứ khi nào thời hạn dự báo vượt quá giới hạn sa

khoảng thời gian, sự phụ thuộc thời gian được tạo ra trong thuật ngữ xáo trộn.

Chúng tôi so sánh mô hình này với mô hình chế độ chuyển tiếp mượt mà (STRS) và sau đó với mạng thần kinh chuyển đổi mượt mà.

mô hình chuyển đổi chế độ (NNSTRS). Mô hình STRS có các đặc điểm sau sự chỉ rõ:

$$qt+h = \Psi(t) \alpha_1 xt + (1 - \Psi(t)) \alpha_2 xt + \eta t$$

$$\Psi t = \Psi(\theta + yt - c)$$

$$= 1 / [1 + \exp(\theta + yt - c)]$$

$$\eta t = t + \gamma(L)t - 1$$

$$t \sim N(0, \sigma^2)$$

trong đó Ψt là một hàm logistic hoặc logsigmoid của tốc độ tăng trưởng o thu nhập khả dĩ, yt, cũng như tham số ngưỡng c và smoot tham số θ . Để đơn giản, chúng tôi đặt $c = 0$, do đó chỉ định hai chế độ khi thu nhập khả dụng tăng lên và chế độ kia khi thu nhập khả dụng bị thu hẹp lại

$$q_t+h = axt + \beta[\psi_t G(xt; \alpha_1) + (1 - \psi_t)H(xt; \alpha_2)] + \eta_t$$

$$\psi_t = \psi(\theta \cdot xt \cdot c)$$

$$= 1/[1 + \exp(\theta \cdot xt \cdot c)]$$

$$G(xt; \alpha_1) = 1/[1 + \exp(-\alpha_1 xt)]$$

$$H(xt; \alpha_2) = 1/[1 + \exp(-\alpha_2 xt)]$$

$$\eta_t = t + \gamma(L)t^{-1}$$

$$t \sim N(\theta, \sigma^2)$$

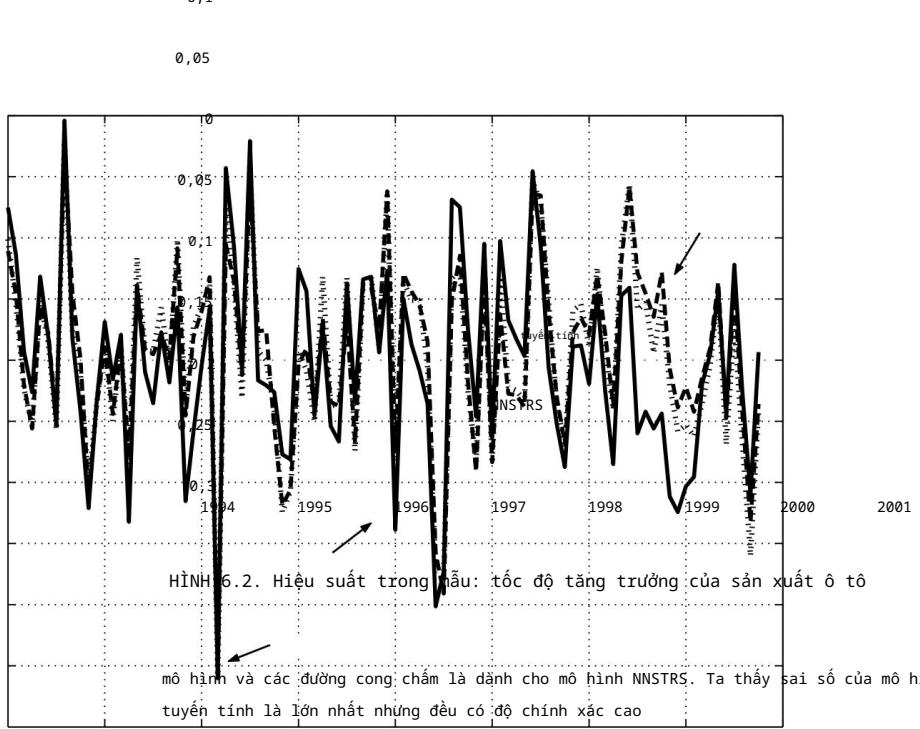
Trong mô hình NNSTRS, ψ_t lại xuất hiện dưới dạng chuyển đổi. Các hàm $G(xt; \alpha_1)$ và $H(xt; \alpha_2)$ là phép biến đổi logsigmoid của các biến ngoại sinh xt , trọng số bởi vectơ tham số α_1 i G và bởi vectơ α_2 trong chế độ H . Chúng tôi lưu ý rằng NNSTRS ma thành phần tuyến tính trực tiếp trong đó các biến ngoại sinh là bởi vectơ tham số α và một thành phần phi tuyến tính, được cho bởi tích sự kết hợp của hai nơ-ron, có trọng số theo tham số β .

Mô hình tuyến tính là mô hình đơn giản nhất và NNSTRS phức tạp nhất. Ta thấy NNSTRS lồng các hiệu ứng chuyển đổi chế độ tuyến tính mod phi tuyến tính là không đáng kể, tham số để nó giảm về mô hình tuyến tính. Mô hình STRS là almo theo nghĩa là thành phần phi tuyến tính duy nhất là thành phần chuyển tiếp logistic ψ_t . Tuy nhiên, mô hình STRS chỉ lồng dòng theo một nghĩa rất đặc biệt. Với $\theta = c = 0$, $\psi_t = .5$ với mọi t nên biến phụ thuộc là tổ hợp tuyến tính của hai mô hình tuyến tính một mô hình tuyến tính. Tuy nhiên, NNSTRS không lồng STRS mo

Chúng tôi ước tính ba mô hình này theo khả năng tối đa của mô hình tuyến tính và các mô hình STRS khá đơn giản. Tuy nhiên, đối với mô hình NNSTRS, bộ tham số lớn hơn. lý do chúng tôi sử dụng tìm kiếm tiến hóa lai (genetic al phương pháp và phương pháp giảm dần độ dốc gần như Newton. Sau đó, chúng tôi đánh giá hiệu suất tương đối của ba mô hình bằng độ chính xác dự báo ngoài mẫu được chẩn đoán trong mẫu, ý nghĩa rộng hơn và sig của các kết quả.

6.1.3 Hiệu suất trong mẫu

Trước tiên, chúng tôi ước tính mô hình cho toàn bộ giai đoạn lấy mẫu và đánh giá hình thức của ba mô hình. Hình 6.2 mô tả sai số của các đường thẳng biểu thị mô hình tuyến tính, các nét đứt biểu thị



Bảng 6.2 tóm tắt hiệu suất tổng thể trong mẫu của các mô hình. Chúng tôi thấy rằng mô hình NNSTRS không chiếm ưu thế so với STRS trên cơ sở tiêu chí lựa chọn Hannan-Quinn. Đối với tất cả các mô hình, chúng tôi không thể từ chối tính độc lập nối tiếp, cả trong phần dư trong phần dư bình phương. Hơn nữa, chẩn đoán về tính tuyến tính bị bỏ qua là yếu nhất trên mô hình tuyến tính, nhưng không nhiều, liên quan đến các mô hình phi tuyến tính. Tất cả ba mô hình từ chối bình thường trong regr

số dư.

6.1.4 Hiệu suất ngoài mẫu

Chúng tôi chia mẫu làm đôi và ước tính lại mô hình trong một rec thời trang cho 53 quan sát cuối cùng. Các lỗi dự báo thời gian thực a trong hình 6.3. Một lần nữa, các đường cong liền nét dành cho các lỗi tuyến tính, các đường cong cho mô hình STRS và các đường cong chấm cho mô hình NN người mẫu. Chúng tôi thấy, phần lớn, các đường dẫn lỗi có mối tương quan cao

	chẩn đoán	tuyến tính	người mẫu
SSE	0,615	0,553	
hồi đáp	0,528	0,612	
HQIF	25,342	22,714	
LB*	0,922	0,958	
ML*	0,552	0,553	
JB*	0,088	0,008	
VI*	0,099	0,256	
BDS*	0,045	0,052	
LWG	0	0	

*: giá trị tham dò

GHI CHÚ:

SSE: Tổng các lỗi bình phương

RSQ: R bình phương

HQIF: Tiêu chí thông tin Hannan-Quinn

LB: Thống kê Ljung-Box Q về số dư

ML: Thống kê McLeod-Li Q trên phần dư bình phương

JB: Thống kê của Jarque-Bera về tính quy tắc của số dư

EN: Pháp thử Engle Ng về tính đối xứng của phần dư

BDS: Kiểm định Brock-Decker-Scheinkman về tính phi tuyến

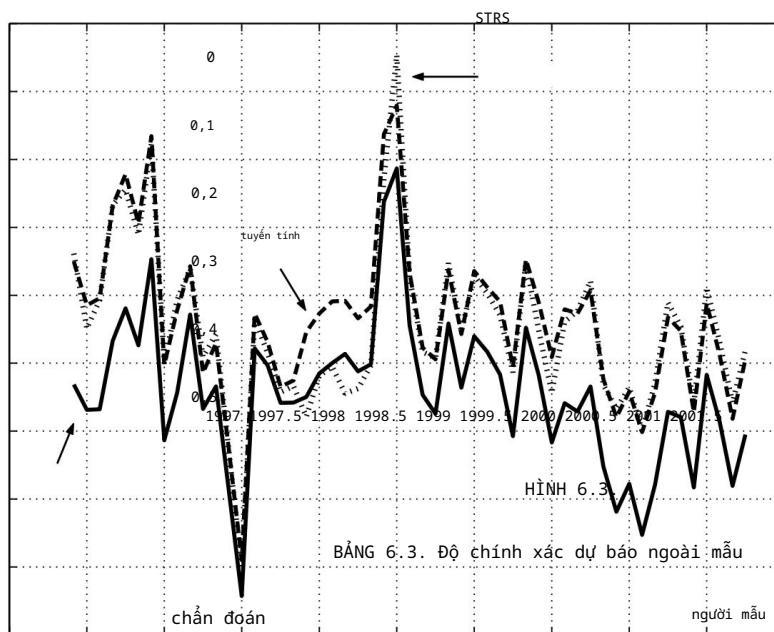
LWG: Kiểm định Lee-White-Granger về tính phi tuyến

Bảng 6.3 tóm tắt thống kê dự báo ngoài mẫu của các mô hình. Thống kê lỗi bình phương trung bình gốc cho thấy STRS là tốt nhất, trong khi tỷ lệ thành công cho dự đoán dấu hiệu chính xác cho thấy mô hình NNSTRS là người chiến thắng. Tuy nhiên, sự khác biệt giữa các lựa chọn thay thế cho mô hình tuyến tính là không đáng kể.

Bảng 6.3 có ba bộ thống kê Diebold-Mariano theo cặp một cách khôn ngoan, ba mô hình chồng lại nhau. Không có gì đáng ngạc nhiên, thông tin trước đó, các lỗi STRS và NNSTRS là sig tốt hơn so với mô hình tuyến tính, nhưng chúng không khác nhau đáng kể.

6.1.5 Giải thích kết quả

Các mô hình cho chúng ta biết điều gì về sự hiểu biết kinh tế của các công ty sản xuất ô tô? Để hiểu rõ hơn về m các mô hình, chúng tôi đã tính đạo hàm riêng dựa trên ba điểm đầu của mẫu, điểm giữa và quan sát cuối cùng. đã sử dụng phương pháp bootstrapping để xác định ý nghĩa thống kê của các ước tính này.



NNS

tuyễn tính

STRS

RMSQ

0,180

0,122

SR

0,491

0,679

Diebold-

Tuyễn tính so với

Tuyễn tính so với

STR

Bài kiểm tra Mariano

STRS

NNSTRS

NNS

DM-1*

0.000

0.000

0

DM-2*

0.000

0.002

0

DM-3*

0.000

0.005

0

DM-4*

0.000

0.009

0

DM-5*

0.000

0,013

0

*: giá trị tham dò

RMSQ: Lỗi bình phương trung bình gốc

SR: Tỷ lệ thành công trên đầu hiệu dự đoán đầu hiệu chính xác

DM: Thủ nghiệm Diebold-Mariano

(hiệu chỉnh cho tự tương quan, độ trễ 1-5)

Giai đoạn	Sản xuất	Giá	Quan tâm	tập đoàn
Nghĩa là	0,143	0,089	0,450	0.
1992	0,140	0,090	0,458	0.
1996	0,137	0,091	0,455	0.
2001	0,144	0,089	0,481	0.

Giai đoạn	Ý nghĩa thống kê của các đối số ước tính			tập đoàn
	Sản xuất	Giá	Quan tâm	
Nghĩa là	0,981	0,571	0.000	0.
1992	0,968	0,558	0.000	0.
1996	0,956	0,573	0.000	0.
2001	0,958	0,581	0.000	0.

Kết quả thể hiện trong Bảng 6.4 đối với mô hình NNSTRS. Chúng ta là đạo hàm riêng của lãi suất thế chấp và inco dùng một lần, các giá trị đầu đúng dự kiến và có ý nghĩa thống kê đối với bootstrapping) ở mẫu đầu, điểm giữa và điểm cuối, cũng như đối với các giá trị trung bình của các biến hồi quy. Howe dẫn xuất một phần của cả sản xuất chật trẽ và giá cả rất đáng kể. Thông điệp của mô hình NNSTRS là một

các biến kinh tế vĩ mô quan trọng hơn để dự đoán sự phát triển trong sản xuất ô tô hơn là giá cả hoặc phát triển sản xuất tут hậu trong chính ngành đó.

Kết quả từ các mô hình STRS rất giống nhau, cả về m và các phép thử có ý nghĩa. Những kết quả này xuất hiện trong Bảng 6.5.

Cuối cùng, chúng ta có thể thu thập thông tin gì từ hành vi của các nơ-ron chuyển tiếp trong hai mô hình chuyển đổi chế độ? Làm thế nào để liên quan đến những thay đổi trong thu nhập khả dụng? Hình 6.4 hình ảnh thứ ba của ba biến này. Chúng tôi thấy rằng thu nhập khả dụng chỉ âm tại điểm giữa của mẫu nhưng tại một số điểm nó bằng không. Các tế bào thần kinh NNSTRS và STRS cho các trạng thái tăng trưởng/suy thoái gần như bằng nhau, nhưng tế bào thần kinh NNSTRS cho thấy sự biến động nhẹ trong toàn bộ mẫu.

Với hiệu suất vượt trội của STRS và NNSTRS động cơ đối với mô hình tuyến tính, thông tin trong Hình 6.4 cho thấy t phi tuyến tính trong ngành công nghiệp ô tô chưa trải qua sự chuyển đổi trong chế độ. Tuy nhiên, các nơ-ron trong cả mô hình và mô hình STRS dường như phát hiện ra các điểm phi tuyến giúp dự đoán sự hoàn hảo.

	Sản xuất	Giá	Quan tâm	thu nhập
Nghĩa là	0,187	0,094	0,448	0,29
1992	0,186	0,096	0,449	0,291
1996	0,185	0,098	0,450	0,28
2001	0,188	0,092	0,448	0,29

	Sản xuất	Giá	Quan tâm	thu nhập
Nghĩa là	0,903	0,587	0.000	0,00
1992	0,905	0,575	0.000	0,00
1996	0,891	0,581	0.000	0,00
2001	0,893	0,589	0.000	0,00

Tốc độ tăng trưởng của thu nhập khả dụng

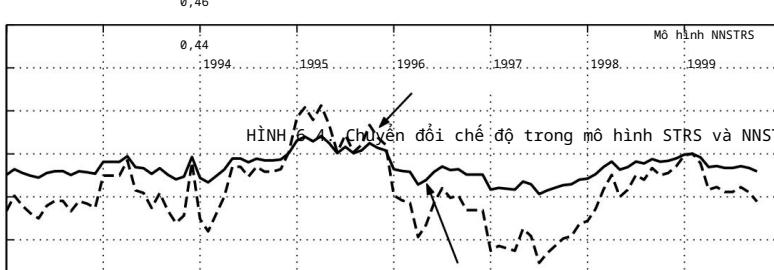
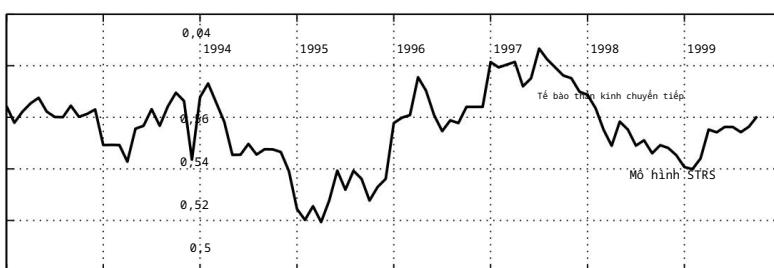
0,06

0,04

0,02

0

-0,02

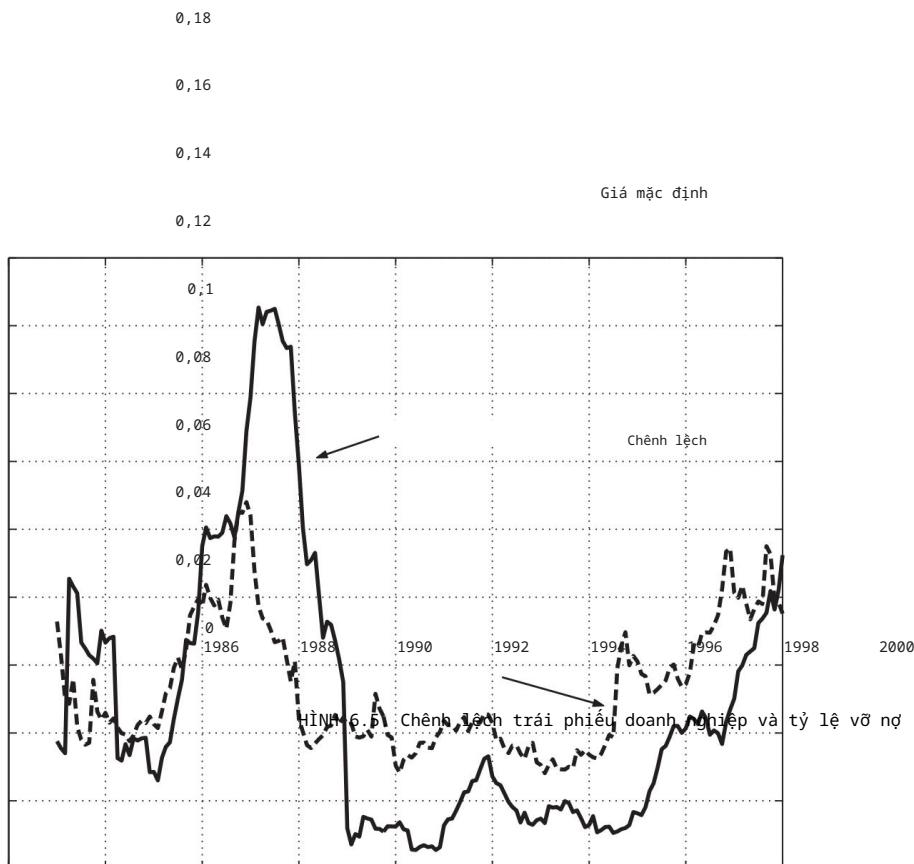


Chênh lệch?

Tỷ lệ vỡ nợ của trái phiếu doanh nghiệp có rủi ro cao và chênh lệch tiến hóa đôi với lợi tức của những trái phiếu này, lợi suất chính phủ trong 10 năm, xuất hiện trong Hình 6.5.

Điều thú vị nhất về sự phát triển của cả hai điều này là sự gia tăng lớn diễn ra vào thời điểm Chiến tranh vùng Vịnh hồi năm 1991, với tỷ lệ vỡ nợ dường như dẫn đến chênh lệch lợi nhuận. sau năm 1992, cả hai biến số này dường như di chuyển song song, có mối quan hệ dẫn đầu hoặc滞后 rõ ràng, với biến chênh lệch cho thấy biến động nhẹ sau năm 1998. Một thực tế nổi lên: chênh lệch giảm nhanh chóng vào đầu những năm 90, sau cuộc suy thoái Chiến tranh vùng Vịnh, và bắt đầu tăng trong những năm 1990, sau khi bắt đầu cuộc khủng hoảng châu Á vào cuối năm 1997. Tỷ lệ vỡ nợ cũng vậy.

nguyên nhân của sự sụt giảm trong chênh lệch và sự tăng của biến này? Quá trình phát triển của thị trường tài chính dẫn đến sự sẵn sàng chấp nhận rủi ro ngày càng tăng, khi những người cho vay cố gắng



ecne, as eners ecome ess rs averse. noer acor có thê
 hiệu ứng lan tỏa từ việc tăng hoặc giảm thị trường cổ phiếu, cũng như sự lắc quan
 hoặc bi quan gia tăng từ tốc độ tăng trưởng của ngành công nghiệp
 sản xuất hoặc từ những thay đổi trong niềm tin vào nền kinh tế. Các biến pha cà phê
 này đại diện cho hiệu ứng môi trường kinh doanh.

Collin-Dufresne, Goldstein, và Martin (2000) lập luận chống lại các yếu tố vĩ mô
 quyết định những thay đổi về chênh lệch tín dụng trong thị trường doanh nghiệp Hoa
 Kỳ. Kết quả của họ cho thấy rằng "thị trường trái phiếu doanh nghiệp là thị trường
 được định hướng bởi cung/cầu trái phiếu doanh nghiệp cụ thể
 [Collin-Dufresne, Goldstein, và Martin (2000), tr. 2]. Trong cuộc tranh luận về tỷ
 lệ vỡ nợ của công ty, đại diện cho "cú sốc cụ thể của trái phiếu", nên là yếu tố
 chính quyết định những thay đổi trong chênh lệch. Tuy nhiên, họ nhận thấy rằng lợi
 nhuận thị trường là âm và có ý nghĩa thống kê quyết định chênh lệch. Giống như nhiều
 nghiên cứu trước đây, phân tích của họ dựa trên phương pháp hồi quy.

6.2.1 Dữ liệu

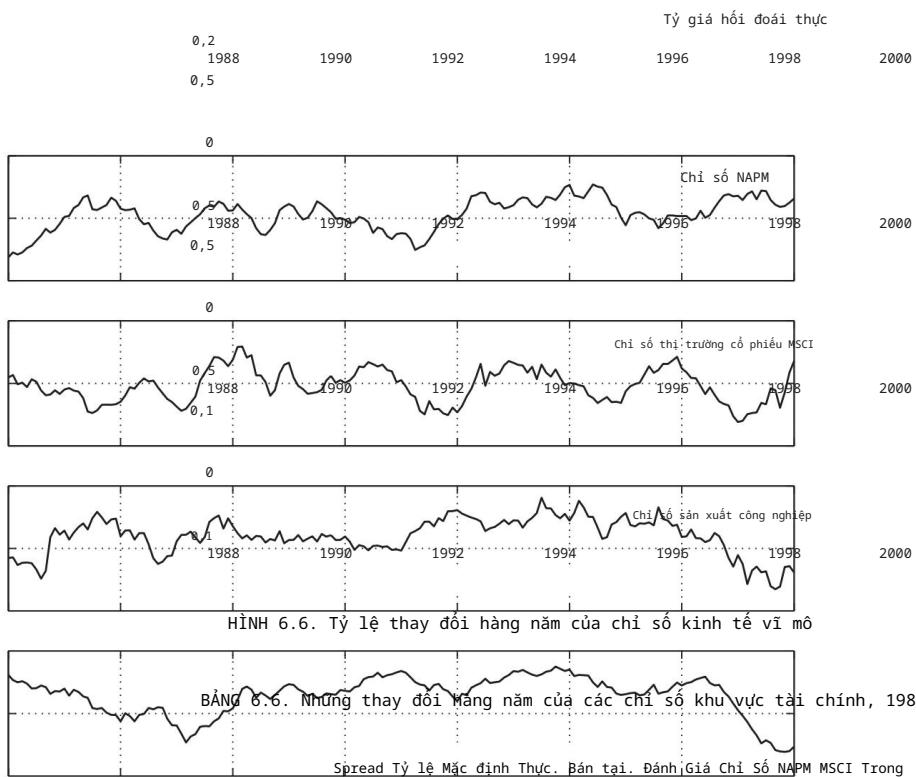
Chúng tôi quan tâm đến việc xác định xem những chênh lệch này phản ứng như thế nào
 với i và các giá trị trễ của nhau, để ràng buộc những cú sốc cụ thể như vỡ nợ cũng
 như với các biến số kinh tế vĩ mô quan trọng thường được coi là chỉ báo hàng đầu.
 của hoạt động kinh tế tổng thể hoặc môi trường kinh doanh: ex thực tế
 suất, chỉ số sản xuất công nghiệp (IIP), Chỉ số các nhà sản xuất sản phẩm liên kết
 quốc gia (NAPM) và Morgan Stanley C
 Chỉ số Quốc tế của Thị trường Cổ phiếu Hoa Kỳ (MSCI). Tất cả những thay đổi này
 trình bày dưới dạng tỷ lệ thay đổi hàng năm, xuất hiện trong Hình 6.6.

Bảng 6.6 chứa một bản tóm tắt thống kê về những dữ liệu này. Như trong phần trước
 ví dụ: chúng tôi chuyển đổi chênh lệch và tỷ lệ vỡ nợ thành ch
 Chúng ta thấy trong bảng này rằng trong khoảng thời gian 15 năm, 1987-2002, trung bình
 thay đổi hàng năm về mức chênh lệch và tỷ lệ vỡ nợ không lớn. Tuy nhiên, sự biến
 động của tỷ lệ vỡ nợ cao gấp khoảng ba lần so với các chỉ số kinh tế vĩ mô và môi
 trường kinh doanh, chúng tôi thấy rằng 1
 tăng trưởng, cho đến nay, chỉ số MSCI diễn ra trong khoảng thời gian này ti cung có
 mức độ biến động cao nhất.

Ma trận tương quan trong Bảng 6.6 cho thấy chênh lệch có tương quan nghịch rất
 lớn với chỉ số NAPM và tương quan chặt chẽ nhất với tỷ lệ vỡ nợ. Đổi lại, tỷ lệ mặc
 định là âm
 tương quan với diễn biến chỉ số sản xuất công nghiệp (IIP).

6.2.2 Mô hình điều chỉnh chênh lệch

Chúng tôi lại sử dụng ba mô hình: mô hình tuyến tính, mô hình chuyển tiếp trơn tru
 mô hình chuyển mạch và chuyển đổi ché độ chuyển đổi trơn tru của mạng thần kinh



Nghĩa là	0,0021	0,0007	0,0129	0,0181	0,1012
Tiêu chuẩn nhà phát triển	0,0175	0,0363	0,0506	0,1334	0,1466

Ma trận tương quan

Chênh lệch tỷ lệ mặc định thực. Bán tại. Đánh Giá Chỉ Số NAPM MSCI Trong

lây lan 1

Tỷ lệ mặc định 0,3721 1

Thực tế. Bán tại. Tỷ lệ 0,1221 0,0286 Chỉ số

1

NAPM 0,6502 0,2335 Chỉ số MSCI 0,0838

0,0277

1

0,0067 IIP 0,1444 0,4521

0,2427

0,1334

1

0,1181

0,3287

0,4258

mô hình (được thảo luận trong Mục 2.5). Một lần nữa, chúng tôi đang làm việc với mont và chúng tôi quan tâm đến những thay đổi hàng năm trong dữ liệu dự báo mức chênh lệch này, những người tham gia thị trường tài chính thường là tôi trong một tháng hoặc thậm chí ngắn hơn.

$$st+h = st+1 \quad st$$

trong đó $h = 1$ cho dự báo một giai đoạn với dữ liệu hàng tháng.

Biến phụ thuộc $st+h$ phụ thuộc vào tập c sau biến xt

$$xt = [12drt, \quad st, \quad 12rext, \quad 12iupt, \quad 12mscit, \quad 12napmt]$$

$$drt = drt - drt - 1$$

$$12rext = ln(REXt) - ln(REXt - 12)$$

$$12iupt = ln(IIPt) - ln(IIPt - 12)$$

$$12mscit = ln(MSCI) - ln(MSCI - 12)$$

$$12iupt = ln(NAPMt) - ln(NP AMt - 12)$$

trong đó $12drt$, st , $12rext$, $12iupt$, $12mscit$ và $12napmt$ signi hiện quan sát thấy những thay đổi về tỷ lệ vỡ nợ, chênh lệch, sản xuất công nghiệp, chỉ số chứng khoán MSCI và chỉ số NAPM tại thời điểm t. Vì chúng tôi làm việc với dữ liệu hàng tháng nên chúng tôi sử dụng các thay đổi trong 12 tháng đối với các chỉ số kinh tế vĩ mô để làm dịu các yếu tố theo mùa.

Mô hình tuyến tính có đặc điểm kỹ thuật sau:

$$qt+h = axt + \eta t$$

$$\eta t = t + \gamma(L)t - 1$$

$$t \sim N(0, \sigma^2)$$

Thuật ngữ nhiều ηt bao gồm nhiều trảng trong khoảng thời gian hiện tại t cùng với mười một giá trị trễ của cú sốc này, có trọng số là γ . Chúng tôi mô hình rõ ràng sự phụ thuộc nối tiếp như một quá trình trung bình động trong trường hợp trước.

Chúng tôi so sánh mô hình này với mô hình chế độ chuyển tiếp mượt mà (STRS) và sau đó với mạng thần kinh chuyển đổi mượt mà.

mô hình chuyển đổi chế độ (NNSTRS). Mô hình STRS có các đặc điểm sau sự chỉ rõ:

$$qt+h = \Psi_{ta1}xt + (1 - \Psi_t)\alpha_2xt + \eta t$$

$$= 1/[1 + \exp(\theta \cdot yt - c)]$$

$$\eta t = t + \gamma(L)t^{-1}$$

$$t \sim N(\theta, \sigma^2)$$

trong đó ψ_t là một hàm logistic hoặc logsigmoid của tốc độ tăng thu nhập khả dụng, yt , cũng như tham số ngưỡng c và số tham θ . Để đơn giản, chúng tôi đặt $c = 0$, do đó chỉ định hai chế độ khi thu nhập khả dụng tăng lên và chế độ kia khi thu nhập giảm.

