

Nghiên cứu mạng nơ ron tích chập trong xếp hạng tín dụng nhằm dự báo rủi ro tín dụng tại ngân hàng thương mại

NGUYỄN THỊ VÂN TRANG*

Tóm tắt

Rủi ro tín dụng là một trong những rủi ro trọng yếu, có ảnh hưởng lớn đến hoạt động ngân hàng. Việc áp dụng kỹ thuật sâu trong xếp hạng tín dụng là một hướng tiếp cận mới, có tính ứng dụng cao đối với hoạt động của các ngân hàng. Trong bài nghiên cứu này, tác giả đề xuất sử dụng mạng nơ ron tích chập (Convolutional neural network - CNN) để dự báo rủi ro tín dụng thông qua việc xếp hạng tín dụng. Các thử nghiệm cho thấy, kỹ thuật này có hiệu quả cao hơn so với kỹ thuật xếp hạng tín dụng truyền thống.

Từ khóa: mạng nơ ron nhân tạo, rủi ro tín dụng, xếp hạng tín dụng

Summary

Credit risk is one of the key risks that creates a great influence on banking operations. The application of deep learning techniques in credit rating is a new approach and highly applicable to the operations of banks. In this study, the author proposes the use of convolutional neural network (CNN) to predict credit risk through credit rating. Practical tests show that CNN is more effective than traditional credit rating techniques.

Keywords: artificial neural network, credit risk, credit rating

GIỚI THIỆU

Tín dụng là hoạt động chủ yếu mang lại nhiều lợi nhuận cho các ngân hàng nói chung và ngân hàng thương mại nói riêng. Tuy nhiên, trong quá trình cấp tín dụng phải trải qua nhiều bước và nhiều công đoạn khác nhau, sẽ dẫn đến nhiều vấn đề phát sinh. Từ lúc nhận hồ sơ cho đến khi đưa ra quyết định cấp tín dụng, rất dễ phát sinh các rủi ro mất vốn, do sơ suất trong quá trình kiểm tra, phân tích, thẩm định.

Mô hình xếp hạng tín dụng là phương pháp lượng hóa và đã trở thành công cụ hữu hiệu trong tương lai để các tổ chức tài chính đánh giá mức độ rủi ro thông qua các hạng và chỉ tiêu đánh giá được áp dụng khác nhau đối với từng loại khách hàng. Mục tiêu của việc xếp hạng tín dụng là phân loại khách hàng thành hai nhóm: nhóm tín dụng tốt và nhóm tín dụng xấu. Các khách hàng thuộc nhóm tốt hoàn toàn có khả năng thực hiện nghĩa vụ tài chính của mình, trong khi khách hàng thuộc nhóm xấu, thì sẽ có

khả năng không trả được nợ. Quá trình xếp hạng tín dụng là một quá trình đánh giá độc lập. Những khách hàng có điểm tín dụng cao hơn, có nghĩa là khi chấp nhận cấp tín dụng cho họ, thì khả năng gặp rủi ro của ngân hàng cũng thấp hơn và ngược lại. Việc xếp hạng tín dụng chính xác là rất quan trọng đối với lợi nhuận của các tổ chức tài chính và ngân hàng.

