**VIỆN HÀN LÂM KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ VIỆT NAM**

**HỌC VIỆN KHOA HỌC VÀ CÔNG NGHỆ**



**BÁO CÁO TIỂU LUẬN KẾT THÚC HỌC PHẦN THẠC SĨ**

**HỆ HỖ TRỢ QUYẾT ĐỊNH TIÊN TIẾN**

**ĐỀ TÀI:**

**A Brief View on Medical Diagnosis Applications**

**with Deep Learning**

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  |  | | --- | --- | | **Học viên thực hiện** | **: HOÀNG HẢI LONG** | | **Giảng viên** | **: TS Vũ Văn Hiệu** | | | **Khoa** | **: CNTT & viễn thông** | | | **Lớp** | **: ITT2022A** | | |  |
| **Hà Nội – 2023** |  |
| **PHIẾU CHẤM ĐIỂM**  Học viên thực hiện:   |  |  |  | | --- | --- | --- | | **Họ và tên** | **Chữ ký** | **Ghi chú** | | Hoàng Hải Long |  |  |   Giảng viên chấm:   |  |  |  | | --- | --- | --- | | **Họ và tên** | **Điểm** | **Chữ ký** | | Giảng viên chấm 1: |  |  | | Giảng viên chấm 2: |  |  | |  |

# 

**Chapter 3: A Brief View on Medical Diagnosis Applications with Deep Learning**

Người ta cho rằng học sâu sẽ hiệu quả hơn trong tương lai gần và sẽ được sử dụng nhiều hơn trong các ứng dụng y tế. Bởi vì nó không yêu cầu quá nhiều đầu vào tham số và người dùng không cần phải có kiến thức chuyên môn.

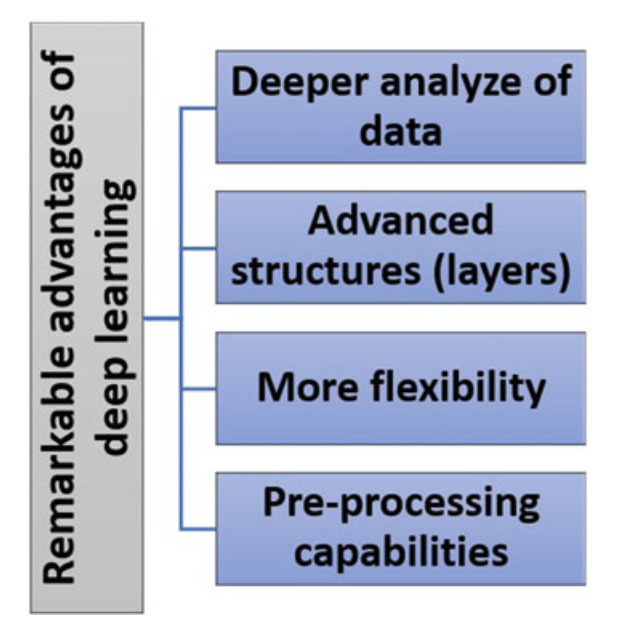
Ngoài ra, nó không phải là bị ảnh hưởng bởi sự gia tăng số lượng tính toán và dữ liệu, đồng thời phản hồi nhanh hơn hơn các phương pháp truyền thống. Không ngừng cải tiến và phát triển trong lĩnh vực học sâu cũng sẽ góp phần vào quá trình này. Đó là vì nó rất tiên tiến và kiến trúc linh hoạt của học sâu cũng như những ưu điểm vượt trội như được liệt kê trong Hình 3.1. Điều đáng chú ý là tính năng linh hoạt luôn luôn là một lợi thế quan trọng của trí tuệ nhân tạo để nó đã được áp dụng cho các lĩnh vực. Điều đó đã được nhìn thấy trong các thuật toán học máy đặc biệt là các kỹ thuật, nhờ cơ chế học từ tập dữ liệu. Vì học sâu là nâng cao hình thức học máy, kiến trúc học sâu cũng có tính linh hoạt đó. Từ đó, các kiến trúc của deep learning được sử dụng rộng rãi cho các mục đích khác nhau. những vấn đề y tế.

Điều quan trọng là ngay cả chẩn đoán y khoa cũng bao gồm nhiều vấn đề phụ có mức độ khó khăn khác nhau. Trong chương này, một số ứng dụng gần đây và đáng chú ý của kiến trúc học sâu—các phương pháp được sử dụng trong chẩn đoán y tế (như được thể hiện trong Chương. 2) cho các khu vực chung được giải thích tương ứng.

**3.1 Ứng dụng mạng thần kinh tích chập**

Vì các CNN được phát triển đặc biệt để xử lý hình ảnh 2D, nên thường phương pháp được sử dụng để phân loại hình ảnh y tế và chẩn đoán bệnh từ hình ảnh. Do đó, nó là một trong những phương pháp học sâu được sử dụng rộng rãi nhất trong lĩnh vực y tế. Một số ứng dụng CNN được sử dụng trong chẩn đoán y tế được đưa ra dưới đây. Bakator và Radosavun đã tiến hành phân tích toàn diện các bài báo bằng cách sử dụng mạng lưới thần kinh sâu trong lĩnh vực y tế.

Họ đã xem xét hơn 300 bài báo nghiên cứu, trong đó có 46 bài viết chi tiết. Do đó, họ thấy rằng CNN là được sử dụng rộng rãi nhất khi học sâu và phân tích hình ảnh y tế. Họ chỉ ra rằng CNN được sử dụng để phân loại, phân khúc và tự động bản địa hóa cho nhiều hình ảnh y tế như chụp cắt lớp vi tính (CT), hình ảnh đáy mắt, chụp nhũ ảnh, Chụp cộng hưởng từ (MRI), Điện tâm đồ (ECG) [1]. Neelapu và cộng sự. sử dụng CNN để phân loại hình ảnh y tế. Họ đã so sánh phương pháp này với hai mô hình cổ điển chẳng hạn như Máy vectơ hỗ trợ (SVM) và phi thường máy học (ELM). Theo kết quả của họ, CNN tốt hơn SVM và ELM trong phân loại hình ảnh y tế [2]

**Hình 3.1: Ưu điểm nổi bật của học sâu**

Trong nghiên cứu của mình, Deperlioglu đã phân loại CNN là Điện tâm đồ phân đoạn và không phân đoạn (PCG) thu được từ tiếng tim trong cơ sở dữ liệu PASCAL và PhysioNet. Vì vậy, ông đã cố gắng chẩn đoán các bệnh về tim như ngoại tâm thu và tiếng thổi. Trong nghiên cứu này, người ta đã tuyên bố rằng mạng nơ-ron thông thường thu được kết quả tốt hơn mạng nơ-ron nhân tạo (ANN) về tỷ lệ chính xác phân loại [3, 4]. Fujita và Cimr đã đề xuất một hệ thống chẩn đoán có sự trợ giúp của máy tính để chẩn đoán các bệnh tim như rung tim và rung tim. Hệ thống này chỉ sử dụng chuẩn hóa và trích xuất đặc trưng từ hình ảnh ECG thô và sử dụng CNN để phân loại [5]. Hemant và các đồng nghiệp của ông đã cố gắng chẩn đoán bệnh võng mạc tiểu đường từ các hình ảnh đáy võng mạc màu trong cơ sở dữ liệu Messidor. Với mục đích này, họ đã cải thiện các hình ảnh đáy mắt bằng phương pháp cân bằng biểu đồ thích ứng giới hạn độ tương phản và phân loại chúng bằng CNN[6]. Trong nghiên cứu của mình, Deperlioglu và Kose đã đề xuất một phương pháp chứa phương pháp xử lý ảnh với kỹ thuật biến đổi HSV-V và phân loại bằng CNN để chẩn đoán bệnh võng mạc tiểu đường từ hình ảnh đáy võng mạc màu trong cơ sở dữ liệu Kaggle [7]. Tất cả đều nhấn mạnh CNN là một bộ phân loại lý tưởng và rất hiệu quả trong chẩn đoán bệnh tim bằng cách phân loại PCGs.

Trong một nghiên cứu khác sử dụng xử lý hình ảnh và CNN, Alfonso và các đồng nghiệp đã cố gắng chẩn đoán bệnh Parkinson. Đầu tiên, một số bản vẽ cụ thể được thực hiện cho những người bị bệnh và khỏe mạnh và các tín hiệu đã được ghi lại. Các tín hiệu được chuyển đến các hình ảnh bằng phương pháp đồ thị lặp, có kết quả đầu ra nhấn mạnh các mẫu của từng lớp. Việc phân loại sau đó được thực hiện bằng CNN. Họ nhấn mạnh rằng CNN là một công cụ phân loại lý tưởng và rất hiệu quả trong chẩn đoán bệnh Parkinson từ tín hiệu não [8]. Langkvist et al. đã cố gắng chẩn đoán sỏi niệu quản bằng cách phân loại hình ảnh chụp cắt lớp vi tính (CT) bằng CNN. Họ đã đề xuất sử dụng CNN xử lý trực tiếp hình ảnh CT độ phân giải cao để khắc phục khó khăn trong việc xử lý hiệu quả sự giống nhau về hình dạng và mật độ của các cấu trúc không phải sỏi trong sỏi tiết niệu và thể tích CT độ phân giải cao lớn. Họ nhấn mạnh rằng họ đã đạt được kết quả rất tốt [9] . Iqbal và các đồng nghiệp của ông đề nghị CNN phân đoạn các khối u não trên MRI. Để kiểm tra hiệu suất của phương pháp được đề xuất, họ đã sử dụng bộ dữ liệu thử nghiệm phân đoạn BRATS bao gồm các hình ảnh thu được bằng bốn phương pháp khác nhau. Từ kết quả thực nghiệm trên dữ liệu so sánh BRATS 2015, họ đã chứng minh tính khả dụng của phương pháp đề xuất và tính ưu việt của nó so với các phương pháp khác trong lĩnh vực nghiên cứu này [10]. Để nhận ra các bộ phận cơ thể, Yan và các đồng nghiệp trước tiên đã tiến hành học với CNN để loại bỏ các bản vá địa phương không mang tính phân biệt đối xử và không cung cấp thông tin nhất khỏi các lát đào tạo. Trong giai đoạn hỗ trợ, CNN đã học trước đó được củng cố thêm bởi các bản vá cục bộ này để phân loại hình ảnh. Tính năng chính của phương pháp là lựa chọn bộ phận cơ thể với thông tin thực tế bằng cách tự động loại bỏ các bản vá lỗi cục bộ và không phân biệt đối xử thông qua học sâu nhiều mẫu. Nhờ đó, nó có thể tự động nhận dạng từ bên ngoài mà không cần bất kỳ sự can thiệp nào [11]

Thanh và cộng sự. đã kiểm tra hiệu suất của CNN để phát hiện bệnh lý trong dữ liệu chụp X quang ngực. Họ đã nghiên cứu khả năng của CNN trong việc xác định các bệnh lý khác nhau trên hình ảnh X-quang ngực và tính khả thi của việc sử dụng nghiên cứu tương tự trong dữ liệu phi y tế [12]. Okomato et al. đề xuất một phương pháp phát hiện ung thư biểu mô tế bào gan, cụ thể là ung thư gan, bằng cách phân loại hình ảnh CT bằng CNN. Bằng cách phân loại tổng cộng 1200 hình ảnh CT ở định dạng DICOM với CNN, tính hợp lệ và hữu ích của quy trình chẩn đoán với CNN đã được chứng minh [13]. Một nghiên cứu đã được thực hiện để xác định kích thước tối ưu của tập dữ liệu huấn luyện cần thiết để đạt được độ chính xác phân loại cao với phương sai thấp trong các hệ thống phân loại hình ảnh y tế sử dụng CT và CNN khác. Bằng cách phân loại với CNN, hình ảnh CT trục được chia thành sáu lớp giải phẫu. Họ đã huấn luyện CNN bằng cách sử dụng sáu kích thước tập dữ liệu huấn luyện khác nhau (5, 10, 20, 50, 100 và 200) và thử nghiệm hệ thống thu được với tổng số 6000 hình ảnh CT. Tất cả hình ảnh đều ở định dạng PACS. Bài báo tập trung vào việc tối ưu hóa kích thước tập dữ liệu để đạt được độ chính xác phân loại tốt nhất [14].

Có rất nhiều nghiên cứu được thực hiện với CNN đối với các bệnh khác nhau mà không thể kể ra ở đây. Đây chỉ là một vài ứng dụng được thực hiện trong những năm gần đây cho các chủ đề khác nhau. Như có thể thấy từ các ứng dụng đã cho, CNN thường được sử dụng để xử lý và phân loại hình ảnh y tế. Nói cách khác, CNN hoặc CNN lai được cho là giải pháp đầu tiên mà các nhà khoa học nghĩ ra để tạo ra một hệ thống chẩn đoán có sự hỗ trợ của máy tính bằng cách đánh giá các hình ảnh y tế.