Mô hình NNSTRS có dạng như sau:

$$qt+h = axt + \beta[\psi_t G(xt; \alpha_1) + (1 - \psi_t) H(xt; \alpha_2)] + \eta t$$

$$\psi_t = \psi(\theta \cdot yt - c)$$

$$= 1/[1 + \exp(\theta \cdot yt - c)]$$

$$G(xt; \alpha_1) = 1/[1 + \exp(-\alpha_1 xt)]$$

$$H(xt; \alpha_2) = 1/[1 + \exp(-\alpha_2 xt)]$$

$$\eta t = t + \gamma(L)t^{-1}$$

$$t \sim N(\theta, \sigma^2)$$

6.2.3 Hiệu suất trong mẫu

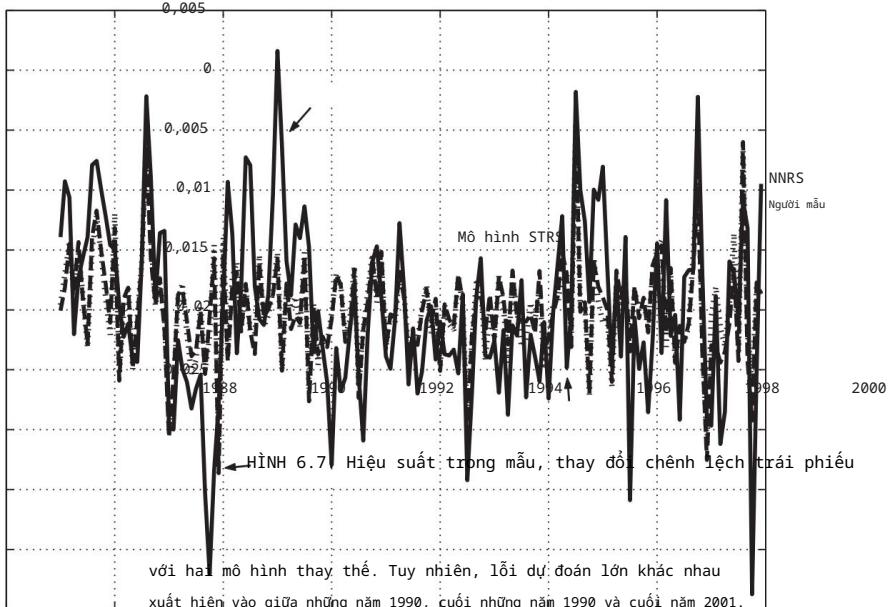
Hình 6.7 mô tả hiệu suất trong mẫu của ba mô hình cho thấy rằng các dự đoán tuyến tính rõ ràng là ngoại lệ đối với các mô hình thay thế, đặc biệt là vào thời điểm Chiến tranh vùng Vịnh lần thứ nhất vào năm

1. Chẩn đoán xuất hiện trong Bảng 6.7. Chúng tôi nhận thấy hiệu suất cải tiến mạnh mẽ khi chúng tôi từ bỏ mô hình tuyến tính để chuyển sang mô hình NNSTRS. Thông kê Ljung-Box chỉ ra mối tương quan hiện diện trong mô hình tuyến tính trong khi chúng ta không thể từ chối các lựa chọn thay thế độc lập. Cả Brock-Decker-Scheinman và Lee

các kiểm định chỉ ra sự hiện diện của các phi tuyến bị bỏ qua trong mô hình tuyến tính phần dư, nhưng không có trong phần dư của các mô hình thay thế.

6.2.4 Hiệu suất ngoài mẫu

Chúng tôi lại chia đôi mẫu và ước tính lại kiểu đệ quy cho 86 lần quan sát cuối cùng. Dự báo thời gian thực xuất hiện trong Hình 6.8. Một lần nữa, các đường cong liền nét dành cho các đường cong đứt nét tuyến tính cho mô hình STRS và các đường cong chấm cho mô hình. Chúng tôi thấy, phần lớn, các đường dẫn lỗi rất c



Bảng 6.8 tóm tắt thống kê dự báo ngoài mẫu của các mô hình. Số liệu thống kê lỗi bình phương trung bình gốc cho thấy mô hình STRS là tốt nhất, trong khi tỷ lệ thành công đối với các dự đoán đầu hiệu chính xác (đối với thay đổi được xác định trong chênh lệch trái phiếu doanh nghiệp) cho thấy mô hình STRS cũng là mô hình chiến thắng. Tuy nhiên, sự khác biệt giữa hai thay thế đối với mô hình tuyến tính là không đáng kể.

Bảng 6.8 có ba bộ thống kê Diebold-Mariano đồng

khôn ngoan theo cặp, ba mô hình chống lại nhau. Một lần nữa, các lỗi STRS và NNSTRS tốt hơn đáng kể so với mô hình tuyến tính, nhưng không khác biệt đáng kể với nhau.

6.2.5 Giải thích kết quả

Các mô hình cho chúng ta biết gì về sự hiểu biết kinh tế của những người khai thác trong sản xuất ô tô? Để hiểu rõ hơn về sự lonen xon của các mô hình, chúng tôi đã tính toán các đạo hàm riêng dựa trên ba trạng thái bắt đầu của mẫu, điểm giữa và quan sát cuối cùng. W

chân đoán	người mẫu		
tuyến tính	STRS	NNRS	
SSE	0,009	0,003	0,003
hồi đáp	0,826	0,940	0,943
HQIF	763,655	932.234	937,395
LB*	0.000	0,980	0,948
ML*	-0,276	-0,792	0,875
JB*	0,138	0.000	0.000
VI*	0,005	0,712	0,769
BDS*	0.000	0,338	0,297
LWG	798	0	0

*: giá trị thâm dò

GHI CHÚ:

SSE: Tổng các lỗi bình phương

RSQ: R bình phương

HQIF: Tiêu chí thông tin Hannan-Quinn

LB: Thống kê Ljung-Box Q về số dư

ML: Thống kê McLeod-Li Q trên phân dữ bình phương

JB: Thống kê của Jarque-Bera về tính quy tắc của số dư

EN: Pháp thử Engle Ng về tính đối xứng của phân dữ

BDS: Kiểm định Brock-Decker-Scheinkman về tính phi tuyến

LWG: Kiểm định Lee-White-Granger về tính phi tuyến

đã sử dụng phương pháp bootstrapping để xác định ý nghĩa thống kê của các ước tính này.

Kết quả thể hiện trong Bảng 6.9 đối với mô hình NNSTRS. Chúng tôi thấy sự bền bỉ và tương đối mạnh mẽ trong chênh lệch, trong đó đồng tiền có tác động tích cực mạnh mẽ đến chênh lệch của giai đoạn tiếp theo. Chúng tôi thấy ảnh hưởng của vỡ nợ là nhỏ và không đáng kể. Hiệu ứng sản xuất công nghiệp trao đổi thực là tích cực và đáng kể, tác động của những thay đổi trong chỉ số MSCI và NAPM là mô hình NNSTRS tiêu cực, tuy nhiên, hiệu ứng MSCI không đáng kể.

Thông điệp của mô hình NNSTRS là vĩ mô tổng hợp các biến cũng quan trọng để dự đoán sự phát triển của sp là sự phát triển của thị trường cụ thể, vì cả những thay đổi trao đổi thực tế trong NAPM, IIP và chênh lệch trễ đều đóng một vai trò quan trọng. Kết quả từ các mô hình STRS rất giống nhau, cả về m và các phép thử có ý nghĩa. Sự khác biệt duy nhất xuất hiện trong dấu hiệu của hiệu ứng MSCI, điều này rất quan trọng trong mô hình này. Kết quả này là với những phát hiện của Collin-Dufresne, Goldstein, và Martin (2000) kết quả xuất hiện trong Bảng 6.10.

0,03

Mô hình tuyến tính

0,02

0,01

Mô hình STRS

0

0,01

0,02

0,03

0,04

0,05

1995

1996

1997

1998

1999

2000

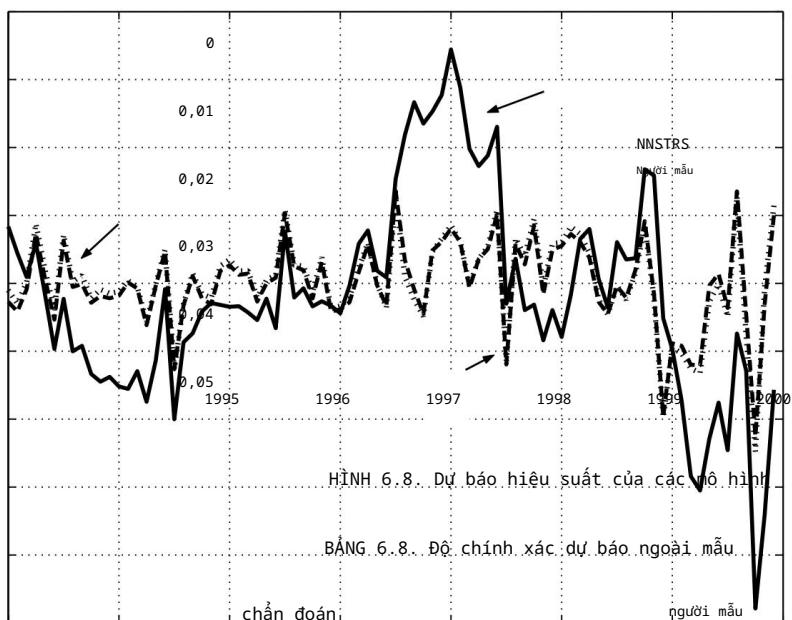
2001

HÌNH 6.8. Dự báo hiệu suất của các mô hình

BẢNG 6.8. Độ chính xác dự báo ngoài mẫu

chẩn đoán

người mẫu



tuyến tính

STRS

NNSTRS

RMSQ

0,015

0,006

0,007

SR

0,733

0,917

0,905

Diebold-Mariano

Tuyến tính so với

Tuyến tính so với

STRS vs.

Sai kiểm tra

STRS

NNSTRS

NNSTRS

DM-1*

0,000

0,000

0,942

DM-2*

0,000

0,000

0,943

DM-3*

0,000

0,000

0,939

DM-4*

0,001

0,001

0,936

DM-5*

0,002

0,002

0,897

*: giá trị tham dò

RMSQ: Lỗi bình phương trung bình gốc

SR: Tỷ lệ thành công khi dự đoán đúng dấu hiệu

DM: Thử nghiệm Diebold-Mariano

(hiệu chỉnh cho tự tương quan, trễ 1-5)

	Giai đoạn	Lây lan REXR	IIP	MSCI
Nghĩa là	0,033	0,771	0,063	0,134 0,068
1989	0,033	0,769	0,060	0,137 0,065
1996	0,030	0,777	0,071	0,128 0,073
2001	0,036	0,756	0,043	0,151 0,053

Ý nghĩa thống kê của các ước tính

	Giai đoạn	Lây lan REXR	IIP	MSCI
Nghĩa là	0,853	0.000	0.000	0.000 0,678
1989	0,844	0.000	0.000	0.000 0,688
1996	0,846	0.000	0.000	0.000 0,680
2001	0,848	0.000	0.000	0.000 0,684

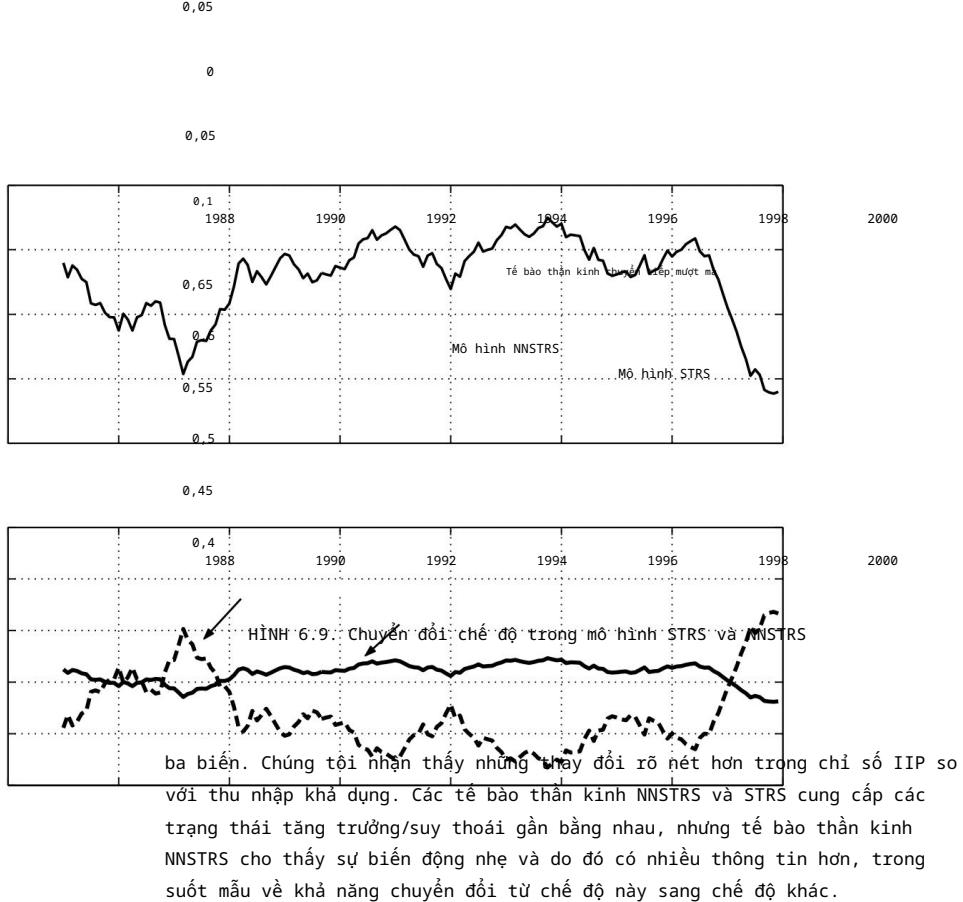
BẢNG 6.10. Dẫn xuất một phần của mô hình STRS

	Giai đoạn	Lây lan REXR	IIP	MSCI
Nghĩa là	0,017	0,749	0,068	0,125 0,139
1989	0,010	0,752	0,070	0,128 0,139
1996	0,027	0,746	0,065	0,121 0,138
2001	0,005	0,757	0,074	0,135 0,140

Ý nghĩa thống kê của các ước tính

	Giai đoạn	Lây lan REXR	IIP	MSCI
Nghĩa là	0,678	0.000	0.000	0.000 0,080
1989	0,699	0.000	0.000	0.000 0,040
1996	0,636	0.000	0,011	0.000 0,168
2001	0,693	0.000	0.000	0.000 0,057

Cuối cùng, chúng ta có thể hỏi chúng ta có thể thu thập thông tin gì từ ba trong số các tế bào thần kinh chuyển tiếp tron tru trong hai chế độ chuyển đổi. Chúng hành xử như thế nào so với những thay đổi trong IIP khi chuyển đổi từ tăng trưởng sang suy thoái? Hình 6.9 minh họa hành



6.3 Kết luận

Các ví dụ mà chúng ta đã nghiên cứu trong chương này không có nghĩa là có thể kết luận được. Các mô hình rất đơn giản và chắc chắn có khả năng mở rộng phức tạp, cả về đặc điểm kỹ thuật của biến trong đặc điểm kỹ thuật của các phương án thay thế mạng thần kinh phi tuyến cho mô hình. Tuy nhiên, cả hai ví dụ đều minh họa lợi ích từ việc sử dụng đặc tả mạng thần kinh phi tuyến tính, ngay cả trong một giải pháp thay thế đơn giản. Chúng tôi nhận được độ chính xác cao hơn trong dự báo và kết quả với chẩn đoán mẫu đáng tin cậy, điều này có thể dẫn đến diễn giải kinh tế có ý nghĩa.

Chương trình ước tính hoàn chỉnh cho ô tô bao gồm các bài tập dự báo chênh lệch được gọi là carlos may2004.m. Các ứng dụng là linearmodfun.m, nnstrsfun.m và strsfun.m, với sự xác nhận của một quy trình trung bình động, dành cho chuyển đổi chế độ chuyển đổi mượt mà thằn kinh tuyến tính và các mô hình điều chỉnh chuyển đổi mượt mà. Dữ liệu về chênh lệch trái phiếu doanh nghiệp là carlos spread may2004 run1.mat, trong khi ngành công nghiệp ô tô được đưa ra trong jerryauto may2004 run1.mat.

6.3.2 Bài tập gợi ý

Người đọc được mời sửa đổi các chương trình MATLAB và điều chỉnh giá, thay vì điều chỉnh số lượng, trong au công nghiệp và để dự báo tỷ lệ vỡ nợ, thay vì trái phiếu doanh nghiệp với dữ liệu chuỗi thời gian tài chính.

Lạm phát và Giảm phát: Hồng Kông và Nhật Bản

Chương này áp dụng các phương pháp mạng thần kinh cho kinh nghiệm của người Nhật Bản về lạm phát và giảm phát ở Hong Kong. Hiểu được động thái của lạm phát và cách dự báo lạm phát chính xác hơn không phải là mối quan tâm của các nhà hoạch định chính sách tại một ngân hàng trung ương. Định giá đúng tỷ lệ cù trong thời gian trung hạn đòi hỏi phải có những ước tính chính xác về lạm phát trong các quý tới. Tương tự như vậy, nhiều quyết định về việc cho vay hoặc cho vay với lãi suất ngắn hạn hoặc dài hạn đòi hỏi một dự đoán hợp lý về lãi suất ngắn hạn tiếp theo sẽ là bao nhiêu. Những ngắn hạn trong tất nhiên, lãi suất có thể sẽ theo diễn biến lạm phát trong tương lai, ngân hàng trung ương đang thực hiện công việc của mình với tư cách là người bảo vệ sự ổn định giá cả. forecast lạm phát chính xác có nghĩa là dự báo tốt hơn về các hành động lãi suất trong tương lai của cơ quan tiền tệ.

Giảm phát đặt ra một vấn đề đặc biệt. Thoạt nhìn, ý tưởng về giá đường như là một tin tốt, giới hạn dưới bằng 0 của lãi suất est danh nghĩa có nghĩa là lãi suất thực sẽ bắt đầu tăng mạnh sau khi lãi suất danh nghĩa chạm đến giới hạn dưới bằng 0 của nó, nếu quá trình giảm phát tiếp tục. Tất nhiên, lãi suất thực tăng có nghĩa là nhu cầu đầu tư trong nền kinh tế giảm xuống. Hơn nữa, một quá trình giảm phát tạo ra những kỳ vọng tự thỏa mãn. Một khi giá bắt đầu giảm, mọi người r từ việc mua với kỳ vọng rằng giá sẽ tiếp tục giảm. Tất nhiên, việc mua vào sẽ khiến giá giảm nhiều hơn.

quy trình sca o naon. en naon s posve, we expe
 lāi suất để giảm áp lực lạm phát trong nền kinh tế. trong giảm phát, lāi suất
 không thể giảm xuống dưới 0 để đảo ngược giảm phát
 áp lực. Có một sự bất đối xứng cổ hữu trong các công cụ điều chỉnh giá khi chúng
 ta chuyển từ chế độ lạm phát sang chế độ giảm phát, nơi chúng ta có thể mong đợi
 các phương pháp xấp xỉ phi tuyến tính là h
 Trong khi hầu hết các nghiên cứu về giảm phát đều nhin lại thời kỳ Đại D
 kỷ nguyên, chúng ta có những kinh nghiệm gần đây hơn về các nguồn thông tin của
 Hồng Kông và Nhật Bản về quá trình giảm phát diễn ra như thế nào đã có cuộc tranh
 luận lớn về kinh nghiệm của những điều này, không thiếu các biện pháp khắc phục
 chính sách được đề xuất, đã có rất ít
 của các động lực lạm phát/giảm phát với các phương pháp xấp xỉ thàn kinh phi tuyến.

7.1 Hồng Kông

Mặc dù nhiều điều đã được viết (trong bối cảnh có nhiều tranh cãi và về giảm phát ở Nhật Bản, điều mà chúng ta thảo luận trong Phần 7.2, Lợi ích đặc biệt của Hồng K. Đầu tiên, phản ứng thông thường của đồng tiền mở rộng không phải là một lựa chọn đối với Hồng Kông, vì sự sắp xếp của hội đồng tiền tệ của nó bao gồm hoạt động chính sách hướng vào lạm phát hoặc giảm phát Thứ hai, Hon một nền kinh tế nhỏ hơn nhưng cởi mở hơn nhiều so với Nhật Bản, và do đó dễ bị ảnh hưởng bởi các yếu tố bên ngoài.

khu vực, đang trong quá trình tăng cường hội nhập thị trường với Trung Quốc. Tuy nhiên, có một số điểm tương đồng quan trọng. Cả Ja Hong Kong đều đã trải qua tình trạng giảm phát giá tài sản đáng kể, đặc biệt là giá bất động sản, và gần đây hơn là các thước đo chênh lệch sản lượng âm.

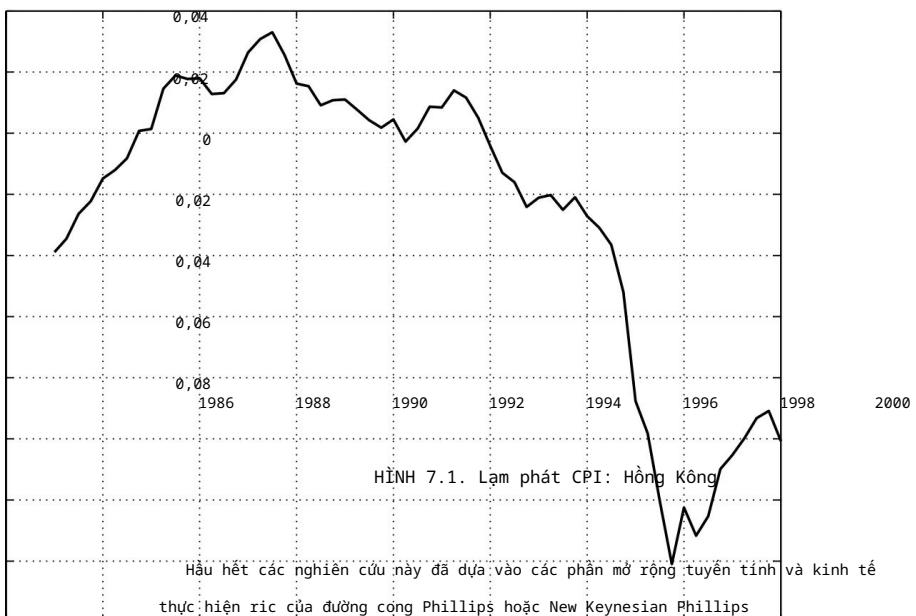
Ha và Fan (2002) đã kiểm tra dữ liệu bằng để đánh giá sự khác biệt về giá giữa Hồng Kông và Trung Quốc đại lục. Mặc dù hội tụ từ hoàn chỉnh, nhưng họ cho thấy rằng tốc độ đã tăng tốc trong thời gian gần đây. Tuy nhiên, so sánh động lực giá giữa Hồng Kông và S

Schellekens (2003) lập luận rằng vai trò của cân bằng giá như giảm phát là không đáng kể và cho rằng giảm phát được giải thích tốt nhất là hiệu ứng b.

Genberg và Pauwels (2003) phát hiện ra rằng cả tiền lương và nhập khẩu đều có vai trò nhân quả quan trọng, ngoài ra, giá thuê bất động sản là ba biện pháp vượt trội so với khả năng dự thừa như là các biến số bắt buộc. Razzak (2003) cũng chú ý đến vai trò của đơn vị lao động có động lực năng suất để hiểu về giảm phát. Tuy nhiên, ma của mô hình vec tơ tự hồi quy (VAR), Genberg (2003) cũng cho rằng các yếu tố bên ngoài chiếm hơn 50% biến động bất ngờ của chỉ số giảm phát GDP thực tế trong khoảng thời gian từ một đến hai năm.

0,08

0,06



Trong khi các ứng dụng tuyển tính như vậy thường được sử dụng và đã thành công đối với nhiều nền kinh tế, chúng tôi chỉ ra trong chương này rằng một phương pháp chuyển đổi chế độ mạng thần kinh chuyển tiếp sm phi tuyển hoạt động tốt hơn mô hình trên cơ sở chẩn đoán trong mẫu và dự đoán ngoài mẫu.

sự chính xác.

7.1.1 Dữ liệu

Hình 7.1 mô tả tỷ lệ lạm phát ở Hồng Kông. Chúng ta thấy quá trình giảm phát diễn ra vào khoảng năm 1998, đạt tỷ lệ âm 6 năm 1999. Đất nước vẫn chưa thoát khỏi mô hình này.

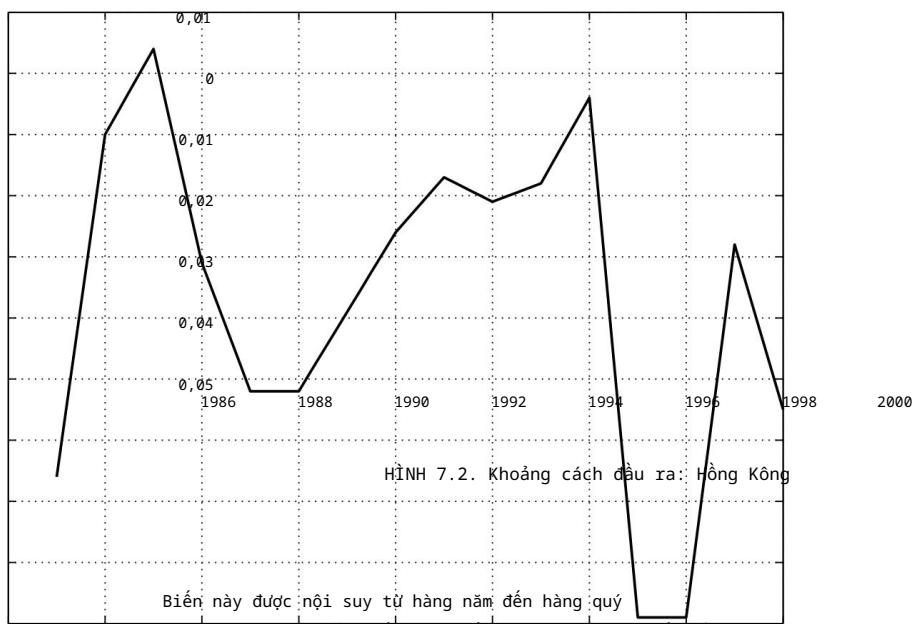
Trong chương này, chúng ta xem xét lỗ hổng sản lượng, tỷ lệ tăng trưởng của i giá cả và chi phí lao động đơn vị, hai chỉ số của lĩnh vực tài chính – sự tăng trưởng ra của chỉ số Hang Seng và giá bất động sản nhà ở – chênh lệch giá giữa Hồng Kông và Trung Quốc đại lục.

Khoảng cách sản lượng, do lưỡng nhu cầu dư thừa hoặc làm chậm nền kinh tế, xuất phát từ Triển vọng kinh tế thế giới của

0,04

0,03

0,02



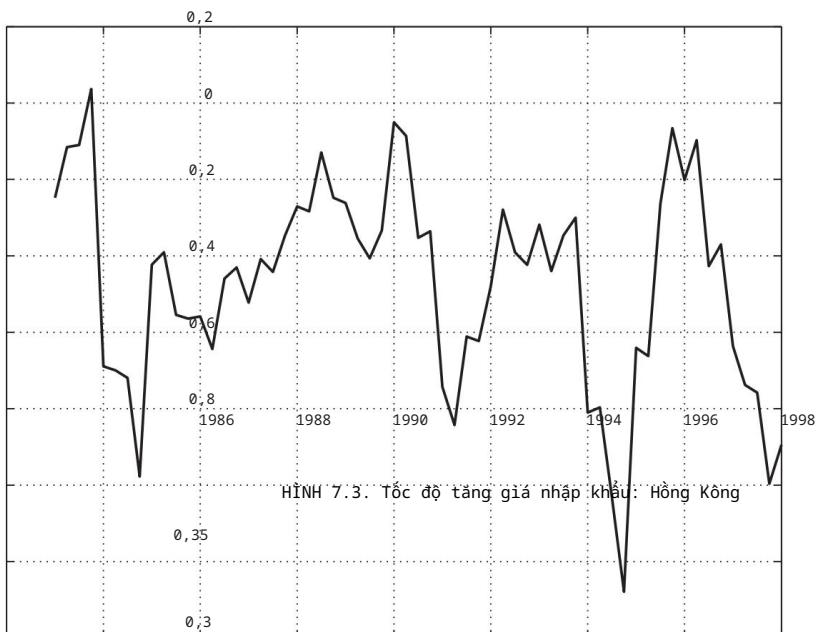
Hình 7.2 mô tả diễn biến của biên này. Chúng ta thấy rằng chênh lệch sản lượng cho thấy nền kinh tế đã ở dưới mức tối đa trong hầu hết thời gian kể từ cuối năm 1998.

Hành vi của giá nhập khẩu và chi phí lao động đơn vị, cả hai đều bắt buộc phải hiểu các yếu tố phía cung hoặc chi phí của lạm phát cho thấy các mô hình biến động khác nhau đáng kể. Hình 7.3 biểu thị tốc độ tăng giá hàng nhập khẩu và Hình 7.4 cho thấy tỷ lệ chính xác biến động của chi phí lao động. Sự sụp đổ của giá nhập khẩu trong năm chủ yếu là do suy thoái kinh tế thế giới sau bong bóng nổ trong các lĩnh vực công nghệ cao.

Hình 7.5 mô tả các biến số của khu vực tài chính, tỷ lệ của g chỉ số giá cổ phiếu (chỉ số Hang Seng) và chỉ số giá nhà ở. Không có gì ngạc nhiên khi tốc độ tăng của giá cổ phiếu thể hiện sự biến động lớn hơn nhiều so với tốc độ tăng tương ứng của chỉ số giá.

