**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:**

**HỆ THỐNG HỖ TRỢ TÂM LÝ CÁ NHÂN VỚI TRÍ NHỚ DÀI HẠN NGẮN HẠN VÀ PHƯƠNG PHÁP NHẬN DIỆN NÉT MẶT**

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| |  |  | | --- | --- | | **Học viên thực hiện** | **: Đặng Anh Tuấn** | | **Giảng viên** | **: TS Vũ Văn Hiệu** | | | **Khoa** | **: CNTT & viễn thông** | | | **Lớp** | **: ITT2022B** | | |  |
| **Hà Nội – 2023** |  |

|  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **PHIẾU CHẤM ĐIỂM**  Học viên thực hiện:   |  |  |  | | --- | --- | --- | | **Họ và tên** | **Chữ ký** | **Ghi chú** | | Đặng Anh Tuấn |  |  |   Giảng viên chấm:   |  |  |  | | --- | --- | --- | | **Họ và tên** | **Điểm** | **Chữ ký** | | Giảng viên chấm 1: |  |  | | Giảng viên chấm 2: |  |  | |  |

# MỤC LỤC

[MỤC LỤC 2](#_Toc133270216)

[DANH MỤC HÌNH ẢNH 3](#_Toc133270217)

[LỜI MỞ ĐẦU 4](#_Toc133270218)

[CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN 5](#_Toc133270219)

[8.1.1. Nhận dạng khuôn mặt và biểu cảm trên khuôn mặt. 5](#_Toc133270220)

[8.1.2. Bộ nhớ dài hạn ngắn hạn 6](#_Toc133270221)

[CHƯƠNG 2: MÔ HÌNH CỦA HỆ THỐNG HỖ TRỢ TÂM LÝ CÁ NHÂN 9](#_Toc133270222)

[8.2.1. Cơ sở hạ tầng cho nét mặt 9](#_Toc133270223)

[8.2.2. Phương pháp tiếp cận dựa trên trí nhớ dài hạn ngắn hạn cho quá trình kiểm tra tâm lý 10](#_Toc133270224)

[8.2.3. Cơ chế API 12](#_Toc133270225)

[CHƯƠNG 3: ĐÁNH GIÁ 15](#_Toc133270226)

[CHƯƠNG 4: KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN 18](#_Toc133270227)

[CHƯƠNG 5: KẾT LUẬN 19](#_Toc133270228)

[CHƯƠNG 6: HƯỚNG NGHIÊN CỨU 19](#_Toc133270229)

[TÀI LIỆU THAM KHẢO 20](#_Toc133270230)

# DANH MỤC HÌNH ẢNH

[Hình 1 Nhận dạng khuôn mặt được thực hiện với các hệ thống dựa trên máy tính 6](#_Toc133270280)

[Hình 2 Một mô hình điển hình của trí nhớ ngắn hạn dài hạn (LSTM) [46, 47] 8](#_Toc133270281)

[Hình 3 Cấu trúc chung của hệ thống hỗ trợ tâm lý cá nhân được phát triển 8](#_Toc133270282)

[Hình 4 Kiến trúc nhận diện. 10](#_Toc133270283)