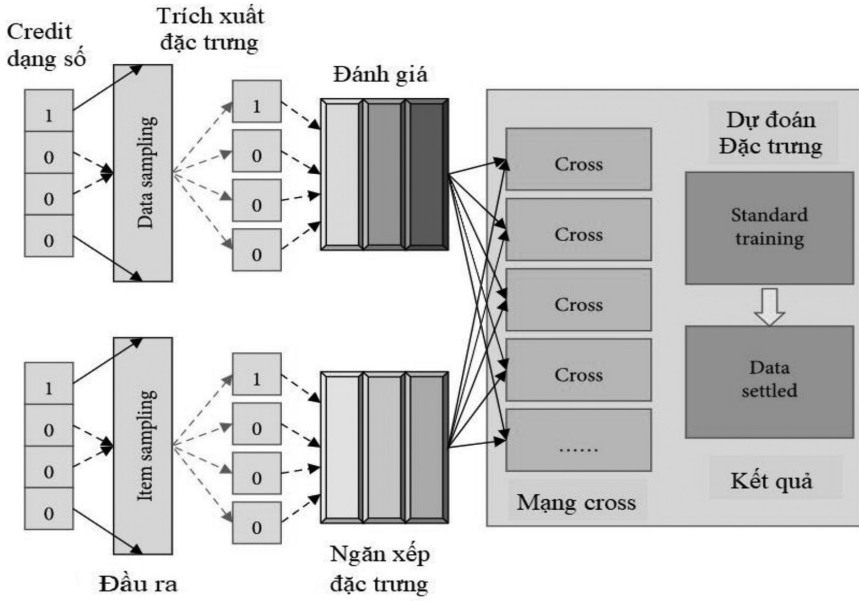
Quyết định số 493/2005/QĐ-NHNN, ngày 22/4/2005 của Ngân hàng Nhà nước về việc ban hành Quy định về phân loại nợ, trích lập và sử dụng dự phòng để xử lý rủi ro tín dụng trong hoạt động ngân hàng của tổ chức tín dụng đã chính thức ban hành khung pháp lý cơ bản đầu tiên, tạo động cơ tuân thủ tốt nhất cho các ngân hàng thương mại phải tiến hành xây dựng và áp dụng hệ thống xếp hạng tín dụng nội bộ vào hoạt động kinh doanh và quản trị rủi ro nội bộ ngân hàng.

Tuy nhiên, so với nhiều nước phát triển, hoạt động xếp hạng tín dụng, giảm thiểu rủi ro tín dụng tại Việt Nam chưa nhận được nhiều sự quan tâm nghiên cứu. Những mô hình truyền thống đang được sử dụng phổ biến tại các ngân hàng thương mại là mô hình chuyên gia dựa trên kinh nghiệm và một số mô hình cổ điển với 5 tiêu chuẩn: Đặc điểm tiêu dùng; Vốn; Tài sản thế chấp; Năng lực và Điều kiện kinh tế. Nhưng, với sự gia tăng mạnh mẽ về số lượng các khách hàng, việc xếp hạng tín dụng tiến hành thủ công trở nên không

* ThS., Trường Đại học Thương mại

Ngày nhận bài: 29/8/2021; Ngày phản biện: 10/9/2021; Ngày duyệt đăng: 05/10/2021

HÌNH 1: MÔ HÌNH XẾP HẠNG TÍN DỤNG DỰA TRÊN MẠNG NƠ RON TÍCH CHẬP



Nguồn: Yan Liu (2021)

còn phù hợp. Vì vậy, việc nghiên cứu áp dụng các kỹ thuật mới, như mạng nơ ron tích chập trong xếp hạng tín dụng, là cần thiết để nâng cao tính chính xác, độ tin cậy, tính khách quan khi ra quyết định cho vay.

CƠ SỞ LÝ THUYẾT VÀ PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

Cơ sở lý thuyết

Những tiến bộ trong công nghệ thông tin đã làm giảm chi phí quản lý và phân tích dữ liệu, với nỗ lực xây dựng các kỹ thuật mạnh mẽ và hiệu quả hơn cho dự báo rủi ro tín dụng. Nhiều công trình nghiên cứu trong và ngoài nước đã tiến hành nghiên cứu vấn đề này và có những phát hiện quan trọng tạo nền tảng cho nghiên cứu này. Cụ thể, Jagric và cộng sự (2011) đã đưa ra mô hình mạng thần kinh nhằm giải thích mối quan hệ giữa các biến và rủi ro tín dụng tại 2 ngân hàng bán lẻ tại Slovenia; đồng thời, đưa ra 19 biến ảnh hưởng tới mô hình quản trị rủi ro tín dụng. Mô hình đã cho thấy sự vượt trội hơn so với các mô hình khác trong dự báo.

Trịnh Nguyễn Thanh Hải (2013) cũng đã khái quát cơ sở lý luận về quản trị rủi ro tín dụng, từ đó xây dựng và ứng dụng được mô hình mạng thần kinh nhân tạo nhằm hỗ trợ quyết định cấp tín dụng tại các ngân hàng thương mại Việt Nam.