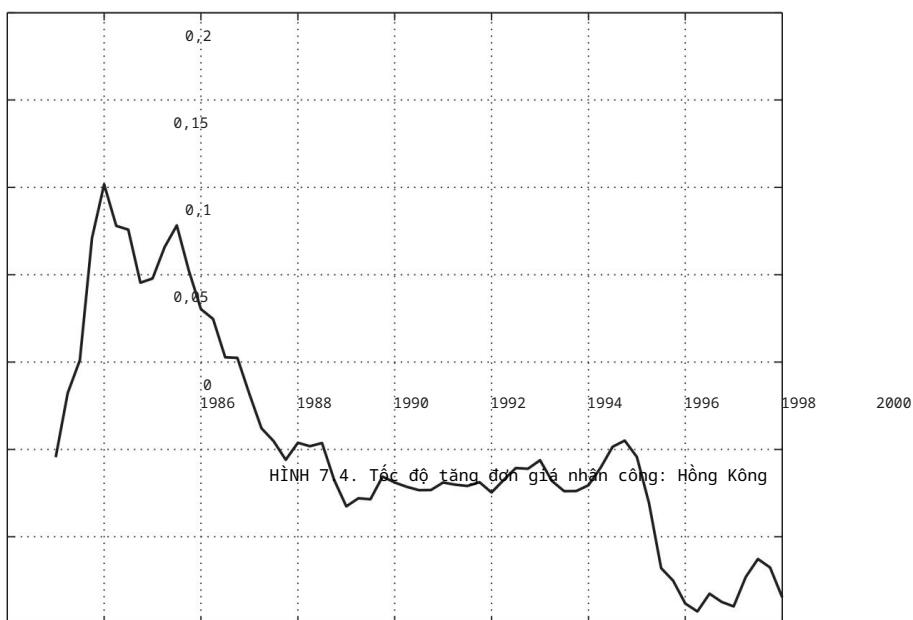
Cuối cùng, như một thước đo về sự hội nhập thị trường có cấu trúc và xu hướng gần với Trung Quốc đại lục, chúng tôi hình dung ra sự phát triển của ap

0,4

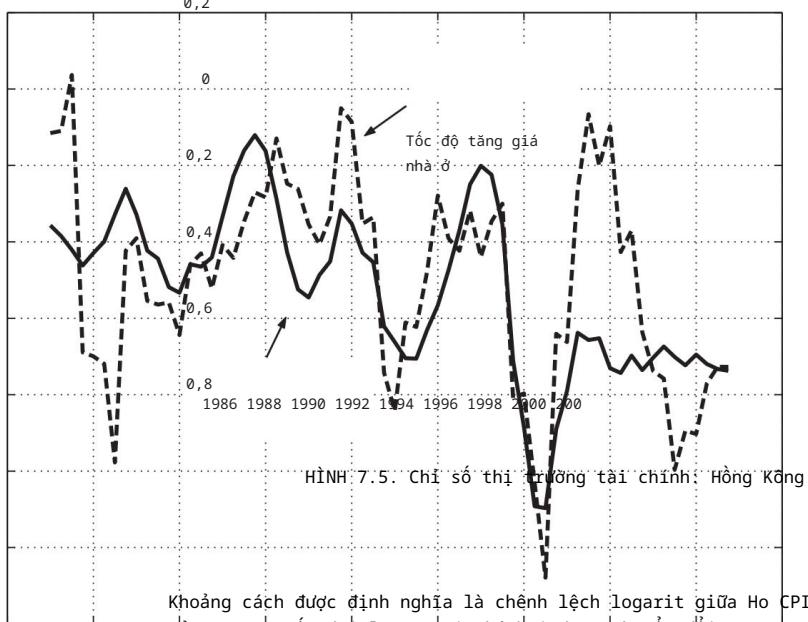


HÌNH 7.3. Tốc độ tăng giá nhập khẩu: Hồng Kông

0,25



HÌNH 7.4. Tốc độ tăng đơn giá nhập công: Hồng Kông



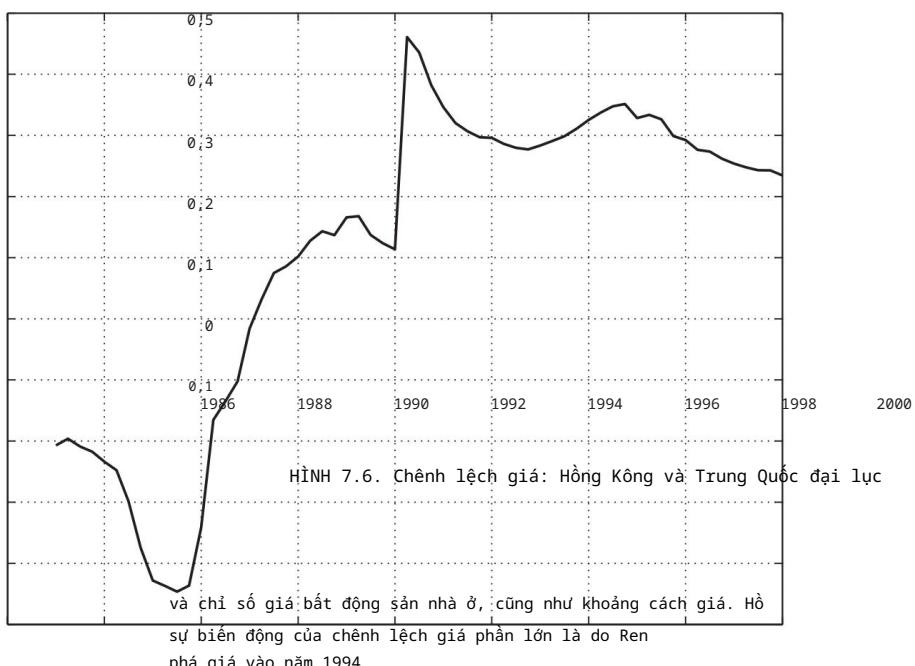
Khoảng cách được định nghĩa là chênh lệch logarit giữa Ho CPI và CPI của Trung Quốc đại lục. Loại thứ hai được chuyển đổi sang cơ sở đồng đô

la Ho sử dụng tỷ giá hối đoái thị trường. Nếu có một gence đáng kể đang diễn ra, chúng ta mong đợi một mối quan hệ tiêu cực giữa lạm phát và lạm phát. Nếu có sự khác biệt lớn và bất ngờ về giá cả giữa Hồng Kông và Trung Quốc, với những điều kiện khác, thì tỷ lệ lạm phát ở Ho sẽ giảm theo thời gian để thu hẹp khoảng cách. Biến này xuất hiện trong Fi

Hình 7.6 cho thấy khoảng cách giá sau năm 1998 đang chậm lại nhưng giảm dần. Bước nhảy vọt năm 1994 là do sự mất giá của đồng tiền Trung Quốc so với đồng đô la Mỹ.

Bảng 7.1 chứa một bản tóm tắt thống kê về dữ liệu chúng tôi sử dụng trong osis. Chúng tôi sử dụng các quan sát hàng quý từ năm 1985 đến năm 2002. Bảng 7.1 có nghĩa là, độ lệch chuẩn và mối tương quan đồng thời với tỷ lệ lạm phát, thước đo chênh lệch giá và sản lượng, và mức tăng trưởng của giá nhập khẩu, chỉ số giá bất động sản, tỷ lệ sở hữu cổ phần và đơn vị lao động chi phí.

Tỷ lệ biến động cao nhất (được đo bằng dữ liệu hàng quý về độ lệch chuẩn) dành cho tỷ lệ tăng trưởng của cổ phiếu



Bảng 7.1 cũng cho thấy rằng mối tương quan cao nhất của lạm phát là với mức tăng của đơn giá lao động và giá bất động sản, theo sau là khoảng cách chênh lệch. Cuối cùng, Bảng 7.1 cho thấy mối tương quan chặt chẽ giữa g
giá cổ phiếu và chỉ số giá bất động sản nhà ở.

Trong nhiều nghiên cứu liên quan đến chính sách tiền tệ và nền kinh tế nói chung, hoạt động cho vay của ngân hàng xuất hiện như một kênh tín dụng quan trọng đối với nền kinh tế. các xung lực lạm phát hoặc giảm phát. Gerlach và Peng (2003) cũ
sự tương tác giữa tín dụng ngân hàng và giá bất động sản ở Hong Họ phát hiện ra
rằng giá bất động sản là yếu tố ngoại sinh và quyết định hoạt động cho vay, trong
khi hoạt động cho vay của ngân hàng dường như không ảnh hưởng đến bất động sản
[Gerlach và Peng (2003), tr. 11]. Họ lập luận rằng những thay đổi trong lệ phí ngân
không thể được coi là nguồn gốc của chu kỳ bùng nổ và phá sản ở Hong Họ đưa ra
giả thuyết rằng "sự thay đổi niềm tin về những thuận lợi kinh tế trong tương lai
dẫn đến sự thay đổi trong nhu cầu về bất động sản và đầu tư." Với lịch trình cung
cấp không co giãn, điều này gây ra sự dao động về giá và với sự gia tăng

	Tài sản	HSI
	Giá Đầu ra Giá Imp Giá	Khoảng cách lạm phát Khoảng cách tăng trưởng Tăng trưởng Tăng trưởng
Nghĩa là	0,055 0,511 0,004	0,023 0,088 0,127
Tiêu chuẩn nhà phát triển	0,049 0,258 0,024	0,051 0,215 0,272
<hr/>		
Ma trận tương quan		
	Tài sản	HSI
	Giá Đầu ra Giá Imp Giá	Khoảng cách lạm phát Khoảng cách tăng trưởng Tăng trưởng Tăng trưởng
lạm phát	1,00	
Chênh lệch	0,39 1,00	
giá Khoảng	0,56 0,29 1,00	
cách sản lượng Tăng trưởng giá	0,15 0,37 0,05 Tăng	1,00
trưởng giá bất động sản	0,57 0,42 0,36 Tăng trưởng HSI	0,23 1,00
0,06 0,04 0,15 Tăng trưởng ULC	0,59 0,84 0,48	0,43 0,56 1,00
		0,29 0,38 0,09
<hr/>		

đối với các khoản vay, “việc cho vay của ngân hàng đáp ứng một cách tự nhiên” [Gerlach và Pen p. 11]. Vì lý do này, chúng tôi loại bỏ tốc độ tăng trưởng của ngân hàng có thể là yếu tố quyết định lạm phát hoặc giảm phát ở Hồng

7.1.2 Thông số mô hình

Chúng tôi dựa trên khuôn khổ đường cong Phillips tiêu chuẩn được sử dụng bởi S Watson (1999) để dự báo lạm phát ở Hoa Kỳ. Th lạm phát như một dự báo trước thời kỳ h. Đối với bộ dữ liệu hàng quý của chúng tôi h = 4 cho dự báo lạm phát hàng năm:

$$\pi_{t+h} = \ln(p_{t+h}) - \ln(p_t)$$

1Tại Nhật Bản, câu chuyện lại khác: tín dụng ngân hàng và giá đất thể hiện sự khác biệt quan hệ nhân quả hoặc phản hồi. Giá đất giảm làm giảm hoạt động cho vay của ngân hàng, nhưng hoạt động cho vay của ngân hàng cũng dẫn đến giá đất giảm. Hofmann (2003) cũng chỉ ra một ví dụ về 20 quốc gia công nghiệp hóa rằng “quan hệ nhân quả dài hạn bắt nguồn từ hỗ trợ cho đến việc ngân hàng cho vay” nhưng không thể loại trừ quan hệ nhân quả hai chiều trong ngắn hạn.

2Goodhard và Hofmann (2003) ủng hộ phát hiện của Gerlach và Peng w từ một mẫu rộng hơn của 12 quốc gia.

ers, rae an as aea aea orecas một phần tư. eo so e
các nhà hoạch định chính sách thường quan tâm đến triển vọng lạm phát hơn tất cả
đường chân trời hơn một phần tư. Phần lớn, lạm phát trong q tiếp theo
đã được xử lý và những thay đổi trong các biến hiện tại sẽ không có hiệu lực trong
một khoảng thời gian quá ngắn.

Trong mô hình này, lạm phát phụ thuộc vào một tập hợp các biến x_t , lạm phát
hiện tại π_t , độ trễ của lạm phát, và một số hạng xáo trộn η_t . Thuật ngữ kết hợp
một quy trình trung bình động với các đổi mới được phân phối với giá trị
trung bình bằng 0 và phương sai σ^2 :

$$\pi_{t+h} = f(x_t) + \eta_t$$

$$\pi_t = \ln(p_t) - \ln(p_{t-h})$$

$$\eta_t = t + y(L)t^{-1}$$

$$t \sim N(0, \sigma^2)$$

trong đó $y(L)$ là các toán tử trễ. Bên cạnh các giá trị hiện tại và trễ của lạm phát
 π_t, \dots, π_{t-k} , các biến chứa trong x_t bao gồm các số đo của o
lô hông, $ygap$, được định nghĩa là sự khác biệt giữa đầu ra thực tế y_t và y_{pot}
đầu ra y_{pot} , chênh lệch giá (logarit) với pgap Trung Quốc đại lục
tốc độ tăng của chi phí lao động đơn vị (ulc), và tốc độ tăng của i
giá (imp). Vectơ x_t cũng bao gồm hai biến khu vực tài chính
những thay đổi trong chỉ số giá cổ phiếu (spi) và chỉ số bất động sản nhà ở (rpi):

$$x_t = [\pi_t, \pi_{t-1}, \pi_{t-2}, \dots, \pi_{t-k}, ygap, t, pgap, \dots,$$

$$hulct, himpt, hspit, hrpit]$$

$$pgap = pHK \quad pGHNIA$$

Toán tử h cho một biến z_t biểu thị đơn giản là sự khác biệt o chu kỳ. Do đó h
 $z_t = z_{t-h}$. Tốc độ tăng của đơn vị lao động, chỉ số giá nhập khẩu, chỉ số
giá cổ phiếu, và lợi ích dân cư
do đó, chỉ số giá biểu thị tốc độ tăng trưởng hàng năm cho phân tích $h=4$ i. Chúng
tôi làm điều này để nhất quán với dự báo lạm phát của chúng tôi, là dự báo trong
bốn quý. Ngoài ra, việc lấy log chênh lệch theo quý giúp giảm thiểu ảnh hưởng của
yếu tố mùa vụ đến lạm phát.
quá trình.

Thuật ngữ xáo trộn η_t bao gồm một cú sốc giai đoạn hiện tại trong quãng thời
đến các giá trị trễ của cú sốc này. Chúng tôi mô hình hóa sự phụ thuộc nối tiếp
một cách rõ ràng, ai cũng biết rằng khi khoảng thời gian dự báo h vượt quá sa

khai thác mỏ đá, empora epenence s nucenes
thuật ngữ. Để dự báo trước bốn quý với dữ liệu hàng quý, quy trình t
là quy trình trung bình động bậc ba.

Chúng tôi chỉ định bốn độ trễ cho biến phụ thuộc. Đáng với d hàng quý
tương đương với độ trễ 12 tháng đối với dữ liệu hàng tháng, được sử dụng
bởi Stock an (1999) để dự báo lạm phát.

Để làm cho mô hình hoạt động dễ ước tính, chúng tôi chỉ định các lựa
chọn thay thế chuyền đổi chế độ mạng thần kinh và tuyến tính (NNRS).

Mô hình tuyến tính có đặc điểm kỹ thuật sau:

$$\pi t+h = \alpha xt + \eta t$$

$$\eta t = t + \gamma(L)t - 1$$

$$t \sim N(0, \sigma^2)$$

Chúng tôi so sánh mô hình này với mô hình chế độ chuyền đổi mượt mà
(STRS) và sau đó với mạng thần kinh smooth-t
mô hình chuyền đổi chế độ (NNTRS). Mô hình STRS có đặc điểm kỹ thuật:

$$\pi t+h = \Psi t a1xt + (1 - \Psi t) a2xt + \eta t$$

$$\Psi t = \Psi(\theta + \pi t - 1 - c)$$

$$= 1/[1 + \exp(\theta + \pi t - 1 - c)]$$

$$\eta t = t + \gamma(L)t - 1$$

$$t \sim N(0, \sigma^2)$$

Hàm chuyền tiếp phụ thuộc vào giá trị của lạm phát trễ πt làm vectơ tham
số θ và ngưỡng c , với $c = 0$. Chúng tôi sử dụng đặc tả logsigmoidal cho
 $\Psi(\pi t - 1; \theta, c)$.

Chúng tôi cũng so sánh đặc tả tuyến tính trong một mô hình tổng
quát hơn:

$$\pi t+h = \alpha xt + \beta\{\Psi(\pi t - 1; \theta, c)\}G(xt; \kappa)$$

$$+ [1 - \Psi(\pi t - 1; \theta, c)]H(xt; \lambda) + \eta t$$

$$\eta t = t + \gamma(L)t - 1$$

$$t \sim N(0, \sigma^2)$$

moe scusse n rances an van , orgnay eveop
 Ter"asvirta (1994), và được thảo luận rộng rãi hơn trong van Dijk, Ter"as
 và Franses (2000). Hàm $\Psi(\pi; \theta, c)$ là hàm chuyển tiếp hai hàm xấp xỉ
 phi tuyến tính thay thế $G(xt; \kappa)$ và $H(xt; \lambda)$ Hàm chuyển tiếp giống như hàm
 được sử dụng trên STRS Một lần nữa, để đơn giản, chúng tôi đặt tham
 số ngưỡng $c = 0$, do đó các chế độ phân chia thành các giai đoạn lạm phát
 và giảm phát. chế độ giảm phát.

Các hàm $G(xt; \kappa)$ và $H(xt; \lambda)$ cũng là logsigmoid và có các biểu diễn sau:

$$G(xt; \kappa) = \frac{1}{1 + \exp[-\kappa xt]}$$

$$H(xt; \lambda) = \frac{1}{1 + \exp[-\lambda xt]}$$

Mô hình lạm phát trong mô hình NNRS có một comp tuyến tính cốt lõi bao gồm các thuật ngữ tự hồi quy, thành phần trung bình trượt và thành phần tuyến tính kết hợp các hiệu ứng chế độ chuyển đổi, đó là wei bởi tham số β .

7.1.3 Hiệu suất trong mẫu

Hình 7.7 mô tả các đường dẫn trong mẫu của các lõi hồi quy. Chúng tôi thấy có rất ít sự khác biệt, như trước đây, trong các đường dẫn lõi của hai phiên bản thay đổi mô hình sang mô hình tuyến tính.

Bảng 7.2 chứa chẩn đoán hồi quy trong mẫu cho các mô hình. Ta thấy rằng tiêu chí Hannan-Quinn chỉ khác mô hình STRS một chút so với mô hình NNRS. Chúng tôi cũng thấy rằng Ljung McLeod-Li, Brock-Deckert-Scheinman và Lee-White-Granger đặt câu hỏi về đặc điểm kỹ thuật của mô hình tuyến tính so với các lựa chọn thay thế và NNRS.

7.1.4 Hiệu suất ngoài mẫu

Hình 7.8 mô tả sai số dự báo ngoài mẫu của ba

Chúng tôi thấy rằng các lõi dự đoán lớn nhất đã xảy ra vào năm 1997 (tại thời điểm thay đổi tình trạng của Hồng Kông thành Khu hành chính đặc biệt của Cộng hòa Nhân dân Trung Hoa).

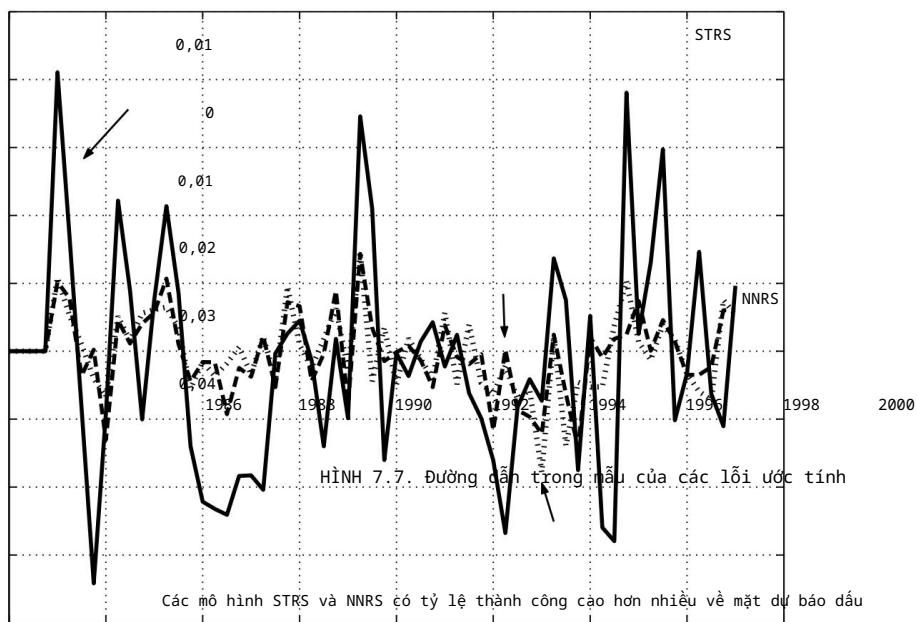
Số liệu thống kê ngoài mẫu được trình bày trong Bảng 7.3. Ta thấy thống kê sai số trung bình bình phương của mô hình NNRS là thấp nhất. Người máy

0,04

tuyên tính

0,03

0,02



7.1.5 Giải thích kết quả

Các đạo hàm riêng và các giá trị có ý nghĩa thống kê (bootstrapping) của chúng xuất hiện trong Bảng 7.4. Chúng tôi thấy rằng si thống kê yếu tố quyết định lạm phát là lạm phát trễ, chênh lệch sản lượng, chênh lệch t, thay đổi giá nhập khẩu, giá bất động sản nhà ở trong chỉ số Hang Seng. Chỉ có chi phí lao động đơn vị là không đáng kể. thấy rằng giá nhập khẩu và hiệu ứng chênh lệch giá đều trở nên quan trọng, với công cụ phái sinh giá nhập khẩu tăng từ giá trị val lên giá trị 0,13, từ năm 1985 đến năm 2002. Tất nhiên, điều này có thể làm gia tăng sự hội nhập của Hồng Kông với Trung Quốc và với thế giới. Hiệu ứng giá bất động sản dân cư vẫn còn khoảng t

chẩn đoán	người mẫu		
	tuyển tính	STRS	N
SSE	0,016	0,002	
hồi đáp	0,965	0,983	
HQIF	230,683	324,786	3
LB*	0,105	0,540	
ML*	0,010	0,204	
JB*	0,282	0,856	
VI*	0,441	0,792	
BDS*	0,099	0,929	
LWG	738	7	1

*: giá trị thâm dỗ

Ghi chú:

SSE: Tổng các lỗi bình phương

RSQ: R bình phương

HQIF: Tiêu chí thông tin Hannan-Quinn

LB: Thống kê Ljung-Box Q về số dư

ML: Thống kê McLeod-Li Q trên phần dư bình phương

JB: Thống kê của Jarque-Bera về tính quy tắc của số dư

EN: Phép thử Engle Ng về tính đối xứng của phần dư

BDS: Kiểm định Brock-Decker-Scheinkman về tính phi tuyển

LWG: Kiểm định Lee-White-Granger về tính phi tuyển

Để dễ so sánh, Bảng 7.5 mô tả sự kết hợp tương ứng từ mô hình STRS. Các thử nghiệm về ý nghĩa giống như mô hình NNRS. Sự khác biệt chính là khu dân cư chuyên nghiệp

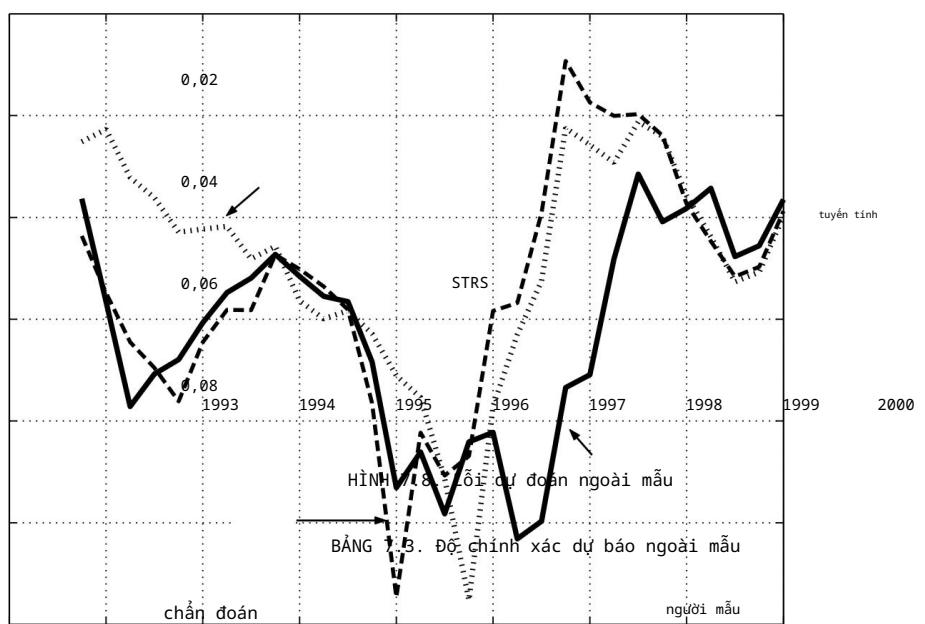
hiệu ứng giá, giá nhập khẩu và chênh lệch sản lượng mạnh hơn. Nhưng có thể thấy rõ xu hướng giá trị của các đạo hàm riêng có ý nghĩa di chuyển từ đầu giai đoạn mẫu cho đến cuối.

Hình 7.9 mô tả quá trình phát triển của các té bào thần kinh chuyển tiếp trên tru trong hai mô hình cũng như tốc độ của chính nó. Chúng ta thấy rằng té bào thần kinh của mô hình có nhiều thay đổi hơn, cho thấy xác suất giảm phát thấp vào năm 19 nhưng xác suất giảm phát cao hơn nhiều, 0,55, vào năm 1999. NNRS có xác suất gần như giữ nguyên. Kết quả này rằng mô hình NNRS đang sử dụng hai nơ-ron có trọng số bằng nhau để tăng tính phi tuyển tính trong quá trình lạm phát tổng thể không phụ thuộc vào bất kỳ thay đổi. Nếu có bất kỳ tin tốt nào cho Hồng Kông, thì STRS cho thấy xác suất giảm phát sau năm 2000 giảm rất nhẹ.

0,02

NNRS

0



RMSQ

0,030

0,027

SR

0,767

0,900

Diebold-Mariano

Tuyển tính so với STRS Tuyển tính so với NNRS STRS v

Bài Kiểm Tra

DM-1*	0,295	0,065	0.
DM-2*	0,312	0,063	0.
DM-3*	0,309	0,031	0.
DM-4*	0,296	0,009	0.
DM-5*	0,242	0,000	0.

*: giá trị tham dò

RMSQ: Lỗi bình phương trung bình gốc

SR: Tỷ lệ thành công trên dấu hiệu dự đoán dấu hiệu chính xác

DM: Bài kiểm tra Diebold-Mariano

(hiệu chỉnh cho tự tương quan. độ trễ 1-5)

Lạm phát Giá Sản lượng Nhập khẩu Res Prop Đơn vị Hang Seng

Khoảng cách Khoảng cách giá Giá Mục lục

Trung bình	0,300	0,060	0,027	0,086	1985	0,294	0,234	0,016	0.
	0,056	0,024	0,050				0,226	0,015	0.
1996	0,300	0,060	0,027	0,091			0,235	0,020	0.
2002	0,309	0,067	0,032	0,130			0,244	0,053	0.

Ý nghĩa thống kê của các ước tính

Lạm phát Giá Sản lượng Nhập khẩu Res Prop Đơn vị Hang Seng

Khoảng cách Khoảng cách giá Giá Mục lục

Trung bình	0,000	0,000	0,015	0,059	0,000	0,000	0,032	0.
1985	0,000	1996	0,015	0,053	0,000	0,013	0,000	0,032
0,000			0,034				0,000	0,029
2002	0,000		0,000	0,015	0,053		0,000	0,032

BẢNG 7.5. Dẫn xuất một phần của mô hình STRS

Lạm phát Giá Sản lượng Nhập khẩu Res Prop Đơn vị Hang Seng

Khoảng cách Khoảng cách giá Giá Mục lục

Trung bình	0,312	0,037	0,093	0,168		0,306	0,055	0.
1985	0,295	0,018	0,071	0,182		0,292	0,051	0.
1996	0,320	0,046	0,103	0,161	0,289	0,312	0,056	0.
2002	0,012	0,063	0,187			0,287	0,050	0.

Ý nghĩa thống kê của các ước tính

Lạm phát Giá Sản lượng Nhập khẩu Res Prop Đơn vị Hang Seng

Khoảng cách Khoảng cách giá Giá Mục lục

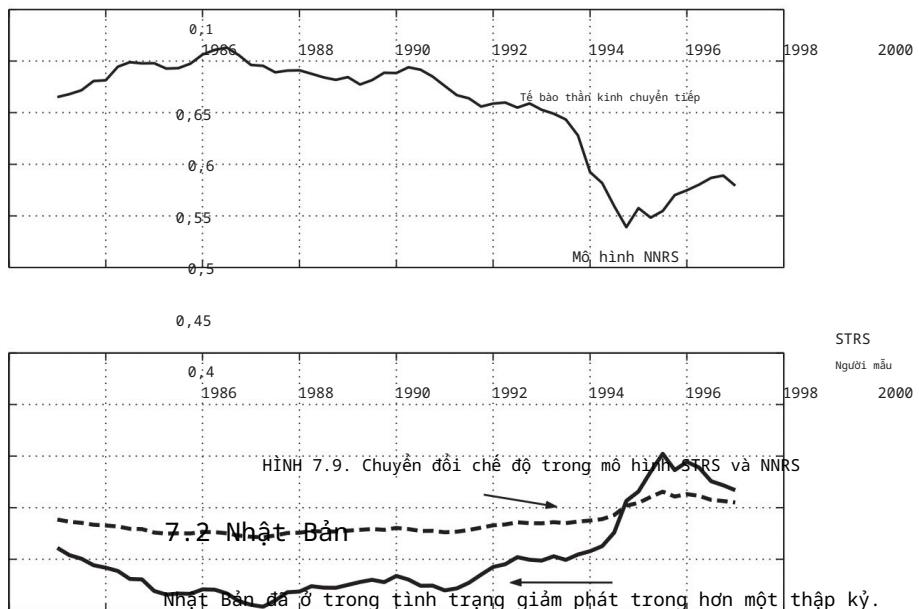
Trung bình	0,000	0,000	0,000	0,000		0,000	0,000	0.
1985	0,000		0,000	0,000		0,000	0,000	0.
1996	0,000		0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0.
2002	0,000		0,000	0,000	0,000	0,000	0,000	0.

0,1

0,05

0

0,05



không thiếu lời khuyên cho các nhà hoạch định chính sách Nhật Bản trong đồng các học giả.