# LỜI MỞ ĐẦU

Các công nghệ tiên tiến để xử lý dữ liệu được thu thập từ thế giới thực được sử dụng rộng rãi để cải thiện các nhiệm vụ trong các lĩnh vực khác nhau của cuộc sống. Sau khi đặc biệt phát triển công nghệ máy tính và truyền thông, điều quan trọng là phải xử lý dữ liệu nhanh chóng và đạt được các quyết định tự động để thực hiện một số nhiệm vụ thiết thực hơn trong thế giới kỹ thuật số. Ngày nay, dữ liệu thô từ thế giới thực được xử lý dễ dàng bằng các kỹ thuật học sâu đặc biệt [1–5]. Điều đáng chú ý là các hệ thống thông minh được thiết kế và phát triển nhờ học sâu cũng có thể được hỗ trợ bằng một số kỹ thuật xử lý bổ sung trong bối cảnh khai thác dữ liệu [6, 7] và xử lý hình ảnh[8, 9]. Bởi vì điều quan trọng là phân tích hình ảnh tĩnh hoặc video trực tiếp từ thế giới thực để làm cho các hệ thống thông minh hoạt động dễ dàng hơn, các kỹ thuật xử lý hình ảnh thường được sử dụng trong các hệ thống thông minh. Ở đây, các ứng dụng điển hình bao gồm phát hiện đối tượng, chẩn đoán y tế và nhận dạng khuôn mặt [10–14]. Trong bối cảnh của thế giới thực, phát hiện đối tượng là quá quan trọng để hiểu các sự kiện động, cải thiện bảo mật và thậm chí thực hiện chẩn đoán y tế đối với bệnh ung thư đặc biệt và các bệnh hiểm nghèo yêu cầu phân tích hình ảnh y tế[15–18]. Trong số đó, nhận dạng khuôn mặt là một trong những nghiên cứu đáng chú ý nhất cách được các nhà nghiên cứu áp dụng rộng rãi trong thời gian gần đây. Nó trở nên quan trọng đặc biệt khi người ta phát hiện ra rằng dữ liệu từ mọi người là chìa khóa để hiểu về bản chất và sở thích của họ. Ngay cả trong lĩnh vực y tế, nghiên cứu đó là điểm mấu chốt cho các công trình tâm lý và tìm ra một số dấu hiệu của các vấn đề định hướng não bộ [19–21].

Trong số tất cả các ứng dụng xử lý hình ảnh, nhận dạng khuôn mặt đã nhận được sự phổ biến rộng rãi trong những năm gần đây [22–27]. Bởi vì nhận dạng khuôn mặt có thể mở ra cánh cửa để tự động hiểu về cảm xúc của con người và các hành động-hành vi có thể xảy ra, nên các hệ thống lai giữa xử lý hình ảnh và học sâu thường được sử dụng trong các phạm vi vấn đề khác nhau [28–31]. Mặt khác, về các lĩnh vực mục tiêu, y tế cũng có một nền tảng nghiên cứu quan trọng. Trong y tế, điều quan trọng là phải rút ra ý tưởng về trạng thái cảm xúc và cảm xúc của mọi người, để đưa ra một số chẩn đoán tâm lý và hỗ trợ những người bị trầm cảm, lo lắng hoặc bất kỳ vấn đề tâm lý nào khác. Bằng cách đó, cũng có thể dự đoán thêm về các vấn đề hoặc bệnh về thần kinh để có thể thực hiện các hành động điều trị ngay lập tức cho phù hợp.

Dựa trên những giải thích cho đến nay, chương này giới thiệu một cách sử dụng điển hình của phương pháp học sâu và phát hiện nét mặt để đảm bảo một hệ thống hỗ trợ tâm lý cá nhân, có thể thực hiện một số phân tích với khoảng thời gian trả lời câu hỏi hoặc phiên xem hình ảnh, để có được một số ý tưởng về những thay đổi cảm xúc được thể hiện bởi người mục tiêu. Hệ thống có thể phát hiện mức độ cảm xúc tức thì của người đó và dự đoán các vấn đề tâm lý có thể xảy ra. Để đạt được điều đó, sự kết hợp giữa xử lý hình ảnh để nhận dạng khuôn mặt và bộ nhớ dài hạn ngắn hạn (LSTM) được sử dụng. Tại thời điểm này, nhận dạng khuôn mặt đã được sử dụng để hiểu về từng nét mặt của người đó ngay lập tức. Cụ thể, một máy quay đơn giản, đủ thích hợp để phân tích biểu cảm khuôn mặt, được sử dụng để lấy giá trị khuôn mặt và bằng cách thêm một số tham số khác vào giá trị khuôn mặt, một bộ dữ liệu để dự đoán những gì cần làm tiếp theo được hình thành làm đầu vào cho mô hình học sâu.