Xếp hạng tín dụng đo lường định lượng rủi ro tiềm tàng của khách hàng bằng cách phân tích dữ liệu cá nhân, từ đó dự đoán khả năng vỡ nợ của họ trong tương lai với các khoản vay. Hoạt động này cũng có thể được hiểu như một kỹ thuật khai phá dữ liệu, tìm kiếm các quy luật của các dữ liệu lịch sử và áp dụng đưa ra quyết định cấp tín dụng cho các khách hàng trong tương lai.

Các kỹ thuật khai phá dữ liệu sử dụng trong lĩnh vực xếp hạng tín dụng được phát minh từ thập niên 50 thế kỷ trước. Hiện nay, cùng với sự bùng nổ của

Cách mạng công nghiệp 4.0 cùng với sự phát triển của trí tuệ nhân tạo, thì việc tập trung vào khai phá dữ liệu đang là xu hướng trong lĩnh vực xếp hạng tín dụng. Đã có rất nhiều các kỹ thuật được phát triển và ứng dụng, trong đó phổ biến nhất phải kể đến các kỹ thuật, như: mô hình Logit (LR) và mô hình phân tích phân biệt (DA) trong các nghiên cứu của Đinh Thị Huyền Thanh và Kleimeier (2007), Dorfleitner và Jahnes (2014); phương pháp K-nearest neighbour (KNN), máy hỗ trợ vector (Support Vector Machine - SVM), thuật toán di truyền (Genetic algorithms), mạng thần kinh nhân tạo (ANN) (A. Abdou, John Pointon, 2011)...

Trong bài nghiên cứu này, tác giả đề xuất sử dụng kỹ thuật là mạng nơ ron tích chập (Convolutional Neural Network - CNN) đây là một trong những mô hình Deep Learning tiên tiến giúp cho chúng ta xây dựng được những hệ thống thông minh với độ chính xác cao và tốt nhất hiện nay.

Phương pháp nghiên cứu

Tương tự như nơ ron sinh học, mạng nơ ron cũng nhận các tín hiệu đầu vào, xử lý (nhận các tín hiệu này với trọng số liên kết, tính tổng các tích thu được rồi gửi kết quả tới hàm kích hoạt) và tái tạo tín hiệu đầu ra (là kết quả của hàm kích hoạt). Việc phân loại nhóm tín dụng phụ thuộc vào đặc điểm xã hội học của người đi vay (như: tuổi, trình độ học vấn, nghề nghiệp và thu nhập), tình hình trả nợ các khoản vay trước đó và loại khoản vay...

Mạng CNN chỉ đơn giản gồm một vài layer của convolution kết hợp với các hàm kích hoạt phi tuyến (nonlinear activation function), như: ReLU để tạo ra thông tin xử lý tốt/mức cao hơn (abstract/higher-level) cho các layer tiếp theo (Hình 1). Cụ thể:

Tầng tích chập (CONV_Convolutional): Tầng tích chập sử dụng các (filter) hoặc hạt nhân (kernel) để thực hiện phép tích chập khi đưa chúng đi qua đầu vào I theo các chiều của nó. Mỗi bộ lọc được tích hợp theo độ rộng (width) và độ cao (height) của dữ liệu đầu vào trong quá trình chuyển tiếp và tính toán tích vô hướng giữa các mục của bộ lọc. Các siêu tham số của các bộ lọc này bao gồm kích thước bộ lọc F và độ trượt (stride) S. Kết quả đầu ra O được gọi là bản đồ kích hoạt (feature map hay activation map). Trong trường hợp này, bản đồ kích hoạt có một chiều. Số lượng của bộ lọc được điều chỉnh và số lượng tốt

nhất được lựa chọn cho từng tập dữ liệu thử nghiệm. Ở đây mặc định là 10 cho dữ liệu Kaggle Credit.