**3.2 Các ứng dụng mạng nơ-ron tái phát**

Gần đây, RNN đã được sử dụng thành công trong nhận dạng giọng nói, nhận dạng ký tự và nhiều tác vụ AI khác. Tuy nhiên, mô hình này gặp nhiều khó khăn do biến mất gradient và cần tập dữ liệu lớn. Mặc dù RNN không được cải thiện nhiều như DNN và CNN, nhưng chúng vẫn cung cấp các phương pháp phân tích rất mạnh mẽ cho thông tin tuần tự. Vì dữ liệu omics và tín hiệu y sinh có thể được xử lý theo chuỗi thời gian, nên khả năng RNN khớp chuỗi đầu vào có độ dài thay đổi với chuỗi khác hoặc ước tính kích thước cố định giúp nó sẵn sàng trong nghiên cứu tin sinh học. Người ta tin rằng sự phổ biến của CT và MRI động sẽ nâng cao tầm quan trọng lâu dài của RNN, mặc dù RNN hiện không được ưa chuộng như CNN trong xử lý hình ảnh y sinh. Ngoài ra, người ta cho rằng thành công của chúng trong xử lý ngôn ngữ tự nhiên có thể hiệu quả hơn việc ứng dụng RNNs trong phân tích văn bản y sinh và dữ liệu tin sinh học [15, 16]. Một số ứng dụng chẩn đoán y tế với RNN được đưa ra dưới đây.

Guler et al. đã đánh giá độ chính xác chẩn đoán bằng cách phân loại các cơ sở Lyapunov được đào tạo về tín hiệu điện não đồ (EEG) bằng thuật toán Levenberg-Marquardt với RNN. Elman RNNs được thiết kế và đào tạo cùng với các cơ sở Lyapunov đã đề xuất một phương pháp chẩn đoán động kinh bằng tín hiệu điện não đồ. Trong nghiên cứu này, người ta đã tuyên bố rằng RNN đạt được tỷ lệ chính xác cao hơn so với các mô hình mạng thần kinh chuyển tiếp nguồn cấp dữ liệu [17]. Trong bài viết của mình, Ubeyli đã tạo ra các ứng dụng với các thuật toán phân loại khác nhau và so sánh tỷ lệ chính xác của phân loại để phát triển một hệ thống hỗ trợ quyết định tự động để phát hiện ung thư vú. Các bộ phân loại này là mạng nơ-ron cảm biến đa lớp (MLPNN), mạng nơ-ron kết hợp (CNN), mạng nơ-ron xác suất (PNN), mạng nơ-ron lặp lại (RNN) và máy vectơ hỗ trợ (SVM). Trong nghiên cứu của mình sử dụng cơ sở dữ liệu ung thư vú Wisconsin, SVM cho độ chính xác cao nhất trong chẩn đoán [18]. Al-Askar và cộng sự. đã thử nghiệm với các RNN khác nhau để chứng minh rằng các RNN như mạng Elman cho thấy những cải tiến đáng kể khi được sử dụng để nhận dạng mẫu trong phân tích dữ liệu chuỗi thời gian y tế và đạt được độ chính xác cao trong phân loại tín hiệu y tế. Với mục đích này, một nghiên cứu trường hợp sử dụng các mạng hồi quy Elman, Jordan và Layer để phân loại các tín hiệu điện tâm đồ tử cung theo kỳ hạn và dự đoán sinh non của phụ nữ mang thai cũng được trình bày. Hiệu quả của Elman RNN đã được cố gắng chứng minh [19].

Dữ liệu hồ sơ sức khỏe điện tử (EHR) lịch sử bao gồm một loạt các lần khám theo thời gian cho mỗi bệnh nhân, bao gồm nhiều mã y tế, bao gồm chẩn đoán, thuốc và hồ sơ bệnh nhân trong mỗi lần khám. Sử dụng dữ liệu lịch sử từ EHR, có thể dự đoán tình trạng y tế và việc sử dụng thuốc của bệnh nhân về các triệu chứng có thể xảy ra. Mu et al. phân loại dữ liệu EHR bằng RNN. Tuy nhiên, họ đã đề xuất sử dụng RNN hai chiều để ghi nhớ tất cả thông tin của cả những lần khám trước đây và tương lai, đồng thời bổ sung một số đặc điểm của bệnh nhân làm thông tin phụ cho mô hình này. Kết quả của họ cho thấy rằng chẩn đoán bệnh từ bộ dữ liệu EHR với mô hình đề xuất có thể cải thiện đáng kể độ chính xác của dự đoán và đưa ra giải thích có ý nghĩa lâm sàng so với các phương pháp dự đoán chẩn đoán trước đây [20]. Trong một nghiên cứu khác để ước tính bằng cách sử dụng dữ liệu lịch sử lớn EHRs, Choi và cộng sự đã phát triển một hệ thống ước tính chung bao gồm các tình trạng y tế được quan sát và việc sử dụng thuốc. Hệ thống này được gọi là Doctor AI. Bác sĩ AI được thiết kế như một hệ thống tạm thời sử dụng RNN và được thử nghiệm với dữ liệu EHR trong khoảng thời gian 8 năm cho 260.000 bệnh nhân và 2128 bác sĩ. Trong nghiên cứu này, RNN đã được sử dụng để ước tính các danh mục chẩn đoán và thuốc cho lần khám tiếp theo với hồ sơ chẩn đoán, mã thuốc hoặc hồ sơ kiểm tra mã quy trình. Khi kết thúc thử nghiệm, họ tuyên bố rằng Doctor AI có thể được khái quát hóa bằng cách điều chỉnh nó từ tổ chức này sang tổ chức khác mà không ảnh hưởng đến độ chính xác [21]. Trong một nghiên cứu tương tự để dự đoán từ EHRs, Jagannatha và Yu đã sử dụng RNN hai chiều để dự đoán [22]

Siêu âm Doppler xuyên sọ (TCD) là một kỹ thuật không xâm lấn để chẩn đoán các bệnh mạch máu não bằng cách đo vận tốc dòng máu của các đoạn động mạch não. Seera và cộng sự. đã phân loại các tính năng được trích xuất từ ​​tín hiệu TCD bằng cách sử dụng một loạt mô hình RNN với phản hồi định kỳ. Ngoài các kết quả RNN riêng lẻ, họ đã thiết lập một mô hình RNN cộng đồng bằng cách sử dụng biểu quyết đa số để kết hợp các ước tính RNN riêng lẻ thành một ước tính tích hợp. Kết quả cho thấy dân số RNN là một phương pháp hiệu quả để phát hiện và phân loại sự thay đổi tốc độ dòng máu do bệnh não [23]. Szkoła và các đồng nghiệp của ông đã phát triển một hệ thống hỗ trợ quyết định lâm sàng dựa trên máy tính (CDSS) để chẩn đoán bệnh lý thanh quản. Trong nghiên cứu của họ, RNN được sử dụng để nhận dạng mẫu bằng cách chấp nhận dữ liệu chuỗi thời gian trong tín hiệu giọng nói trong CDSS được đề xuất. Do đó, họ đã phân tích tín hiệu giọng nói bằng RNN. Các thí nghiệm kiểm chứng đã được thực hiện trên tín hiệu giọng nói của bệnh nhân trong nhóm đối chứng với hai nhóm bệnh lý thanh quản. Một RNN lai bao gồm lưới Elman và lưới Jordan đã được sử dụng. Các mạng Elman-Jordan đã sửa đổi cho thấy mẫu mục tiêu thành công nhanh hơn và chính xác hơn [24].

Giống như trong CNN, nhiều ứng dụng chẩn đoán y tế khác có thể được cung cấp cho RNN. Như có thể thấy từ các ứng dụng nhất định, RNN nói chung là một trong những phương pháp được ưa thích nhất cho các giải pháp chuỗi thời gian. Trong bối cảnh này, nó được sử dụng để xử lý và phân loại tất cả các tín hiệu y tế có thể được coi là phân tích ngôn ngữ tự nhiên hoặc mở rộng chuỗi thời gian. Nói cách khác, RNN hoặc RNN lai là giải pháp đầu tiên được nghĩ đến cho hệ thống chẩn đoán có sự hỗ trợ của máy tính để có được dự đoán tối ưu bằng cách đánh giá các tín hiệu y tế (chẳng hạn như ECG, PCG, EEG) hoặc dữ liệu có thể thay đổi rất nhiều theo thời gian ( tức là EHR).

**3.3 Ứng dụng mạng thần kinh Autoencoder**

Vấn đề phân loại dữ liệu không cân bằng luôn là một chủ đề nghiên cứu quan trọng trong lĩnh vực học máy. Autoencoder (AE) là một mạng thần kinh có các khả năng cụ thể để vượt qua những thách thức này trong các mạng thần kinh sâu. Khi tổng hợp các mẫu lớp thiểu số mới, thuật toán lấy mẫu quá mức có khả năng đáp ứng các vấn đề về quá khớp và nhiễu. Sự phong phú của dữ liệu trong chẩn đoán y tế và thực tế là chúng có những đặc điểm độc đáo rất khác nhau cho thấy mạng lưới thần kinh sâu tự động mã hóa rất phù hợp cho lĩnh vực này. Dưới đây là một số ứng dụng chẩn đoán y tế sử dụng bộ mã hóa tự động

Deperlioglu đã sử dụng các thành phần chính của tiếng tim, phân đoạn âm thanh S1-S2 và bộ mã hóa tự động, một trong những phương pháp học sâu để phân loại hiệu suất cao. Trong nghiên cứu này, đầu tiên các âm thanh tim được phân đoạn S1-S2, sau đó mạng thần kinh bộ mã hóa tự động được sử dụng để phân loại các âm thanh được phân đoạn này. Anh ấy đã sử dụng bộ dữ liệu âm thanh tim đào tạo PASCAL B thường được sử dụng để đánh giá mức độ thành công của phân loại. Kết quả thu được trong nghiên cứu phân loại cho thấy AEN cho kết quả tốt hơn so với mạng nơ ron nhân tạo feedforward và các phương pháp truyền thống khác [25]. Các hệ thống hỗ trợ quyết định y sinh đã được phát triển để tận dụng tốt hơn các dữ liệu có sẵn và hỗ trợ các bác sĩ trong giai đoạn chẩn đoán và điều trị y tế. Thành phần quan trọng nhất của các hệ thống hỗ trợ quyết định y sinh là quá trình phân loại để đánh giá và so sánh các dữ liệu có sẵn [26]. Deperlioglu đã chỉ ra trong một loạt nghiên cứu rằng hiệu quả của AEN làm tăng sự thành công của BDSS. Trong các nghiên cứu này, cơ sở dữ liệu y tế phổ biến và có sẵn công khai thường được sử dụng để đánh giá hiệu suất của bộ mã hóa tự động. Các bộ dữ liệu được sử dụng là Ung thư vú Wisconsin và Viêm gan thường được sử dụng từ các bộ dữ liệu y tế tại phòng thí nghiệm máy học của Đại học California Irvine (UCI). Kết quả nghiên cứu cho thấy các giá trị độ chính xác, độ nhạy và độ đặc hiệu thu được từ bộ mã hóa tự động cao hơn nhiều so với mạng thần kinh nhân tạo (ANN) đã học bằng thuật toán chính quy Bayes thực hiện với cùng cơ sở dữ liệu y tế và cho kết quả phân loại thành công tốt nhất trong [26 ]. Nó cũng cho thấy rằng nó có hiệu suất cao hơn so với các phương pháp truyền thống trước đây [25, 27, 28].

Trong nghiên cứu của họ, Arifoglu và Bouchachia đã sử dụng AEN để loại trừ các đặc điểm của khối hình ảnh có lỗi mã hóa thấp. Họ đã kiểm tra biểu đồ lỗi mã hóa tự động của các khối hình ảnh đối với từng loại hình ảnh để quyết định vùng hình ảnh nào hoặc phần trăm hình ảnh sẽ được coi là khu vực quan tâm có liên quan. Để xác thực sơ đồ được đề xuất, họ đã sử dụng các mẫu nhị phân cục bộ (LBP) và máy vectơ hỗ trợ (SVM). Họ đã sử dụng bộ dữ liệu IRMA với 14.410 hình ảnh X-quang làm dữ liệu thử nghiệm. Họ tuyên bố rằng phương pháp này có thể tăng tốc độ chính xác hơn 27% với chi phí dưới 1% [29]

Trong một bài báo về phân loại hình ảnh nốt phổi để chẩn đoán sớm ung thư phổi, mạng AEN và thuật toán softmax đã được sử dụng. Đầu tiên, hình ảnh nốt phổi được chia nhỏ thành các phân đoạn cục bộ bằng Superpixel và sau đó được chuyển đổi thành các vectơ đặc trưng cục bộ có độ dài cố định bằng AEN. Dựa trên các tính năng này, từ vựng trực quan đã được tạo ra. Một túi từ trực quan đã được sử dụng để thể hiện các đặc điểm của hình ảnh nốt phổi. Cuối cùng, thuật toán softmax đã được sử dụng để phân loại các thuộc tính. Đánh giá hiệu suất của phương pháp đề xuất được thực hiện bằng cách sử dụng cơ sở dữ liệu hình ảnh phổi ELCAP có sẵn và được sử dụng rộng rãi. Người ta nói rằng phương pháp được đề xuất rất hiệu quả về độ chính xác, độ nhạy và độ đặc hiệu [30]. AEN cũng có thể được sử dụng như một kết hợp để giải quyết vấn đề tập dữ liệu được dán nhãn trong CNN. Ví dụ: do các vấn đề về quyền riêng tư và bảo mật, việc tạo một bộ dữ liệu được dán nhãn đầy đủ để phân tích CT là một thách thức lớn. Do đó, một bộ mã hóa tự động tích chập được đề xuất để hỗ trợ các thuộc tính hình ảnh không được kiểm soát đã học cho nốt phổi thông qua dữ liệu không được gắn nhãn chỉ yêu cầu một lượng nhỏ dữ liệu được gắn nhãn để học tính năng hiệu quả. Trong các đánh giá, chúng cho thấy sự vượt trội so với các phương pháp khác và phương pháp mã hóa tự động tích chập được đề xuất để đo lường sự giống nhau của các nốt phổi có thể được mở rộng [31].