# CHƯƠNG 1: TỔNG QUAN

Giải pháp hỗ trợ tâm lý cá nhân được phát triển trong chương này ngắn gọn dựa trên hai chủ đề thiết yếu: nhận dạng khuôn mặt và học sâu. Nhờ nhận dạng khuôn mặt, nó nhằm mục đích thu thập một số dữ liệu tức thời về trạng thái cảm xúc. Để làm được điều đó, các biểu cảm khuôn mặt liên quan đến nhận dạng khuôn mặt đã được phát hiện. Sau đó, nó nhằm mục đích cung cấp kỹ thuật học sâu để đưa ra các quyết định tiếp theo về câu hỏi nào sẽ được hỏi và/hoặc thành phần hình ảnh nào sẽ được hiển thị cho người mục tiêu. Đối với mục đích học sâu, một mô hình trí nhớ ngắn hạn dài (LSTM) đã được chạy như một công cụ hiệu quả.

**8.1.1. Nhận dạng khuôn mặt và biểu cảm trên khuôn mặt.**

Nhận dạng khuôn mặt đang đo lường ngắn gọn chuyển động của khuôn mặt, cũng có thể được sử dụng để hiểu cảm xúc của người mục tiêu [32]. Nhờ có 43 cơ trên mặt, chúng ta có thể tạo ra khoảng 10.000 nét mặt khác nhau [33]. Ngoại trừ các đặc điểm cơ thể mà chúng ta quan sát được, khuôn mặt và biểu cảm là những thành phần quan trọng để giao tiếp giữa hai người và đủ hiểu về cảm xúc của bất kỳ hành vi nào trong tương lai có thể được thể hiện [34, 35]. Từ những sự thật này, có thể nói rằng nhận dạng khuôn mặt rất hữu ích cho sinh lý học và bất kỳ lĩnh vực nào khác mà nó liên quan. Cụ thể, đặc biệt là tiếp thị có một vị trí đáng chú ý trong số các nghiên cứu liên quan đến nhận dạng khuôn mặt. Vì nhờ nhận dạng khuôn mặt nên có thể hiểu về [36, 37]:

* Cảm xúc tức thời được thể hiện bởi người đó,
* Trạng thái sinh lý của đối tượng,



Hình 1 Nhận dạng khuôn mặt được thực hiện với các hệ thống dựa trên máy tính

* Hành vi-sở thích trong tương lai của người mục tiêu,
* Trạng thái chú ý tức thì của đối tượng.

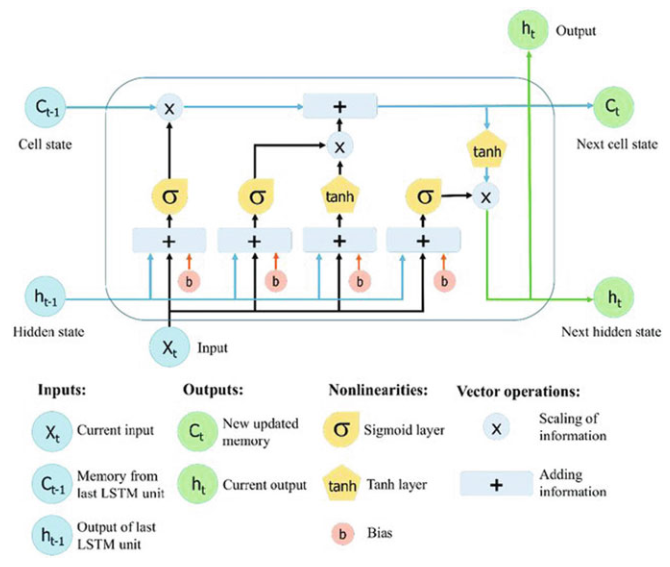
Vì loài người chỉ có thể hiểu được cảm xúc từ một số biểu hiện nhất định của trải nghiệm trên khuôn mặt, nên các hệ thống dựa trên máy tính đã đủ hiệu quả để cung cấp dữ liệu chi tiết hơn bằng cách theo dõi các điểm nhất định trên khuôn mặt. Trong ngữ cảnh này, Hình 8.1 cho thấy một số góc nhìn từ nhận dạng khuôn mặt được thực hiện bởi các hệ thống dựa trên máy tính [38–40].