Tầng gộp POOL (Pooling): Đây là một thành phần quan trọng của CNN giúp làm giảm lượng dữ liệu cho mạng. Tầng pooling (POOL) là một phép downsampling, thường được sử dụng sau tầng tích chập, giúp tăng tính bất biến không gian. Cụ thể, max pooling và average pooling là những dạng pooling đặc biệt, mà tương ứng là trong đó giá trị lớn nhất và giá trị trung bình được lấy ra. Maxpooling được dùng để bảo toàn các đặc trưng đã phát hiện, còn average pooling dùng để giảm kích thước feature map. Trong mạng CNN này, bài viết sẽ sử dụng hàm gộp max để cài đặt tầng gộp. Hàm này có tác dụng phân vùng dữ liệu đầu vào thành một tập các hình chữ nhật không chồng lấp, đối với mỗi vùng con, cố gắng xuất ra ở mức tối đa.

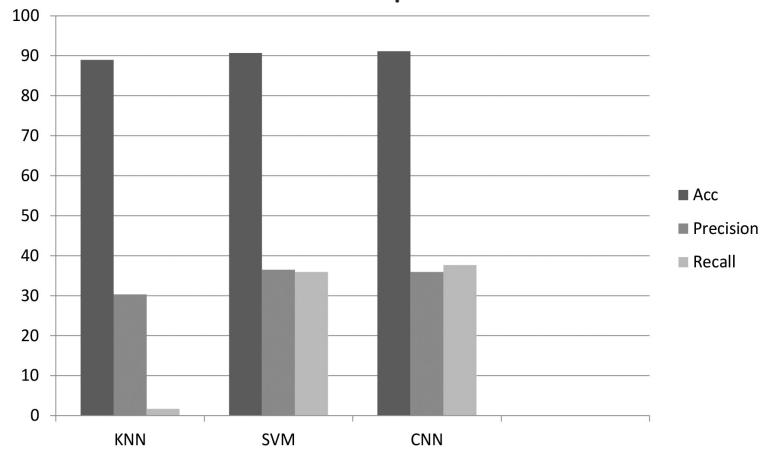
Tầng ReLU (Rectified Linear Units): Đây là một hàm kích hoạt $g(z) = \max(0, z)$ được sử dụng trên tất cả các thành phần. Mục đích của nó là tăng tính phi tuyến tính cho mạng. Sau khi áp dụng hàm kích hoạt, các thuộc tính phi tuyến tính của hàm quyết định và mạng tổng thể được tăng lên, mà không ảnh hưởng đến các trường tiếp nhận thông tin của tầng tích chập.

Tầng kết nối đầy đủ (FC_Full connected layer): Tầng này nhận đầu vào là các dữ liệu đã được làm phẳng, mỗi đầu vào đó được kết nối đến tất cả các nơ ron. Mục đích thực hiện kết nối đầy đủ các tầng tích chập và tầng gộp để tổng hợp thông tin ở mức cao. Các nơ ron được kết nối hoàn toàn đầy đủ với các nơ ron đang được kích hoạt ở tầng trước đó. Trong mô hình mạng CNN, các tầng kết nối thường được tìm thấy ở cuối mạng và được dùng để tối ưu hóa mục tiêu của mạng ví dụ như độ chính xác của lớp.

Trong nghiên cứu, tác giả sử dụng phương pháp đánh giá chéo (10-fold cross validation) để đánh giá độ chính xác của quy tắc phân loại của bộ dữ liệu thử nghiệm và đảm bảo tính hợp lệ của kết quả.

Bộ dữ liệu thực nghiệm là bộ dữ liệu tín dụng Australian (<https://archive.ics.uci.edu/ml/datasets/Statlog+>). Bộ dữ liệu này có 690 bản ghi với 14 thuộc tính (6 thuộc tính số và 9 thuộc tính category), 2 lớp (307 đối tượng thuộc lớp 2 và 383 đối tượng thuộc lớp 1). Trước khi tiến hành phân loại, tất cả các thuộc tính dạng category đều phải chuyển đổi về dữ liệu

HÌNH 2: KẾT QUẢ PHÂN LỚP CỦA MẠNG CNN SO VỚI CÁC KỸ THUẬT TRUYỀN THỐNG



Nguồn: Kết quả nghiên cứu của tác giả

số. Và, để đào tạo dữ liệu nhanh, cần tối thiểu một PC thông thường (Intel Core i7 7500U; 2,7 GHz Intel; 8 GB).

