

Tổng quan về học sâu

Đào Thị Hưng*

*Khoa Công nghệ thông tin, Trường Đại học Hải Phòng

Received: 22/7/2024; Accepted: 29/7/2024; Published: 06/08/2024

Abstract: In recent years deep learning has become the big thing happening in the field of Machine learning with so many research and discovery in the field, within this few period deep has had a big edge over other forms of machine language since it has made a better attempt at learning a big amount of unlabeled data and it has been applied to so many fields. The recent success in deep learning has provided significant contribution in the field of artificial intelligence. This article presents a review on deep learning, basic overview of history of deep learning, and a quick overview of some important concept of deep learning (how feature learning made the difference in deep learning and the key concept of deep learning which the big data is). In a quick summary this article presents a basic overview of deep learning and a track of its progress.

Keywords: Deep Learning; Machine Learning; Neural Networks

1. Giới thiệu

Học máy là một lĩnh vực con của Trí tuệ nhân tạo liên quan đến việc cung cấp cho máy móc dữ liệu chúng cần học để máy làm điều gì đó hoặc đưa ra quyết định mà không được lập trình rõ ràng để làm điều đó. Các thuật toán như học cây quyết định, lập trình logic quy nạp, phân cụm, học tăng cường hoặc mạng Bayes giúp chúng hiểu được dữ liệu đầu vào. Học máy là một bước tiến lớn đối với Trí tuệ nhân tạo.

Sự phát triển của mạng lưới thần kinh - một hệ thống máy tính được thiết lập để phân loại và tổ chức dữ liệu giống như bộ não con người - đã tiến xa hơn nữa. Dựa trên sự phân loại và phân tích này, một hệ thống học máy có thể đưa ra một “phòng đoán” có giáo dục dựa trên xác suất lớn nhất và nhiều người thậm chí có thể học hỏi từ những sai lầm của họ, khiến họ “thông minh hơn” khi họ đi cùng. Nhưng trong những năm gần đây, sự ra đời của học sâu đã nâng cao mọi thứ hơn nữa và chúng đã tạo ra kết quả tương đương và trong một số trường hợp vượt trội so với các chuyên gia của con người. Cũng giống như Machine learning trở thành một bước tiến không lồ cho Trí tuệ nhân tạo, Deep learning là bước tiến không lồ mới trong học máy.

Học sâu là một lĩnh vực con của học máy sử dụng các thuật toán để xử lý dữ liệu và bắt chước quá trình tư duy để phát triển linh cảm. Nó sử dụng các phương pháp học máy dựa trên biểu diễn dữ liệu học tập. Deep Learning sử dụng các lớp thuật toán để xử lý dữ liệu, hiểu giọng nói của con người và nhận dạng trực quan các đối tượng. Đó là một phụ của học máy nhân tạo được truyền cảm hứng từ mạng nơ-ron.

Theo [1] học sâu đang tạo ra một làn sóng tốt trong

việc cung cấp giải pháp cho các vấn đề khó khăn đã phải đối mặt trong lĩnh vực Trí tuệ nhân tạo trong nhiều năm và cũng đã có một thành công mang tính bước ngoặt trong lĩnh vực khoa học toàn diện, tập trung vào Xử lý hình ảnh và âm thanh bao gồm nhận dạng khuôn mặt, nhận dạng giọng nói, thị giác máy tính, và nhiều người khác.

2. Nội dung nghiên cứu

Mạng lưới thần kinh bao gồm các lớp của nhiều bộ xử lý đơn giản được gọi là tế bào thần kinh, với các kết nối trong các lớp khác nhau. Các mạng này chuyển đổi dữ liệu cho đến khi chúng có thể phân loại nó như một đầu ra. Các tế bào thần kinh được kích hoạt thông qua các kết nối có trọng số từ các tế bào thần kinh hoạt động trước đó. Nó có thể được đặt đơn giản như một tập hợp các phương pháp học tập mô hình hóa dữ liệu với kiến trúc phức tạp, có cấu trúc và chức năng của não, mạng lưới thần kinh như những viên gạch cơ bản của nó. Mạng nơ-ron gồm nhiều lớp được kết hợp để tạo thành mạng nơ-ron sâu (mạng càng nhiều thì mạng càng sâu).

Quá trình học lặp lại là một tính năng chính của mạng nơ-ron, trong đó các bản ghi được trình bày song song với mạng liên quan đến trọng lượng liên quan làm cho mạng thần kinh thể hiện hành vi cần thiết, nó có thể yêu cầu chuỗi dài các giai đoạn tính toán tùy thuộc vào dự đoán cần đạt được.