Nói chung, nhận dạng khuôn mặt có thể khác nhau tùy theo các điểm được phát hiện trên khuôn mặt và những điểm này cũng có thể được sử dụng cho các mục đích khác nhau bằng cách sử dụng chúng như một số loại dữ liệu dự đoán trong các kỹ thuật học máy.

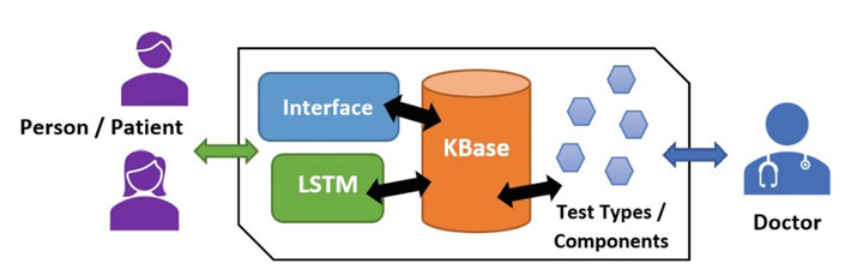
**8.1.2. Bộ nhớ dài hạn ngắn hạn**

Vì học sâu là hình thức tiên tiến, quan trọng nhất của học máy ngày nay, nên ngày càng có nhiều mô hình mạng thần kinh khác nhau được sử dụng cho các vấn đề trong thế giới thực. Trong nghiên cứu này, một kỹ thuật học sâu quan trọng với các chiến lược giải quyết vấn đề độc đáo và thú vị đã được sử dụng trong bối cảnh hệ thống hỗ trợ đã phát triển. Nó được gọi là bộ nhớ dài hạn ngắn hạn như một tham chiếu đến các tính năng định hướng bộ nhớ của nó.

Trí nhớ ngắn hạn dài hạn (LSTM) ngắn gọn là một loại kiến trúc mạng thần kinh tái phát (RNN) để nó bao gồm các kết nối phản hồi thay vì các kết nối trực tiếp, một chiều giữa các nơ-ron nhân tạo. Là một kỹ thuật học sâu điển hình, LSTM có thể xử lý các chuỗi dữ liệu [41–43]. Trong quá trình vận hành điển hình của các mô hình trí nhớ ngắn hạn dài hạn, các nơ-ron khác nhau—các thành phần như ô, cổng đầu ra, cổng đầu vào và cổng quên đều được sử dụng tương ứng. Ở đây, một tế bào có thể nhớ các giá trị trong khoảng thời gian tùy ý và ba tế bào thần kinh (cổng) khác có trách nhiệm điều chỉnh luồng thông tin đến và đi từ tế bào. LSTM là kết quả của việc loại bỏ các vấn đề về độ dốc bùng nổ và biến mất được thấy trong các giai đoạn đào tạo của RNN [44, 45]. Hình 8.2 cho thấy một mô hình điển hình của LSTM [46,47].



Hình 2 Một mô hình điển hình của trí nhớ ngắn hạn dài hạn (LSTM) [46, 47]