Krugman (1998) bình luận về kinh nghiệm này của Nhật Bản:

Sáu mươi năm sau Keynes, một quốc gia vĩ đại-một quốc gia có nền kinh tế ổn định và chính phủ hiệu quả, một chủ nợ ròng khổng lồ, không chịu sự ràng buộc nào mà các nền kinh tế nhỏ hơn phải đối mặt- đang hoạt động dưới mức năng lực sản xuất của nó đơn giản vì người tiêu dùng và nhà đầu tư của nó không chỉ tiêu dù. cái đó không xảy ra; trong việc cho phép nó xảy ra và tiếp tục năm này qua năm khác, Nhật các quan chức kinh tế đã trừ đi giá trị của quốc gia họ và toàn thế giới trên một quy mô thực sự anh hùng [Krugman (1998), Lời giới thiệu].

Krugman khuyên nghị chính sách tiền tệ và tài khóa mở rộng ăn theo lạm phát. Tuy nhiên, Yoshino và Sakakibara đã thực hiện các biện pháp khắc phục của Krugman. Họ chống lại Krugman trong wa sau

Nhật Bản đã đạt đến giới hạn của các chính sách kinh tế vĩ mô thông thường. Hạ lãi suất sẽ không kích thích nền kinh tế, bởi vì trên diện rộng

giá tăng chỉ tiêu của chính phủ ne usua cách w ave sma eecs
bởi vì nó sẽ mang hình thức đầu tư không hiệu quả ở khu vực nông thôn.
Cắt giảm thuế sẽ không làm tăng tiêu dùng vì người lao động lo ngại
về bảo đảm công việc và trợ cấp hưu trí và y tế trong tương lai [Yoshino và
Sakakibara (2002), tr. 110].

Bên cạnh việc cho chúng ta biết điều gì sẽ không hiệu quả, Yoshino và Sakakibara còn đưa ra các quy định chính sách dài hạn hơn, liên quan đến tái định cư tài chính, chính sách cạnh tranh và phân bổ lại đầu tư công:

Để phục hồi kinh tế bền vững xảy ra ở Nhật Bản, chính phủ
phải thay đổi cơ cấu và phân bổ đầu tư công theo vùng, xử lý nợ xấu trong hệ thống ngân hàng, cải thiện doanh nghiệp
quản trị và hoạt động của các ngân hàng, và tăng cường quan hệ quốc tế
khả năng cạnh tranh của các công ty định hướng trong nước trong lĩnh vực nông nghiệp,
công nghiệp xây dựng và dịch vụ [Yoshino và Sakakibara (2002), tr. 110].

Cả Krugman, Yoshino và Sakakibara đều đưa ra các phân tích của họ dựa trên các khuyến nghị lạnh lùng dựa trên các mô hình đơn giản về mặt phân tích, với các sự kiện cách điệu tham khảo được quan sát thấy trong dữ liệu kinh tế vĩ mô.

Svensson (2003) đã xem xét nhiều biện pháp khắc phục được đề xuất cho Japa đưa ra theo cách riêng của mình. Phương thuốc “hoàn hảo” của ông có ba thành phần chính thứ nhất, đường mục tiêu mức giá dốc lên được thiết lập bởi giây trung tâm, khẩu hao ban đầu theo sau là “chốt thu thập thông tin;” và thứ ba là chiến lược rút lui với việc từ bỏ tỷ giá cố định để ủng hộ lạm phát hoặc nhắm mục tiêu theo mức khi đường dẫn mục tiêu mức giá đã đạt được [Sve
(2003), tr. 15]. Các biện pháp khắc phục khác bao gồm thu hút vào việc giữ tiền của Goodfriend (2000) và Buiter và Panigirtzoglou (1999), khi nhắm mục tiêu lãi suất trái phiếu chính phủ dài hạn, đề xuất Clouse et al. (2003) và Meltzer (2001).

Sự tăng trưởng của hàng nhập khẩu giá rẻ từ Trung Quốc cũng có lợi cho như một nguyên nhân có thể dẫn đến giảm phát ở Nhật Bản (như ở Hồng Kông). McK
(2002) lập luận rằng chính sách tiền tệ sẽ có hiệu quả ở Nhật Bản
đồng yên mất giá. Ông lập luận về sự kết hợp giữa thất chật tài chính và mở rộng tiền tệ dựa trên khẩu hao:

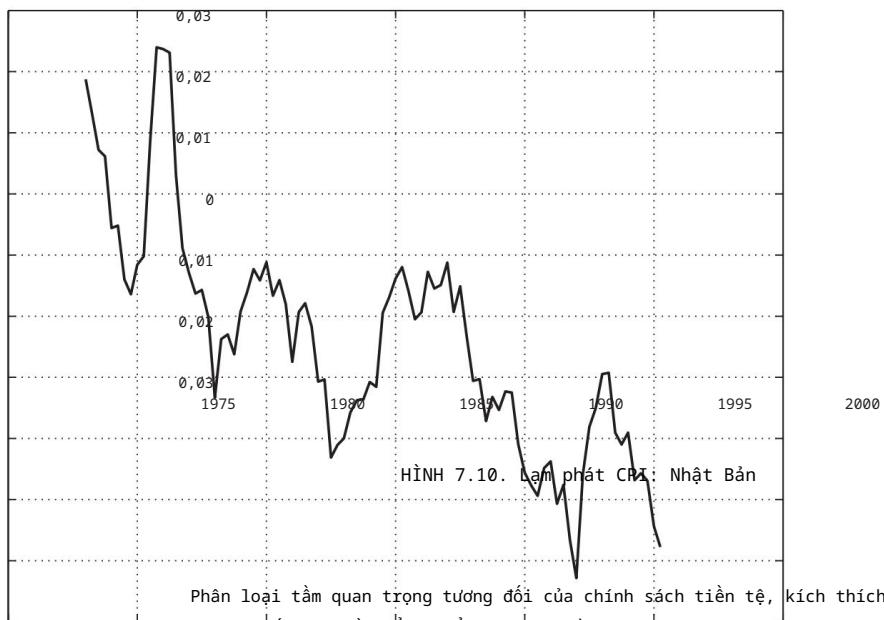
Kết hợp một sự thu hẹp tài chính đáng tin cậy được thực hiện theo từng giai đoạn trong hơn ba năm với một mục tiêu lạm phát sẽ có khả năng cung cấp một nền kinh tế vĩ mô mạnh mẽ
kích thích nền kinh tế Nhật Bản, thông qua một tỷ giá hối đoái yếu hơn và thấp hơn
lãi suất thực dài hạn, và sẽ duy trì tăng trưởng cao hơn ở Nhật Bản trong một thời gian dài.
thập kỷ [McKibbin (2002), tr. 133].

Trái ngược với Krugman, Yoshino và Sakakibara, phân tích của McKibbin và khuyến
nghị chính sách của ông về mô phỏng calib
Mô hình cân bằng tổng thể động G-cubed (Châu Á Thái Bình Dương), phác thảo McKibbin và
Wilcoxen (1998).

0,06

0,05

0,04

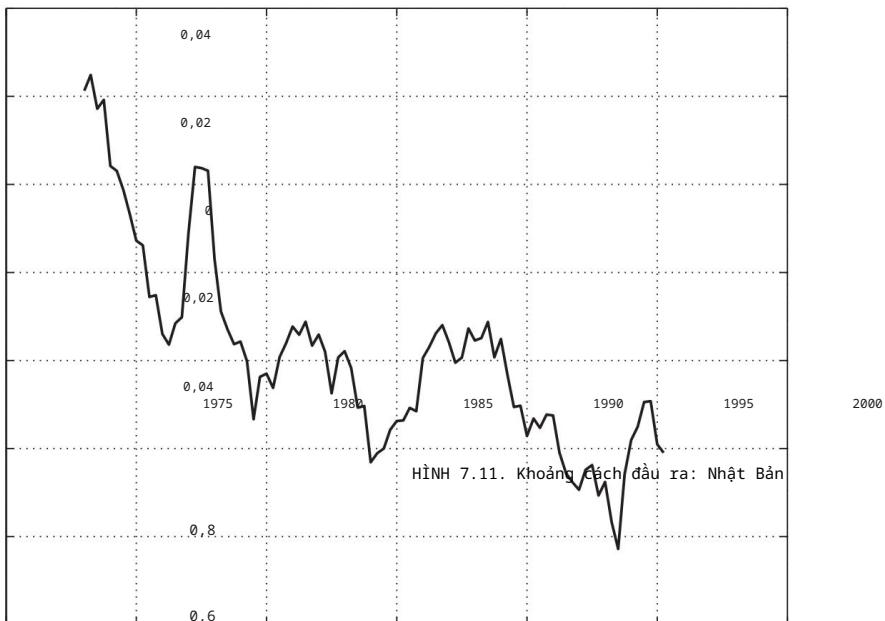


7.2.1 Dữ liệu

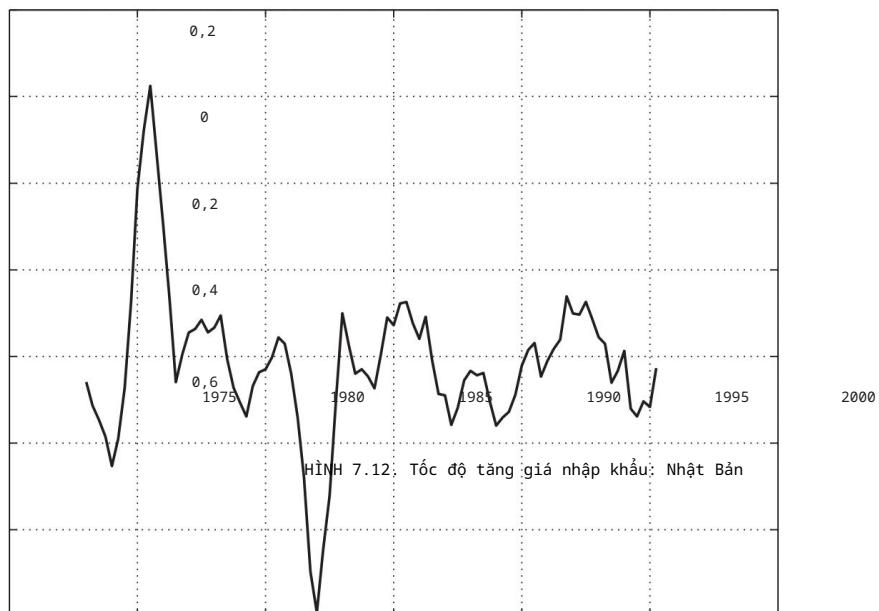
Hình 7.10 mô tả tỷ lệ lạm phát CPI của Nhật Bản. Chúng ta thấy điều đó diễn ra sau năm 1995, với sự phục hồi nhẹ từ giảm phát năm 1998.

Hình 7.11 mô tả khoảng cách sản lượng, trong khi Hình 7.12 và 7.1 thể hiện tốc độ tăng của chỉ số giá nhập khẩu và chi phí lao động đơn vị cho thấy sự sụp đổ của nhu cầu dư thừa, được đo bằng sản lượng dương song song với sự khởi đầu của giảm phát. Đơn vị chi phí lao động cũng đồng thời từ tốc độ tăng trưởng dương sang âm. Tuy nhiên, không có sự sụt giảm đáng chú ý nào trong chỉ số giá nhập khẩu tại thời điểm diễn ra

0,06

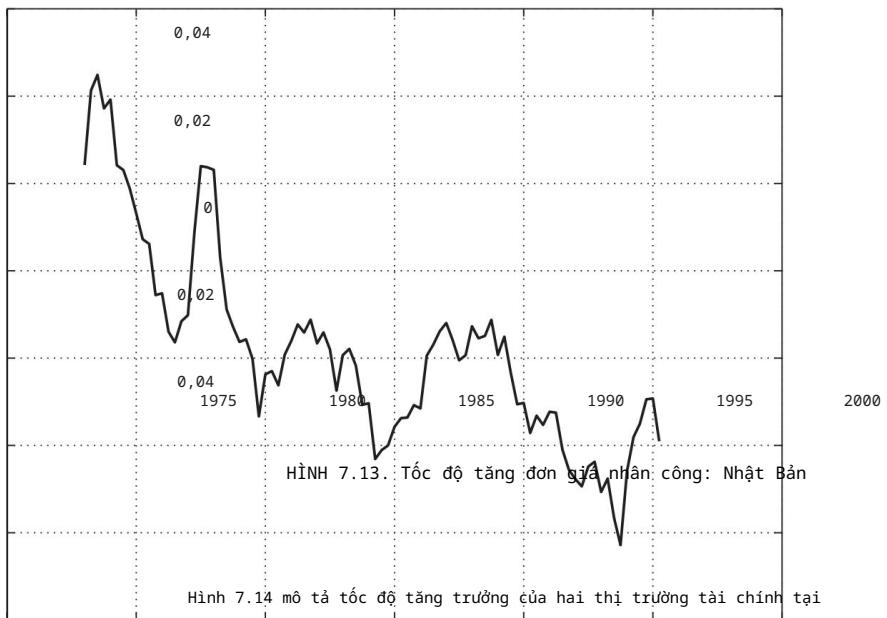


0,4



0,08

0,06



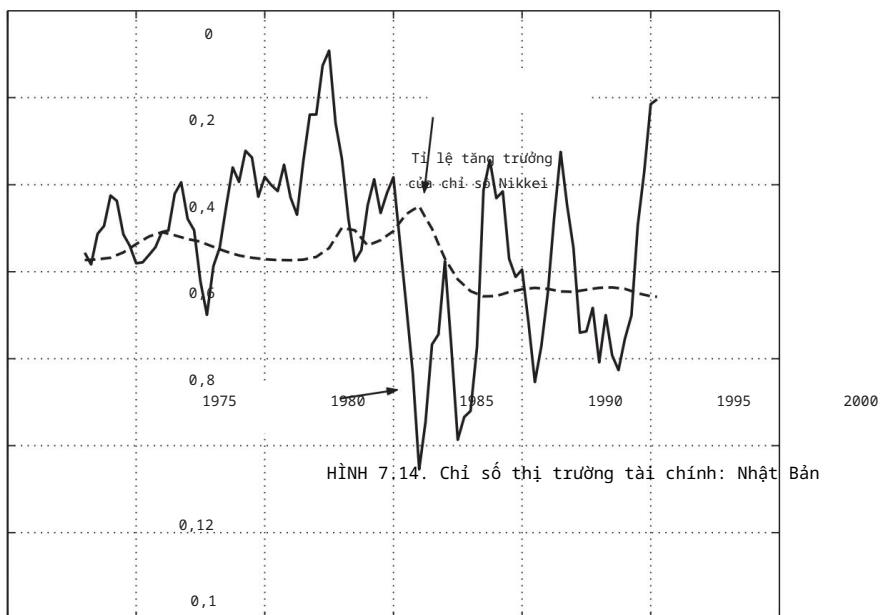
Hình 7.15 mô tả diễn biến của hai chỉ báo tiền tệ Lãi suất Gensaki và tốc độ tăng trưởng cho vay ngân hàng Lãi suất Gensaki được coi là lãi suất chính để giải thích chính sách tiền tệ ở Nhật Bản. Tuy nhiên, tốc độ tăng trưởng của ngân hàng, một chỉ báo về cách các ngân hàng có thể cản trở chính sách mở rộng bằng cách giảm cho vay. Chúng ta thấy tốc độ tăng trưởng cho vay của ngân hàng giảm mạnh vào cùng thời điểm Ngân hàng tăng lãi suất vào đầu những năm 1990.

bác sĩ giòi

hành động này là một nỗ lực của Ngân hàng Trung ương Nhật Bản nhằm phá vỡ bong bóng thị trường chứng khoán. Tuy nhiên, Hình 7.14 cho thấy rằng Ngân hàng J thực sự đã thành công trong việc làm vỡ bong bóng này. Sau đó, tuy nhiên, tổng thể cho thấy một sự suy giảm ổn định.

Bảng 7.6 đưa ra một bản tóm tắt thống kê về dữ liệu chúng tôi có Tỷ lệ biến động cao nhất (được đo bằng độ lệch chuẩn

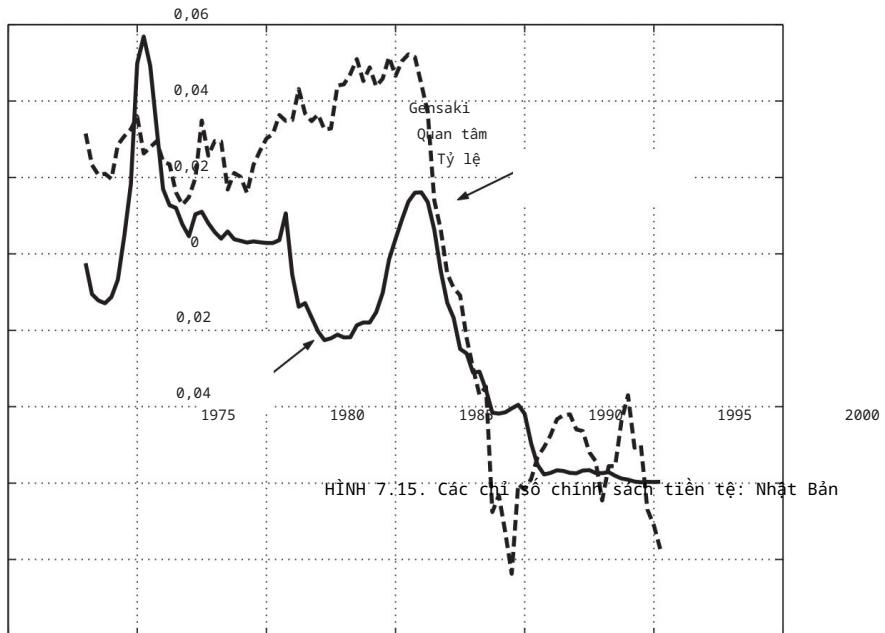
0,2



0,08

Tốc độ tăng trưởng của
Cho vay ngân hàng

0,06



Nghĩa là	0,034	0,052 0,000	0,016 0,004	0,035 0,068
Tiêu chuẩn nhà phát triển	0,043	0,036 0,017	0,193 0,014	0,074 0,202

Má trận tương quan

lạm phát	1.000				
Gensaki	0,607	1.000			
Y-gap	0,211	0.309 1.000			
Imp	Tăng trưởng 0,339	0.550 0.225 1.000			
Ulo	Tăng trưởng 0,492	0,198 0,052 0,328	1.000		
Lpi	Tăng trưởng 0,185	0,777 0,591 0,345	0,057 1.000		
Tăng trưởng Spi	0,069 0,011 0,286	0,349 0,176 0,081	Tăng trưởng	1.000	
cho vay 0,489	0,823 0,310 0,279	0,016 0,848 0,245			

dữ liệu hàng quý hàng năm) là tốc độ tăng trưởng của chỉ số giá cá mập và giá nhập khẩu.

Bảng 7.6 cho thấy mối tương quan cao nhất của lạm phát là tỷ lệ Gensaki, nhưng nó là dương chứ không phải âm. Đây là ví dụ về bài toán giá nổi tiếng, được phân tích gần đây bởi (2001). Câu đó này cũng là một phát hiện phổ biến của autor vec tơ tuyến tính (VAR), cho thấy rằng việc tăng lãi suất có tác động chứ không phải là tiêu cực lên mức giá trong phản ứng bốc đồng Sims (1992) đề xuất rằng nguyên nhân của câu đó giải đáp có thể là do các cú sốc cung đồng thời. Các nhà hoạch định chính sách quan sát t và nghĩ rằng nó sẽ có tác động tích cực đến lạm phát, vì vậy họ tăng lãi suất với dự đoán để chống lại lạm phát cao hơn trong tương lai. Sims cho câu đó này biến mất trong dữ liệu của Hoa Kỳ khi chúng tôi đưa chỉ số hàng hóa vào mô hình VAR mở rộng hơn.

Bảng 7.6 cũng cho thấy lạm phát tương quan cao thứ hai và thứ ba là với đơn giá lao động và cho vay ngân hàng, theo sau là tăng trưởng giá cả. Mối tương quan của lạm phát với tốc độ tăng giá cổ phiếu và chênh lệch sản lượng là âm nhưng không đáng kể.

Cuối cùng, điều thú vị nhất từ thông tin đưa ra là mối tương quan rất cao giữa tốc độ tăng trưởng của ngân hàng cho vay với tốc độ tăng của chỉ số giá đất chứ không phải tốc độ tăng của chỉ số giá t. Không rõ quan hệ nhân quả chạy theo hướng nào: giá đất dẫn đến cho vay ngân hàng giảm, hay việc cho vay sụp đổ dẫn đến giá đất giảm?

Thống kê F	2.429	3.061
Giá trị P	0.053	0,020

Ở Nhật Bản, câu chuyện lại khác: tín dụng ngân hàng và giá đất có quan hệ nhân quả hoặc phản hồi hai chiều. Giá đất sụt giảm làm giảm hoạt động cho vay, nhưng sự sụp đổ của hoạt động cho vay ngân hàng cũng dẫn đến giá đất giảm.

Bảng 7.7 đưa ra các số liệu thống kê chung-F và kiểm định nhân quả P-value tương ứng Granger. Chúng tôi thấy rằng kết quả có phần nào tác động nhân quả mạnh mẽ từ giá đất đến tăng trưởng cho vay. Tuy nhiên, mối quan hệ P-val từ tăng trưởng cho vay đến tăng trưởng giá đất chỉ là 5%. Những kết quả này chỉ ra rằng cả hai biến có ảnh hưởng độc lập

và nên được đưa vào như các yếu tố tài chính để đánh giá lạm phát hành vi.

7.2.2 Thông số mô hình

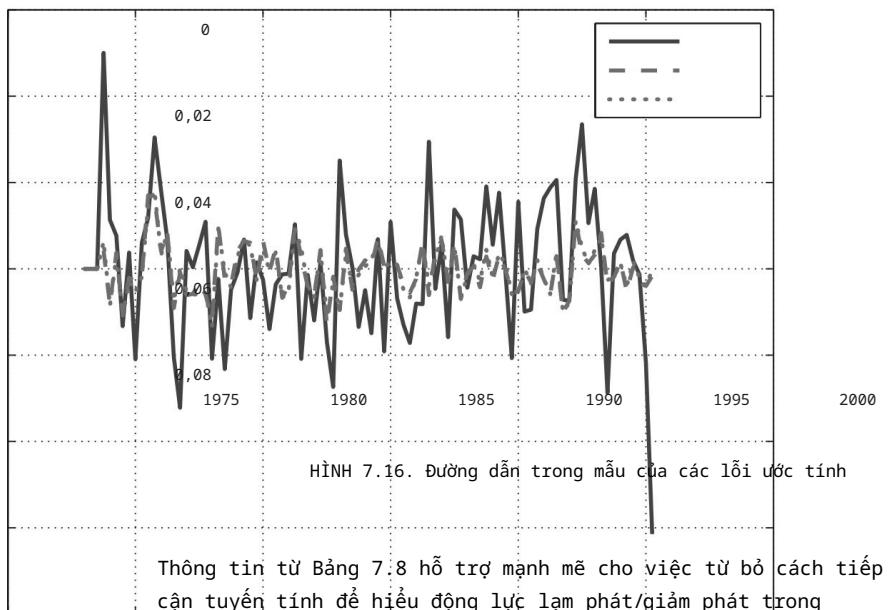
Chúng tôi sử dụng đặc tả mô hình tương tự cho giảm phát Hồng Kông 7.1.2 với hai ngoại lệ: chúng tôi không sử dụng biến chênh lệch giá để hội tụ với Trung Quốc đại lục và chúng tôi bao gồm cả hai trường hợp này.

Lãi suất Gensaki và tốc độ tăng trưởng cho vay ngân hàng như f biến giải thích cho sự phát triển của lạm phát. Như trước đây, chúng tôi cho trong khoảng thời gian một năm và tất cả các tốc độ tăng trưởng được đo bằng tốc độ tăng trưởng, với $hxt = xt - xt_{-1}$ và $h = 4$.

7.2.3 Hiệu suất trong mẫu

Hình 7.16 hình ảnh hiệu suất trong mẫu của ba mô hình đường cong liền dối với đường dẫn lối của mô hình tuyến tính trong khi d tương tự và các đường chấm chấm là lối dối với STRS và NNRS m thay thế Cá hai phương án đều cải thiện hiệu suất của tuyến tính Việc thêm một chút phức tạp sẽ cải thiện đáng kể thống kê trong mẫu Bảng 7.8 đưa ra thống kê chẩn đoán trong mẫu của ba m

Chúng tôi thấy rằng các mô hình STRS và NNRS hoạt động tốt hơn mô hình tuyến tính không chỉ dựa trên các thước đo mức độ phù hợp mà còn dựa trên các thước đo các bài kiểm tra. Chúng ta không thể từ chối tính độc lập nối tiếp trong phần không có phần dư bình phương cho cả hai mô hình thay thế. Tương tự, chúng ta không thể tính chuẩn tắc trong phần dư của cả hai phương án đối với mô hình tuyến tính. kiểm định Brock-Deackert-Scheinkman và Lee-White-Granger cho thấy rất ít hoặc không có bằng chứng nào về tính phi tuyến bị bỏ qua trong NNRS



7.2.4 Hiệu suất ngoài mẫu

Hình 7.17 đưa ra các đường dẫn lõi nằm ngoài mẫu của ba đường cong liền nét dành cho các lõi dự đoán tuyến tính, đường đứt nét i các lõi dự đoán STRS và đường chấm chấm dành cho NNRS. Bạn thấy rằng các mô hình NNRS vượt trội hơn cả STRS và tuyến tính. Tuy nhiên, điều đáng quan tâm là cả ba mô hình đều tạo ra sai số dự đoán vào năm 1997, thời điểm xuất hiện các sai số tiêu cực của các mô hình cr châu Á, trong đó các sai số thể hiện sự khác biệt giữa kết quả thực tế và kết quả dự đoán, là các chỉ báo cho thấy mô hình kết hợp độ sâu thực sự của quá trình giảm phát đang diễn ra i Bảng 7.9 đưa ra thống kê kiểm định ngoài mẫu của ba tháng thấy rằng mô hình NNRS có tỷ lệ thành công cao hơn nhiều (tính theo phần trăm dự đoán đúng dấu của biến phụ thuộc), an tạo thành mô hình tuyến tính cũng như mô hình STRS về thống kê lõi bình phương trung bình. Số liệu thô

chẩn đoán	người mẫu		
	tuyên tính	STRS	N
SSE	0,023	0,003	
hồi đáp	0,240	0,900	
HQIF	315,552	466,018	
LB*	0,067	0,458	
ML*	0,864	0,254	
JB*	0,002	0,172	
VI*	0,531	0,092	
BDS*	0,012	0,210	
LWG	484	56	

*: giá trị thâm dỗ

Ghi chú:

SSE: Tổng các lỗi bình phương

RSQ: R bình phương

HQIF: Tiêu chí thông tin Hannan-Quinn

LB: Thống kê Ljung-Box Q về số dư

ML: Thống kê McLeod-Li Q trên phần dư bình phương

JB: Thống kê của Jarque-Bera về tính quy tắc của số dư

EN: Phép thử Engle Ng về tính đối xứng của phần dư

BDS: Brock-Decker-Scheinkman test of nonlinearity

LWG: Kiểm định Lee-White-Granger về tính phi tuyên

các lỗi dự đoán NNRS khác nhau về mặt thống kê so với mô hình tuyên
tính. Tuy nhiên, các lỗi dự đoán STRS không khác biệt về mặt thống kê
cả trong mô hình tuyên tính hoặc NNRS.

7.2.5 Giải thích kết quả

Các đạo hàm riêng của mô hình cho Nhật Bản, cũng như ý nghĩa te dựa
trên các phương pháp bootstrapping, xuất hiện trong Bảng 7.10. rằng
các biến quan trọng duy nhất xác định lạm phát trong tương lai là c
lạm phát, lãi suất và tốc độ tăng giá đất i

Khoảng cách đầu ra là gần như, nhưng không hoàn toàn, đáng kể. Đơn giá
nhân công chỉ số Nikkei đều không đáng kể và đều sai đầu.

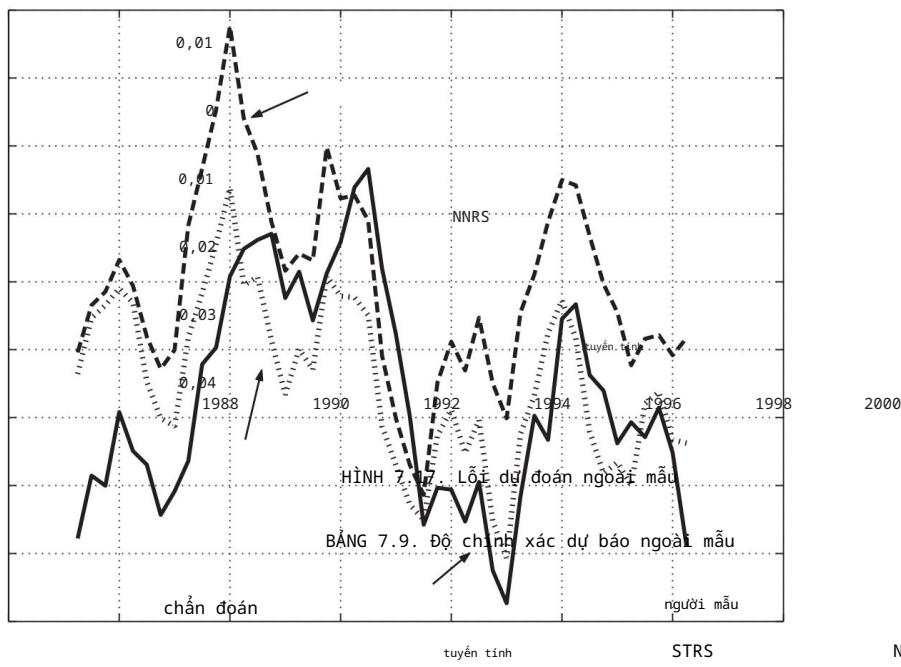
Dấu hiệu quan trọng nhưng sai của lãi suất có thể giải thích thực tế
là Ngân hàng Nhật Bản bị ràng buộc bởi mức 0 thấp hơn b
của lãi suất. Họ đã hạ lãi suất, nhưng không đủ d
thời kỳ giảm phát, do đó lãi suất thực tế đã tăng
Chúng ta thấy điều này trong Hình 7.18.