Như có thể thấy từ các ứng dụng nhất định, AEN nói chung là một trong những phương pháp được ưa thích nhất đối với dữ liệu số lớn hoặc phân tích thống kê. Trong ngữ cảnh này, nó được sử dụng để xử lý và phân loại tất cả các tín hiệu y tế hoặc dữ liệu y tế, có thể thu được bằng các đặc trưng có trọng số bằng nhau (tức là vectơ hoặc ma trận đặc trưng). Nói cách khác, AEN hoặc AEN nâng cao là giải pháp đầu tiên được nghĩ đến để tạo ra hệ thống chẩn đoán có sự hỗ trợ của máy tính bằng cách đánh giá các tín hiệu y tế (chẳng hạn như ECG, PCG, EEG) hoặc dữ liệu rất lớn

**3.4 Ứng dụng mạng thần kinh sâu**

DNN được sử dụng rộng rãi để phân tích và đánh giá nhiều chiều và phức tạp như trong dữ liệu Tin sinh học. Sự phát triển trong tương lai của DNN trong tin sinh học có thể làm cho nó trở thành một trong những cách thuận tiện nhất để mã hóa dữ liệu thô từ nghiên cứu và tìm hiểu các thuộc tính thích hợp từ chúng [15].

Các hệ thống chẩn đoán y tế dựa trên học sâu có thể đạt được hiệu suất chẩn đoán tương đương với các bác sĩ trong các tình huống sử dụng y tế khác nhau đối với nhiều bệnh. Để hữu ích trong các ứng dụng thực tế trong phòng khám, cần phải có các phép đo được điều chỉnh tốt về độ không đảm bảo trong đó các hệ thống này báo cáo các quyết định của chúng. Tuy nhiên, mạng nơ-ron sâu (DNN) thường dựa nhiều vào ước tính của chúng và không phù hợp để xử lý trực tiếp. Để khắc phục điều này, Ayhan et al. đã đề xuất một khung trực quan dựa trên việc tăng cường dữ liệu thời gian thử nghiệm để đo độ không chắc chắn trong chẩn đoán của DNN để chẩn đoán bệnh võng mạc tiểu đường [32]. Leibig và cộng sự. đã đề xuất một phương pháp sử dụng DNN để chẩn đoán bệnh võng mạc tiểu đường từ hình ảnh đáy mắt màu kỹ thuật số. Họ đã sử dụng bộ dữ liệu bệnh võng mạc tiểu đường Kaggle để thử nghiệm phương pháp được đề xuất. Ngoài chẩn đoán hiệu quả, nghiên cứu này đã chỉ ra rằng hướng dẫn quyết định với thông tin không chắc chắn có thể cải thiện hiệu suất chẩn đoán và khái quát hóa trong các nhiệm vụ và bộ dữ liệu khác nhau [33]. Ngoài ra, DNN được sử dụng bên trong để phân đoạn mạch máu trong hình ảnh võng mạc màu. Lý và cộng sự. đề xuất một phương pháp chứa DNN để phân đoạn mạch máu trong hình ảnh võng mạc. Mạng được đề xuất có thể tự động tìm hiểu tính năng mạch máu trong quy trình đào tạo. Họ đã chỉ ra rằng mạng được đề xuất rộng, sâu và có khả năng cảm ứng mạnh hơn so với các mạng thần kinh thông thường khác. Mạng có thể ánh xạ trực tiếp nhãn của tất cả các pixel trong một hình ảnh nhất định. Trong quá trình ước tính, mỗi pixel có thể được hỗ trợ bởi nhiều vùng lân cận và giảm nhiễu hình ảnh cũng như độ không chắc chắn của bệnh lý so với dự đoán một lần [34]. Chẩn đoán sớm bệnh tim bằng phương pháp học sâu. Miêu và cộng sự. đã tiến hành một nghiên cứu để cải thiện độ chính xác và độ tin cậy của chẩn đoán và tiên lượng bệnh tim ở những bệnh nhân sử dụng DNN. Trong phương pháp này, họ đã sử dụng mô hình học sâu DNN nhiều lớp với việc chính quy hóa và phát hành bằng cách học sâu. Họ đã sử dụng bộ dữ liệu gồm 303 trường hợp lâm sàng từ những bệnh nhân được chẩn đoán mắc bệnh tim mạch vành tại Tổ chức Phòng khám Cleveland làm dữ liệu đào tạo để thử nghiệm mô hình đề xuất và xác định những bệnh nhân mới tiềm năng. Hệ thống chẩn đoán y tế đề nghị cho bệnh tim được báo cáo là rất hiệu quả [35]. Agravat và Raval đã thực hiện phân đoạn khối u trong não bằng hình ảnh MRI và DNN. Bất kỳ phương pháp nào trong bốn phương pháp MRI, tức là hình ảnh T1, T2, T1c và FLAIR, đều được cung cấp làm đầu vào cho phương pháp làm giảm khối u. Họ đã thử nghiệm phương pháp được đề xuất với dữ liệu công khai. Họ nói rằng các mạng lưới thần kinh sâu có khả năng tìm ra một tính năng tự động tuyệt vời và rằng họ đang chiến đấu với lời nguyền về chiều [36]. Trong một nghiên cứu xử lý ảnh khác, Cire¸ san et al. đã sử dụng các mạng lưới thần kinh uốn khúc tổng hợp sâu tối đa để phát hiện quá trình nguyên phân trong hình ảnh mô học vú. Trong nghiên cứu này, sử dụng DNN làm phân loại pixel để lựa chọn đặc trưng, họ đã chỉ ra những ưu điểm của DNN trong phân loại pixel [37].

Trong một nghiên cứu khác, một hệ thống chẩn đoán ung thư phổi dựa trên Deep Learning đã được đề xuất. Hệ thống được đề xuất phân loại với DNN bằng cách sử dụng dữ liệu thu được từ nước tiểu của con người bằng Phương pháp sắc ký khí khối phổ (GC-MS). Phương pháp đề xuất đã đạt độ chính xác 90% trong việc đánh giá bệnh nhân có bị ung thư phổi hay không. Người ta tuyên bố rằng hệ thống này sẽ hữu ích cho việc chẩn đoán sớm [38].

Như có thể thấy từ các ứng dụng đã cho, mặc dù DNN nói chung là một trong những phương pháp ưa thích cho dữ liệu y tế phức tạp rất lớn hoặc phân tích thống kê, nhưng chúng cũng có thể được sử dụng trong xử lý hình ảnh y tế và phân đoạn hình ảnh y tế hoặc lựa chọn các cạnh hình ảnh.

**3.5 Ứng dụng mạng niềm tin sâu sắc**

Mạng niềm tin sâu sắc (DBN) có thể được sử dụng thường xuyên để tạo và xử lý tín hiệu âm thanh, giọng nói hoặc hình ảnh y tế có thể nhận dạng và dự đoán sự khác biệt. Một số ví dụ ứng dụng của những nghiên cứu này được đưa ra dưới đây

Lương và cộng sự. đã sử dụng DBN để phân tích dữ liệu trong Hệ thống thông tin bệnh viện (HIS) và Hồ sơ y tế điện tử (EMR). Ứng dụng bao gồm hai giai đoạn. Trong giai đoạn đầu tiên, trích xuất các tính năng đã được thực hiện với DBN. Trong bước thứ hai, việc phân loại các thuộc tính này được thực hiện bằng máy vectơ hỗ trợ thông thường. Kết quả thu được từ các nghiên cứu thực nghiệm cho thấy phương pháp hỗn hợp được đề xuất mang lại hiệu quả tốt hơn nhiều so với phương pháp truyền thống [39]

Mạng niềm tin sâu sắc (DBN) có các ví dụ về ứng dụng dữ liệu chuỗi thời gian để phân tích điện não đồ. DBN được áp dụng trong mô hình bán kiểm soát để lập mô hình dạng sóng EEG để phân loại và phát hiện bất thường. Hiệu suất DBN được so sánh với các bộ phân loại tiêu chuẩn cho cùng một tập dữ liệu EEG và thời gian phân loại nhanh hơn 1,7–103,7 lần so với các bộ phân loại hiệu suất cao khác. Từ kết quả của họ, họ tuyên bố rằng các mục nhập dữ liệu thô của DBN có thể hiệu quả hơn các kỹ thuật phổ biến khác để nhận dạng dạng sóng EEG tự động trực tuyến [40]. Freudenburg et al. đã nghiên cứu hiệu suất của DBN để giảm luồng tín hiệu ECoG thành một số thành phần tương ứng trực tiếp nhất với các mẫu thần kinh liên quan đến hiệu suất của nhiệm vụ (tương quan thần kinh) của đối tượng. Họ đã phát triển một hệ thống phản hồi thời gian thực dựa trên quá trình học tập gia tăng và theo thời gian thực từ DBN, được gọi là “Gương não”. Họ đã chỉ ra rằng trong dữ liệu bệnh nhân thực, các thành phần được học trực tuyến với DBN tương quan với nhiều mẫu thần kinh hơn PCA [41]

DBN cũng được sử dụng rộng rãi để xác định các mở rộng chuỗi thời gian như vậy bằng các phương pháp hỗn hợp bằng cách sử dụng một hoặc nhiều Máy Boltzmann Hạn chế xếp chồng lên nhau (RBM). Ví dụ, Al-Fatlawi et al. một DBN đã sử dụng mạng sâu được hình thành bởi hai Máy Boltzmann Hạn chế (RBM) xếp chồng lên nhau và một lớp đầu ra để phân loại bệnh Parkinson khỏi tín hiệu giọng nói. Giai đoạn học tập trong mạng bao gồm hai giai đoạn. Trong giai đoạn đầu tiên, nó sử dụng RBM như học tập không giám sát. Trong giai đoạn thứ hai, họ sử dụng thuật toán lan truyền ngược để tinh chỉnh. Để chứng minh tính hiệu quả của hệ thống được đề xuất, các kết quả thử nghiệm đã được so sánh với các phương pháp khác nhau và các nghiên cứu liên quan và là một phương pháp hiệu quả để chẩn đoán bệnh Parkinson bằng tín hiệu giọng nói và DBN [42]. Trong một nghiên cứu tương tự, Taji et al. đã đề xuất một thuật toán dựa trên Mạng niềm tin sâu sắc (DBN), có thể phân biệt giữa phép đo tín hiệu nhiễu và tín hiệu sạch. Thuật toán sử dụng RBM ba lớp xếp chồng lên nhau. Hai RBM đầu tiên đã được đào tạo để phân loại và chọn dữ liệu và áp dụng chúng cho lớp RBM thứ ba. Sử dụng cơ sở dữ liệu Chứng loạn nhịp tim MIT-BIH, họ phát hiện ra rằng thuật toán có thể tách thành công tín hiệu ECG nhiễu khỏi tín hiệu sạch [43]. Trong một nghiên cứu khác, An et al. đã đề xuất sử dụng các thuật toán DBN, RBM và Phân kỳ tương phản nhằm mục đích phân loại dữ liệu EEG theo nhiệm vụ Hình ảnh động cơ. Họ đã so sánh phương pháp được đề xuất với các máy vectơ hỗ trợ và thấy rằng học sâu hiệu quả hơn [44].

Trong nghiên cứu của họ, Sun et al. Đã thử nghiệm hiệu quả của việc sử dụng các thuật toán học sâu để chẩn đoán ung thư phổi từ Hình ảnh phổi, đồng thời so sánh hiệu suất của các thuật toán học sâu. Với mục đích này, họ đã sử dụng các CT trong cơ sở dữ liệu Lung Image Database Consortium (LIDC) và 3 mạng sâu riêng biệt như Convolutional Neural Network (CNN), Deep Belief Networks (DBNs), Stacked Denoising Automatic Encoder (SDAE). Các nốt trên mỗi lát cắt chụp cắt lớp vi tính (CT) được phân đoạn theo các dấu hiệu do bác sĩ X quang cung cấp. Chúng được phân loại với 174.412 mẫu, mỗi mẫu có 52 × 52 pixel và các tệp có độ chính xác tương ứng. Họ đã sử dụng máy vectơ hỗ trợ (SVM) với 28 đặc điểm hình ảnh để so sánh hiệu suất của các thuật toán học sâu. Họ nhận thấy độ chính xác của CNN, DBN và SDAE lần lượt là 0,7976, 0,8119 và 0,7929 và SVM 0,7940. Tỷ lệ chính xác phân loại của SVM thấp hơn một chút so với CNN và DBN. Như đã thấy trong ứng dụng ví dụ này, mặc dù không có nhiều DBN để xử lý hình ảnh y tế trong các ứng dụng y tế, DBN cho kết quả rất tốt trong xử lý hình ảnh y tế. Thậm chí một chút, chúng hoạt động tốt hơn CNN [45]. Trong một nghiên cứu khác của Sun và cộng sự, các nốt được nhóm lại theo chẩn đoán của bốn bác sĩ X quang. Trong nghiên cứu này, ba phương pháp học sâu đã được sử dụng: mạng thần kinh tích chập (CNN), mạng niềm tin sâu (DBN) và bộ mã hóa tự động khử nhiễu xếp chồng (SDAE). Một hệ thống sử dụng các tính năng thủ công đã được sử dụng để thử nghiệm so sánh. Theo kết quả thu được, tỷ lệ chính xác của hệ thống thử nghiệm được tìm thấy là 0,848 ± 0,026 và tỷ lệ chính xác của CNN là 0,899 ± 0,018. Tỷ lệ chính xác của DBN cao hơn một chút trong hệ thống thử nghiệm, trong khi SDAE thấp hơn một chút [46].