Mạng nơ-ron có khả năng chịu đựng cao đối với dữ liệu nhiễu và có thể phân loại mẫu mà chúng chưa được đào tạo [2,3].

Các mô hình mạng nơ-ron với một vài giai đoạn đã tồn tại trong nhiều thập kỷ, Các mô hình với một số lớp tế bào thần kinh phi tuyến liên tiếp có từ những

năm 1960 Một phương pháp giảm độ dốc hiệu quả cho Học tập có giám sát dựa trên giáo viên trong các mạng riêng biệt, có thể phân biệt có độ sâu tùy ý được gọi là lan truyền lại.

Truyền ngược là thuật toán mạng thần kinh phổ biến nhất mà nó được phát triển vào những năm 1960 và 1970, Vào năm 1986, học sâu đã được Rina Dechter giới thiệu với cộng đồng học máy [2] và vào năm 2000 cho mạng thần kinh nhân tạo của Igor Aizen berg [4-6] vào năm 1989 đã áp dụng lan truyền ngược vào mạng thần kinh trong một bài báo có tên là Back propagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition. Đào tạo dựa trên lan truyền ngược của mạng nơ-ron sâu với nhiều lớp, đã được nghiên cứu nhiều hơn vào những năm 90 vì nó không trải qua quá nhiều tiến bộ trong những năm 80 Học sâu trở nên khả thi trên thực tế ở một mức độ nào đó thông qua sự trợ giúp của Học tập không giám sát vào năm 1991 [7] và đạt được tiến bộ rõ rệt vào năm 2006, Geoffrey Hinton, người tiên phong trong lĩnh vực mạng thần kinh nhân tạo năm 2006, đồng tác giả một bài báo trong đó họ mô tả cách tiếp cận để đào tạo nhiều mạng lưới các máy Boltzmann bị hạn chế [8] nó đã được đón nhận trong cộng đồng học thuật một ví dụ thành công về mạng lớp tham lam, ông không bao giờ dừng lại ở đó, Anh ấy vẫn tiếp tục trong cùng một lĩnh vực cùng năm trong khi gắn bó với cùng một ý tưởng mạng lớp tham lam “sâu” [9].

Những năm 1990 và 2000 cũng chứng kiến nhiều cải tiến của Deep Learning được giám sát thuần túy với các công trình của nhà khoa học máy tính người Đức Schmidhuber, Support Vector Machine SVM một hệ thống để lập bản đồ dữ liệu tương tự, nhận dạng ký tự, phân loại hình ảnh vì nó liên quan đến học máy được Cortes và Vapnik tinh chỉnh và tinh chỉnh vào năm 1994 [10], 1998 Yann LeCun đã có một đóng góp khác trong lĩnh vực học sâu với ấn phẩm về học tập dựa trên gradient [11]. Năm 2009 đã khai sinh ra Image Net, một cơ sở dữ liệu lớn và miễn phí về các hình ảnh được dán nhãn có sẵn cho các nhà nghiên cứu được đưa ra bởi Li Fei fei [12]. Alex Krizhevsky vào năm 2012 đã tạo ra AlexNet, một mạng nơ-ron tích chập, thành công của nó đã khởi động sự phục hưng mạng nơ-ron tích chập trong cộng đồng học sâu.

Năm 2014 đã trải qua một bước nhảy vọt lớn trong học sâu, việc tạo ra Deep face. Deep face được phát triển và phát hành ra thế giới vào năm 2014, đó là một hệ thống nhận dạng khuôn mặt học sâu được tạo ra bởi facebook có biệt danh là deep face nó sử dụng mạng thần kinh để xác định khuôn mặt với độ chính xác khoảng 97,35% hơn 13% so với hệ thống Nhận dạng

thể hệ tiếp theo của FBI.

2.1. Deep Learning là mạng nơ-ron lớn

Andrew Yan-Tak Ng, nhà khoa học trưởng tại Baidu, người dẫn dắt Google Brain, một nghiên cứu trí tuệ nhân tạo học sâu được thành lập vào năm 2010, Trong cuộc nói chuyện năm 2013 có tiêu đề “Học sâu, học tự học và học tính năng không giám sát” và bài nói chuyện năm 2015 tại ExtractConf2015 “Những gì các nhà khoa học dữ liệu nên biết về học sâu”, ông đã chỉ ra rằng cốt lõi của học sâu là đủ dữ liệu.