Tiêu chí đánh giá bộ phân loại sử dụng trong bài viết là Accuarry (độ chính xác); Recall (dùng để đo độ nhạy); Precision (độ xác thực) (Alexe và cộng sự, 2012).

KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU VÀ ĐÁNH GIÁ

Trong quá trình thực nghiệm, bài viết sử dụng đầu vào của CNN là 10 thuộc tính của các bản ghi và đầu ra là dự đoán nhãn của lớp. Input (length = 10, shape (10,1)). 1D Convolution layer (filters = 100, kernel size = 1) Max pooling layer (pool size = 1) Fully connected (N=10, activation function='relu'); Fully connected (N = 1, activation function='sigmoid'). Trong hầu hết các trường hợp, phương pháp CNN đều hoạt động tốt hơn các thuật toán truyền thống trước đây.

Hình 2 đưa ra kết quả tổng hợp đối với bộ dữ liệu Australian credit thông qua 2 kỹ thuật truyền thống (KNN và SVM) và kỹ thuật mới hiện nay (CNN). Dựa trên độ đo chính xác thì mọi thuật toán đều có được kết quả rất tốt chiếm khoảng 90%, trong khi với độ đo nhạy cảm (recall) lại tỏ ra chưa thật sự tốt với kết quả đạt được chỉ khoảng là 37% do mạng CNN đem lại. Một phần lý do ở đây xuất phát từ nguồn dữ liệu thu thập được khá đa dạng (dữ liệu phi cấu trúc...). Khi quá trình xếp hạng tín dụng đối mặt với dữ liệu lớn, các phương pháp thống kê và học máy truyền thống được cho là khó có thể xử lý được mối quan hệ phức tạp giữa các biến dữ liệu tín dụng; từ đó, hiệu suất của các thuật toán bị ảnh hưởng bởi độ phức tạp và sự mất cân bằng dữ liệu. Tính chính xác của dự báo được tăng lên đáng kể nếu có sự phối hợp chặt chẽ giữa lý thuyết kinh tế và mô hình thực nghiệm phù hợp.

KẾT LUẬN VÀ ĐỀ XUẤT

Kết luận

Bắt nguồn từ việc ngân hàng không thể loại trừ hoàn toàn rủi ro, mà chỉ có thể hạn chế, phòng ngừa,

các ngân hàng cần xây dựng quy trình quản lý rủi ro để đảm bảo kiểm soát rủi ro ở mức có thể chấp nhận được. Khi đó, ngân hàng vừa gia tăng giá trị cho khách hàng, vừa tạo lợi nhuận cho cổ đông bằng cách thực hiện quản lý rủi ro phù hợp với chiến lược và trong phạm vi rủi ro, mà ngân hàng có thể chấp nhận được.

Trong thực tế để xếp hạng tín dụng, mỗi ngân hàng sẽ có những bộ tiêu chí khác nhau, phù hợp với điều kiện cụ thể của mình. Vì vậy, bài nghiên cứu đã đề xuất áp dụng kỹ thuật CNN cho vấn đề xếp hạng tín dụng, giảm thiểu rủi ro. Kết quả thử nghiệm cho thấy, kỹ thuật CNN có hiệu suất cao so với các kỹ thuật phân loại khác trong hầu hết các thử nghiệm, mặc dù chúng thể hiện một số kết quả không tốt trong tập dữ liệu có các lớp không cân bằng.

Qua việc nghiên cứu về kỹ thuật học sâu trên bộ dữ liệu thử nghiệm, bài viết đã chỉ ra rằng kỹ thuật có nhiều ưu điểm, như: việc xếp hạng tín dụng khách hàng được khách quan hơn, độ chính xác cao hơn... Cách làm truyền thống phụ thuộc rất nhiều vào quan điểm chủ quan của nhân viên tín dụng, do đó các ngân hàng phải đối mặt với rất nhiều rủi ro, bởi trình độ thẩm định hạn chế, tính trung thực của nhân viên tín dụng...