Mặc dù DBN được sử dụng trong các ứng dụng học sâu nói chung như xử lý hình ảnh, nhận dạng chuyển động video và nhận dạng giọng nói, nhưng nó thường được sử dụng trong các ứng dụng y tế để xử lý mở rộng chuỗi thời gian. Nói cách khác, tiếng tim được ưa thích hơn để phân tích điện não đồ, điện tâm đồ và các tín hiệu y tế tương tự. Ngoài ra, mặc dù xử lý ảnh y tế của DBN không nhiều trong các ứng dụng y tế, DBN cho kết quả rất tốt trong xử lý ảnh y tế. DBN có thể hoạt động tốt như CNN.

**3.6 Ứng dụng học tăng cường sâu**

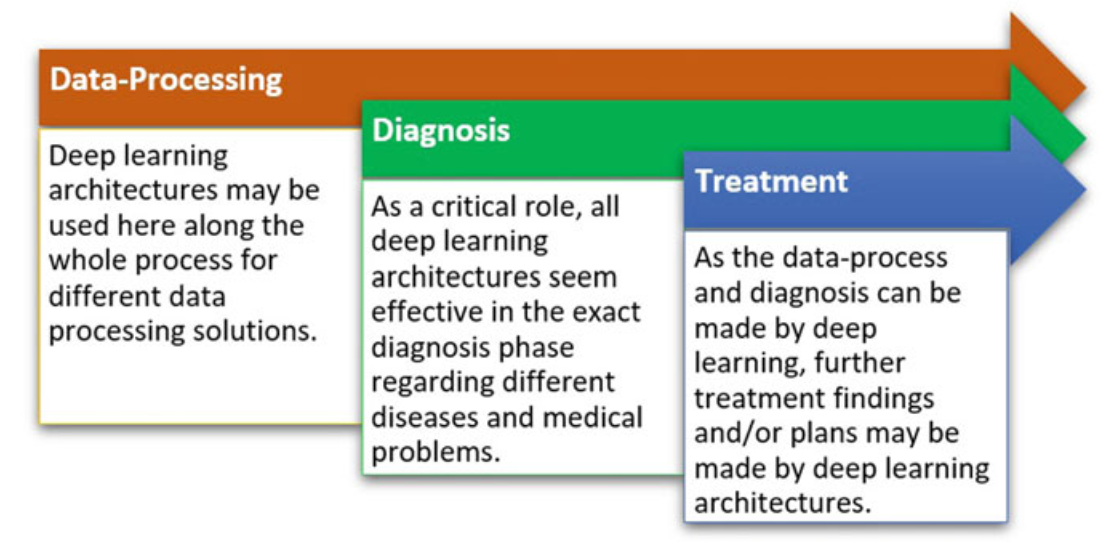
Là một nhánh phụ của học máy, học tăng cường (RL) nhằm tăng cường trải nghiệm tương tác với thế giới và khả năng ra quyết định hành vi bằng cách sử dụng phản hồi đánh giá. Không giống như các phương pháp học tập có giám sát truyền thống, thường dựa trên các tín hiệu phần thưởng một lần, toàn diện và được giám sát, RL giải quyết các vấn đề liên quan đến phản hồi được lấy mẫu, đánh giá và trì hoãn đồng thời. Các đặc điểm nổi bật như vậy làm cho kỹ thuật RL trở thành một ứng cử viên phù hợp để phát triển các giải pháp mạnh mẽ, trong đó việc chẩn đoán các quyết định hoặc phác đồ điều trị trong các lĩnh vực chẩn đoán khác nhau thường được đặc trưng bởi một quy trình dài và tuần tự [47]. RL có thể được sử dụng trong các lĩnh vực như lấy thông tin động từ dữ liệu sinh học từ nhiều cấp độ để giảm dư thừa dữ liệu, khám phá các dấu ấn sinh học mới để phát hiện và phòng ngừa bệnh. Tuy nhiên, có một số hạn chế và nhu cầu cải tiến trong việc sử dụng RL trong tin sinh học. Ví dụ: cần có phương pháp học mới không giám sát đối với các phương pháp RL sâu để giảm nhu cầu về các tập dữ liệu lớn được gắn thẻ trong giai đoạn đào tạo. Mô hình học tập đa nhiệm và đa biến phải phát triển để giải quyết các vấn đề thay đổi linh hoạt [48]. Thực hành đã được thực hiện trong hầu hết các lĩnh vực chẩn đoán y tế với học tăng cường. Một số ứng dụng được đưa ra dưới đây

Asoh et al. đã tìm cách có được các khuyến nghị về điều trị bệnh tiểu đường Bayes RL nghịch đảo từ hồ sơ y tế theo chiều dọc của bệnh nhân tiểu đường. Họ tuyên bố rằng kết quả của họ rất hứa hẹn [49]. Raghu đã sử dụng RL để tìm hiểu các chính sách điều trị y tế hiệu quả đối với bệnh nhiễm trùng huyết, một tình trạng sức khỏe nguy hiểm, từ dữ liệu quan sát. Ông đã so sánh kết quả ứng dụng của mình để điều trị nhiễm trùng huyết. Ông tuyên bố rằng các nghiên cứu về Qlearning và Deep Q-Learning cho kết quả hiệu quả nhất [50]. Lưu và cộng sự. cũng đề xuất một phương pháp hai giai đoạn để dự đoán các Phác đồ Trị liệu Động lực học tối ưu từ dữ liệu y tế quan sát được. Được phát triển để cung cấp các đề xuất quyết định được cá nhân hóa dựa trên dữ liệu cho bác sĩ và bệnh nhân, phương pháp này bao gồm học có giám sát để dự đoán các hành động của chuyên gia trong giai đoạn đầu tiên và các bước học DRL để dự đoán chức năng giá trị lâu dài của Phác đồ trị liệu động. Họ đã thử nghiệm phương pháp được đề xuất trên một bộ dữ liệu từ cơ sở dữ liệu đăng ký của Trung tâm Nghiên cứu Cấy ghép Tủy xương Quốc tế (CIBMTR), cố gắng dự đoán thứ tự phòng ngừa và điều trị các bệnh ghép cấp tính và mãn tính cũng như bệnh của vật chủ sau khi cấy ghép. Người ta nói rằng dự đoán của họ rất chính xác [51].

Ling và các đồng nghiệp của anh ấy đề xuất một cách tiếp cận có chứa RL để chẩn đoán lâm sàng trong các bài báo của họ. Họ báo cáo rằng trong quá trình đào tạo, đặc vụ RL đã bắt chước quá trình nhận thức của bác sĩ lâm sàng và học được chính sách phù hợp nhất để có được các chẩn đoán phù hợp nhất cho câu chuyện lâm sàng. Ước tính chẩn đoán thu được bằng cách phân tích các câu trong chẩn đoán ứng cử viên từ các nguồn bên ngoài với RL trong bối cảnh lâm sàng. Kiến trúc mạng Q sâu được đào tạo để tối ưu hóa chức năng phần thưởng đo lường độ chính xác của chẩn đoán ứng viên. Vào cuối các thử nghiệm được thực hiện trên bộ dữ liệu TREC CDS, phương pháp được đề xuất rất hiệu quả [52]. Hiện có các trang web kiểm tra triệu chứng trực tuyến, chẳng hạn như WebMD và Mayo Clinic, để xác định các nguyên nhân và phương pháp điều trị bệnh có thể dựa trên các triệu chứng của bệnh nhân. Các trang web này cố gắng dự đoán bệnh bằng cách hỏi bệnh nhân một loạt câu hỏi về các triệu chứng của họ và đánh giá chúng. Bộ điều khiển triệu chứng có hai mục tiêu thiết kế, chẳng hạn như đảm bảo độ chính xác cao và tương tác trực quan. Trong bối cảnh này, Kao et al. đã đề xuất RL phân cấp theo ngữ cảnh, giúp tăng đáng kể độ chính xác của việc kiểm soát triệu chứng trên các hệ thống thông thường và cũng tiến hành một số cuộc điều tra hạn chế [53].

Netto và cộng sự đã đề xuất phương pháp chứa RL để giải quyết vấn đề phân loại nốt phổi trong bài báo của mình. Họ đã sử dụng các thuộc tính nốt hình học 3D để thu được các thuộc tính trong phân loại. Họ tuyên bố rằng kết quả thu được rất đáng khích lệ, chỉ ra rằng bộ phân loại RL, sử dụng các đặc điểm về hình dạng của các nốt, có thể phân loại hiệu quả các nốt lành tính khỏi các nốt phổi ác tính so với các nốt sử dụng hình ảnh CT. Mặt khác, họ nhấn mạnh rằng giai đoạn học tập mất nhiều thời gian và việc rút ngắn quá trình này cần được nghiên cứu [54]. Đại và cộng sự. đã đề xuất một phương pháp sử dụng RL để tự động theo dõi các cấu trúc kéo dài như sợi trục và mạch máu, đây là một quy trình khó trong lĩnh vực hình ảnh y sinh. Trong phương pháp này, họ đã dạy cách theo dõi một khu vực hành động liên tục bằng cách áp dụng RL cấp độ pixel phụ trên dữ liệu tổng hợp đơn giản. Họ đã thử nghiệm mạng này trên hai hình ảnh kính hiển vi photon. Phương pháp được đề xuất cho kết quả tốt hơn so với gói phân tích tiêu chuẩn cho kính hiển vi nơ-ron bất chấp khoảng cách trường. Họ đã cho thấy kết quả tốt hơn khi tinh chỉnh dữ liệu thực hoặc đào tạo với dữ liệu thực được gắn thẻ [55]. Maicias et al. đã đề xuất một phương pháp dựa trên RL để tự động phát hiện tỷ lệ tổn thương vú từ các thể tích cộng hưởng từ tăng cường tương phản (DCE-MRI). Họ đã sử dụng công cụ sàng lọc, được gọi là cơ chế chú ý, để đào tạo một chính sách tìm kiếm nhằm học cách phát hiện tổn thương và chỉ ra rằng nó đã tăng tốc độ phát hiện các tổn thương ở các cấu trúc rất khác nhau. Họ đã thử nghiệm phương pháp này bằng cách mở rộng phương pháp tiếp cận mạng Q trong bộ dữ liệu chứa 117 tập DCEMRI để chứng minh độ chính xác và tốc độ phát hiện tổn thương [56]. Trong một nghiên cứu khác về phân loại hình ảnh, Park et al. đã đề xuất một phương pháp mới để đào tạo thuật toán học tập tích cực dựa trên phần thưởng bằng cách sử dụng RL đảo ngược và mạng lưới các nhà phê bình diễn viên. Phương pháp học tích cực khuếch đại bán giám sát này đã được thử nghiệm trên mạng phân đoạn U-Net cho các nốt phổi trên phim X-quang ngực. Phương pháp được đề xuất đã chứng minh khả năng giảm tải ghi nhãn một cách hiệu quả bằng cách đạt được mức hiệu suất tương tự như UNet tiêu chuẩn trong khi chỉ sử dụng 50% dữ liệu được gắn thẻ [57].

**Hình 3.2 Việc sử dụng các kiến trúc học sâu trong y tế và ra quyết định**



Như có thể thấy từ các ứng dụng nêu trên, mạng gia cố sâu thường được sử dụng để trích xuất hoặc ước tính dữ liệu lớn và có thể thay đổi, chẳng hạn như hồ sơ y tế hoặc bệnh án. Nó cũng thường được sử dụng để phân loại và phân biệt các hình ảnh y tế rất khác nhau. Do đó, RL có thể được sử dụng trong nhiều lĩnh vực chẩn đoán và điều trị y tế.

Từ phần giải thích cho đến nay, có thể rút ra một cơ chế chung của các kiến trúc học sâu để sử dụng hướng tới hỗ trợ quyết định. Bằng cách loại bỏ các chi tiết, một quy trình chung về cách sử dụng các kiến trúc học sâu khác nhau trong bối cảnh ứng dụng y tế có thể được vẽ như trong Hình 3.2.

**3.7 Ứng dụng với các kiến trúc Deep Learning khác**

Ngoài các phương pháp học sâu được đưa ra ở trên, còn có nhiều phương pháp và ứng dụng học sâu có thể được sử dụng dưới dạng ứng dụng đơn lẻ hoặc kết hợp. Một số ứng dụng được đưa ra dưới đây

Khi xem xét các ứng dụng DBM, chúng ta thấy rằng nó thường được sử dụng trong xử lý ảnh. Ví dụ, Cao et al. đề xuất một cách tiếp cận hai giai đoạn đối với hình ảnh y tế dựa trên mô hình đồ họa thống kê và học sâu. Trước hết, chúng hình thành mô hình Phân tích ngữ nghĩa bí mật để thu thập dữ liệu ngữ nghĩa bằng cách lấy thông tin hình ảnh và văn bản từ các hình ảnh y tế. Sau đó, họ phát triển mô hình học tập đa phương thức dựa trên DBM để tìm hiểu mô hình mật độ chung từ thông tin đa phương thức nhằm đạt được phương thức còn thiếu. Họ đã chỉ ra rằng phương pháp được đề xuất rất hiệu quả đối với hệ thống truy cập và lập chỉ mục hình ảnh y tế với các ứng dụng được thực hiện với số lượng lớn hình ảnh y tế [58]. Vũ và cộng sự. đã phát triển một phương pháp xác định mức định hướng mô hình hình dạng bằng DBM để theo dõi chuyển động của tim. Đối với phương pháp được đề xuất, họ đã sử dụng mô hình hình trái tim đặc trưng cho các biến thể thống kê về hình trái tim trong tập dữ liệu bài tập. Cơ chế này được tạo ra bằng cách đào tạo DBM ba tầng để mô tả các biến thể hình dạng trái tim cục bộ và hình cầu. Chuỗi hình ảnh cine MRI và hệ thống thu thập và kiểm tra hình ảnh vuông cho tim đã được thiết lập và thử nghiệm bằng cách sử dụng 38 chuỗi hình ảnh MRI cine vành. Họ tuyên bố rằng việc theo dõi chuyển động tim của hệ thống rất phù hợp để chẩn đoán [59].