0,04

STRS

0,03

0,02



tuyển tính

STRS

N

RMSQ	0,018	0,017	0.
SR	0,511	0,489	0.

Diebold-Mariano Tuyển tính so với STRS Tuyển tính so với NNRS Thủ nghiệm STRS v

DM-1*	0,276	0,011	0.
DM-2*	0,304	0,016	0.
DM-3*	0,310	0,007	0.
DM-4*	0,306	0,001	0.
DM-5*	0,301	0,001	0.

*: giá trị tham dò

RMSQ: Lỗi bình phương trung bình gốc

SR: Tỷ lệ thành công trên dấu hiệu dự đoán dấu hiệu chính xác

DM: Bài kiểm tra Diebold-Mariano

(chính xác cho tự tương quan, trang 1-5)

Lạm phát Lãi suất Cho vay nhập khẩu Nikkei Giá đất Sản lượng Đơn vị
 Chỉ số tăng trưởng giá Mục lục

Khoa ng ca ch

trung bình	0,182	0,212	0,113	0,025	0,088	0,122	0,015	0.
1978	0,190	0,217	0,123	0,039	0,089	0,112	0,019	0.
1995	0,183	0,212	0,114	0,026	0,088	0,121	0,015	0.
2002	0,181	0,211	0,112	0,023	0,087	0,124	0,015	0.

Ý nghĩa thống kê của các ước tính

Lạm phát Lãi suất Cho vay nhập khẩu Nikkei Giá đất Sản lượng Đơn vị

Chỉ số tăng trưởng giá

Mục lục

Khoa ng ca ch

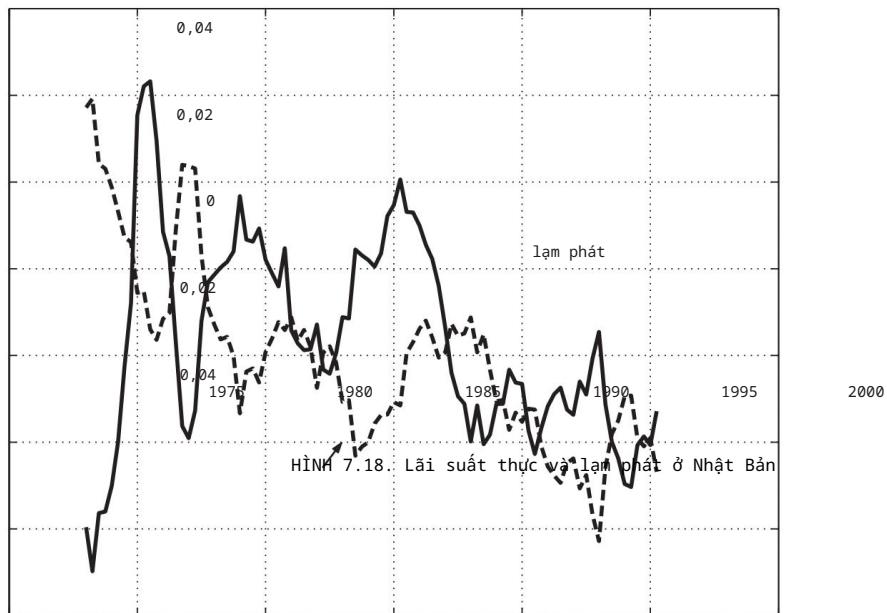
trung bình	0,000	0,000	0,859	0,935	0,356	0,000	0,149	1.
1978	0,000	0,000	0,819	0,933	0,288	0,000	0,164	1.
1995	0,000	0,000	0,840	0,931	0,299	0,000	0,164	1.
2002	0,000	0,000	0,838	0,935	0,293	0,000	0,149	1.

0,1

0,08

Lãi suất thực
Giá

0,06



không thể eer unersoo y oong một gure .. e rae o đã cho thây một sự suy giảm đều đặn, song song với quá trình hơn là với chỉ số Nikkei biến động hơn nhiều.

Bảng 7.11 đưa ra các bộ đạo hàm riêng tương ứng có ý nghĩa từ mô hình STRS. Sự khác biệt duy nhất mà chúng ta thấy mô hình NNRS là biến chênh lệch dầu ra cũng rất đáng kể.

Hình 7.19 mô tả diễn biến của lạm phát và sự chuyển đổi của hai mô hình. Như trong trường hợp của Hồng Kông, ron chuyển tiếp STRS cung cấp nhiều thông tin hơn, cho thấy khả năng tái thiết trạng thái lạm phát đang giảm dần khi lạm phát chuyển sang giai đoạn sau năm 1995. Nơron chuyển tiếp của mô hình NNRS cho thấy rất ít hoặc n còn lại gần 0,5. Kết quả chỉ ra rằng chế độ NNRS hình thành mô hình tuyến tính và STRS không phải bằng cách chọn một chế độ ch se mà bằng cách xấp xỉ các quy trình phi tuyến tính trong quy trình tổng thể.

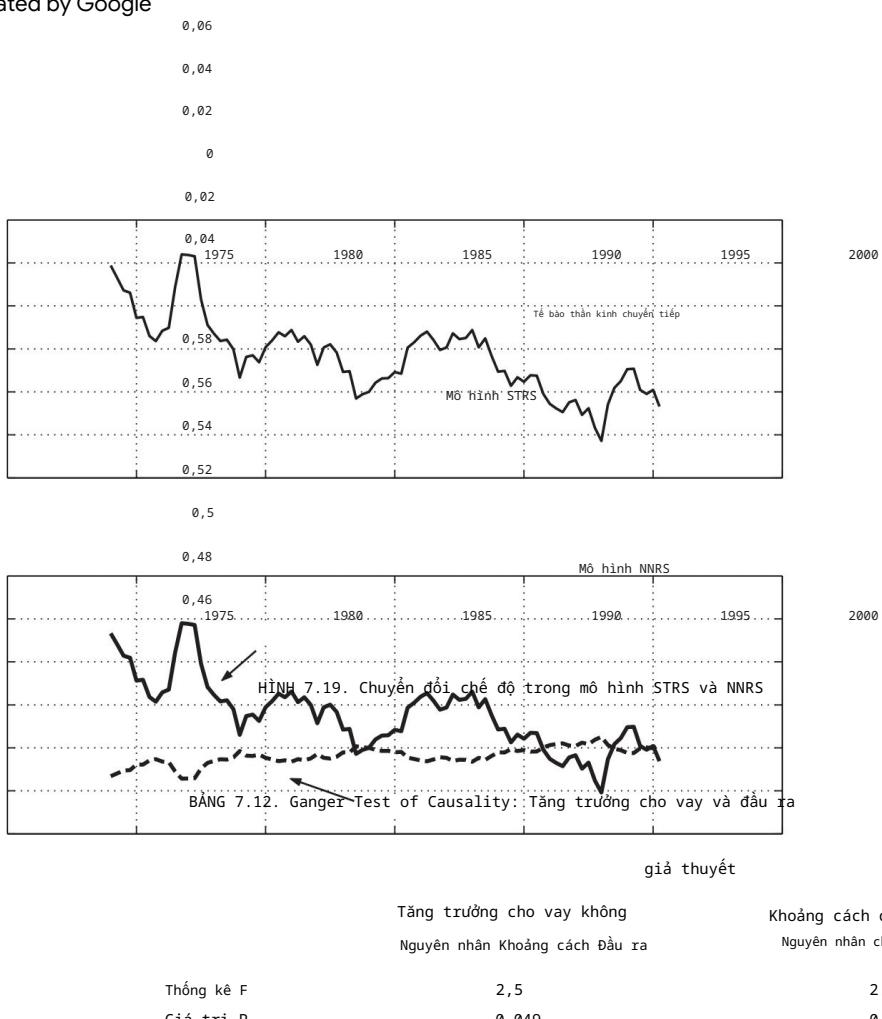
Thực tế là hoạt động cho vay của ngân hàng không xuất hiện với vai trò là một yếu tố quan trọng của lạm phát (trong khi khoảng cách sản lượng thì có - ít nhất là trong STR không có nghĩa là hoạt động cho vay của ngân hàng không quan trọng. Bảng 7.12 kết quả của kiểm định nhân quả Granger giữa chênh lệch sản lượng và tăng trưởng cho vay ngân hàng ở Nhật Bản. Chúng tôi thấy bằng chứng mạnh mẽ, t

BẢNG 7.11. Dẫn xuất một phần của mô hình STRS

Giai đoạn	Tranh luận
Lạm phát Lãi suất Cho vay nhập khẩu Nikkei Giá đất Sản lượng U Chi số tăng trưởng giá	Mục lục
trung bình 0,149 0,182 0,054 0,094 0,032	0,208 0,028
1978 0,138 0,163 0,055 0,096 0,032	0,232 0,030
1995 0,138 0,163 0,055 0,096 0,032	0,232 0,030
2002 0,133 0,156 0,056 0,096 0,032	0,242 0,030

Ý nghĩa thông kê của các ước tính

Giai đoạn	Tranh luận
Lạm phát Lãi suất Cho vay nhập khẩu Nikkei Giá đất Sản lượng U Chi số tăng trưởng giá	Mục lục
trung bình 0,006 0.000 0,695 1.000 0.398 0.000 0,095	
1978 0,006 0.000 0,695 1.000 0.398 0.000 0,095	
1995 0,006 0.000 0,615 1.000 0.394 0.000 0,088	
2002 0,002 0.000 0.947 1.000 0.739 0.000 0,114	



quan trọng, rằng tỷ lệ tăng trưởng của các khoản vay ngân hàng là một thực tế nhân quả thay đổi trong chênh lệch sản lượng. Ngoài ra còn có bằng chứng về quan hệ nhân quả ngược lại, khoảng cách giữa sản lượng và tốc độ tăng trưởng cho vay của ngân hàng, chắc chắn là như vậy. kết quả chỉ ra rằng một sự đảo ngược trong cho vay ngân hàng sẽ cần khoảng cách, và một sự cải thiện như vậy sẽ kêu gọi ngân hàng cho vay nhiều hơn, đến lượt nó, theo một chu kỳ đạo đức, để tiếp tục cải thiện khoảng cách sản lượng để thoát khỏi bẫy giảm phát ở Nhật Bản.

Chương này minh họa cách mo chuyển đổi chế độ mạng thần kinh giải thích sự phát triển của lạm phát và giảm phát ở Nhật Bản và Ho. Kết quả đối với Hồng Kông chỉ ra rằng giá bên ngoài và giá

Giá bất động sản là yếu tố quan trọng nhất dẫn đến lạm phát năng động, trong khi đối với Nhật Bản, lãi suất và nhu cầu dư thừa do chênh lệch sản lượng) dường như quan trọng hơn. Những điều này phù hợp với các sự kiện cách diệu nỗi tiếng về cả hai nền kinh tế Kong là một nền kinh tế nhỏ hơn và có độ mở cao hơn nhiều so với J rằng sự phát triển của giá quốc tế và giá phi thương mại (tức là giá bất động sản nhà ở) sẽ là động lực thúc đẩy lạm phát. Đối với Nhật Bản, một nền kinh tế lớn hơn và ít cởi mở hơn, chúng tôi coi các biến số chính sách và nhu cầu dư thừa là vẫn đề quan trọng hơn đối với lạm phát.

Rõ ràng, có một số lượng lớn các thông số kỹ thuật mạng cũng như phi tuyến tính thay thế để tính gần đúng quá trình lạm phát của các quốc gia. Chúng tôi đã sử dụng cách tiếp cận chuyển đổi chế độ vì cả Hồng Nhật Bản thực sự đã chuyển từ chế độ lạm phát sang giảm phát ở hầu hết các quốc gia, sự thay đổi chế độ có thể khác nhiều, không thể nắm bắt được việc chuyển đổi chế độ một cách ngầm định hoặc rõ ràng sang các mục tiêu lạm phát đối với các loại chuyển đổi chế độ chính sách tiền tệ vì dễ dàng như lạm phát swi đến giảm phát.

Vì lạm phát có tầm quan trọng trung tâm như vậy đối với cả những người ra quyết định chính sách trong kinh doanh, tài chính và hộ gia đình, nên thật ngạc nhiên là vẫn chưa có nhiều công việc sử dụng mạng thần kinh được triển khai. Chen và Swanson (2001) đã sử dụng mạng lưới thần kinh ridgelet để lạm phát ở Hoa Kỳ. McNelis và McAdam (2004) sử dụng phương pháp tiếp cận mô hình (kết hợp dự báo các loại nơ-ron khác nhau ở cả Khu vực đồng tiền chung châu Âu và Hoa Kỳ. Cả hai bài báo này đều cải thiện hiệu suất dự báo từ các phương pháp mạng nơ-ron. H nhiều công việc sẽ làm theo.

7.3.1 Ghi chú chương trình MATLAB

Các chương trình tương tự được sử dụng trong chương trước là các nghiên cứu về lạm phát/giảm phát. Dữ liệu được cung cấp trong honk tion may2004 run8.mat và japdata may2004 run3.mat cho Ho và Japan.

7.3.2 Bài tập gợi ý

Người đọc được mời sử dụng dữ liệu từ các quốc gia khác để xem kết quả từ Nhật Bản hoặc Hồng Kông mang sang các quốc gia khác.

Machine Translated by Google

o e cange rom zero oa very ow posve naon eve. m t m i quan t m l  vai
tr c của gi  b t d ng s n d n c u nh  l  m t y u t  quan trọng
th c d y l m ph t.

Phân loại: Thẻ tín dụng mặc định và thất bại ngân hàng

Chương này xem xét mức độ hiệu quả của các phương pháp mạng thần kinh so sánh với các phương pháp truyền thống hơn dựa trên phân tích phân biệt, cũng như các phương pháp near logit, probit và Weibull, được trình bày trong Chương 2, Sect Chúng tôi xem xét hai trường hợp, một để phân loại vỡ nợ thẻ tín dụng tiếng Đức. dữ liệu và dữ liệu khác về can thiệp hoặc đóng cửa ngân hàng, dữ liệu từ Texas vào những năm 1980. Cả hai tập dữ liệu này và kết quả hiển thị chỉ nhằm mục đích làm ví dụ về hiệu suất của mạng thần kinh đối với các phương pháp kinh tế lượng truyền thống hơn. Không có gì khẳng định cái nhìn sâu sắc mới về đánh giá rủi ro thẻ tín dụng hoặc tín hiệu cảnh báo sớm về ngân hàng.

Chúng tôi thấy trong cả hai ví dụ rằng các vấn đề phân loại liên quan đến việc sử dụng các chỉ số số cho các đặc điểm định tính như giới tính, trạng hôn nhân, quyền sở hữu nhà hoặc tư cách thành viên của Liên bang Mỹ. Trong trường hợp này, chúng ta đang sử dụng logic rõ nét hoặc tập hợp rõ nét: mỗi nhóm trong nhóm này hoặc nhóm khác. Tuy nhiên, một phương pháp liên quan để phân loại liên quan đến các tập mờ hoặc logic mờ, trong đó một người có thể thuộc một phân loại hoặc loại khác (ví dụ như trong các nghiên cứu về sức khỏe, một người có thể ngang thửa cân: một phần thuộc nhóm "thừa cân" và một phần thuộc nhóm cân nặng "bình thường" khác). Phần lớn trí tuệ nhân tạo có liên quan "neuro-fuzzy" liên quan đến mạng lưới thần kinh và logic mờ đã tập trung vào việc đưa ra quyết định, dựa trên kết quả của các sơ đồ phân loại. Tuy nhiên, trong chương này, chúng ta chỉ tập trung vào cách tiếp cận mạng thần kinh đối với phân tích phân biệt tuyến tính truyền thống và không phương pháp logit, probit và Weibull.

uneresmae e cues o oanng opma, even w smp or Weibull models used for analysis. Mô hình logit, trong trường hợp đặc biệt của mạng nơ-ron, vì một mạng nơ-ron có o nơ-ron mới biến thành mô hình logit. Nhưng cùng một công cụ chúng tôi e trong các chương trước – đặc biệt là thuật toán lai ghép hoặc ghép nối với các phương pháp gradient gần như Newton – đến trong ver Các bài toán phân loại liên quan đến các hàm phi tuyến có tất cả các vấn đề như các mô hình khác, đặc biệt khi chúng ta làm việc với n biến lớn.

8.1 Rủi ro thẻ tín dụng

Để kiểm tra rủi ro thẻ tín dụng, chúng tôi sử dụng bộ dữ liệu được sử dụng bởi Setiono, Mues và Vanthienen (2003), trên defa thẻ tín dụng của Đức Bộ dữ liệu chúng tôi sử dụng để phân loại vỡ nợ/không vỡ nợ đối với thẻ tín dụng bao gồm 1000 quan sát.

8.1.1 Dữ liệu

Bảng 8.1 liệt kê 20 đối số, kết hợp giữa phân loại và đồng biến. Bảng 8.1 cũng đưa ra giá trị lớn nhất, nhỏ nhất và trung vị của mỗi biến. Biến phụ thuộc y nhận một val không có giá trị mặc định và giá trị là 1 nếu có giá trị mặc định. Có các giá trị mặc định trong mẫu này, với $y = 1$. Như chúng ta có thể thấy trong sự kết hợp của các giá trị mặc định đáng kể về cách phân loại thông tin

8.1.2 Hiệu suất trong mẫu

Hiệu suất trong mẫu của năm phương pháp xuất hiện trong bảng Hình ảnh của cả hàm khả năng đối với bốn nguồn gốc phi tuyến đối với phân tích phân biệt và tỷ lệ phần trăm lỗi của các phương pháp. Có hai loại lỗi, như được dạy từ lý thuyết thống kê. Dương tính giả diễn ra khi chúng ta dán nhãn sai d các biến là 1, với $y = 1$ khi $y = 0$. Tương tự, phủ định sai oc, ta có $y = 0$ khi $y = 1$. Tỷ lệ lỗi tổng thể trong Bảng 8.2 là bình quân giá quyền của hai tỷ lệ phần trăm lỗi, với trọng số se Trong trong thế giới thực, tất nhiên, những người ra quyết định gắn hai loại lỗi khác nhau. Kết quả dương tính giả có nghĩa là một cơ quan tín dụng đã từ chối sai thẻ tín dụng cho một khách hàng tiềm năng tốt, mất doanh thu từ một giao dịch đáng tin cậy. Âm tính giả càng có nghĩa là mở rộng tín dụng cho một khách hàng có khả năng không đáng tin cậy, ngân hàng phải chịu rủi ro vỡ nợ cao hơn nhiều.

BẢNG 8.1. Các thuộc tính cho Tập dữ liệu tín dụng của Đức

Biến đổi	Sự định nghĩa	Loại/Giải thích	tối đa	tối thiểu	Trung bình
1	Kiểm tra tài khoản	Phân loại, 0 đến 3			1
2	Thuật ngữ	Tiếp diễn	3 72	0 4	18
3	Lịch sử tín dụng	Phân loại, 0 đến 4, từ không có lịch sử đến chậm trễ	4	0	2
4	Mục đích	Phân loại, 0 đến 9, dựa trên loại mua hàng	10	0	2
5	số tiền tín dụng	Tiếp diễn	18424	250	2319,5
6	Tài khoản tiết kiệm	Phân loại, 0 đến 4, thấp hơn đến cao hơn đến không xác định	4	0	1
7	Số năm làm việc hiện tại	Phân loại, 0 đến 4, 1 thất nghiệp, đến những năm dài hơn	4	0	2
8	Lãi suất trả góp	Tiếp diễn	4	1	3
9	Tình trạng cá nhân và giới tính	Phân loại, 0 đến 5, 1 nam, đã ly hôn, 5 nữ, độc thân	3	0	2
10	Các bên khác	Không phân loại, 0 đến 2, không có, 2 người đồng nộp đơn, 3 người bảo lãnh	2	0	0
11	Năm ở nơi ở hiện tại	Tiếp diễn	4	1	3
12	loại tài sản	Phân loại, 0 đến 3, 0 bất động sản, 3 không có bất động sản, hoặc không xác định	3	0	2
13	Tuổi	Tiếp diễn	75	19	33
14	Các gói trả góp khác	Phân loại, 0 đến 2, 0 ngân hàng, 1 cửa hàng, 2 không có			
15	Tình trạng nhà ở	Phân loại, 0 đến 2, 0 tiền thuê, 1 sở hữu, 2 miễn phí			2
16	Số tín chỉ hiện có	Tiếp diễn			
17	tình trạng công việc	Phân loại, 0 đến 3, thất nghiệp, 3 quản lý			
18	Số người phụ thuộc	Tiếp diễn			
19	Điện thoại	Phân loại, 0 đến 1, 0 không có, 1 có, dưới tên khách hàng			
20	Lao động nước ngoài	Phân loại, 0 đến 1, 0 có, 1 không			0

Đ

201

Phân tích phân biệt na Mạng thần kinh 519.8657	0,207 0,062	0,091 0,197
Nhật ký	519.8657	0,062
Probit	519.1029	0,062
Weibull	516.507	0,072

Mạng nơ-ron thay thế cho logit, probit và Weib ods là một mạng có ba nơ-ron. Trong trường hợp này, đây là mô hình logit khá giống nhau và trên thực tế, tỷ lệ phần trăm lỗi và khả năng xảy ra giống hệt nhau. Chúng ta thấy trong Bảng 8.2 một sự đánh đổi quen thuộc. Phân biệt đổi xử có ít âm tính giả hơn, nhưng tỷ lệ dương tính giả cao hơn nhiều (theo hệ số ba).

8.1.3 Hiệu suất ngoài mẫu

Để đánh giá độ chính xác dự báo nằm ngoài mẫu của các phương án thay thế, chúng tôi đã sử dụng phương pháp bootstrap 0,632 được mô tả trong Phần tóm tắt phương pháp này, chúng tôi chỉ cần lấy 1000 lần rút ngẫu nhiên của d mẫu ban đầu, có thay thế, để thực hiện ước tính và t dữ liệu bị loại trừ khỏi mẫu ban đầu để đánh giá kết quả ngoài hiệu suất dự báo. Chúng tôi đã đo lường hiệu quả dự báo ngoài mẫu bởi tỷ lệ phần trăm lỗi của dương tính giả hoặc âm tính giả. Chúng tôi xử lý quy trình này 100 lần và kiểm tra tỷ lệ phần trăm lỗi trung bình và phân phối của các mô hình thay thế.

Bảng 8.3 đưa ra tỷ lệ phần trăm lỗi trung bình cho từng phương pháp, dựa trên các thí nghiệm bootstrap. Chúng tôi thấy rằng mạng thần kinh và logi cho hiệu suất giống hệt nhau, xét về độ chính xác ngoài mẫu. Phân tích phân biệt, phương pháp probit và Weibull là hình ảnh phản chiếu của nhau. Trong khi phân tích phân biệt chính xác về mặt dương tính giả, thì nó cực kỳ không chính xác (với tỷ lệ hơn 75%) về mặt âm tính giả, trong khi probit và khá chính xác về mặt âm tính giả, nhưng rất không chính xác về mặt dương tính giả. Lựa chọn tốt hơn là sử dụng logit hoặc phương pháp mạng.

Thực tế là mô hình mạng không hoạt động tốt hơn nhặt ký không phải là nguyên nhân chính gây lo ngại. Mô hình logit là một mô hình với một nơ-ron. Mạng chúng tôi sử dụng là một mô hình với thứ ron. So sánh các mô hình logit và mạng thần kinh thực sự là một vấn đề của hai thông số kỹ thuật mạng thần kinh thay thế, một với một ne

Phương pháp	SAI tích cực	SAI tiêu cực	Nguy đại lô
phân tích biệt thức	0.000	0,763	0,3
mạng lưới thần kinh	0.095	0,196	0,1
Nhật ký	0.095	0,196	0,1
Probit	0.702	0,003	0,3
Weibull	0.708	0,000	0,3

khác với ba. Điều đáng ngạc nhiên là việc đưa hai nơ-ron vào mạng không gây ra sự suy giảm hiệu suất ngoài mẫu của mô hình. Bằng cách thêm hai addi

các tế bào thần kinh mà chúng tôi không trang bị quá mức dữ liệu hoặc đưa ra các peter phiền toái gây ra sự suy giảm hiệu suất dự đoán của Kết quả chỉ ra rằng lớp các mô hình mạng ral được chỉ định rõ ràng vượt trội hơn rất nhiều so với phân tích phân biệt, thông số kỹ thuật của Weibull.

Hình 8.1 minh họa sự phân bố của trung bình gia quyền (của các kết quả sai và phủ định) đối với hai mô hình trên 100 thí nghiệm bootstrap. Chúng tôi thấy rằng chúng giống hệt nhau.

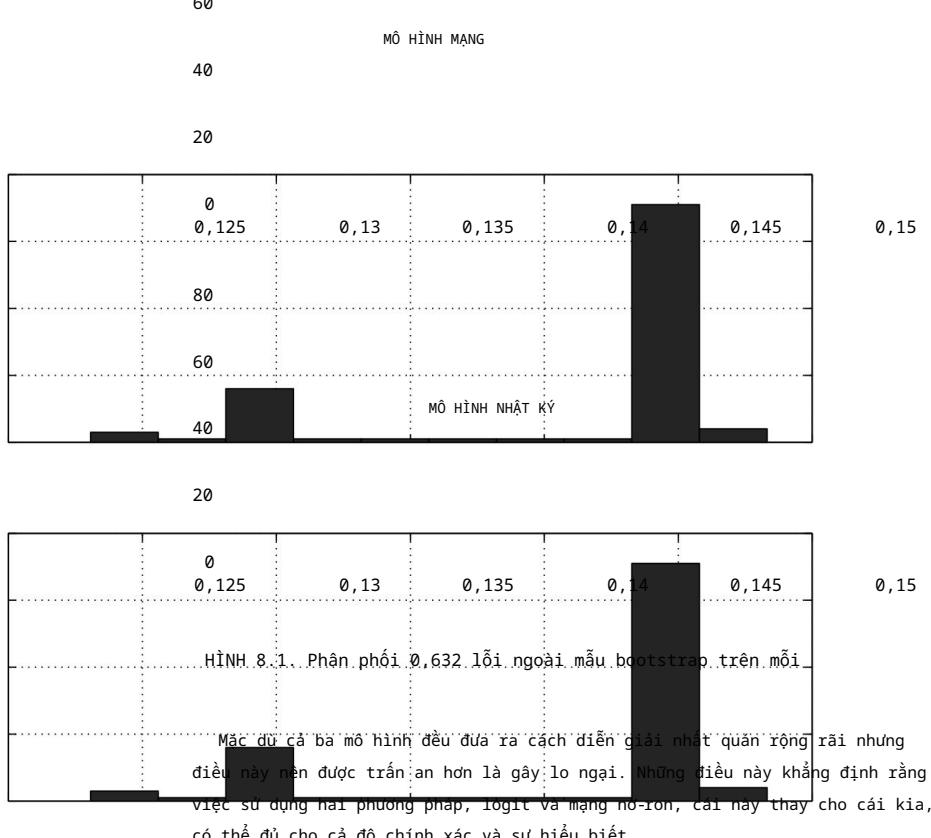
8.1.4 Giải thích kết quả

Bảng 8.4 cung cấp thông tin về đạo hàm riêng của các mô hình a dưới dạng ý nghĩa biên tương ứng hoặc giá trị P của các ước tính này.

dựa trên các bản phân phối bootstrap. Chúng tôi thấy rằng các mô hình mạng ước tính và logit là giống hệt nhau cho tất cả các mục đích thực tế. Các kết quả mô hình không khác nhau nhiều, trong khi Weibull ước tính nhiều hơn một chút, nhưng không phải là một yếu tố lớn.

Nhiều nghiên cứu sử dụng các phương pháp phân loại không quan tâm đến đạo hàm bậc hai, vì việc giải thích các biến phân loại cụ thể i cũng đơn giản như các biến liên tục. Tuy nhiên, bootstr

Giá trị P cho thấy số tiền tín dụng, loại tài sản, tình trạng công việc và số của người phụ thuộc không đáng kể. Một số kết quả phù hợp với thực tế: số năm làm việc hiện tại càng nhiều thì rủi ro vỡ nợ càng cao. Tương tự như vậy đối với tuổi, điện thoại, các bên khác, hoặc số với tư cách là người lao động nước ngoài: những người lớn tuổi, có điện thoại riêng, có đối tác trong tài khoản và không phải là người nước ngoài thì ít có khả năng trả nợ. Chúng tôi cũng thấy rằng việc có tỷ lệ trả góp cao hơn hoặc trả góp nhiều lần kế hoạch có nhiều khả năng dẫn đến vỡ nợ.



8.2 Can thiệp ngân hàng

Sự can thiệp của ngân hàng, nhu cầu đóng cửa hoặc đặt một cơ quan tư nhân quản lý nhà nước, giám sát rộng rãi hơn, hoặc áp đặt quản lý điều hành, thật không may, lại khá phổ biến ở cả các nước công nghiệp phát triển trưởng thành. Chúng tôi sử dụng cùng một nhị phân hoặc clas các phương pháp để kiểm tra xem các đặc điểm chính của ngân hàng có thể đưa ra các tín hiệu cảnh báo sớm về một cuộc khủng hoảng hoặc sự can thiệp của một

8.2.1 Dữ liệu

Bảng 8.5 cung cấp thông tin về các biến phụ thuộc như là các biến giải thích mà chúng tôi sử dụng cho nghiên cứu ngân hàng của mình. dữ liệu đã được

Probit logit mạng Weibull Probit logit mạng

1	Kiểm tra tài khoản	0,074 0,074 0,076 0,083 0,000 0,000 0,000 0,000
	Thiết ngữ	0,004 0,004 0,004 0,004 0,000 0,000 0,000 0,000
2 3	Lịch sử tín dụng	0,076 0,000 0,000 0,000
	Cầu hôn	0,007 0,007 0,007 0,007 0,000 0,000 0,000 0,000
4 5	số tiền tín dụng	0,000 0,150 0,150 0,152
6 7	Tài khoản tiết kiệm	0,008 0,008 0,009 0,010 0,020 0,020 0,020 Năm hiện tại 0,032 0,032 0,031 0,030 0,000 0,000 0,000 việc làm
... 9	Tỷ lệ trả góp Tình trạng cá nhân và giới tính	0,053 0,053 0,053 0,049 0,000 0,000 0,000 0,000
10	Các bên khác	0,029 0,029 0,026 0,020 0,010 0,010 0,020
11	Năm hiện tại nơi cư trú	0,008 0,008 0,008 0,004 0,050 0,050 0,040
12	loại tài sản	0,002 0,002 0,000 0,003 0,260 0,260 0,263 0,003 0,003
13	Tuổi	0,003 0,002 0,000 0,000 0,000
14	trả góp khác	0,057 0,057 0,062 0,073 0,000 0,000 0,000
	các kế hoạch	
15	Tình trạng nhà ở	0,047 0,047 0,050 0,051 0,000 0,000 0,000 0,057 0,057 0,055
16	Số lượng	0,053 0,000 0,000 0,000
	các khoản tín dụng hiện có	
17	tình trạng công việc	0,003 0,003 0,006 0,012 0,920 0,920 0,232
18	Số lượng	0,032 0,032 0,030 0,022 0,710 0,710 0,717
	người phụ thuộc	
19	Điện thoại	0,064 0,064 0,065 0,067 0,000 0,000 0,000
20	Lao động nước ngoài	0,165 0,165 0,153 0,135 0,000 0,000 0,000

*: Độ hàm được tính là sai phân hữu hạn

**: Giá trị xác suất được tính toán từ các bản phân phối bootstrap

từ Ngân hàng Dự trữ Liên bang Dallas sử dụng hồ sơ ngân hàng trong hai thập kỷ qua. Tổng tỷ lệ phần trăm các ngân hàng yêu cầu sự can thiệp, bởi chính quyền tiểu bang hoặc liên bang, là 16,7. Chúng tôi sử dụng 12 như những lập luận. Tất nhiên, tỷ lệ vốn trên tài sản là thành phần chính của hiệp định Basel nổi tiếng về các tiêu chuẩn ngân hàng quốc tế.