Vì vậy, các ngân hàng nên tiếp tục nghiên cứu và thử nghiệm với cơ sở dữ liệu của mình để xây dựng mô hình phù hợp nhất với phân khúc khách hàng và môi trường kinh doanh của mình, để chúng thực sự là một công cụ hữu hiệu, góp phần giảm thiểu rủi ro trong hoạt động cho vay, đồng thời góp phần tăng cường khả năng tiếp cận tín dụng cho người dân, thúc đẩy phát triển tài chính toàn diện tiến tới phát triển mạnh kinh tế - xã hội.

Đề xuất

Để cải thiện quy trình quản lý rủi ro tín dụng ở các ngân hàng, thì bên cạnh việc phát triển các kỹ thuật dự đoán tiên tiến để theo dõi và kiểm soát khoản tín dụng, thì cần chú ý đến việc thiết lập các mẫu và chiến lược lấy mẫu để tăng hiệu suất dự đoán, giảm thiểu rủi ro. Trên cơ sở nghiên cứu, tác giả đề xuất một số hướng nghiên cứu mới trong tương lai, để có thể xây dựng được một mô hình xếp hạng tín dụng tốt hơn, đó là:

- Khi nghiên cứu quản trị, dự đoán rủi ro tín dụng thì trước tiên cần xác định rõ biến nào có ý nghĩa quyết định đến xác suất vỡ nợ, từ đó áp dụng các phương pháp, kỹ thuật để loại bỏ nhiễu, cân bằng dữ liệu để không mất đi thuộc tính, ý nghĩa của biến. Độ chính xác của dự đoán rủi ro tín dụng được cải thiện bằng cách chọn các biến quan trọng nhất.

- Cùng với sự phát triển của dữ liệu lớn, thì các yếu tố về hành vi của khách hàng sẽ ngày càng được cân nhắc, xem xét kỹ lưỡng khi xếp hạng. Việc giảm thiểu rủi ro tín dụng chủ yếu phụ thuộc vào khả năng thu thập và xử lý thông tin của ngân hàng khi lựa chọn đơn đăng ký tín dụng. Các ngân hàng phải đối mặt với sự không đồng nhất của các khách hàng và thường không thể có thông tin đầy đủ về tất cả những người đi vay. □

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. Nguyễn Khắc Hiếu và Nguyễn Thị Vân Anh (2014). Dự báo lạm phát tại Việt Nam bằng mô hình mạng nơ ron nhân tạo, *Tạp chí Phát triển Kinh tế*, số 286
2. Trịnh Nguyễn Thanh Hải (2013). Ứng dụng mô hình ANN trong hỗ trợ quyết định cấp tín dụng tại các NHTM Việt Nam, *Tạp san Đại học Kinh tế TP. Hồ Chí Minh*
3. A. Abdou, John Pointon (2011). *Credit scoring, statistical techniques and evaluation criteria: a review of the literature*, retrieved from <https://doi.org/10.1002/isaf.325>
4. Alexe, B., Deselaers, T., and Ferrari, V. (2012). Measuring the objectness of image windows, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 34(11)
5. THT Dinh, Kleimeier (2007). A credit scoring model for Vietnam's retail banking market, *International Review of Financial Analysis*, 16(5), 471-495
6. Dorfleitner G., Jahnes H., (2014). What factors drive personal loan fraud? Evidence from Germany, *Review of Managerial Science*, 8(1), 89-119
7. V. Jagric, D. Kracun, T. Jagric (2011). Does Non-linearity Matter in Retail Credit Risk Modeling?, *Finance a Uver: Czech Journal of Economics & Finance*, 61(4), 384-402
8. Najafabadi, M. M., Villanustre, F., Khoshgoftaar, T. M., Seliya, N., Wald, R., and Muharemagic (2015). E. Deep learning applications and challenges in big data analytics, *Journal of Big Data*, 2(1)
9. Yan Liu (2021). Construction of Rural Financial Organization Spatial Structure and Service Management Model Based on Deep Convolutional Neural Network, *Computational Intelligence and Neuroscience*, 2021, Article ID 7974175