Như đã đề cập trước đây, Máy Boltzmann Hạn chế cũng là một trong những phương pháp học sâu được sử dụng rộng rãi trong các ứng dụng y tế. Trong các nghiên cứu của mình, Tomczak lập luận rằng RBM nên được sử dụng như một bộ phân loại phi tuyến tính độc lập có thể cực kỳ hữu ích trong các lĩnh vực y tế. Ngoài ra, nó đã chỉ ra mức độ hiếm hoi của biểu diễn trong RBM bằng cách thêm một thuật ngữ quy định vào mục tiêu học tập. Ông đã thử nghiệm phương pháp này bằng cách áp dụng nó vào năm lĩnh vực y tế khác nhau [60, 61]. Trong nghiên cứu của họ, Zang et al. tập trung vào việc sử dụng DL hai giai đoạn để tự động trích xuất các đặc điểm hình ảnh học được từ dữ liệu siêu âm đàn hồi sóng biến dạng (SWE) và để phân biệt sự khác biệt giữa các khối u vú lành tính và ác tính. Để trích xuất các đặc điểm SWE, họ đã tạo ra cấu trúc DL hai lớp bao gồm máy Boltzmann có cổng điểm (PGBM) và máy Boltzmann bị hạn chế (RBM). Hệ thống bao gồm các hình ảnh SWE của 22 khối u lành tính, 135 khối u lành tính và 92 khối u ác tính từ 121 bệnh nhân. Có ý kiến cho rằng phương pháp này dựa trên PGBM và RBM có thể được sử dụng trong chẩn đoán lâm sàng có sự hỗ trợ của máy tính đối với bệnh ung thư vú từ hình ảnh SWE [62]. RBM cũng đã được áp dụng để chẩn đoán ung thư vú bằng cách phân loại hình ảnh. Hình ảnh ung thư vú mô bệnh học đã được sử dụng trong ứng dụng. Hình ảnh mô bệnh học ung thư vú được lấy từ bộ dữ liệu BreakHis [63]

Trần và cộng sự. đề xuất một phương pháp sử dụng hồ sơ y tế điện tử (EMR) bằng RBM với sự can thiệp tối thiểu của con người. Phương pháp này, mà họ gọi là RBM không âm do EMR điều khiển, tạo ra một biểu diễn mới của các đối tượng y tế bằng cách đặt chúng trong một không gian vectơ thấp chiều. Họ đã kiểm tra khả năng của ENRBM trên một nhóm gồm 7578 bệnh nhân tâm thần được đánh giá rủi ro tự tử. Người ta tuyên bố rằng kết quả thu được cao hơn đáng kể so với kết quả thu được từ bác sĩ lâm sàng và kết quả thu được bằng máy véc tơ hỗ trợ [64].

Mạng thần kinh tự động mã hóa xếp chồng (SAE) là một trong những phương pháp được sử dụng thường xuyên nhất trong chẩn đoán y tế. Kannadasan et al. sử dụng các tính năng của dữ liệu bệnh tiểu đường Pima Indian, họ đã phát hiện ra bệnh tiểu đường Loại 2 với các bộ mã hóa tự động xếp chồng lên nhau. Họ tuyên bố rằng phương pháp đề xuất cho thấy tỷ lệ thành công cao với tỷ lệ chính xác 86,26% [65]. Zang và cộng sự. đã đề xuất một thuật toán mạng thần kinh bộ mã hóa tự động khử nhiễu (SDAE) xếp chồng lên nhau dựa trên việc lấy mẫu quá mức nhạy cảm với chi phí để giải quyết các vấn đề về quá mức và nhiễu của thuật toán lấy mẫu quá mức khi tổng hợp các mẫu lớp thiểu số mới của mạng. Họ tuyên bố rằng thuật toán đề xuất cho thấy rằng các bộ dữ liệu không cân bằng đã cải thiện độ chính xác phân loại của lớp thiểu số [66]. Trong một ứng dụng chẩn đoán cơ sở dữ liệu y tế khác, Kadam et al. để phân loại ung thư vú là không phải ung thư và ung thư, họ đề xuất tìm hiểu một nhóm các tính năng dựa trên Bộ mã hóa tự động thưa thớt xếp chồng (SSAE) và Hồi quy Softmax.

Trên thực tế, họ đã sử dụng bộ dữ liệu Ung thư vú Wisconsin từ cơ sở dữ liệu máy học của UCI. Độ chính xác phân loại đạt được cao 98,60% [67]. Sadati et al. trong nghiên cứu của mình, họ đã đề xuất một cách tiếp cận dựa trên các biểu diễn đặc trưng và kỹ thuật sắp xếp từ bằng các phương pháp DL. Trong phương pháp này, họ đã sử dụng 4 kỹ thuật DL khác nhau: bộ mã hóa tự động thưa thớt xếp chồng lên nhau, mạng niềm tin sâu sắc, bộ mã hóa tự động đối nghịch và bộ mã hóa tự động biến đổi để có được các tính năng hiệu quả và mạnh mẽ từ EHR. Họ nhấn mạnh rằng phương pháp được đề xuất phù hợp hơn với các bộ dữ liệu có ít hoặc không có dữ liệu được gắn thẻ. Kết quả của ứng dụng, họ tuyên bố rằng các bộ mã hóa tự động thưa thớt xếp chồng lên nhau cho thấy hiệu suất tổng thể vượt trội đối với các tập dữ liệu nhỏ và các bộ mã hóa tự động đa dạng hoạt động tốt hơn các kỹ thuật khác đối với các tập dữ liệu lớn [68].

Giả và cộng sự. trong nghiên cứu của mình, họ đã phát triển một hệ thống phát hiện não bệnh lý để phân loại các hình ảnh não bệnh lý thành 5 loại lành mạnh như bệnh mạch máu não, bệnh tân sinh, bệnh thoái hóa và bệnh viêm nhiễm. Trong phương pháp được đề xuất, họ đã sử dụng một lớp softmax để phân loại bằng bộ mã hóa tự động thưa thớt được xếp chồng sâu. Do đó, độ chính xác của bộ mã hóa tự động thưa thớt xếp chồng sâu trên bộ thử nghiệm được cho là 98,6%. Thời gian ước tính của mỗi hình ảnh trong giai đoạn thử nghiệm chỉ là 0,070 giây. Nó cho thấy SSAE có khả năng phân loại rất nhanh [69]. Shin et al. đã sử dụng dữ liệu bệnh nhân 4D và phát hiện đa cơ quan bằng cách thực hiện tính năng học tập không được kiểm tra trong các bộ mã hóa tự động xếp chồng lên nhau. Nói cách khác, các phương pháp học sâu đã được áp dụng để nhận dạng đa cơ quan trong các hình ảnh y tế cộng hưởng từ. Họ đã trích xuất các đặc điểm phân cấp trực quan và thời gian đã học để phân loại các lớp đối tượng từ bộ dữ liệu DCE-MRI đa chế độ không được gắn nhãn cho các bộ phân loại. Họ đã sử dụng một phương pháp dựa trên bản vá xác suất để phát hiện nhiều cơ quan với các đặc điểm mà SAE đã học được. Họ đã chứng minh rằng phương pháp đề xuất có thể được sử dụng hiệu quả trong các bộ dữ liệu chưa được gắn nhãn hoặc dữ liệu bị thiếu trong bộ dữ liệu [70]. Một phương pháp trích xuất đặc trưng cho hình ảnh y tế với DL cũng đã được đề xuất bởi Sharma và các đồng nghiệp. Họ đã sử dụng SAE, mã hóa hình ảnh thành các vectơ nhị phân. Để kiểm tra hiệu suất của phương pháp được đề xuất, họ đã sử dụng bộ dữ liệu IRMA với 14.410 hình ảnh X-quang. Đối với bộ dữ liệu này, có báo cáo rằng SAE đã đạt được kết quả xuất sắc với 37,6 lỗi truy xuất cho 1733 hình ảnh thử nghiệm với độ nén 74,61% [71]

Đối với dữ liệu không được biểu diễn thường xuyên trong CNN, có thể xảy ra hiện tượng mất dữ liệu đại diện. Trong RNN, có thể xảy ra hiện tượng mất độ dốc trong các chuỗi đầu vào yếu. Các loại CNN và RNN này được sử dụng cùng với các kỹ thuật như đơn vị bộ nhớ ngắn hạn dài (LSTM) và đơn vị lặp lại Gated (GRU) để loại bỏ một số ràng buộc về đại diện. Các đơn vị bộ nhớ ngắn hạn dài (LSTM) hoặc các đơn vị lặp lại có cổng (GRU) được sử dụng để sử dụng nhanh thông tin tuần tự của dữ liệu đầu vào bằng các kết nối tuần hoàn giữa các đơn vị tương ứng như cảm biến. Một số ứng dụng trong số này được đưa ra dưới đây.

Kim et al. đã tập trung vào việc ước tính dữ liệu kiểm tra bị thiếu trong EHR, giải quyết các vấn đề mà hồ sơ sức khỏe điện tử sẽ gây ra trong quá trình học máy trong tương lai. Với mục đích này, họ đã cố gắng ước tính dữ liệu bị thiếu bằng cách sử dụng RNN và LSTM. Họ đã thử nghiệm phương pháp được đề xuất bằng cách sử dụng cơ sở dữ liệu kiểm tra y tế của người dân Hàn Quốc. Trong cơ sở dữ liệu này, họ đã tiến hành tất cả các nghiên cứu y tế tại 13 phòng khám trong 12 năm liên tiếp. Hàng năm có 11.500 người khám sức khỏe và 7.400 người bỏ khám tạm thời. Họ đã cố gắng ước tính dữ liệu có thể có trong các bài kiểm tra bị thiếu này bằng cách đào tạo mô hình được đề xuất với dữ liệu đầy đủ trước tiên. Theo kết quả thu được, phương pháp đề xuất dự đoán tốt hơn nhiều so với hồi quy tuyến tính truyền thống trong hầu hết các bài kiểm tra [72]. Lipton và cộng sự. đã tiến hành một ứng dụng chẩn đoán y tế khác với RNN và LSTM cho dữ liệu trình tự bất thường trong EHRs. Họ tuyên bố rằng dữ liệu y tế, đặc biệt là trong các đơn vị như dịch vụ cấp cứu, có thể được coi là chuỗi thời gian cho từng giai đoạn được ghi lại trong EHRs. Tuy nhiên, nhiều bản ghi EHR có thể có thiếu sót hoặc có dữ liệu rất thay đổi. Họ đã chọn phương pháp lai RNN và LSTM làm phương pháp DL để đưa ra chẩn đoán phù hợp từ nhóm dữ liệu bao gồm các chuỗi bất thường này. Cụ thể, xem xét phân loại chẩn đoán đa nhãn, họ đã phát triển một mô hình để phân loại 128 chẩn đoán ở 13 phòng khám cho các phép đo lâm sàng được lấy mẫu thường xuyên nhưng không thường xuyên. Họ cho rằng phương pháp được đề xuất thực hiện tốt hơn nhiều phương pháp ước tính hiệu quả [73].

Chúng tôi có thể đưa ra một ví dụ về phương pháp DL kết hợp bao gồm RNN sử dụng GRU. Choi và các đồng nghiệp đã cố gắng dự đoán chẩn đoán ban đầu về suy tim bằng RNN bằng cách sử dụng GRU để mô hình hóa mối quan hệ tạm thời giữa các sự kiện trong EHRs. Với mục đích này, họ đã sử dụng một nhóm dữ liệu có 3884 người bị suy tim trong tổng số 28.903 người được kiểm soát sức khỏe. Họ đã phát triển một mô hình để xác định mối quan hệ giữa các trường hợp, chẳng hạn như chẩn đoán bệnh, chỉ định thuốc và chỉ định thủ tục, trong khoảng thời gian quan sát đối chứng và trường hợp 12–18 tháng. Họ đã so sánh các tiêu chí với hồi quy logistic thông thường, mạng thần kinh, máy vectơ hỗ trợ và phương pháp tiếp cận phân loại hàng xóm gần nhất K để kiểm tra hiệu suất của mô hình được đề xuất. Độ chính xác của các bộ phân loại cho phạm vi đường cơ sở 12 tháng là 0,777 đối với RNN, 0,747 đối với hồi quy logistic, 0,765 đối với cảm biến nhiều lớp (MLP), 0,743 đối với máy vectơ hỗ trợ (SVM) và 0,730 đối với K-hàng xóm gần nhất (KNN) ). Độ chính xác của các bộ phân loại cho khoảng thời gian cơ bản 18 tháng lần lượt là 0,883 đối với RNN và 0,834 đối với MLP. Từ những kết quả này, người ta thấy rằng RNN sử dụng GRU để chẩn đoán suy tim dựa trên thời gian từ EHR mang lại tỷ lệ chính xác cao nhất [74].