Mặc dù số âm cho mức tối thiểu của tài sản vốn có vẻ đáng ngạc nhiên, nhưng bộ dữ liệu bao gồm cả âm thanh và âm thanh b

Khi loại bỏ các quan sát có phân phối tỷ lệ vốn trên tài sản âm của biến này cho thấy tỷ lệ này nằm trong khoảng từ 5 đến 10 ở hầu hết các ngân hàng trong mẫu. Phân phối xuất hiện trong Hình

8.2.2 Hiệu suất trong mẫu

Bảng 8.6 cung cấp thông tin về hiệu suất trong mẫu của các mô hình thay thế.

tối đa

tối thiểu

1 điều lệ	1	0
2 Cục Dự trữ Liên bang	1	0
3 Vốn/tài sản % 4 Tỷ	30,9	77,71
trọng cho vay nông nghiệp/tổng dư nợ 5 Tỷ	0,822371	0
trọng cho vay tiêu dùng/tổng dư nợ 6 Tỷ	0,982775	0
trọng cho vay thẻ tín dụng/tổng dư nợ 7	0,322974	0
Tỷ trọng cho vay trả góp/tổng dư nợ 8 Nợ	0,903586	0
xấu/tổng dư nợ - % 35,99 9 Tỷ suất sinh lời trên tài		0
sản - % 10,06		36,05
10 Biên lãi suất - % 11 Tài	10,53	2,27
sản lưu động/tổng tài sản - % 12 Tổng	96,54	3,55
dư nợ Mỹ/tỷ lệ gdp của Mỹ	2,21	0,99

Biển phụ thuộc: Đóng cửa hoặc can thiệp ngân hàng

Không có quan sát: 12,605

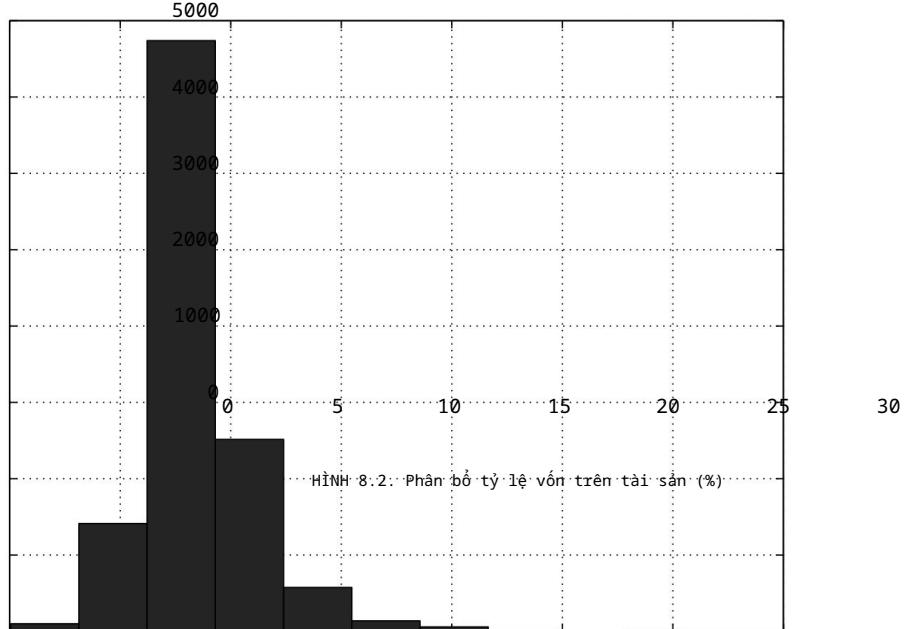
% Can thiệp/kết thúc: 16,7

8000

7000

6000

5000



Phương pháp	Khả năng Fn.	SAI tích cực	SAI tiêu cự	Nguy êng
Phân tích biệt thức na		0,205	0,038	0,1
Mạng thần kinh 65535		0,032	0,117	0,0
Nhật ký	65535	0,092	0,092	0,0
Probit	4041.349	0,026	0,122	0,0
Weibull	65535	0,040	0,111	0,0

BẢNG 8.7. Dự báo ngoài mẫu: Tỷ lệ lỗi trung bình 40 lần rút
(0.632 Bootstarp)

Phương pháp	SAI tích cực	SAI tiêu cự	Nguy êng
phân tích biệt thức	0.000	0,802	0,4
mạng lưới thần kinh	0,035	0,111	0,0
Nhật ký	0,035	0,089	0,1
Probit	0,829	0.000	0,4
Weibull	0,638	0,041	0,3

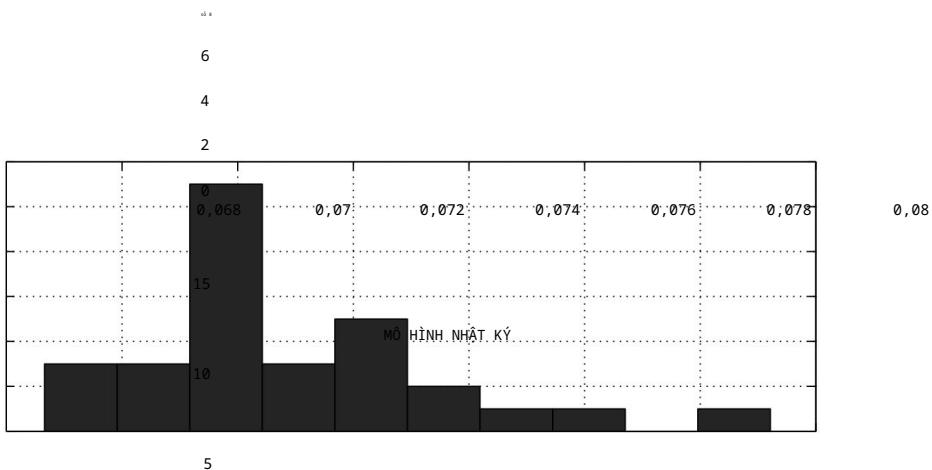
Tương tự như ví dụ với dữ liệu thẻ tín dụng, chúng tôi thấy rằng phân biệt đối xử phân tích đưa ra nhiều kết quả dương tính giả hơn so với đáp ứng phi tuyến tính cạnh tranh. Đổi lại, các phương pháp phi tuyến tính đưa ra nhiều phủ định sai hơn so với phương pháp phân biệt. Đối với hiệu suất tổng thể, các phương pháp mạng, probit Weibull gần như giống nhau, xét về av có trọng số

điểm lỗi. Chúng ta có thể kết luận rằng mô hình mạng, được chỉ định với các nơ-ron, thực hiện gần như phương pháp chính xác nhất, đối với in-s ước lượng.

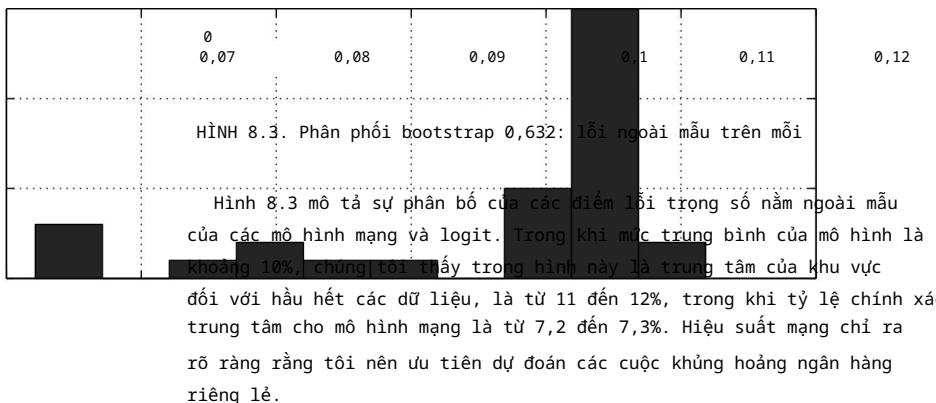
8.2.3 Hiệu suất ngoài mẫu

Bảng 8.7 đưa ra tỷ lệ phần trăm lỗi trung bình, dựa trên lần khởi động 0,632 phương pháp. Các tỷ lệ là trung bình trên 40 trận hòa, bởi khởi động phương pháp. Chúng tôi thấy rằng phân tích phân biệt có điểm tuyệt đối, 0%, đối với kết quả dương tính giả, nhưng có điểm trên 80% đối với kết quả âm tính giả, hiệu suất tổng thể tốt nhất trong thử nghiệm này là do mạng thần kinh, điểm lỗi trung bình có trọng số là 7,3%. Tiếp theo là mô hình logit, với điểm trung bình gia quyền. Như trong ví dụ trước, ne thần kinh

gia đình vượt trội so với các phương pháp khác về tài khoản ngoài mẫu



5



8.2.4 Giải thích kết quả

Bảng 8.8 đưa ra các đạo hàm riêng cũng như đạo hàm tương ứng (dựa trên các phân phối bootstrapping). Không giống như bài kiểm tra trước, không có sự nhất quán chung về các dấu hiệu hoặc dấu hiệu của các biến chính. Tuy nhiên, những gì nổi lên là im trung tâm của tỷ lệ tài sản vốn như một chỉ báo về tính dễ bị tổn thương của ngân hàng. Tỷ lệ này càng cao thì khả năng xảy ra tình trạng dễ đổ vỡ của ngân hàng càng thấp. bốn mô hình (mạng, logit và probit) chỉ ra rằng điều này là quan trọng và độ lớn của đạo hàm (sự khác biệt được tính toán) là như nhau.

Probit logit mạng Weibull Probit logit mạng

1 diều lệ	0,000 0,000	0,109 0,109	0,767 0,833	0,267 2 Cục Dự trữ Liên bang 0,082 0,064 0,031 0,031 0,100 0,167 0,000 3 Vốn/tài sản % 0,051 0,036 0,053 0,053 0,000 0,000 0,000 4 Cho vay nông nghiệp/	0,257 0,065 0,020 0,020 0,133 0,200 0,000 tổng tỷ lệ cho vay
5 Vay tiêu dùng/	0,397 0,088	0,094 0,094	0,300 0,767	0,000	tổng tỷ lệ cho vay
6 Khoản vay thẻ tín dụng/	1,049 1,163	0,012 0,012	0,700 0,233	0,000	tổng tỷ lệ cho vay
7 Vay trả góp/	0,137 0,187	0,115 0,115	0,967 0,233	0,000	tổng tỷ lệ cho vay
8 Không hiệu quả	0,004 0,001	0,010 0,010	0,167 0,167	0,067	khoản vay/tổng khoản vay - %
9 Trở về	0,042 0,025	0,032 0,032	0,067 0,133	0,000	tài sản - %
10 Biên lãi - %	0,013 0,029	0,018 0,018	0,967 0,933	1,000 11	Tài sản thanh khoản/ 0,001 0,002 0,001 0,001 0,067 0,667 0,000 tổng tài sản - %
12 Mỹ tổng số khoản vay/	0,149 0,196		0,118 0,118	0,000 0,033	0,000
					tỷ lệ gdp của mỹ

*: Đạo hàm được tính là sai phân hữu hạn

**: Giá trị xác suất được tính toán từ các bản phân phối bootstrap

Ba mô hình tương tự cũng chỉ ra rằng tổng tỷ lệ tổng GDP của Hoa Kỳ trên tổng GDP cũng là một yếu tố quyết định đáng kể của một cá nhân b. sự mong manh. Do đó, cả các điều kiện vĩ mô tổng hợp và các hoạt động của từng ngân hàng đều quan trọng, như những tín hiệu mạng tính thông tin cho các vấn đề ngân hàng. Mô hình mạng cuối cùng (cũng như probit) cho thấy tỷ suất sinh lợi trên tài sản có ý nghĩa như một chỉ số, với tỷ suất sinh lợi cao hơn như mong đợi, khả năng xảy ra rủi ro ngân hàng thấp hơn.

8.3 Kết luận

Trong chương này, chúng ta đã xem xét hai bộ dữ liệu, một về vỡ nợ thẻ tín dụng và bộ kia về sự đổ vỡ hoặc sự yếu kém của ngân hàng cần có sự can thiệp của chính phủ. Chúng tôi nhận thấy rằng mạng nơ-ron hoạt động tốt hoặc tốt hơn phương án phi tuyến tốt nhất, từ tập logit, probit hoặc W mô hình, để phân loại. Các phương pháp giảm dần độ dốc cỏ điển của thuật toán di truyền tiến hóa lai đã được sử dụng để thu được các đối tác tham số cho tất cả các mô hình phi tuyến. Vì vậy, chúng tôi không phải là người chấp nhận hoặc một mô hình khác với quy trình ước tính kém hiệu quả hơn. trên con

maxmzng e eoo uncons.

Rõ ràng có nhiều ví dụ thú vị để nghiên cứu với điều này khoa học. Nghiên cứu về các tín hiệu cảnh báo sớm cho các cuộc khủng hoảng tiền tệ tuân theo phương pháp luận này. Tương tự, công việc tiếp theo so sánh các mạng với các mô hình tiêu chuẩn có thể được thực hiện đối với bài toán phân loại có nhiều hơn hai loại hoặc trên p đa thức được sắp xếp rời rạc. chẳng hạn như xếp hạng đánh giá sinh viên của giáo sư theo thang điểm một năm [xem Evans và McNeilis (2000)].

Các phương pháp trong chương này có thể được mở rộng thành các công việc phức tạp hơn, trong đó các dự đoán của các mô hình khác nhau, chẳng hạn như logit, probit và Weibull, được đưa vào làm đầu vào cho một công việc phức tạp. Tương tự như vậy, dự báo có thể được thực hiện theo cách tiếp cận hoặc mô hình hóa dày đặc: tất cả các mô hình đều có thể được sử dụng và giá trị trung bình hoặc đã cắt bớt là dự báo từ một tập hợp rộng rãi các mô hình, bao gồm nhiều loại не được chỉ định với số lượng té bào thẳn kinh khác nhau trong vùng ẩn. lởp. Chương B chúng tôi muốn giữ cho "cuộc đua" đơn giản, vì vậy chúng tôi để lại cho nhà phát của các mạng phức tạp hơn để khám phá thêm.

8.3.1 Ghi chú chương trình MATLAB

Các chương trình dành cho trải nghiệm của hai quốc gia này là germandefau đối với tỷ lệ vỡ nợ thẻ tín dụng của Đức và chương trình tài chính texas.m về sự thất bại của ngân hàng Texas. Dữ liệu được cung cấp trong germandefault run4.texasfinance run9.mat.

8.3.2 Bài tập gợi ý

Một phân tích độ nhạy thú vị sẽ là giảm các biến giải thích nу được sử dụng trong các ví dụ của chương này thành các biến hồi quy nhỏ hơn để xem liệu các biến tương tự có còn ý nghĩa trong các mô hình hay không.

-

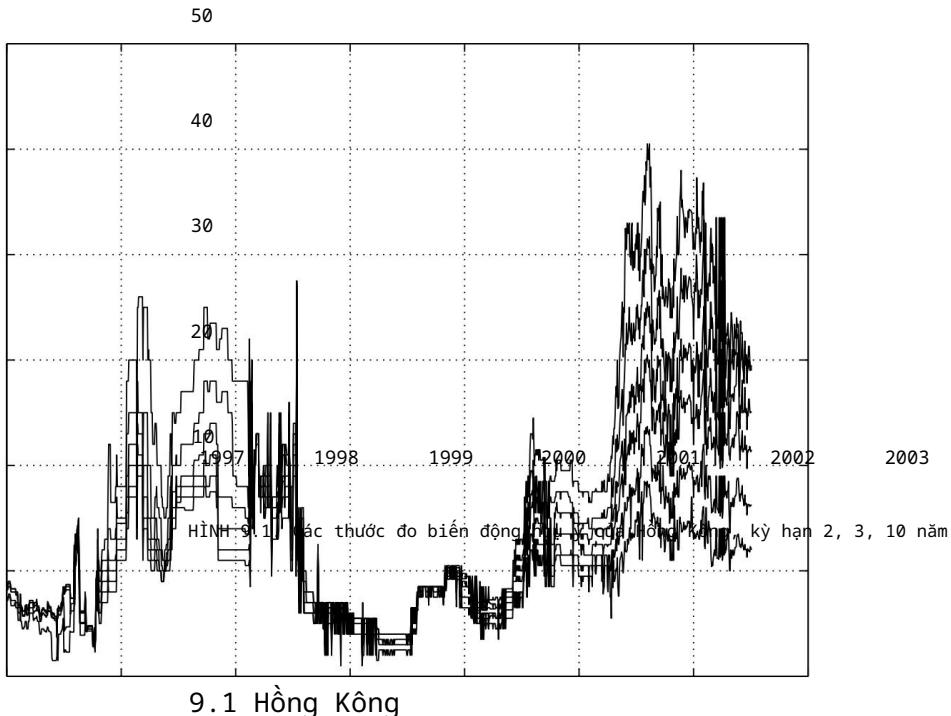
Giảm kích thước và Impli Dự báo biến động

Trong chương này, chúng tôi áp dụng các phương pháp tính toán tuyến tính và phi tuyến tính giảm kích thước thành phần đối với các biến động quan sát được trên các quyền chọn hoán đổi của Hồng Kông và Hoa Kỳ với các kỳ hạn khác nhau, từ 1 đến 10 để xem liệu các phương pháp này có giúp chúng tôi tìm ra tín hiệu biến động cơ bản của thị trường hay không. Các phương pháp được trình bày trong Mục 2.6.

Có được một thước đo chính xác về sự biến động của thị trường, khi tôi có nhiều thước đo biến động thị trường khác nhau hoặc không có thước đo biến động nào khác để lựa chọn, là một nhiệm vụ chính để đánh giá hiệu quả định giá và các hoạt động phòng ngừa rủi ro liên quan. Một trọng tâm chính trong m tài chính nghiên cứu ngày nay là sự biến động, thay vì trở lại, dự báo. Các đại diện biến động của rủi ro, là các quá trình không đổi xứng và có lẽ là phi tuyến tính, ít nhất là ở mức độ mà chúng được giới hạn bởi số 0 từ bên dưới. Vì vậy, không các phương pháp gần đúng như mạng lưới thần kinh có thể có kết quả mà chúng tôi kiểm tra các quy trình đó.

Chúng tôi so sánh và đối chiếu các thước đo độ biến động nguy ý đối với Hồng Kông và Hoa Kỳ, vì chúng tôi cho rằng cả hai đối tượng này sẽ có những điểm tương đồng, do tỷ giá hối đoái của đồng đô la Hồng Kông đối với đồng đô la Mỹ.

Nhưng cũng có thể có một số khác biệt, vì Hồng Kông chịu ảnh hưởng nặng nề hơn trước cuộc khủng hoảng tài chính châu Á bắt đầu vào năm 1997 và cũng như cuộc khủng hoảng SARS năm 2003. Chúng tôi thảo luận về cả hai kinh nghiệm này và áp dụng phương pháp giảm kích thước tuyến tính và phi tuyến tính trong mẫu cũng như cho hiệu suất ngoài mẫu.



9.1 Hồng Kông

9.1.1 Dữ liệu

Các phép đo biến động nguy ý, đối với dữ liệu hàng ngày từ tháng 1 năm 1997, 2003, thu được từ Reuters, xuất hiện trong Hình 9.1. Chúng tôi nhận thấy sự cải thiện trong các biện pháp khi cuộc khủng hoảng châu Á bắt đầu vào năm. Có hai đợt tăng đột biến khác: một đợt vào khoảng quý 3 năm 2002. Một đợt khác sau đầu năm 2002. Cả hai đợt tăng vọt này đều thể hiện sự không chắc chắn gấp đôi của nền kinh tế thế giới sau vụ tấn công ngày 11 tháng 9 và bắt đầu cuộc chiến ở Afghanistan. Việc tiếp tục diễn ra vào năm 2003 cũng có thể được giải thích bởi dịch SARS ở Hồng Đông Á.

Bảng 9.1 đưa ra một bản tóm tắt thống kê về dữ liệu xuất hiện trong Fi. Có một số đặc điểm thú vị đến từ bản tổng hợp này là cả giá trị trung bình của các biến động nguy ý, cũng như

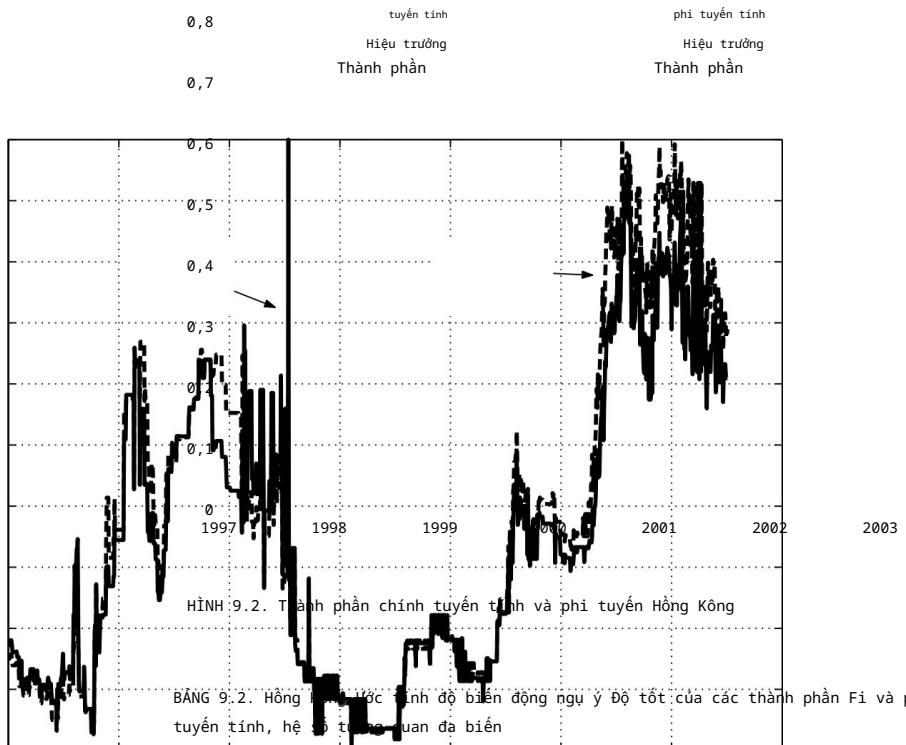
	thống kê		Trưởng thành theo năm		
	2	3	4	5	7
Nghĩa là	28.581	26.192	24.286	22.951	21.295
Trung bình	27.500	25.000	23.500	22.300	21.000
tiêu chuẩn ma phát triển	12.906	10.183	8.123	6.719	5.238
coeff. Độ	0,4516	0,3888	0,33448	0,2927	0,246
lệch Var	0,487	0,590	0,582	0,536	0,404
gai nhọn	2.064	2.235	2.302	2.242	2.338
tối đa	60.500	53.300	47.250	47.500	47.500
tối thiểu	11.000	12.000	12.250	12.750	12.000

độ lệch của các phép đo độ biến động ngũ ý, hoặc độ biến động của volatility giảm khi kỳ hạn tăng. Liên quan đến tính năng này là rằng hoặc chênh lệch giữa giá trị tối đa và tối thiểu, là lớn nhất nếu kỳ hạn ngắn hai năm. Mức độ biến thiên suy giảm của dữ liệu i có thể được nắm bắt tốt nhất bằng hệ số biến thiên, tỷ lệ xác định của độ lệch chuẩn so với giá trị trung bình. Chúng tôi thấy rằng đây là tối thiểu hơn 50% khi chúng ta chuyển từ kỳ hạn hai năm sang mười năm. Cuối cùng, không có độ nhọn dư thừa trong các phép đo này, trong khi return thường có thuộc tính này.

9.1.2 Hiệu suất trong mẫu

Hình 9.2 mô tả quá trình phát triển của hai thành phần chính mea Đường cong rắn đến từ phương pháp tuyến tính. Đường cong bị hỏng từ bản đồ liên kết tự động hoặc mạng lưới thần kinh. Chúng tôi ước tính nó với năm nơ-ron mã hóa và năm nơ-ron giải mã. Để dễ phối hợp, chúng tôi chia tỷ lệ từng chuỗi từ 0 đến 1. Điều gì liên quan nhất về Hình 9.2 là cả hai đường cong giống nhau như thế nào. Thành phần chính tuyến tính cho thấy một đột biến lớn vào giữa năm 1999, nhưng thành phần chính phi tuyến tính biến động tổng thể lớn hơn một chút. thiết bị tiêu chuẩn của các thành phần tuyến tính và phi tuyến tính lần lượt là 0,233 và trong đó hệ số biến thiên tương ứng của chúng là 0,674 và 0,724.

Các thành phần này giải thích tốt như thế nào về sự thay đổi của dữ liệu, đổi với mẫu đầy đủ? Bảng 9.2 đưa ra các thước đo mức độ phù hợp đơn giản R2 đổi với các kỳ hạn. Chúng tôi thấy rằng thành phần gốc phi tuyến tính đặt cược vào thời gian đáo hạn 2 năm dễ bay hơi hơn, trong khi thành phần tuyến tính phù hợp hơn nhiều ở các kỳ hạn 5, 7 và 10 năm.

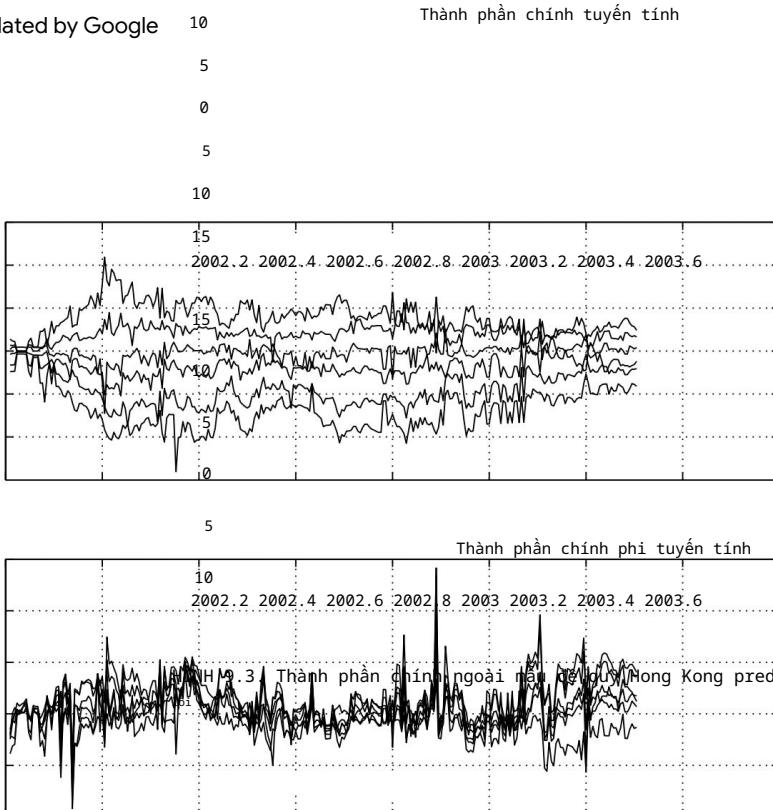


Trưởng thành theo năm

	2	3	4	5	7
tuyển tính	0,965	0,986	0,990	0,981	0,923
phi tuyển tính	0,988	0,978	0,947	0,913	0,829

9.1.3 Hiệu suất ngoài mẫu

Để đánh giá hiệu suất ngoài mẫu của từng mô hình, một ước tính độ quý của các thành phần chính. Đầu tiên, trước tiên chúng tôi xử lý 80% dữ liệu, ước tính các hàm phi tuyển tính hệ số chính để trích xuất một thành phần, đưa vào quan sát và áp dụng các hệ số và hàm này để ước tính thành phần chính mới. Chúng tôi đã sử dụng đồng tiền gốc dự báo mới này



để giải thích sáu biến động quan sát được tại lần quan sát đó. Sau đó, chúng tôi tiếp tục quá trình này, thêm vào một quan sát mỗi giai đoạn, cập nhật mẫu và ước tính lại các hệ số và hàm phi tuyến, phần cuối của tập dữ liệu.

Các lỗi dự báo của tổng hợp chính được cập nhật đệ quy xuất hiện trong Hình 9.3. Rõ ràng là sai số của mô hình dự báo thành phần phi tuyến thường nhỏ hơn mô hình thành phần chính tuyến tính. Bước nhảy vọt đáng chú ý nhất trong sai số dự báo tuyến tính diễn ra vào đầu năm 2003, vào thời điểm xảy ra dịch bệnh ở Hồng Kông.

Các lỗi dự báo có khác nhau đáng kể không? Tab cung cấp số liệu thống kê lỗi bình phương trung bình gốc cũng như tầm quan trọng của Diebold-Mariano đối với các lỗi dự báo này, đối với mỗi giá trị trung bình của biến. Kết quả cho thấy các thành phần chính phi tuyến có ý nghĩa tốt hơn so với các thành phần chính tuyến tính ở các kỳ hạn 2, 3, 7 10 năm.