Mạng nơ-ron lớn và đào tạo chúng với nhiều dữ liệu hơn, điều này sẽ dẫn đến tăng hiệu suất của chúng. Hình ảnh dưới đây là một trích đoạn từ bài nói chuyện của ông trong Extract Conf 2015 giải thích cách tiếp cận dữ liệu lớn để học sâu.

Vào năm 2016, Jeff Dean, trong bài nói chuyện của mình, có tiêu đề “Học sâu để xây dựng hệ thống máy tính thông minh”, với thái độ tương tự, nhấn mạnh rằng học sâu là tất cả về các mạng thần kinh lớn. Ông đã đề cập rằng học sâu là mạng lưới Neural sâu.

2.2. Tính năng học tập

Khả năng của mô hình học sâu để thực hiện trích xuất tính năng tự động từ dữ liệu thô được gọi là học tính năng. Yoshua Bengio mô tả học sâu là khả năng của các thuật toán để khám phá và học cách biểu diễn tốt bằng cách sử dụng tính năng học tập.

Kỹ thuật tính năng là quá trình tạo ra các tính năng làm cho thuật toán máy hoạt động bằng cách sử dụng kiến thức miền về dữ liệu. Kỹ thuật tính năng là chìa khóa cho việc áp dụng học máy, nó dựa vào kiến thức miền của con người nhiều hơn dữ liệu và nếu các tính năng thủ công có nhiều tham số thì việc điều chỉnh chúng theo cách thủ công trở nên khó khăn trong tất cả việc phát triển các tính năng hiệu quả cho ứng dụng mới là chậm, khó khăn và tốn kém. Nhu cầu về kỹ thuật tính năng thủ công có thể được loại bỏ bằng cách học tính năng tự động.

Thông tin cần thiết để phát hiện hoặc phân loại tính năng từ dữ liệu thô. Tính năng học tập thay thế kỹ thuật tính năng thủ công. Tính năng này tìm hiểu giá trị của một số lượng lớn các tham số trong các biểu diễn tính năng; Nó nhanh hơn để có được các biểu diễn tính năng cho ứng dụng mới, do đó sử dụng tốt hơn dữ liệu lớn. Deep learning có nghĩa là học tính năng, trong Deep learning Feature learning tạo ra sự khác biệt. Học tập nổi bật được phân loại thành học có giám sát hoặc học không giám sát.

2.3. Học không giám sát

Học không giám sát là một loại thuật toán học máy học học từ các bộ dữ liệu bao gồm dữ liệu đầu vào chưa được dán nhãn, nó sẽ xác định các mẫu, sự bất

thường và tương đồng trong dữ liệu. Nó làm cho dữ liệu dễ đọc và có tổ chức hơn. Trong học tập không giám sát, mô hình được cung cấp một tập dữ liệu không được dán nhãn cũng như không được phân loại, không có nhãn cho dữ liệu đào tạo. Mô hình khám phá dữ liệu và thực hiện các khoản khấu trừ từ dữ liệu để xác định các cấu trúc ẩn từ dữ liệu không được gắn nhãn. Mặc dù nó không thể thêm cụm nhãn, ví dụ nó không thể nói nhóm mèo hay chó này, nhưng nó sẽ tách tất cả mèo ra khỏi chó.

Phân tích cụm là phương pháp học tập không giám sát phổ biến nhất, nó được sử dụng để tìm các mẫu ẩn hoặc nhóm trong dữ liệu, nó chạy qua dữ liệu được trình bày và tìm các cụm tự nhiên này. Nó nhóm một tập hợp các đối tượng cùng loại thành một nhóm được gọi là cụm và các loại đối tượng tương tự hơn thành các nhóm (cụm) khác, một ví dụ điển hình là mô hình phát hiện mèo của Google. Một số thuật toán phân cụm bao gồm nhưng không giới hạn ở phân cụm phân cấp, phân cụm xác suất và phân cụm k-Means.