CNN và LSTM được sử dụng rộng rãi cùng nhau để dự đoán chẩn đoán y tế từ bộ dữ liệu y tế hoặc hình ảnh y tế. Trong nghiên cứu của mình, Rahman và Adjeroh đã cố gắng ước tính tuổi sinh học của người trưởng thành CNN và LSTM từ những dữ liệu này bằng cách ghi lại các hoạt động thể chất của con người bằng thiết bị đeo được. Họ đã sử dụng bộ dữ liệu hoạt động thể chất của NHANES, bao gồm năm bộ ước tính sâu về tuổi sinh học, để thử nghiệm phương pháp được đề xuất. Theo kết quả của họ, phương pháp được đề xuất hoạt động tốt hơn so với các phương pháp tiên tiến khác để ước tính tuổi sinh học [75]. Ordóñez và Roggen, cũng đã sử dụng CNN và LSTM để phân biệt các hoạt động của người trưởng thành bằng cách ghi lại các hoạt động thể chất của con người với sự trợ giúp của thiết bị đeo được và giải thích những ưu điểm của phương pháp được đề xuất [76]. Ở đây, có thể nói phương pháp kết hợp giữa CNN và LSTM trước hết được ưu tiên và thu được kết quả hiệu quả cho việc phân loại dữ liệu thô từ các cảm biến để phát hiện các hoạt động di động đó.

CNN và LSTM được sử dụng để xử lý hình ảnh. Aditi và cộng sự. họ đã cố gắng chẩn đoán ung thư vú bằng cấu trúc phân lớp LSTM-CNN. Ung thư biểu mô ống xâm lấn (IDC) được tạo bởi Cruz-Roa et al. Đã sử dụng tất cả các hình ảnh trang trình bày (WSI) để kiểm tra phương pháp được đề xuất của họ. Đầu tiên, họ phân loại bộ dữ liệu riêng biệt với CNN và LSTM, sau đó kết hợp LSTM-CNN lại với nhau. LSTM-CNN thu được tỷ lệ chính xác cao nhất trong số độ chính xác phân loại thu được. Trong nghiên cứu riêng biệt, tỷ lệ chính xác thu được từ LSTM cao hơn so với CNN. Do đó, như đã đề cập trước đó, hiệu suất của các phương pháp hỗn hợp thường cao hơn so với việc sử dụng các DL đơn lẻ [77].

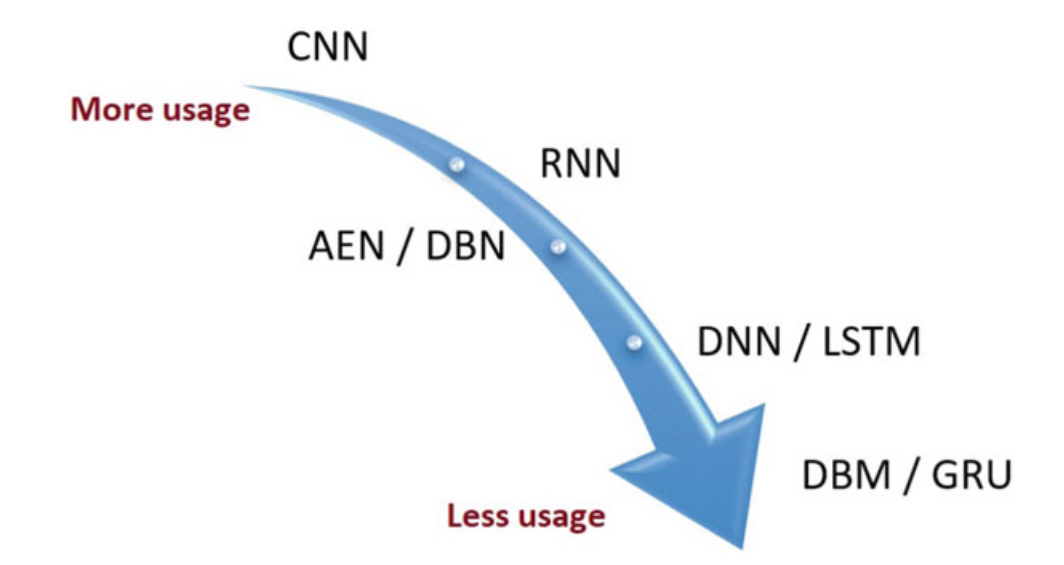
Để hỗ trợ chẩn đoán y tế, các nguồn đáng tin cậy như hình ảnh y tế, kết quả xét nghiệm trong phòng thí nghiệm được sử dụng. Thực tế là các phương pháp này quá lớn và thường dành riêng cho bệnh nhân (duy nhất) gây khó khăn cho cả nhân viên y tế và hệ thống hỗ trợ lâm sàng sử dụng DL để có được thông tin rõ ràng. Cũng có những hạn chế trong các ứng dụng DL. Ví dụ, rất khó để một mạng được huấn luyện cho dữ liệu đa số có thể khái quát hóa và lấy thông tin từ các biểu diễn thiểu số trong một kịch bản nhất định. Tương tự như vậy, nếu sử dụng phương pháp học có kiểm soát, rất khó để có được chuỗi dữ liệu huấn luyện được gắn nhãn đầy đủ từ các hình ảnh y tế phức tạp hoặc dữ liệu y tế phi tuyến tính có kích thước khác nhau. Khi phân tích các mẫu dữ liệu y tế thuộc nhóm thiểu số mới, các vấn đề phát sinh với sự phù hợp quá mức và nhiễu của mô hình, gây khó khăn cho việc thu thập thông tin chính xác. Để khắc phục những vấn đề này, việc sử dụng các kỹ thuật DL lai trong các ứng dụng DL chẩn đoán y tế đã tăng lên.

Các nhà nghiên cứu đã đưa ra nhiều mô hình khác nhau và lý do của chúng để phân tích dữ liệu y tế còn thiếu và khác nhau và thu được thông tin chính xác. Cả CNN và LSTM đều cho thấy những cải tiến của DNN trong nhiều nhiệm vụ nhận dạng giọng nói. Ví dụ, Sainath et al. trong nghiên cứu của họ, CNN, LSTM và DNN bổ sung cho khả năng mô hình hóa vì CNN rất tốt trong việc giảm các biến thể tần số, LSTM tốt trong mô hình nhất thời và DNN phù hợp để ánh xạ các thuộc tính tới một khu vực khác biệt hơn [78]. Mặc dù nó không được nhìn thấy trong thực tế, nhưng có khả năng sử dụng chẩn đoán y tế về bệnh Parkinson và Alzheimer từ các bản ghi giọng nói và để có được chẩn đoán hiệu quả.

Như có thể thấy từ các ứng dụng được liệt kê ở trên, nếu chúng ta liệt kê các phương pháp kết hợp được sử dụng để lập mô hình và cung cấp khả năng khái quát hóa tốt cho dữ liệu được trình bày dưới mức bằng cách trích xuất tính năng tốt từ dữ liệu bị thiếu, phức tạp, không đều và quan trọng hơn là không được gắn nhãn; CNN-LSTM, RNN-LSTM và DBN-RBM thường được sử dụng để xử lý hình ảnh y tế. Các loại bộ mã hóa tự động nâng cao, chẳng hạn như SAE, SDAE hoặc SSAE, thường được sử dụng để xử lý cả dữ liệu y tế bất thường và hình ảnh y tế. Hơn nữa, các phương pháp kết hợp autoencoder-CNN hoặc RNN-CNN có sẵn như được hiển thị trong một số ứng dụng ở trên.

Xem xét trạng thái giải thích của tài liệu học sâu cho các vấn đề y tế (đặc biệt là chẩn đoán/hỗ trợ quyết định), có thể thấy rằng một số kiến trúc có thể được sử dụng nhiều hơn những kiến trúc khác. Do tình hình đó có thể thay đổi theo thời gian nên có thể đưa ra xếp hạng sử dụng chung cho các kiến trúc liên quan như trong Hình 3.3.

**Hình 3.3 Xếp hạng sử dụng chung của các kiến trúc học sâu về các vấn đề y tế**

****

**3.8 Tóm tắt**

Là kiến trúc được sử dụng rộng rãi nhất, có rất nhiều nghiên cứu được thực hiện với CNN cho các bệnh khác nhau mà không thể đề cập ở đây. Ở đây trong chương này, chỉ một vài ví dụ ứng dụng được trình bày dưới dạng nghiên cứu trong những năm gần đây cho các chủ đề khác nhau. Như có thể thấy từ các ứng dụng đã cho, CNN thường được sử dụng để xử lý và phân loại hình ảnh y tế. Nói cách khác, CNN hoặc CNN lai là giải pháp đầu tiên xuất hiện trong đầu để tạo ra hệ thống chẩn đoán có sự hỗ trợ của máy tính bằng cách đánh giá hình ảnh y tế.

Giống như trong CNN, nhiều ví dụ ứng dụng chẩn đoán y tế khác có thể được cung cấp cho RNN. Như có thể thấy từ các ứng dụng đã cho, RNN nói chung là một trong những phương pháp được ưa thích nhất cho các giải pháp chuỗi thời gian. Trong bối cảnh này, nó được sử dụng để xử lý và phân loại tất cả các tín hiệu y tế có thể được coi là phân tích ngôn ngữ tự nhiên hoặc mở rộng chuỗi thời gian. Nói cách khác, RNN hoặc RNN lai là giải pháp đầu tiên được nghĩ đến cho hệ thống chẩn đoán có sự hỗ trợ của máy tính để có được dự đoán tối ưu bằng cách đánh giá các tín hiệu y tế (chẳng hạn như ECG, PCG, EEG) hoặc dữ liệu có thể thay đổi rất nhiều theo thời gian ( tức là EHR).

AEN nói chung là một trong những phương pháp được ưa thích nhất đối với dữ liệu số lớn hoặc phân tích thống kê. Trong ngữ cảnh này, nó được sử dụng để xử lý và phân loại tất cả các tín hiệu y tế hoặc dữ liệu y tế, có thể thu được bằng các đặc trưng có trọng số bằng nhau (tức là vectơ hoặc ma trận đặc trưng). Nói cách khác, AEN hoặc AEN kết hợp là giải pháp đầu tiên được nghĩ đến để tạo ra hệ thống chẩn đoán có sự hỗ trợ của máy tính bằng cách đánh giá các tín hiệu y tế (chẳng hạn như ECG, PCG, EEG) hoặc dữ liệu rất lớn

Mặc dù DNN nói chung là một trong những phương pháp ưa thích cho dữ liệu y tế phức tạp rất lớn hoặc phân tích thống kê, nhưng chúng có thể được sử dụng trong xử lý hình ảnh y tế và phân đoạn hình ảnh y tế hoặc lựa chọn các cạnh hình ảnh.

Mặc dù DBN được sử dụng trong các ứng dụng học sâu nói chung như xử lý hình ảnh, nhận dạng chuyển động video và nhận dạng giọng nói, nhưng nó thường được sử dụng trong các ứng dụng y tế để xử lý mở rộng chuỗi thời gian. Nói cách khác, tiếng tim được ưa thích hơn để phân tích điện não đồ, điện tâm đồ và các tín hiệu y tế tương tự. Ngoài ra, mặc dù không có nhiều xử lý hình ảnh y tế trong các ứng dụng DBNy tế, DBN cho kết quả rất tốt trong xử lý hình ảnh y tế. DBN hoạt động tốt như CNN

Ngoài ra, các mạng gia cố sâu thường được sử dụng để trích xuất hoặc ước tính dữ liệu lớn và có thể thay đổi, chẳng hạn như hồ sơ lâm sàng hoặc sức khỏe. Nó cũng thường được sử dụng để phân loại và phân biệt các hình ảnh y tế rất khác nhau. Do đó, RL có thể được sử dụng trong nhiều lĩnh vực chẩn đoán và điều trị y tế.

Đối với dữ liệu không được biểu diễn thường xuyên trong CNN, có thể xảy ra hiện tượng mất dữ liệu đại diện. Trong RNN, có thể xảy ra hiện tượng mất độ dốc trong các chuỗi đầu vào yếu. Các loại CNN và RNN này được sử dụng cùng với các kỹ thuật như đơn vị bộ nhớ ngắn hạn dài (LSTM) và đơn vị tái phát có kiểm soát (GRU) để loại bỏ một số ràng buộc về đại diện. Các đơn vị bộ nhớ ngắn hạn dài (LSTM) hoặc các đơn vị lặp lại có kiểm soát (GRU) được sử dụng để sử dụng nhanh thông tin tuần tự của dữ liệu đầu vào bằng các kết nối tuần hoàn giữa các đơn vị tương ứng như cảm biến.

Chúng tôi thấy rằng Deep Boltzmann Machine (DBM) thường được sử dụng trong xử lý ảnh. Máy Boltzmann hạn chế (RBM) cũng là một trong những phương pháp học sâu được sử dụng rộng rãi trong các ứng dụng y tế. RBM nên được sử dụng như một bộ phân loại phi tuyến tính độc lập có thể cực kỳ hữu ích trong các lĩnh vực y tế.