Trưởng thành theo năm

	2	3	4	5	7
tuyển tính	4.195	2.384	1.270	2.111	4.860
phi tuyển tính	1.873	1.986	2.598	2.479	1.718

Thử nghiệm Diebold-Mariano

	Trưởng thành theo năm				
	2	3	4	5	7
DM-0	0.000	0.000	1.000	0.762	0.000
DM-1	0.000	0.000	1.000	0.717	0.000
DM-2	0.000	0.000	1.000	0.694	0.000
DM-3	0.000	0.000	1.000	0.678	0.000
DM-4	0.000	0.000	1.000	0.666	0.000

Lưu ý: P-giá trị

DM-0 đến DM-4: kiểm định ở mức tự tương quan từ 0 đến 4.

9.2 Hoa Kỳ

9.2.1 Dữ liệu

Hình 9.4 mô tả các phép đo biến động ngụ ý cho cùng một ti như dữ liệu của Hồng Kông, cho cùng kỳ hạn. Mặc dù các chi tương tự nhau, nhưng chúng tôi thấy rằng có ít biến động hơn trong năm 1997 và 1998. Dữ liệu có sự tăng đột biến vào cuối năm 1998. Sự biến động vào cuối năm 2001 tất nhiên có liên quan đến vụ tấn công ngày 11 tháng 9, và càng về sau sự bất ổn gia tăng bắt đầu từ năm 2002 là thời điểm bắt đầu các hành động thù địch ở vùng Vịnh và Afghanistan.

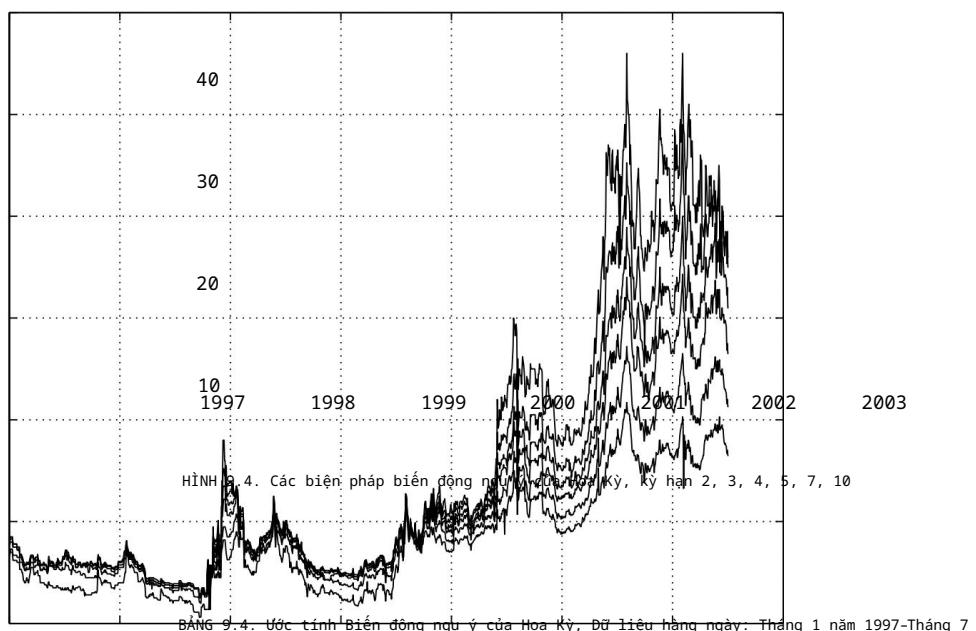
Tóm tắt thống kê của những dữ liệu này xuất hiện trong Bảng 9.4. Th chỉ số biến động của các biến động, được đo bằng tiêu chuẩn d và các hệ số biến thiên, thực sự ở Hoa Kỳ cao hơn một chút so với Hồng Kông. Nhưng nếu không, chúng tôi quan sát các thuộc tính chung mà chúng tôi thấy trong bộ dữ liệu Hồng Kông.

9.2.2 Hiệu suất trong mẫu

Hình 9.5 minh họa dữ liệu thành phần chính tuyển tính và phi tuyển của Hoa Kỳ. Như trong trường hợp của Hồng Kông, sự biến động của thành phần chính lớn hơn so với sự biến động của đồng gốc tuyển tính.

60

50

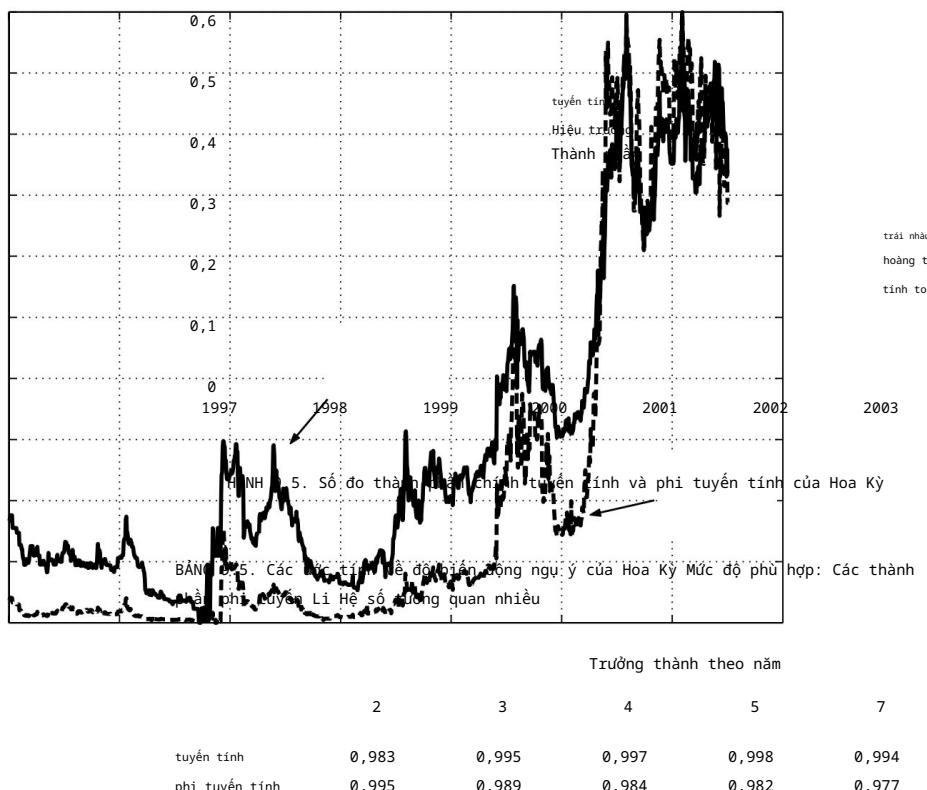


	thống kê					Trưởng thành theo năm
	2	3	4	5	7	
Nghia là	24.746	23.864	22.799	21.866	20.360	
Trung bình	17.870	18.500	18.900	19.000	18.500	
Tiêu chuẩn nhà phát triển	14.621	11.925	9.758	8.137	6.106	
coeff. biến	0,591	0,500	0,428	0,372	0,300	
dộ lệch	1.122	1.214	1.223	1.191	1.092	
gai nhọn	2.867	3.114	3.186	3.156	3.023	
tối đa	66.000	59.000	50.000	44.300	37.200	
tối thiểu	10.600	12.000	12.500	12.875	12.750	

0,9

0,8

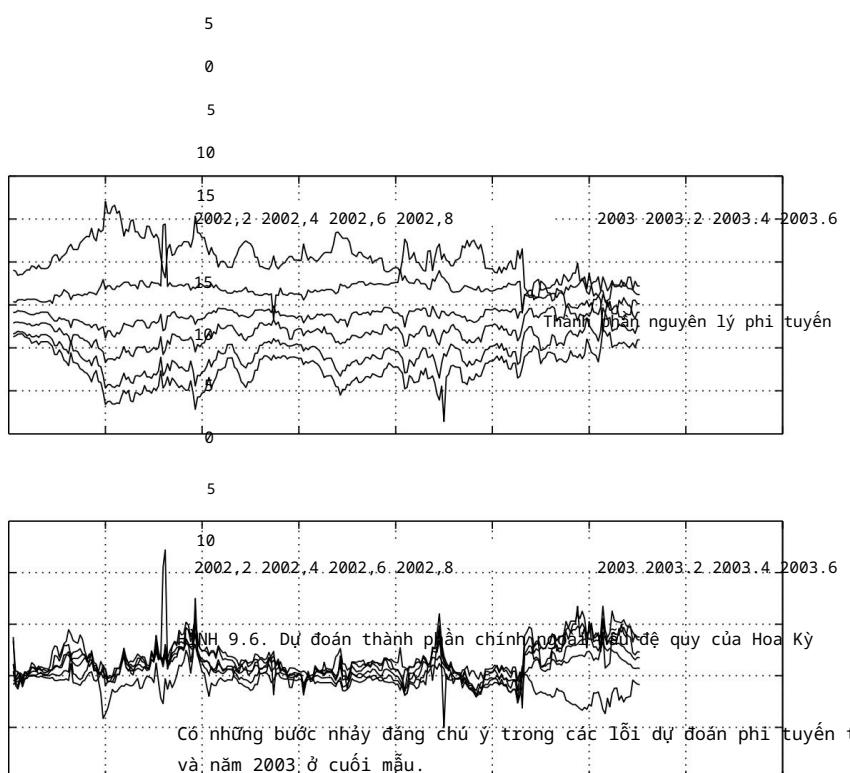
0,7



Các phép đo mức độ phù hợp của R² xuất hiện trong Bảng 9.5. Chúng tôi thấy rằng không phải là một sự sụt giảm lớn trong khả năng giải thích của hai cung cấp như trong trường hợp của Hồng Kông, khi chúng ta tăng thang trưởng thành.

9.2.3 Hiệu suất ngoài mẫu

Các lỗi dự đoán ngoài mẫu được ước lượng độ quý của các thành phần t xuất hiện trong Hình 9.6. Như trong trường hợp của Hồng Kông, p lỗi của thành phần phi tuyển có vẻ chặt chẽ hơn c



Thống kê lỗi bình phương trung bình gốc cũng như Diebold-M kiểm định ý nghĩa xuất hiện trong Bảng 9.5. Đối với Hoa Kỳ, thành phần tai n hoạt động tốt hơn thành phần tuyến tính dồi dào với tất cả các kỳ hạn e trong bốn năm.¹

9.3 Kết luận

Trong chương này, chúng ta đã xem xét việc sử dụng thực tế các thành phần tuyến tính và phi tuyến tính để phân tích các thước đo biến động trên thị trường tài chính, đặc biệt là thị trường quyền chọn hoán đổi. Chúng tôi thấy rằng thành phần chính phu

¹Đối với kỳ hạn ba năm, sai số bình phương trung bình gốc tuyến tính thấp hơn một chút so với sai số của thành phần phi tuyến. Tuy nhiên, thống kê tuyến tính cao hơn một chút với một vài bước nhảy trong sai số phi tuyến. Mặt khác, lỗi phi tuyến vẫn còn nhiều bằng không. Điều này giải thích các kết quả khác nhau của sai số bình phương và Diebold-M số liệu thống kê.

Trưởng thành theo năm

	2	3	4	5	7
tuyển tính	5.761	2.247	1.585	3.365	5.843
phi tuyển tính	1.575	2.249	2.423	2.103	1.504

Thử nghiệm Diebold-Mariano

	Trưởng thành theo năm				
	2	3	4	5	7
DM-0	0.000	0.000	0,997	0.000	0.000
DM-1	0.000	0,002	0,986	0.000	0.000
DM-2	0.000	0,006	0,971	0.000	0.000
DM-3	0.000	0,011	0,956	0.000	0.000
DM-4	0.000	0,017	0,941	0,001	0.000

Lưu ý: P-giá trị

DM-0 đến DM-4: kiểm định ở mức tự tương quan từ 0 đến 4.

ánh xạ liên kết tự động phi tuyển tính hiệu quả hơn nhiều đối với các dự đoán mẫu so với thành phần tuyển tính. Tuy nhiên, cả hai com cho cả hai quốc gia, theo mô hình tương tự rộng rãi. Thực hiện một quan hệ nhân quả đơn giản, chúng tôi thấy rằng cả hai thành phần của Hoa Kỳ, cho dù là tuyển tính, đều có thể giúp dự đoán xu hướng thương mại Hồng Kông tuyển tính hoặc phi tuyển nhưng không phải ngược lại. Điều này không có gì đáng ngạc nhiên, vì Mỹ lớn hơn nhiều và nhiều quyết định về giá sẽ được dự kiến bởi sự phát triển của thị trường Mỹ.

9.3.1 Ghi chú chương trình MATLAB

Chương trình MATLAB chính cho chương này là đầu ra cuối cùng của neftci capfloor pro và dữ liệu có trong USHKCAPFL00R ALL run77.mat.

9.3.2 Bài tập gợi ý

Một phần mở rộng thú vị sẽ là tìm một tập hợp thành phần chính kết hợp các biến động giới hạn sàn của Hoa Kỳ và Hồng Kông. Theo dõi người đọc có thể so sánh một thành phần chính cho c được thiết lập với thành phần chính tương ứng cho mỗi quốc gia. bất kỳ sự khác biệt?

- Aarts, E., và J. Korst (1989), Ủ mô phỏng và Boltz
Máy móc: Phương pháp tiếp cận ngẫu nhiên đối với điện toán thần kinh
tối ưu hóa tổ hợp. New York: John Wiley và các con trai.
- Akaike, H. (1974), "Một cái nhìn mới về nhận dạng mô hình thống kê,"
Giao dịch trên Điều khiển tự động, AC-19, 46: 716-723.
- Altman, Edward (1981), Các ứng dụng của Thủ tục Phân loại Kinh doanh, Ngân
hàng và Tài chính. Greenwich, CT: JAI Press.
- Arifovic, Jasmina (1996), "Hành vi của tỷ giá hối đoái i Thuật toán di truyền
và các nền kinh tế thực nghiệm," Tạp chí Po
Kinh tế 104: 510-541.
- Brock, T. (1996), Thuật toán tiến hóa trong lý thuyết và thực hành. Ô
Nhà xuất bản Đại học Oxford.
- Baesens, Bart, Rudy Setiono, Christophe Mues và Jan Vanth
(2003), "Sử dụng trích xuất quy tắc mạng nơ-ron và quyết định để đánh
giá rủi ro tín dụng." Khoa học Quản lý 49: 312-329.
- Banerjee, A, RL Lumsdaine, và JH Stock (1992), "Recursive Sequential Test of
the Unit Root and Trend-Break Hypothesis,"
Lý thuyết và Bằng chứng Quốc tế," Tạp chí Thông kê Kinh tế Kinh doanh
10: 271-287.

- Beck, Margaret (1981), "Tác động của việc điều chỉnh theo mùa trong các mô hình Eric." Tài liệu Thảo luận 8101, Ngân hàng Dự trữ Úc
- Bellman, R. (1961), Quy trình kiểm soát thích ứng: Chuyển tham quan có hướng dẫn. P NJ: Nhà xuất bản Đại học Princeton.
- Beltratti, Andrea, Serio Margarita, và Pietro Terna (1996), *Nhà làm việc cho Mô hình kinh tế và tài chính*. Boston: Inte Nhà xuất bản máy tính Thomson.
- Beresteanu, Arie (2003), "Ước lượng phi tham số của R Các chức năng theo Hạn chế trên Đạo hàm riêng." Bài báo, Khoa Kinh tế, Đại học Duke. www.econ.duke.edu/~arie/shape.pdf.
- Bernstein, Peter L. (1998), *Chóng lại các vị thần: Rủi ro đáng chú ý*. New York: John Wiley và các con trai.
- Black, Fisher, và Myron Sholes (1973), "Định giá của Opt Nợ Doanh nghiệp," Tạp chí Kinh tế Chính trị 81: 637
- Bollerslev, Timothy (1986), "Generalized Autoregressive Co Heteroskedasticity," Tạp chí Kinh tế lượng, 31: 307-327.
- (1987), "Chuỗi thời gian không thay đổi có điều kiện Giá đầu cơ và Tỷ lệ hoàn vốn," Đánh giá về Thống kê kinh tế 69: 542-547.
- Breiman, Leo (1996), "Dự báo đóng bao," Machine Lear 123-140.
- Brock, W., W. Deckert, và J. Scheinkman (1987), "Một phép thử độc lập dựa trên phương diện tương quan," Khoa Kinh tế Workin, Đại học Wisconsin ở Madis
- , và B. LeBaron (1996), "Một thử nghiệm cho nền tảng độc lập Kích thước tương quan. Tạp chí Kinh tế lượng 15: 197-235.
- Buiter, Willem, và Nikolaos Panigirtazoglou (1999), "Liquidit Làm thế nào để tránh chúng và làm thế nào để thoát khỏi chúng." www.cepr.org/pubs/dps/DP2203.dsp.

Carreira-Perpinan, MA (2001), Giảm kích thước chế độ biến tiệm ẩn liên tục. Đại học Sheffield, Vương quốc Anh: Tiến sĩ. t
Trang web: www.cs.toronto.edu/~miguel/papers.html.

Chen, Xiaohong, Jeffery Racine và Norman R. Swanson (2001), "Mô hình mạng nơ-ron ARX tham số với lạm phát dự báo ứng dụng," Giao dịch IEEE trong mạng nơ-ron 674-683.

Chow, Gregory (1960), "Các chức năng nhu cầu thống kê đối với việc sử dụng ô tô để dự báo," trong Arnold Harberger (ed.), *The Demand for Goods and Services*. Chicago: Nhà xuất bản Đại học Chicago, 149-1

Clark, Todd E., và Michael W. McCracken (2001), "Thử nghiệm độ chính xác và tính bao quát của diễn viên đối với các mô hình lồng nhau," *Jour Econometrics* 105: 85-110.

Clark, Todd E., và Kenneth D. West (2004), "Sử dụng lỗi dự đoán bình phương ngoài mẫu để kiểm tra sự khác biệt Martingale Hypothesis." Madison, WI: Tài liệu làm việc, Bộ Kinh tế Đại học Wisconsin.

Clouse, James, Dale Henderson, Athanasios Orphanides, David và Peter Tinsley (2003), "Chính sách tiền tệ khi lãi suất kỳ hạn danh nghĩa bằng 0," trong Các chủ đề trong kinh tế học vĩ mô. Là Báo điện tử: www.bepress.com.

Collin-Dufresne, Pierre, Robert Goldstein, và J. Spencer Martin (2001), "Các yếu tố quyết định thay đổi chênh lệch tín dụng." Tài liệu làm việc, Trường Quản trị Công nghiệp, Đại học Carnegie Mellon

Cook, Steven (2001), "Thử nghiệm gốc đơn vị bất đối xứng trong các phái vỡ cấu trúc có sẵn dưới giá trị không," Bản tin kinh tế: 1-10.

Corradi, Valentina, và Norman R. Swanson (2002), "Một số lựa chọn gần đây trong Kiểm tra độ chính xác dự đoán với Nested và Generalized Các giải pháp thay thế phi tuyến tính." New Brunswick, NJ: Tài liệu làm việc, Khoa Kinh tế, Đại học Rutgers.

Craine, Roger, Lars A. Lochester, và Knut Syrtveit (1999), "Bản chất của mô hình khuếch tán bước nhảy ngắn nhiên-biến động." Hủy xuất bản

Dayhoff, Judith E., và James M. DeLeo (2001), "Mạng nhân tạo: Mở hộp đen." Ưng thư 91: 1615-1635.

De Falco, Ivanoe (1998), "Nhận dạng hệ thống phi tuyến b của các mạng thần kinh được tối ưu hóa tiến hóa," trong Quagliari J. Periaux, C. Poloni và G. Winter (eds.), *Genetic Al và Chiến lược Tiết kiệm trong các Tiết bộ Kỹ thuật và Khoa học Máy tính và Ứng dụng Công nghiệp*. Tây Sussex, Engla Wiley và các con trai.

Dickey, DA, và WA Fuller (1979), "Sự phân bố của Es cho Chuỗi thời gian tự hồi quy có gốc đơn vị," Tạp chí Hiệp hội Thống kê Hoa Kỳ 74: 427-431.

Diebold, Francis X., và Roberto Mariano (1995), "So sánh P Accuracy," Tạp chí Kinh doanh và Thống kê Kinh tế, 3:2

Engle, Robert (1982), "Ước tính Heterskedasti có điều kiện tự hồi quy về phương sai của lạm phát ở Vương quốc Anh," Econ 50:987-1007.

—, và Victor Ng (1993), "Đo lường tác động của biến động," Tạp chí Tài chính 48: 1749-1778.

Essenreiter, Robert (1996), Giải mã địa vật lý và mạng lưới thần kinh ngược. Khoa Vật lý Địa cầu, Đại học K www-gpi.physik.uni-karlsruhe.de.

Evans, Martin D., và Paul D. McNelis (2000), "Sinh viên đánh giá việc đánh giá hiệu quả giảng dạy: Chúng ta có thể thu thập dữ liệu gì." Trang web: www.georgetown.edu/faculty/mcnelis/McNelis.pdf.

Fotheringham, David, và Roland Baddeley (1997), "Phi tuyến Phân tích thành phần của dữ liệu Spike Train thần kinh." Workin Khoa Sinh lý học, Đại học Oxford.

Frances, Philip Hans, và Dick van Dijk (2000), *Mô hình Ti phi tuyến tính trong Tài chính thực nghiệm*. Cambridge, Vương quốc Anh: Cambridge Nhấn.

Gallant, A. Ronald, Peter E. Rossi và George Tauchen (1992) Giá cả và Khối lượng." Đánh giá Nghiên cứu Tài chính 5: 199-242.

Genberg, Hans (2003), "Các yếu tố nước ngoài so với trong nước làm biến động kinh tế vĩ mô có hại ở Hồng Kông." HKIMR Làm việc 17/2003.

—, và Laurent Pauwels (2003), "Lạm phát ở Hồng Kông, S Tim kiêm một cơ chế truyền tải. HKIMR Working Paper 01/2003.

Gerlach, Stefan, và Wensheng Peng (2003), "Ngân hàng cho vay và Giá ở Hồng Kông." Viện Nghiên cứu Kinh tế Hồng Kông Tài liệu làm việc 12/2003.

Giordani, Paolo (2001) "Một lời giải thích thay thế về giá Pu Stockholm: Sveriges Riksbank Working Paper Series Số 125.

Goodhard, Charles và Boris Hofmann (2003), "Giảm phát, giá tài sản tín dụng." HKIMR Working Paper 13/2003.

Goodfriend, Marvin (2000), "Vượt qua chính sách lãi suất không giới hạn," Tạp chí Tiền tệ, Tín dụng và Ngân hàng 32: 1007-1035.

Greene, William H. (2000), Phân tích kinh tế lượng. Yên xe trên NJ: Hội trường Prentice.

Granger, Clive WJ, và Yongil Jeon (2002), "Mô hình dày." Unpublished Manuscript, Khoa Kinh tế, Đại học Calif San Diego, Mô hình kinh tế, sắp xuất bản.

Ha, Jimmy, và Kelvin Fan (2002), "Sự hội tụ về giá giữa Kong và Đại lục." Cơ quan tiền tệ Hồng Kông Res Biên bản ghi nhớ.

Hannan, EJ, và BG Quinn (1979), "The Determination of the of an Autoregression," Journal of the Royal Statistical Society 190-195.

Hansen, Lars Peter, và Thomas J. Sargent (2000), "Wanting Robustness Kinh tế vĩ mô." Bản thảo, Khoa Kinh tế, Trường đại học. Trang web: www.stanford.edu/~sargent.

Hamilton, James D. (1989), "Một cách tiếp cận mới đối với cơ sở kinh tế của chuỗi thời gian không cố định tùy thuộc vào những thay đổi trong Kinh tế lượng 57: 357-384.

— (1994), Phân tích chuỗi thời gian. Princeton, NJ: Princeton University Press.

Harvey, D., S. Leybourne, và P. Newbold (1997), "Thử nghiệm các sai số bình phương trung bình của dự báo Eq," Tạp chí Quốc tế về Tài chính 13: 281-291.

Haykin, Simon (1994) Mạng lưới thần kinh: Một giải pháp toàn diện. Saddle River, NJ: Prentice-Hall.

Heer, Burkhard, và Alfred Maussner (2004), Dynamic Game library: Modelling-Computational Methods and Applications Springer Verlag. Sắp tới.

Hess, Allan C. (1977), "So sánh nhu cầu ô tô Fu Kinh tế lượng 45: 683-701.

Hoffman, Boris (2003), "Bảng chứng quốc tế về cho vay ngân hàng và giá bất động sản." HKIMR Working Paper 22/2003.

Hornik, K., X. Stinchcomb, và X. White (1989), "Phí nhiều lớp Mạng là Công cụ xấp xỉ phổ quát. Mạng lưới thần kinh 2: 359-

Hsieh, D., và B. LeBaron (1988a), "Small Sample Properties of Statistic, I," trong WA Brock, D. Hsieh, và B. LeBaron (ed linear Dynamics, Chaos, and Stability. Cambridge, MA: MIT

— (1988b), "Các thuộc tính mẫu nhỏ của thống kê BDS WA Brock, D. Hsieh, và B. LeBaron (eds.), Nonlinear Dynamics, Hỗn loạn và ổn định. Cambridge, MA: Nhà xuất bản MIT.

— (1988c), "Small Sample Properties of the BDS Statistic, WA Brock, D. Hsieh, and B. LeBaron (eds.), Nonlinear Dynamics, Hỗn loạn và ổn định. Cambridge, MA: Nhà xuất bản MIT.

Hutchinson, James M., Andrew W. Lo, và Tomaso Poggio "A Nonparametric Approach to Pricing and Hedging Derivatives via Machine Learning," Tạp chí Tài chính 49: 8

Ingber, L. (1989), "Tái ủ lại mô phỏng rất nhanh," Mat Lập mô hình máy tính 12: 967-973.

Issing, Othmar (2002), "Các quan điểm của Ngân hàng Trung ương về Ôn định hàn Ngan hàng Dự trữ Liên bang Kansas City Economic Review, 87:

Judd, Kenneth L. (1998), Phương pháp số trong kinh tế học. Camb
MA: Nhà xuất bản MIT.

Kantz, H., và T. Schreiber (1997), Chuỗi thời gian phi tuyến An
Cambridge, Vương quốc Anh: Nhà xuất bản Đại học Cambridge.

Kirkpatrick, S, CD Gelatt Jr., và MP Vecchi (1983), "Optimiz
Bằng cách ủ mô phỏng," Science 220: 671-680.

Koçenda, E. (2001) Một giải pháp thay thế cho bài kiểm tra BDS: Tích hợp
tích phân tương quan. Tạp chí Kinh tế lượng 20, 337-351.

Krugman, Paul (1998), "Trang đặc biệt về Nhật Bản: Giới thiệu." [mạng
web.mit.edu/kgm/www/jpage.html](http://web.mit.edu/kgm/www/jpage.html).

Kuan, Chung-Ming, và Halbert White (1994), "Mạng thần kinh nhân tạo
Quan điểm kinh tế lượng," Kinh tế lượng đánh giá 13: 1-91.

Kuan, Chung-Ming, và Tung Liu (1995), "Forecasting Exchange Using Feedforward
and Recurrent Neural Networks," Jour Applied Econometrics 10: 347-364.

Lai, Tze Leung, và Samuel Po-Shing Wong (2001), "Ngẫu nhiên
Mạng có ứng dụng cho chuỗi thời gian phi tuyến tính. Jour the American
Statistical Association 96: 968-981.

LeBaron, Blake (1998), "Một phương pháp Bootstrap tiến hóa cho Sel
Dynamic Trading Strategies", trong A.-PN Refenes, AN Burges JD Moody
(eds.), Công nghệ quyết định cho Fi tính toán
Amsterdam: Kluwer Academic Publishers, 141-160.

Lee, TH, H. White, và CWJ Granger (1992), "Thử nghiệm tiêu cực
Tính phi tuyến tính trong các mô hình chuỗi thời gian: So sánh Neural Ne
Mô hình và Thử nghiệm Tiêu chuẩn," Tạp chí Kinh tế lượng 56: 269-

Ljung, GM, và GEP Box (1978), "Đo lường sự thiếu các mô hình chuỗi thời
gian." Biometrika 65: 257-303.

Lumsdaine, Robin L., và DH Papell (1997), "Nhiều xu hướng B
và Giả thuyết gốc đơn vị," Review of Economics and Stati
212-218.

Mandic, Danilo, và Jonathan Chambers (2001), Định kỳ
Mạng để dự đoán: Học thuật toán, Kiến trúc, Tính ổn định. New York: John
Wiley và các con trai.

McKibbin, Warwick (2002), "Chính sách kinh tế vĩ mô ở Nhật Bản," Tài liệu kinh tế 1: 133-169.

—, và Peter Wilcoxen (1998), "The Theory and cal Structure of the G-Cubed Model," Mô hình kinh tế 123-148.

McLeod, AI, và WK Li (1983), "Kiểm tra chẩn đoán các mô hình chuỗi AR bằng cách sử dụng tự tương quan bình phương phần dư," J Phân tích chuỗi thời gian 4: 269-273.

McNelis, P., và G. Nickelsburg (2002), "Dự báo tình hình ô tô tại Hoa Kỳ." Bản thảo, Phòng Kinh tế, Ge Trường đại học.

McNelis, Paul D., và Peter McAdam (2004), "Dự báo các mô hình dày phòng và mạng lưới thần kinh." Giấy làm việc 352, Ngân hàng Trung ương. Trang web: www.ecb.int/pub/wp/ecbsp352.pdf.

Meltzer, Alan (2001), "Truyền tài tiền tệ ở mức lạm phát thấp Manh mồi từ Nhật Bản," Nghiên cứu Kinh tế và Tiền tệ 19(S-1)

Merton, Robert (1973), "Định giá tài sản vốn liên thời gian Kinh tế lượng 41: 867-887.

Metropolis, N., AW Rosenbluth, MN Rosenbluth, AH Te E. Teller (1953), "Phương trình tính toán trạng thái của Fast Co Máy," Tạp chí Vật lý Hóa học 21: 1087-1092.

Michalewicz, Zbigniew (1996), Thuật toán di truyền + Chương trình tiến hóa cấu trúc dữ liệu. Ân bản thứ ba. New York: Springer-Verl

—, và David B. Fogel (2002), Cách giải quyết vấn đề: Hiện đại H New York: Springer-Verlag.