2.4. Ứng dụng

Học sâu có thể được sử dụng rộng rãi trong nhiều lĩnh vực của cuộc sống và các ứng dụng và lĩnh vực bao gồm nhưng không giới hạn ở nhận dạng giọng nói tự động, nhận dạng hình ảnh, xử lý nghệ thuật thị giác, xử lý ngôn ngữ tự nhiên, khám phá thuốc và độc tính, quản lý quan hệ khách hàng, tin sinh học, y học và nhiều hơn nữa. Ví dụ, trong lĩnh vực y học, học sâu đã được sử dụng để dự đoán chất lượng giấc ngủ dựa trên dữ liệu từ thiết bị đeo được, cũng để nhận dạng hình ảnh, những năm gần đây học sâu đã được chứng minh là tạo ra kết quả chính xác hơn con người trong hồ sơ này để nhận dạng hình ảnh, nó sử dụng Mạng nơ-ron tích chập CNN sử dụng tương đối ít tiên xử lý so với các thuật toán phân loại hình ảnh khác. Nó mong đợi và duy trì mối quan hệ không gian giữa các pixel bằng cách học các biểu diễn tính năng bên trong bằng cách sử dụng các ô vuông nhỏ của dữ liệu đầu vào. Tính năng được học và sử dụng trên toàn bộ hình ảnh, cho phép các đối tượng trong hình ảnh được dịch chuyển hoặc dịch trong cảnh mà vẫn có thể phát hiện được bởi mạng. Đó là lý do tại sao mạng rất hữu ích để nhận dạng đối tượng trong ảnh, chọn ra các chữ số, khuôn mặt, đối tượng, v.v. với các hướng khác nhau. Một trong những lợi thế của CNN là chúng tự động tìm hiểu và khái quát hóa các tính năng từ miền đầu vào.

3. Kết luận

Bài viết này đã trình bày học sâu và đã chỉ ra rằng cốt lõi của học sâu là dữ liệu lớn như được trình bày bởi Andrew Ng, yêu cầu máy tính lớn hơn. Mặc dù các phương pháp tiếp cận ban đầu được xuất bản bởi Hinton và các cộng tác viên tập trung vào đào tạo khôn

ngoan lớp tham lam. Học sâu đã đạt được sự phát triển nhanh chóng trong lĩnh vực học máy, tổng quan lịch sử cơ bản về học sâu được thực hiện trong nghiên cứu này đã cho thấy tầm quan trọng của lĩnh vực này và đã chứng minh sự phát triển của học sâu.

Bài viết này đã có thể đưa ra đánh giá về deep learning, tổng quan cơ bản về lịch sử của deep learning và tổng quan nhanh về một số khái niệm quan trọng của deep learning. Lĩnh vực học sâu là một lĩnh vực rộng, do đó, phần sau của nghiên cứu này đã được thu hẹp xuống một số chi tiết cụ thể được lựa chọn của học sâu và chỉ thảo luận về một trong nhiều ứng dụng.

Tài liệu tham khảo

1. LeCun Y, Bengio Y, Hinton G (2015) Deep learning. *Nature* 521: 436-444.
2. Schmidhuber J (2015) Deep learning in Neural Networks: An overview. *Int J Appl Eng Res* 10: 25433-25448.
3. Shah J. An introduction to neural networks learning.
4. Gomez FJ, Schmidhuber J (2005) Co-evolving recurrent neurons learn deep memory POMDPs. *GECCO Proc, Washington DC, USA, PP: 491-498.*
5. Beyer HG, O'Reilly UM (2005) Genetic and Evolutionary Computation Conference, (GECCO) 2005, Proceedings, Washington DC, USA.
6. LeCun Y, Boser B, Denker JS, Henderson D, Howard RE, et al. (1989) Back propagation Applied to Handwritten Zip Code Recognition. *Neural Comput* 1: 541-551.
7. Schmidhuber J (1992) Learning Complex, Extended Sequences Using the Principle of History Compression. *Neural Comput* 4: 234-242.
8. Hinton GE, Osindero S, Teh YW (2006) A Fast Learning Algorithm for Deep Belief Nets. *Neural Comput* 18: 1527-1554.
9. Hinton G, Salakhutdinov RR (2006) Reducing the Dimensionality of Data with Neural Networks. *Science* 313: 504-507.
10. Drucker H, Cortes C, Jackel LD, LeCun Y, Vapnik V (1994) Boosting and Other Ensemble Methods. *Neural Comput* 6: 1289-1301.
11. Lecun Y, Bottou L, Bengio Y, Haffner P (1998) Gradient-based learning applied to document recognition. *Proc. IEEE* 86: 2278-2324.
12. Deng J, Dong W, Socher R, Li L, Li K, et al. (2009) ImageNet: A large-scale hierarchical image database. 2009 IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Pp: 248-255.
13. Krizhevsky A, Sutskever I, Hinton GE (2012) Image Net Classification with Deep Convolutional Neural Networks. *ACM DL* 60: 84-90.