Đối với dữ liệu không được biểu diễn thường xuyên trong CNN, có thể xảy ra hiện tượng mất dữ liệu đại diện. Trong RNN, có thể xảy ra hiện tượng mất độ dốc trong các chuỗi đầu vào yếu. Các loại CNN và RNN này được sử dụng cùng với các kỹ thuật như đơn vị bộ nhớ ngắn hạn dài (LSTM) và đơn vị tái phát có kiểm soát (GRU) để loại bỏ một số ràng buộc về đại diện. Các đơn vị bộ nhớ ngắn hạn dài (LSTM) hoặc các đơn vị lặp lại có kiểm soát (GRU) được sử dụng để sử dụng nhanh thông tin tuần tự của dữ liệu đầu vào bằng các kết nối tuần hoàn giữa các đơn vị tương ứng như cảm biến. Một số ví dụ về những điều này được đưa ra dưới đây.

Để hỗ trợ chẩn đoán y tế, các nguồn đáng tin cậy như hình ảnh y tế, kết quả xét nghiệm trong phòng thí nghiệm được sử dụng. Thực tế là các phương pháp này quá lớn và thường dành riêng cho bệnh nhân (duy nhất) gây khó khăn cho cả nhân viên y tế và hệ thống hỗ trợ lâm sàng sử dụng DL để có được thông tin rõ ràng. Cũng có những hạn chế trong các ứng dụng DL. Ví dụ, rất khó để một mạng được huấn luyện cho dữ liệu đa số có thể khái quát hóa và lấy thông tin từ các biểu diễn thiểu số trong một kịch bản nhất định. Tương tự như vậy, nếu sử dụng phương pháp học có kiểm soát, rất khó để có được chuỗi dữ liệu huấn luyện được gắn nhãn đầy đủ từ các hình ảnh y tế phức tạp hoặc dữ liệu y tế phi tuyến tính có kích thước khác nhau. Khi phân tích các mẫu dữ liệu y tế thuộc nhóm thiểu số mới, các vấn đề phát sinh với sự phù hợp quá mức và nhiễu của mô hình, gây khó khăn cho việc thu thập thông tin chính xác. Để khắc phục những vấn đề này, việc sử dụng các kỹ thuật DL lai trong các ứng dụng DL chẩn đoán y tế đã tăng lên.

Các phương pháp kết hợp được sử dụng để lập mô hình và cung cấp khả năng khái quát hóa tốt cho dữ liệu được biểu diễn không đầy đủ bằng cách trích xuất thuộc tính tốt từ dữ liệu bị thiếu, phức tạp, không đều và quan trọng hơn là không được gắn nhãn có thể được liệt kê như sau. CNN-LSTM và RNNLSTM thường được sử dụng để xử lý ảnh y tế. Các loại bộ mã hóa tự động nâng cao như SAE, SDAE hoặc SSAE thường được sử dụng để xử lý cả dữ liệu y tế không thông thường và hình ảnh y tế. Ngoài ra, các phương pháp lai autoencoder-CNN hoặc RNN-CNN cũng được sử dụng.

Sau khi hiểu thêm về các yếu tố cần thiết của các kiến trúc học sâu khác nhau và ứng dụng của chúng trong bối cảnh ứng dụng y tế (xem xét tiềm năng hỗ trợ quyết định), một số cách nghiên cứu gần đây có thể được giải thích chi tiết. Các chương tiếp theo dành cho một số nỗ lực chẩn đoán đáng chú ý đối với các bệnh cụ thể.

**3.9 Kiến thức thêm**

Để có thêm ý tưởng về cách học máy truyền thống và các thuật toán trí tuệ nhân tạo nói chung—các kỹ thuật được sử dụng cho các vấn đề chẩn đoán y tế, độc giả có thể đọc [79–87].

Vì học sâu cũng có nhiều ví dụ về ứng dụng trong nghiên cứu định hướng về ung thư, độc giả có thể đọc một số ví dụ rất gần đây từ [88–92].

Vì điều quan trọng là các hệ thống lai có thể cải thiện các kết quả nghiên cứu về mặt chẩn đoán y tế, một số ví dụ gần đây có thể được đọc từ [93–100].

Ngoài ra, một số cuốn sách gần đây để đọc về học máy—quan điểm học sâu trong chăm sóc sức khỏe, chẩn đoán y tế và các chủ đề liên quan khác là [101–104]

**Tài liệu tham khảo**

1. M. Bakator, D. Radosav, Deep learning and medical diagnosis: a review of literature. Multimodal Technol. Interact. 2(3), 47 (2018)

2. R. Neelapu, G.L. Devi, K.S. Rao, Deep learning based conventional neural network architecture for medical image classification. Traitement du Signal 35(2), 169 (2018)

3. O. Deperlioglu, Classification of phonocardiograms with convolutional neural networks. BRAIN. Broad Res. Artif. Intell. Neurosci. 9(2), 22–33 (2018)

4. O. Deperlioglu, Classification of segmented phonocardiograms by convolutional neural networks. BRAIN. Broad Res. Artif. Intell. Neurosci. 10(2), 5–13 (2019)

5. H. Fujita, D. Cimr, Computer aided detection for fibrillations and flutters using deep convolutional neural network. Inf. Sci. 486, 231–239 (2019)

6. D.J. Hemanth, O. Deperlioglu, U. Kose, An enhanced diabetic retinopathy detection and classification approach using deep convolutional neural network. Neural Comput. Appl. 1–15 (2020)

7. O. Deperlıo˘ glu, U. Kose, Diagnosis of diabetic retinopathy by using image processing and convolutional neural network, in 2018 2nd International Symposium on Multidisciplinary Studies and Innovative Technologies (ISMSIT) (IEEE, 2018), pp. 1–5

8. L.C. Afonso, G.H. Rosa, C.R. Pereira, S.A. Weber, C. Hook, V.H.C. Albuquerque, J.P. Papa, A recurrence plot-based approach for Parkinson’s disease identification. Fut. Gener. Comput. Syst. 94, 282–292 (2019)

9. M. Längkvist, J. Jendeberg, P. Thunberg, A. Loutfi, M. Lidén, Computer aided detection of ureteral stones in thin slice computed tomography volumes using Convolutional Neural Networks. Comput. Biol. Med. 97, 153–160 (2018)

10. S. Iqbal, M.U. Ghani, T. Saba, A. Rehman, Brain tumor segmentation in multi-spectral MRI using convolutional neural networks (CNN). Microsc. Res. Tech. 81(4), 419–427 (2018)

11. Z. Yan, Y. Zhan, Z. Peng, S. Liao, Y.. Shinagawa, S. Zhang, X.S. Zhou, Multi-instance deep learning: discover discriminative local anatomies for bodypart recognition. IEEE Trans. Med. Imaging 35(5), 1332–1343 (2016)

12. Y. Bar, I. Diamant, L. Wolf, H. Greenspan, Deep learning with non-medical training used for chest pathology identification, in Medical Imaging 2015: Computer-Aided Diagnosis, vol. 9414 (International Society for Optics and Photonics, 2015), pp. 94140V, Mar 2015

13. S. Okamoto, T. Yokota, J.H. Lee, A. Takai, T. Kido, M. Matsuda, Detection of Hepatocellular Carcinoma in CT Images Using Deep Learning (2018)

14. J. Cho, K. Lee, E. Shin, G. Choy, & S. Do, Medical image deep learning with hospital PACS dataset (2015). arXiv preprint arXiv:1511.06348

15. S. Min, B. Lee, S. Yoon, Deep learning in bioinformatics. Brief. Bioinform. 18(5), 851–869 (2017)

16. S. Tanwar, J. Jotheeswaran, Survey on deep learning for medical imaging. JASC J. Appl. Sci. Comput. 5(7), 1608–1620 (2018)

17. N.F. Güler, E.D. Übeyli, I. Güler, Recurrent neural networks employing Lyapunov exponents for EEG signals classification. Expert Syst. Appl. 29(3), 506–514 (2005)

18. E.D. Übeyli, Implementing automated diagnostic systems for breast cancer detection. Expert Syst. Appl. 33(4), 1054–1062 (2007)

19. H. Al-Askar, N. Radi, Á. MacDermott, Recurrent neural networks in medical data analysis and classifications, in Applied Computing in Medicine and Health (Morgan Kaufmann, 2016), pp. 147–165

20. Y. Mu, M. Huang, C. Ye, Q. Wu, Diagnosis prediction via recurrent neural networks. Int. J. Mach. Learn. Comput. 8(2) (2018)

21. E. Choi, M.T. Bahadori, A. Schuetz, W.F. Stewart, J. Sun, Doctor ai: Predicting clinical events via recurrent neural networks, in Machine Learning for Healthcare Conference (2016, December), pp. 301–318

22. A.N. Jagannatha, H. Yu, Bidirectional RNN for medical event detection in electronic health records, in Proceedings of the Conference. Association for Computational Linguistics. North American Chapter. Meeting, vol. 2016. NIH Public Access (2016, June), p. 473

23. M. Seera, C.P. Lim, K.S. Tan, W.S. Liew, Classification of transcranial Doppler signals using individual and ensemble recurrent neural networks. Neurocomputing 249, 337–344 (2017)

24. J. Szkoła, K. Pancerz, J. Warchoł, Recurrent neural networks in computer-based clinical decision support for laryngopathies: an experimental study. Comput. Intell. Neurosci. 2011, 7 (2011)

25. O. Deperlioglu, Classification of segmented heart sounds with autoencoder neural networks, in VIII. International Multidisciplinary Congress of Eurasia (IMCOFE’2019). ISBN: 978– 605-68882-6-7, pp. 122-128, 24–26 Apr 2019, Antalya

26. O. Deperlio˘ glu, The effects of different training algorithms on the classification of medical databases using artificial neural networks, in 2nd European Conference on Science, Art & Culture (ECSAC 2018), Antalya, Turkey between April 19 to 22, 2018. ISBN: 978-605-288- 553-6, pp. 91–98

27. O. Deperlioglu, Hepatitis disease diagnosis with deep neural networks, in International 4th European Conference on Science, Art & Culture (ECSAC’2019). ISBN: 978-605-7809-73-5, pp. 467–473, 18 to 21 Apr 2019, Antalya

28. O. Deperlioglu, Using autoencoder deep neural networks for diagnosis of breast cancer, in International 4th European Conference on Science, Art & Culture (ECSAC’2019), ISBN: 978-605-7809-73-5, pp. 475-481, 18 to 21 Apr 2019, Antalya

29. D. Arifoglu, A. Bouchachia, Activity recognition and abnormal behaviour detection with recurrent neural networks. Procedia Comput. Sci. 110, 86–93 (2017)

30. K. Mao, R. Tang, X. Wang, W. Zhang, H. Wu, Feature representation using deep autoencoder for lung nodule image classification. Complexity (2018)

31. M. Chen, X. Shi, Y. Zhang, D. Wu, M. Guizani, Deep features learning for medical image analysis with convolutional autoencoder neural network. IEEE Trans. Big Data (2017)

32. M.S. Ayhan, L. Kuehlewein, G. Aliyeva,W. Inhoffen, F. Ziemssen, P. Berens, Expert-validated estimation of diagnostic uncertaintyfor deep neural networks in diabeticretinopathy detection. medRxiv, 19002154 (2019)

33. C. Leibig, V. Allken, M.S. Ayhan et al., Leveraging uncertainty information from deep neural networks for disease detection. Sci. Rep. 7, 17816 (2017). <https://doi.org/10.1038/s41598-> 017-17876-z

34. Q. Li, B. Feng, L. Xie, P. Liang, H. Zhang, T. Wang, A cross-modality learning approach for vessel segmentation in retinal images. IEEE Trans. Med. Imaging 35(1), 109–118 (2015)

35. K.H. Miaoa, J.H. Miaoa, Coronary Heart Disease Diagnosis using Deep Neural Networks. Int. J. Adv. Comput. Sci. Appl. 9(10), 1–8 (2018)

36. R.R. Agravat, & M.S. Raval, Deep learning for automated brain tumor segmentation in MRI Images, in Soft Computing Based Medical Image Analysis (pp. 183–201). Academic Press (2018)

37. D.C. Cire¸ san, A. Giusti, L.M. Gambardella, J. Schmidhuber, Mitosis detection in breast cancer histology images with deep neural networks, in International Conference on Medical Image Computing and Computer-assisted Intervention (Springer, Berlin, 2013), Sept 2013, pp. 411– 418

38. R. Shimizu, S. Yanagawa, Y. Monde, H. Yamagishi, M. Hamada, T. Shimizu, T. Kuroda, Deep learning application trial to lung cancer diagnosis for medical sensor systems, in 2016 International SoC Design Conference (ISOCC) (IEEE, 2016), Oct 2016, pp. 191–192

39. Z. Liang, G. Zhang, J.X. Huang, Q.V.Hu, Deep learning for healthcare decision making with EMRs, in 2014 IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM). IEEE (2014, November), pp. 556–559

40. D.F. Wulsin, J.R. Gupta, R. Mani, J.A. Blanco, B. Litt, Modeling electroencephalography waveforms with semi-supervised deep belief nets: fast classification and anomaly measurement. J. Neural Eng. 8(3), 036015 (2011)

41. Z.V. Freudenburg, N.F. Ramsey, M. Wronkiewicz, W.D. Smart, R. Pless, E.C. Leuthardt, Real-time naive learning of neural correlates in ECoG electrophysiology. Int. J. Mach. Learn. Comput. 1(3), 269 (2011)

42. A.H. Al-Fatlawi, M.H. Jabardi, S.H. Ling, Efficient diagnosis system for Parkinson’s disease using deep belief network, in 2016 IEEE Congress on Evolutionary Computation (CEC). IEEE (2016, July), pp. 1324–1330