Miller, W. Thomas III, Richard S. Sutton và Paul J. Werbo Mạng thần kinh để kiểm soát. Cambridge, MA: Nhà xuất bản MIT.

Neftci, Salih (2000), Giới thiệu về Toán học Đạo hàm. San Diego, CA: Nhà xuất bản học thuật.

Perron, Pierre (1989), "The Great Crash, the Oil Price Shock, Unit Root Hypothesis," Econometrics 57: 1361-1401.

Qi, Min (1999), "Khả năng dự đoán phi tuyến tính của lợi nhuận chứng khoán bằng cách sử dụng các biến số kinh tế và tài chính," Tạp chí Kinh doanh và Kinh t
Thống kê 17: 419-429.

Quagliarella, Domenico, và Alessandro Vicini (1998), "Khớp nối G
Các thuật toán và kỹ thuật tối ưu hóa dựa trên độ dốc, Quagliarella,
D., J. Periaux, C. Poloni và G. Winter (eds.), G
Thuật toán và Chiến lược tiến hóa trong Kỹ thuật và Com
Khoa học: Những tiến bộ gần đây và Ứng dụng công nghiệp. Tây S
Anh: John Wiley and Sons, Ltd.

Quagliarella, D., J. Periaux, C. Poloni, và G. Winter (1998), G
Thuật toán và Chiến lược tiến hóa trong Kỹ thuật và Com
Khoa học: Những tiến bộ gần đây và Ứng dụng công nghiệp. Tây S
Anh: John Wiley and Sons, Ltd.

Razzak, Weshah A. "Động lực giá tiền lương, thị trường lao động, giảm phát
ở Hồng Kông." HKIMR Working Paper 24/2003.

Rissanen, J. (1986a), "A Predictive Least-Squares Principle," IMA Jo
of Mathematical Control and Information 3: 211-222.

— (1986b), "Mô hình hóa và Độ phức tạp ngẫu nhiên," Ann Statistics 14:
1080-1100.

Robinson, Guy (1995), "Ủ mô phỏng." mạng
www.npac.syr.edu/copywrite/pcw/node252.

Ross, S. (1976), "Lý thuyết kinh doanh chênh lệch giá về định giá tài sản vốn," Jo
của Lý thuyết Kinh tế 13: 341-360.

Rustichini, Aldo, John Dickhaut, Paolo Ghirardato, Kip Smith, và V. Pardo
(2002), "A Brain Imaging Study of Procedural Ch
Tài liệu làm việc, Khoa Kinh tế, Đại học Minn
Trang web: <http://www.econ.umn.edu/~arust/ProcCh3.pdf>.

Sargent, Thomas J. (1997), Sự hợp lý có giới hạn trong nền kinh tế vĩ mô
Oxford: Nhà xuất bản Đại học Oxford.

— (1999), Cuộc chinh phục lạm phát của Mỹ. Princeton, Nhà xuất bản Đại
học Princeton.

- Sims, Christopher (1992), "Diễn giải các sự kiện kinh tế vĩ mô của Tim: Ảnh hưởng của chính sách tiền tệ." Kinh tế Châu Âu 36: 2-16.
- , và Mark W. Watson (1998), "So sánh các mô hình đơn biến phi tuyến tính Li để dự báo chuỗi kinh tế vĩ mô." Cambridge, MA: Văn phòng Công tác Kinh tế Quốc gia 6607. Trang web: www.nber.org/papers/w6607.
- Stock, James H., và Mark W. Watson (1999), "Dự báo tôi Tạp chí Kinh tế Tiền tệ 44: 293-335.
- Sundermann, Erik (1996), "Nung luyện mô phỏng." Trang web: [thú cưng ac.be/~erik/research/research-part2](http://ac.be/~erik/research/research-part2).
- Svensson, Lars EO, (2003), "Thoát khỏi tình trạng giảm phát thanh khoản T: Con đường hoàn hảo và những cách khác," Tạp chí Quan điểm.
- Ter"asvirta, T. (1994), "Specification, Estimation, and Evalu Smooth Transition Autoregressive Models," Journal of the Statistical Association 89: 208-218.
- , và HM Anderson (1992), "Đặc trưng hóa Nonlinearity Các Chu kỳ Kinh doanh Sử dụng Chuyển đổi Tự hồi quy Trơn tru Tạp chí Kinh tế lượng Ứng dụng 7: S119-S136.
- van Dijk, Dick, Timo Ter"asvirta, và Philip Hans Franses "Mô hình tự hồi quy chuyển tiếp suôn sẻ-Khảo sát về sự phát triển." Báo cáo nghiên cứu EI2000-23A. Rotterdam: Đại học, Viện Kinh tế lượng.
- Tsay, Ruey S. (2002), Phân tích chuỗi thời gian tài chính. bạn mới Wiley và các con trai, Inc.
- van Laarhoven, PJM, và EHL Aarts (1988), Mô phỏng A Lý thuyết và Ứng dụng. Boston, MA: Học thuật Kluwer Pu
- Werbos, Paul John (1994), Nguồn gốc của lan truyền ngược: Từ phái sinh đến mạng thần kinh và dự báo chính trị. N Wiley liên khoa học.
- White, Halbert (1980), "A Heteroskedasticity Covariance Matrix Direct Test for Heteroskedasticity. Kinh tế lượng 48: 817-83

Yoshino, Naoyuki và Eisuke Sakakibara (2002), "Hiện trạng nền kinh tế Nhật Bản và các biện pháp khắc phục," Asian Economic Pap 110-126.

Zivot, E., và DWK Andrews (1992), "Bằng chứng bổ sung về sự sụp đổ, cú sốc giá dầu và giả thuyết gốc đơn vị," Jo của Kinh doanh và Thống kê 10: 251-270.

Lưu ý: Bộ định vị trang theo sau bởi "n" để cập đến chủ thích cuối trang.

MỘT

chức năng kích hoạt, 24-30
Gaussian, 26-28 cơ
sở xuyên tâm, 28-29
ridgelet, 29-30
squasher, 24-28
tansig, 26
Thống kê Akaike, 86
Quyền chọn kiểu Mỹ, 138-139
phái sinh phân tích, 105-107 xấp
xỉ trong quá trình
ra quyết định, 23 lý
thuyết định giá chênh lệch giá (APT),
47-48, 116, 137-143
chéo số học, 73 định giá
tài sản
lý thuyết định giá chênh
lệch giá, 47-48, 116,
137-143 mô hình định giá tài
sản
vốn, 46-48 ra quyết định tại,
46-49 tại các thị trường
mới nổi, 122-125

vốn liên thời gian mô hình
định giá, mô hình dày
47-, ánh xạ liên kết
tự động 48, hệ số tự tương quan
4, bài kiểm tra dự báo sản
xuất ô tô 145-155
dữ liệu được sử dụng
trong, 146-148 đánh giá,
150-152 giải thích, 152-
Chương trình MATLAB không dành
cho, 166
mô hình được sử dụng trong, 148-
mô hình tự hồi quy, 14, 55,
177

b

phương pháp lan truyền ngược,
6 yếu tố dự báo đóng gói,
78 kỳ thi can thiệp ngân hàng
204-209
cho vay ngân hàng, giá bất động
sản và, 173-174, 174
186-189, 195

- mái chèo
 thuật toán, 69, 78-80
 chỉ trích hộp đen, 55-57
 Định giá quyền chọn Black-Scholes
 (BSOP) mô hình, 116, 137-143
 xếp hạng trái phiếu,
 53 phương pháp khởi động để
 đánh giá ý nghĩa, 108
 đối với độ lệch trong mẫu, 101-102
 đối với hiệu suất ngoài mẫu, 202, 204
 $0,632$ kiểm tra bootstrap, 101-102, 202, 204
 giả định về tính hợp lý có giới hạn, 7
 Brock-Deckert-Scheinkman
 (BDS) kiểm tra, 91-92, 94
- C**
- hiệu ứng lịch, 61-63 quyền
 chọn mua và bán, 1, 138-140 mô hình
 định giá tài sản vốn (CAPM), tỷ
 lệ vốn-tài sản 46-48, CAPM beta 205-206, lý thuyết
 hỗn loạn 47, 117.
 Xem thêm hỗn loạn ngẫu nhiên
 (SC) người mẫu
- Phân phối Chi bình phương, 87
 Thủ nghiệm điều chỉnh sai lệch Clark-West,
 mạng phân loại 98-99, 37-38, 49-54, 58 vẫn đề
 phân loại, 2, 5, 199-210
 giải pháp dạng đóng, 20 phương
 sai có điều kiện, 16-17
 Cuộc chiến phục của người Mỹ
 Lạm phát (Sargent), 56 kiểm soát, 3
- để đảm bảo kết quả,
 trong thuật toán di truyền cục bộ, 33-34, 68-71, dữ liệu kiểm tra trái phiếu
 doanh nghiệp 156-165 trong mẫu biểu diễn
 giải thích độ phân giải 161-165
- Chương trình MATLAB 166
 mô hình được sử dụng, 157-160
 1 hiệu quả ngoài mẫu 160-161
 chuỗi ti có định hiệp phương sai, 59-61 ví dụ về rủi ro thê tín dụng, 200-205
 logic sắc nét, 199 chéo, 73-74
 phân tích chéo, 14 chéo -xác nhận, 101 lời nguyền về chiều, 41-42, 76
- Đ.**
- tiền xử lý dữ liệu, 59-60 trong
 trái phiếu doanh nghiệp 157-158
 ngoài mẫu ev 95
 các chức năng chia tỷ lệ, 6 tính ổn định điều chỉnh theo mùa, 59-61
 yêu cầu dữ liệu, 102- chia tỷ lệ dữ liệu, 64-65, 84, ra quyết định trong
 định giá tài sản, 46-50 sử dụng chế độ hình ảnh
 não để dự báo trong dự
 báo giảm phát

- tầm quan trọng của, 167-168
 Ví dụ Hoa Kỳ,
 174-175
 Chức năng chia tỷ lệ DeLeo, 64-65
 Bài kiểm tra Dickey-Fuller, 59-61
 Thủ nghiệm Diebold-Mariano, giảm
 kích thước 96-97, 2-3,
 41-46, 211-220
 ánh xạ giảm kích thước, 42,
 44 kiểm tra độ
 chính xác hướng, 99-100 lựa chọn rời
 rạc, 49-54 phân tích
 phân biệt, 49-50 hồi quy logit,
 50-51 lựa chọn theo thứ
 tự đa thức, 53-54
- các mô hình mạng thần kinh
 cho,
 hồi quy probit 52-53, 51-52
 Hồi quy Weibull, 52 phân
 tích phân biệt, 49-50 trong ví
 dụ về can thiệp ngân hàng,
 207-209 trong ví dụ
 về rủi ro thẻ tín dụng, 200-
 204 trí
 nhớ dài bị bóp méo (DLM)
 mô hình, 115-116,
 135-137
 trả cổ tức, 131
 Thủ nghiệm Durbin-Watson (DW), 87
- e**
- bong bóng kinh tế, 135
 giải đấu bầu cử, 74-75 chủ
 nghĩa tinh hoa, 75
 Nghị lý Ellsberg, 56
 Mạng hồi quy Elman, 34-38,
 58 thị
 trường mới nổi, sử dụng mạng thần
 kinh trong, 8, 122-125
 Kiểm định Engle-Ng về tính đối xứng
 của phần dư, 89, 94
- opons châu Âu,
 đánh giá của mạng
 ước tính, 85-111 yêu
 cầu dữ liệu, 102 chiến
 lược thực hiện
 109-110
 tiêu chí trong mẫu, 85-
 tiêu chí diễn giải,
 104-108
 Mã chương trình MATLAB
 cho, 93-94, 107-
 108 tiêu
 chí ngoài mẫu, 94-103 ý
 nghĩa
 của kết quả, thuật toán
 di truyền tiến hóa
 75
 tiến hóa ngẫu nhiên sear 72-75
 dự báo
 tỷ giá hồi đoái, 100-101, 103
- mở rộng ước tính cửa sổ
 95
 kỳ vọng, chủ quan, 23 lý thuyết
 giá trị cực đoan, 52
- F**
- mạng feedforward, dẫn xuất
 phân tích 21-2 và
 105-106
 trong lựa chọn nhị phân
 rời
 rạc 52-53 với hàm Gaussian
 26-28
 với các kết nối nhảy, 30-
 32, 39-40 với
 hàm logsigmoid 24-28, 31
 trong
 chương trình MATLAB, 80-
 82 đà
 lớp, 32-34 với nhiều
 đầu ra, 36- 38

n người mới tái diễn, -
với chức năng tansig, 26 kỹ
thuật tài chính, thị trường
tài chính xii ví dụ
 về trái phiếu doanh nghiệp,
 156-165
 chiều nội tại trọng, 41-42 mạng
 lặp
 lại và bộ nhớ trọng, 36 dấu
 hiệu dự đoán
 cho, 99 ví dụ dự báo biến
 động, 211-220 phương
 pháp sai phân hữa
 hạn, 106-107 giải đấu thể
 hình, dự
 báo 73-75, 2 ví dụ về sản xuất
 ô tô, 145- 155
 ví dụ về trái phiếu doanh
 nghiệp, 156-165 lời
 nguyễn về chiều trọng,
 18, 41-42, 76
 yêu cầu dữ liệu trọng, 103 tỷ
 giá hồi đoái, 100-101, 103 phản
 hồi trọng, 5 ví
 dụ về biến động thị trường tài
 chính, lạm phát 211-
 220, 37, 87, 104, 168-182 mô hình
 hồi quy tuyển tính trọng, 13-
 15 ví
 dụ về biến động thị trường,
 211- 220
 nhiều đầu ra trọng, 37 đánh
 giá ngoài mẫu, 95 độ phức tạp
 ngẫu nhiên dự đoán, 100-
 101 mô hình hỗn loạn
 ngẫu nhiên, mô hình dày 117-
 122, sứ
 dụng 77-78 trọng quá
 trình ra quyết định, 3, 167-168

hợp đồng orwar, n "tham số
tự do," 55 bộ mờ, 199

g

Quy trình Gallant-Rossi-
Tauchen, 62-
Phát triển chế độ phi tuyển
GARCH
 15-20 của, 15n
 GARCH-M, 15-17 tích
 hợp, 132 kiểu mô
 hình, 20- đa thức trực
 giao 18-20 đa thức xấp
 xỉ 17-
 18 ghi chú chương
 trình
 cho,
 Hàm Gaussian, 26-2
 biến đổi Gaussian
 Tốc độ tăng trưởng GDP, 125-
 Geman và Geman theo giải
 thuật di truyền, 72-7 phát
 triển, 6-7 tiến hóa, 75
 gradient-descent
 me with, 75-77 trong
 chương trình
 MATLAB 78-80, 83-84
 bước vào, 72-75

Tiền lãi Gensaki, 186-18
phân phối Gompertz,
Mức độ phù hợp của chế độ
hồi quy Gompit,
phương pháp giảm độ dốc 86
Kiểm định nhân quả Granger, 1

h

Chi số Hang Seng, 170, 1
Tiêu chí thông tin Hannan-
Quinn, 85-86

- điều chỉnh,
khoa học sức khỏe, phân loại
trong, 2n
- Mở rộng đa thức Hermite,
19
- Ma trận Hessian, 67-69, 76
- phương sai thay đổi, 88-89, 91
- kết nối nhảy
các lớp ẩn và, 30-32 mạng
chuyển
- tiếp nhiều lớp trong, 32-34
trong phân tích thành
- phần chính, 42 ngày lễ, điều
chỉnh dữ liệu
- cho, 62-63, 62n phương sai đồng
nhất kiểm
- tra, 88-89,
91
- Hồng Kông, ví dụ về lạm phát
và giảm phát, dữ liệu
168-182
- cho, hiệu suất trong
mẫu 168-174,
177-179
- giải thích kết quả, 178-182
đặc tả
- mô hình, 174-177 hiệu suất ngoài
mẫu, 177-178, 180
- Hồng Kông, biến động
ví dụ dự báo, phép lai
212-216,
- hàm tiếp tuyến hyperbol
75-77, 26
- chiến lược thực hiện, 109-110
- giá nhập khẩu, 170-171, 184-185 mạng
lưới feedforward dự báo
lạm phát trong, 37
- Ví dụ về Hồng Kông, 168-
182
- điều kiện ban đầu, 65, 118-1 nơ-
ron đầu vào, 21 độ
- chêch trong mẫu, 101-102
- tiêu chí đánh giá trong mẫu 85-
94
- Thử nghiệm Brock-Deckert-
Scheink, 91-92, 94
- Kiểm tra Engle-Ng cho sym
89, 94
- thông tin Hannan-Quinn
thống kê, 86
- Thống kê của Jarque-Bera,
89-90, 94
- Lee-White-Granger tes 90-
91, 94
- thống kê Ljung-Box, 86 94
- Ví dụ MATLAB về, 93-94
- thống kê McLeod-Li, 88 94
- đánh giá trong mẫu trong
ví dụ về sản phẩm ô tô, 150
151 trong ví dụ can
thiệp ngân hàng, 205, 207
trong các mô hình
định giá quyền chọn Black-
Sholes, 140-142
- trong trái phiếu doanh nghiệp
exa 160-162
- trong bài kiểm tra rủi ro thẻ tín dụng
200-202
- trong các mô hình ghi nhớ
dài bị bóp méo, 136-
137 trong ví dụ về lạm phát
ở Hồng Kông, 177-179

n ồng ồng đi du lịch
ví dụ dự báo, 213-214
trong ví
dụ về lạm phát ở Nhật Bản, 189-
191 trong
các mô hình chuyển đổi chế độ
Markov, 128-130
trong các mô hình hỗn loạn ngẫu
nhiên,
118-120 trong các mô hình khuếch
tán bước nhảy/biến
động ngẫu
nhiên, 123-124 trong ví dụ dự
báo biến động của Hoa
Kỳ, 216 -
218 trong các mô hình
chuyển đổi chế độ biến
động, 132 dự báo lãi suất, 37, 146
tiêu chí diễn giải, 104-108 mô
hình định giá tài sản vốn liên
thời gian
(ICAPM), 47-48 chiều
nội tại, 41-42

J

ma trận jacobian, 107-108
Nhật Bản, mô hình lạm phát và giảm
phát cho, 182-196 dữ
liệu trong, 184-189
hiệu suất trong mẫu, 189-
190 diễn
giải kết quả, 191-196

đặc tả mô hình, 189 biến
pháp khắc phục được đề xuất, 182-184
Thống kê của Jarque-Bera,
89-90, 94
lượt nhảy, 30-32, 39-
40

K

nhọn, 90

các giá trị bị
trễ trong Elman hồi
quy 34-
36 trong việc đánh giá
mô hình khi triển
khai, trong Ljung-Box
Q-sta
87-88 trong các thành
phần nguyên tắc
phi tuyến tính, độ phức
tạp ngẫu nhiên dự
Đa thức Laguerre ex 19

chi số giá đất (Nhật Bản) 186-
189, 193 biến
tiềm ẩn, 23 tham số
học tập, 69 bỏ qua một
phương pháp, 1
Thử nghiệm Lee-White-Granger,
90-91, 94
Đa thức huyền thoại cũ
19
các hàm khả năng, 16- mô hình
ARX tuyến tính, 14n mô hình
tuyến tính phân biệt tuyến
tính
49-50, 13-15 lợi thế
của, 15 trong dự báo
sản xuất ô tô, 148 làm
chuẩn, xii trong
trái phiếu doanh
nghiệp e 159-165 trong
ví dụ lạm
phát ở Hồng Kông, 176 -
1 ở Nhật Bản lạm
phát e 189-192 sử dụng
phần dư
cho phân tích thành
phần chính tuyến tính (PCA)
211-220
chức năng chia tỷ lệ tuyến tính,

hệ thống swcng,
 Ljung-Box Q-statistic, 87-88, 94 vấn
 đề hội tụ cục bộ kết quả vô
 lý, 105 nhiều lớp ẩn
 và, 32, 33 trong các phương
 pháp
 tối ưu hóa phi tuyến, 68-71,
 76 tìm kiếm dựa trên
 độ dốc cục bộ, 67 ước tính
 logistic, 53-54 hồi quy
 logistic, 52-53 hồi quy
 logit, 50-51 trong ví dụ
 về can thiệp ngân hàng,
 207-209 trong ví dụ
 về rủi ro thẻ tín dụng, 200-205

 hàm logsigmoid (squasher), 24-28,
 31 hàm
 chuyển đổi logsigmoid,
 39
 giảm thiểu chức năng mất mát,
 66-67

M

Chuỗi bất động sản Markov, 71
 Mô hình chuyển đổi chế độ Markov
 (MRS), 115, 125-130
 Phân tích chương trình
 MATLAB và sự khác
 biệt hữu hạn trong, 107-
 108 chương trình công
 nghiệp ô tô trong,
 166 tính khả dụng
 của, xiv chương trình trái
 phiếu
 doanh nghiệp trong, 166 bài kiểm
 tra đánh giá trong, 110-111
 tính toán tiền hóa trong, 83-84
 Võ nợ thẻ tín dụng ở Đức, 210
 chương
 trình lạm phát/giảm phát, 197

sasc n, -
 chức năng tập lệnh chính
 i 142-
 143 mô hình
 trong, 58 ví dụ tối ưu
 hóa số, 78-80 đa
 thức và ví dụ xấp xỉ
 mạng, 80-83 mô
 hình hỗn loạn
 ngẫu nhiên trong, 117

Ngân hàng Texas thất bại
 trong, ước tính khả năng tối da
 88

Thủ nghiệm McLeod và Li, 88-
 89, kiểu chữ mô hình, 20-
 21 Diebold-Mariano sửa đổi
 (MDM) thống kê, bộ
 lọc trung bình động, 63 quy
 trình trung bình động, 34-
 35, 87-88 ước
 tính cửa sổ di chuyển, 95-96

mạng feedforward nhiều lớp,
 nhận thức nhiều
 lớp 32-34 (mạng ML, 25, 29
 mạng
 multiperceptron, nhiều đầu
 ra, hoạt động đột biến 36-
 38, 74

N

phi tuyến tính bị bỏ qua, phân
 loại lồng nhau 90-9, 53
 mô hình đánh giá lồng nhau, 9
 ngôn ngữ học thần kinh,
 22 lợi thế của cách tiếp
 cận mạng thần kinh so với
 hồi quy phi
 tuyến, 33 giả định
 hợp lý có giới hạn
 trong, 7 yêu cầu dữ liệu,

n eecng negece phi

tuyên tính, 90-91 sự

khác biệt so với cỗ điển

mô hình, 7

lựa chọn rời rạc, loại mô

hình 52-53, thuật ngữ 20-

21 trong, 6 mạng nơ-

ron

hệ thống chuyển đổi

chế độ chuyển đổi

tròn tru (NNRS), 39-40

trong ví dụ về sản xuất ô tô,

150-155 trong ví dụ

về trái phiếu doanh nghiệp, 160-

165

ví dụ về lạm phát ở Hồng

Kông, 176-182 ở Nhật

Bản, ví dụ về lạm phát, 189-196

các loại mạng thần kinh, 21-38

mạng phân loại, 37-38 mạng
truyền

tiếp, 21-24 kết nối nhảy, 30-32,

39-40 nhiều đầu ra trong, 36-
38

chức năng cơ sở xuyên tâm, 28-

29 mạng hồi quy, 34-36 ridgelet

hàm, 29-30 hàm ép, 24-28

Chỉ số Nikkei, ước tính

phi tuyến 186-187, thuật toán di

truyền 65-77, 67, 72-75,

78-80, phép lai 83-84,

điều kiện ban đầu 75-77

trong, tìm kiếm dựa trên độ dốc

cực bộ 65-66, 67

Các ví dụ MATLAB về, ủ mô
phỏng

78-83, mô hình dày 67, 70-

72, 78-80, 77-

78

phân tích cơm chính phi

tuyên tính (NLP)

44-46, 211-220

chuỗi không cố định, 60 phân

bố chuẩn, 89 hàm chuẩn

(Gaussian)

26-28

Ô

định giá quyền chọn

Chế độ Black-Scholes

137-143

điều chỉnh theo mùa

Mô hình SVJD cho, 12

bình phương nhỏ nhất thông

thường (công cụ

ước tính, 20 đa thức trực
giao,

hồi quy trực giao 80-82, 4

tiêu chí đánh giá ngoài mẫu,
94-103 yêu cầu dữ

liệu,

Diebold-Mariano te

trong các mô hình lồng

nhau, 9 độ phức tạp

ngẫu nhiên dự

 đoán, 100 phương pháp đếm
95-96

thống kê bình phương

trung bình gốc,

tỷ lệ thành công dự

đoán 96, 21 ký

hiệu, đánh giá ngoài mẫu 99-

100 trong ví dụ sản

phẩm ô tô, 151-1

trong ví dụ can thiệp

ngân hàng, 207-2

trong các mô hình định

giá tối ưu của

Black-

Sholes, 142-143 trong

trái phiếu doanh nghiệp

trong các mô hình bộ nhớ dài
bị bóp méo, 137-

138 trong ví dụ về lạm
phát ở Hồng Kông, 177-178,

180 trong ví dụ về dự báo
biến động ở Hồng Kông,
214-215

trong ví dụ về lạm phát ở Nhật
Bản, 190-

192 trong các phương pháp chuyên
đổi chế độ Markov,

130-131 trong ngẫu nhiên mô
hình hỗn loạn, 120-122

trong các mô hình khuếch tán
bước nhảy/biến động
ngẫu

nhiên, 125-126 trong ví dụ dự
báo biến động của Hoa
Kỳ, 218-

219 trong các mô hình
chuyên đổi chế độ
biến động, 132-134

dự đoán ngoài mẫu, 3 khoảng cách
đầu ra, 169-170, 184-185 nơ-ron đầu
ra, 21-22

P

xử lý song song, 21-22 lợi
thé xử lý song song, 22 mô hình tham
số, 20

hướng Pesaran-Timmerman
kiểm tra độ chính xác, 99-100

Hàm chia tỷ lệ Petersohn, 64,
84

Phép thử Phillips và Perron, 61

Mô hình đường cong Phillips, 56, 169,
174

Quá trình nhảy Poisson, xấp
xỉ đa thức 122, khai triển đa
thức
17-18, 18-20

orecasng n,
tính toán ngẫu nhiên dự đoán
(PSC), cân bằng
giá 100-101, chênh lệch
giá 168, Hồng Kông, 170, 172-173

câu đố về giá, 188

định giá rủi ro, 1-2, 5

tùy chọn định giá
Mô hình Black-Scholes, 1
137-143

diều chỉnh theo mùa trong,
Mô hình SVJD cho, 123

thành phần chính trong
định giá tài sản, 46-49

chiều nội tại, 41-42 tuyển
tính,
42-43 phi tuyển
tính, 44-46 ghi
chú chương trình cho, 58

phân tích thành phần chính
(PCA), 42-43, 211

nguyên tắc tích hợp chức
năng, 23 nguyên
tắc tách biệt chức năng,
23 hồi quy

probit, 51-52 trong ví dụ
can thiệp ngân hàng, 207-
209 trong exa rủi
ro thẻ tín dụng
200-205

quyền chọn bán, 1, 138-140

Thuật toán Q gần Newton, 67 78-
80, 83

I

mạng chức năng cơ sở xuyên tâm
(RBF), 28-29 cú
sốc ngẫu nhiên, 34, 47, 70, 149

mạng hồi quy, - phương pháp đệ quy, mô hình chuyển đổi chế độ 95-96
Markov, 115, 125-130
chuyển đổi suôn sẻ, 38-40
biến động, 115, 130-134
thuật ngữ chuẩn hóa, 86n
phần dư, sử dụng, 32, 34, 85, 89
mạng ridgelet, hồi quy
mạnh 29-30, lõi bình
phương trung bình gốc 45-46
thống kê, 96, 219n, 220
Hệ số bình phương R, 86

S

điểm yên ngựa, 65-66, 69
Sargent, Thomas J., The Conquest of American Inflation, 56 thống kê Schwartz, 86 điều chỉnh theo mùa, 61-63
mô hình bán tham số, 17-18, 20
thử nghiệm độc lập nối tiếp, 86-89
giao thoa ngẫu nhiên, công cụ ước tính sàng 73, tầm quan trọng của kết quả 23-24, tỷ lệ thành công dự đoán 108 dấu hiệu, ủ mô phỏng 99-100, 67, 70-72, 78-80 điểm chéo, 73
độ lệch, 90
mô hình chuyển đổi chế độ chuyển tiếp tròn tru, 38-40
trong ví dụ về sản xuất ô tô, 149-155 trong ví dụ về trái phiếu doanh nghiệp, 159-165
trong ví dụ về lạm phát ở Hồng Kông, 176-182

hàm softmax, 53-54 bộ dữ liệu thư thớt, 42
hàm nén, 24-2 tính dừng, 59-61 hỗn loạn ngẫu nhiên (SC) m 115, 117-122
tiền hóa phương pháp tìm kiếm ngẫu nhiên, ủ mô phỏng 72-75 70-72, 78-80 biến động ngẫu nhiên/khuếch tán jum (mô hình SVJ, 115, 12 giá thực hiện, 140, 140n quyền chọn hoán đổi (đối xứng hoán đổi của phần dư, 8 khớp thần kinh, 22

t

hàm tanh, 26 hàm tansig, 26
Khai triển đa thức Tchebeycheff, 18-
thuật ngữ, 6 dự báo mô hình dày, 77 mô hình dày, 48, 77-7 ngưỡng phản hồi, 24- ví dụ chuỗi thời gian về hiệu ứng gần đây theo chuỗi thời gian, 1 dự báo sản phẩm ô tô, 145-1 trái phiếu doanh nghiệp, 15 mô hình chuỗi thời gian, 14, hàm chuyển tiếp, thống kê 38-4 t, 108

bạn sự không chắc chắn, mô hình, 55-56 Hoa Kỳ, dự báo biến động exa 216-220

quy trình gốc đơn vị, đào tạo
không

giám sát 60, 135, 135n, 41

V

mô hình tự hồi quy vector

(VAR), 168, 188

từ vựng mạng nơ-ron, 6

W

Hồi quy Weibull, 52

trong ví dụ can thiệp

ngân hàng, 207-209

trong exa rủi ro thẻ tín

200-205

Định lý Weierstrass, 17-1 chỉ

số phúc lợi, 4-5