43. B. Taji, A.D. Chan, S. Shirmohammadi, Classifying measured electrocardiogram signal quality using deep belief networks, in 2017 IEEE International Instrumentation and Measurement Technology Conference (I2MTC). IEEE (2017, May), pp. 1–6

44. X. An, D. Kuang, X. Guo, Y. Zhao, L. He, A deep learning method for classification of EEG data based on motor imagery, in International Conference on Intelligent Computing. Springer, Cham (2014, August), pp. 203–210

45. W. Sun, B. Zheng, W. Qian, Computer aided lung cancer diagnosis with deep learning algorithms, in Medical imaging 2016: computer-aided diagnosis, vol. 9785 (International Society for Optics and Photonics, 2016, March), p. 97850Z

46. W. Sun, B. Zheng, W. Qian, Automatic feature learning using multichannel ROI based on deep structured algorithms for computerized lung cancer diagnosis. Comput. Biol. Med. 89, 530–539 (2017)

47. C. Yu, J. Liu, S. Nemati, Reinforcement learning in healthcare: a survey (2019). arXiv preprint arXiv:1908.08796

48. M. Mahmud, M.S. Kaiser, A. Hussain, S. Vassanelli, Applications of deep learning and reinforcement learning to biological data. IEEE Transact. Neural Netw. Learn. Syst. 29(6), 2063–2079 (2018)

49. H. Asoh, M.S.S. Akaho, T. Kamishima, K. Hasida, E. Aramaki, T. Kohro, An application of inverse reinforcement learning to medical records of diabetes treatment, in ECMLPKDD2013 Workshop on Reinforcement Learning with Generalized Feedback (2013, September)

50. A. Raghu, Reinforcement learning for sepsis treatment: baselines and analysis, in ICML 2019 Workshop (2019)

51. N. Liu, Y. Liu, B. Logan, Z. Xu, J. Tang, Y. Wang, Learning the dynamic treatment regimes from medical registry data through deep Q-network. Sci. Rep. 9(1), 1495 (2019)

52. Y. Ling, S.A. Hasan, V. Datla, A. Qadir, K. Lee, J. Liu, O. Farri, Learning to diagnose: assimilating clinical narratives using deepreinforcement learning, in Proceedings of the Eighth International Joint Conference on Natural Language Processing (Volume 1: Long Papers) (pp. 895–905) (2017, November)

53. H.C. Kao, K.F. Tang, E.Y. Chang, Context-aware symptom checking for disease diagnosis using hierarchical reinforcement learning, in Thirty-Second AAAI Conference on Artificial Intelligence (2018, April)

54. S.M.B. Netto, V.R.C. Leite, A.C. Silva, A.C. de Paiva„ A. de Almeida Neto, Application on reinforcement learning for diagnosis based on medical image. Reinforcement Learning, 379 (2008)

55. T. Dai, M. Dubois, K. Arulkumaran, J. Campbell, C. Bass, B. Billot, A.A. Bharath, et al., Deep reinforcement learning for subpixel neural tracking, in International Conference on Medical Imaging with Deep Learning (2019, May), pp. 130–150

56. G. Maicas, G. Carneiro, A.P. Bradley, J.C. Nascimento, I. Reid, Deep reinforcement learning for active breast lesion detection from DCE-MRI, in International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention. Springer, Cham (2017, September), pp. 665–673

57. S. Park, W. Hwang, K.H. Jung, Semi-supervised reinforced active learning for pulmonary nodule detection in chest X-rays, in Medical Imaging with Deep Learning, MIDL (2018)

58. Y. Cao, S. Steffey, J. He, D. Xiao, C. Tao, P. Chen, H. Müller, Medical image retrieval: a multimodal approach. Cancer Inf. 13, CIN-S14053 (2014)

59. J. Wu, T.R. Mazur, S. Ruan, C. Lian, N. Daniel, H. Lashmett, S. Mutic, A deep Boltzmann machine-driven level set method for heart motion tracking using cine MRI images. Med. Image Anal. 47, 68–80 (2018)

60. J.M. Tomczak, Application of classification restricted Boltzmann machine to medical domains. World Appl. Sci. J. 31, 69–75 (2014)

61. J.M. Tomczak, Application of Classification Restricted Boltzmann Machine with discriminative and sparse learning to medical domains. Institute of Computer Science Wroclaw University of Technology (2014)

62. Q. Zhang, Y. Xiao, W. Dai, J. Suo, C. Wang, J. Shi, H. Zheng, Deep learning based classification of breast tumors with shear-wave elastography. Ultrasonics 72, 150–157 (2016)

63. A.A. Nahid, A. Mikaelian, Y. Kong, Histopathological breast-image classification with restricted Boltzmann machine along with backpropagation. Biomed. Res. 29(10), 2068–2077 (2018)

64. T. Tran, T.D. Nguyen, D. Phung, S. Venkatesh, Learning vector representation of medical objects via EMR-driven nonnegative restricted Boltzmann machines (eNRBM). J. Biomed. Inform. 54, 96–105 (2015)

65. K. Kannadasan, D.R. Edla, V. Kuppili, Type 2 diabetes data classification using stacked autoencoders in deep neural networks. Clin. Epidemiol. Global Health (2018). https://doi.org/10.1016/j.cegh.2018.12.004

66. C. Zhang, W. Gao, J. Song, J. Jiang, An imbalanced data classification algorithm of improved autoencoder neural network, in 2016 Eighth International Conference on Advanced Computational Intelligence (ICACI). IEEE (2016, February), pp. 95–99

67. V.J. Kadam, S.M. Jadhav, K. Vijayakumar, Breast cancer diagnosis using feature ensemble learning based on stacked sparse autoencoders and softmax regression. J. Med. Syst. 43(8), 263 (2019)

68. N. Sadati, M.Z. Nezhad, R.B. Chinnam, D. Zhu, Representation learning with autoencoders for electronic health records: a comparative study (2019). arXiv preprint arXiv:1908.09174

69. W. Jia, K. Muhammad, S.H. Wang, Y.D. Zhang, Five-category classification of pathological brain images based on deep stacked sparse autoencoder. Multimedia Tools Appl. 78(4), 4045– 4064 (2019)

70. H.C. Shin, M.R. Orton, D.J. Collins, S.J. Doran, M.O. Leach, Stacked autoencoders for unsupervised feature learning and multiple organ detection in a pilot study using 4D patient data. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. 35(8), 1930–1943 (2012)

71. S. Sharma, I. Umar, L. Ospina, D. Wong, H.R. Tizhoosh, Stacked autoencoders for medical image search, in International Symposium on Visual Computing. Springer, Cham (2016, December), pp. 45–54

72. H.G. Kim, G.J. Jang, H.J Choi, M. Kim, Y.W. Kim, J. Choi, Recurrent neural networks with missing information imputation for medical examination data prediction, in 2017 IEEE International Conference on Big Data and Smart Computing (BigComp). (IEEE, 2017, February), pp. 317–323

73. Z.C. Lipton, D.C. Kale, C. Elkan, R. Wetzel, Learning to diagnose with LSTM recurrent neural networks (2015). arXiv preprint arXiv:1511.03677

74. E. Choi, A. Schuetz, W.F. Stewart, J. Sun, Using recurrent neural network models for early detection of heart failure onset. J. Am. Med. Inform. Assoc. 24(2), 361–370 (2016)

75. S.A. Rahman, D.A. Adjeroh, Deep Learning using Convolutional LSTM estimates Biological Age from Physical Activity. Sci. Rep. 9(1), 1–15 (2019)

76. Ordóñez, F., D. Roggen, Deep convolutional and LSTM recurrent neural networks for multimodal wearable activity recognition. Sensors 16(1), 115 (2016)

77. Aditi, M.K. Nagda, E. Poovammal, Image classification using a hybrid LSTM-CNN deep neural network. Int. J. Eng. Adv. Technol. (IJEAT), 8(6), 1342–1348 (2019)

78. T.N. Sainath, O. Vinyals, A. Senior, H. Sak, Convolutional, long short-term memory, fully connected deep neural networks, in 2015 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP). IEEE (2015, April), pp. 4580–4584

79. S.K. De, R. Biswas, A.R. Roy, An application of intuitionistic fuzzy sets in medical diagnosis. Fuzzy Sets Syst. 117(2), 209–213 (2001)

80. F. Amato, A. López, E.M. Peña-Méndez, P. Vaˇ nhara, A. Hampl, J. Havel, Artificial neural networks in medical diagnosis (2013)

81. K.P. Adlassnig, Fuzzy set theory in medical diagnosis. IEEE Trans. Syst. Man Cybernetics. 16(2), 260–265 (1986)

82. I. Kononenko, Machine learning for medical diagnosis: history, state of the art and perspective. Artif. Intell. Med. 23(1), 89–109 (2001)

83. I. Kononenko, Inductive and Bayesian learning in medical diagnosis. Appl. Artif. Intell. Int. J. 7(4), 317–337 (1993)

84. J. Soni, U. Ansari, D. Sharma, S. Soni, Predictive data mining for medical diagnosis: an overview of heart disease prediction. Int. J. Comput. Appl. 17(8), 43–48 (2011)

85. S. Ghumbre, C. Patil, A. Ghatol, Heart disease diagnosis using support vector machine, in International Conference on Computer Science and Information Technology (ICCSIT’) Pattaya (2011)

86. N. Barakat, A.P. Bradley, M.N.H. Barakat, Intelligible support vector machines for diagnosis of diabetes mellitus. IEEE Trans. Inf Technol. Biomed. 14(4), 1114–1120 (2010)

87. A.T. Azar, S.M. El-Metwally, Decision tree classifiers for automated medical diagnosis. Neural Comput. Appl. 23(7–8), 2387–2403 (2013)

88. A. Yala, C. Lehman, T. Schuster, T. Portnoi, R. Barzilay, A deep learning mammography-based model for improved breast cancer risk prediction. Radiology 292(1), 60–66 (2019)

89. J.N. Kather, A.T. Pearson, N. Halama, D. Jäger, J. Krause, S.H. Loosen, H.I. Grabsch, et al., Deep learning can predict microsatellite instability directly from histology in gastrointestinal cancer. Nat. Med. 25(7), 1054–1056 (2019)

90. S.K. Lakshmanaprabu, S.N. Mohanty, K. Shankar, N. Arunkumar, G. Ramirez, Optimal deep learning model for classification of lung cancer on CT images. Fut. Gener. Comput. Syst. 92, 374–382 (2019)

91. S. Khan, N. Islam, Z. Jan, I.U. Din, J.J.C. Rodrigues, A novel deep learning based framework for the detection and classification of breast cancer using transfer learning. Pattern Recogn. Lett. 125, 1–6 (2019)

92. K. Nagpal, D. Foote, Y. Liu, P.H.C. Chen, E.Wulczyn, F. Tan, G.S. Corrado, et al. Development and validation of a deep learning algorithm for improving Gleason scoring of prostate cancer. NPJ Dig. Med. 2(1), 1–10 (2019)

93. R. Yan, F. Ren, X. Rao, B. Shi, T. Xiang, L. Zhang, F. Zhang, et al., Integration of multimodal data for breast cancer classification using a hybrid deep learning method, in International Conference on Intelligent Computing. (Springer, Cham, 2019, August), pp. 460–469

94. K. Gjertsson, K. Johnsson, J. Richter, K. Sjöstrand, L. Edenbrandt, A. Anand, A novel automated deep learning algorithm for segmentation of the skeleton in low-dose CT for [(18) F] DCFPyL PET/CT hybrid imaging in patients with metastatic prostate cancer (2019)

95. H. Polat, H. Danaei Mehr, Classification of pulmonary CT images by using hybrid 3D-deep convolutional neural network architecture. Appl. Sci. 9(5), 940 (2019)

96. L.J. Vaickus, A.A. Suriawinata, J.W. Wei, X. Liu, Automating the Paris System for urine cytopathology—a hybrid deep-learning and morphometric approach. Cancer Cytopathol. 127(2), 98–115 (2019)

97. J. Van, C. Yoon, J. Glavis-Bloom, M. Bardis, A. Ushinsky, D.S. Chow, D. Fujimoto, et al., Deep learning hybrid 3D/2D convolutional neural network for prostate MRI recognition (2019)

98. S. Seth, B. Agarwal, A hybrid deep learning model for detecting diabetic retinopathy. J. Stat. Manag. Syst. 21(4), 569–574 (2018)

99. G. Amit, O. Hadad, S. Alpert, T. Tlusty, Y. Gur, R. Ben-Ari, S. Hashoul, Hybrid mass detection in breast MRI combining unsupervised saliency analysis and deep learning, in International Conference on Medical Image Computing and Computer-Assisted Intervention (Springer, Cham, 2017), pp. 594–602

100. D. Maji, A. Santara, S. Ghosh, D. Sheet, P. Mitra, Deep neural network and random forest hybrid architecture for learning to detect retinal vessels in fundus images, in 2015 37th annual international conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society (EMBC). (IEEE, 2015), pp. 3029–3032

101. E. Topol, Deep Medicine: How Artificial Intelligence Can Make Healthcare Human Again (Hachette UK, 2019)

102. S. Dash, B.R. Acharya, M. Mittal, A. Abraham, A. Kelemen, Deep Learning Techniques for Biomedical and Health Informatics (Springer, 2020)

103. A.Panesar, Machine Learning and AI for Healthcare (Apress, 2019)

104. M. Chang, Artificial Intelligence for Drug Development, Precision Medicine, and Healthcare (Chapman and Hall/CRC, 2020)