Hình 3 Cấu trúc chung của hệ thống hỗ trợ tâm lý cá nhân được phát triển

**CHƯƠNG 2: MÔ HÌNH CỦA HỆ THỐNG HỖ TRỢ TÂM LÝ CÁ NHÂN**

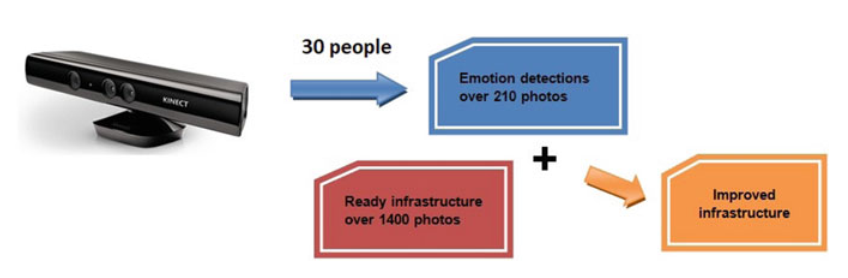
Bằng cách xem xét việc thiết lập xử lý hình ảnh và LSTM được giải thích trong phần trước, nghiên cứu ở đây nhằm đảm bảo một mô hình hiệu quả cho hỗ trợ tâm lý cá nhân (Hình 8.3). Các đoạn sau đây giải thích ngắn gọn các thành phần được sử dụng:

**8.2.1. Cơ sở hạ tầng cho nét mặt**

Cách tiếp cận để nhận dạng khuôn mặt và hiểu về cảm xúc được sử dụng như một sự kết hợp của cơ sở hạ tầng sẵn sàng, được phát triển trong một nghiên cứu trước đây trong [48] và được cải thiện hơn nữa trong nghiên cứu này. Trong nghiên cứu trước đây, một hệ thống phát hiện các điểm trên khuôn mặt và cảm xúc bằng cách di chuyển từ các điểm trên khuôn mặt đã học (nhận diện) đã được phát triển tương ứng. Tóm lại, 'cơ sở hạ tầng phát hiện' ở đây bao gồm một phần dữ liệu được đào tạo nhờ các bộ dữ liệu sau [48–51]:

* Tập dữ liệu 1: 490 ảnh có giới tính và tổng cộng 7 cảm xúc,
* Tập dữ liệu 2: Tập dữ liệu Chicago, sử dụng 810 ảnh có giới tính, chủng tộc và tổng cộng có 7 cảm xúc,
* Tập dữ liệu 3: 100 ảnh được chọn ngẫu nhiên bởi Boz và Kose [48].

Cơ sở hạ tầng liên quan để nhận dạng khuôn mặt chính xác và cảm xúc xuất phát từ nét mặt đã thu được trước đây bằng cách sử dụng cả ba bộ dữ liệu. Trong nghiên cứu này, nó đã được cải thiện bằng cách sử dụng các video trực tiếp từ tổng số 30 người khác nhau. Tại đây, một mô hình sẵn sàng của LSTM đã được cung cấp qua máy ảnh Microsoft Kinect 3D để có được các điểm khuôn mặt 3D và lưu trữ các cảm xúc được phát hiện. Trong tài liệu liên quan, Microsoft Kinect 3D thường được báo cáo là một công cụ hiệu quả cho mục đích nhận dạng [52–54]. Bằng cách xem xét 30 người khác nhau, tổng cộng 210 bức ảnh (bằng cách xem xét 7 cảm xúc của mỗi người) đã được sử dụng để cải thiện 'cơ sở hạ tầng phát hiện' (Hình 8.4). Điều quan trọng là hệ thống phát hiện cảm xúc ở đây coi 7 cảm xúc khác nhau là 'sợ hãi', 'tức giận', 'ghê tởm', 'ngạc nhiên', 'hạnh phúc', 'buồn' và 'trung lập'. Bằng cách mã hóa từng cảm xúc từ 1 đến 7, cơ sở hạ tầng phát hiện bao gồm dữ liệu phát hiện được liên kết với tọa độ x và y của 70 điểm trên khuôn mặt, thông tin về giới tính, chủng tộc (nếu có) và cả thông tin về tuổi làm dữ liệu được đào tạo cho mô hình LSTM, đó là chịu trách nhiệm đưa ra quyết định về loại/thành phần thử nghiệm tiếp theo. Tại thời điểm này, mô hình chỉ được cung cấp theo tỷ lệ phần trăm cho từng cảm xúc, như kết quả đầu ra được cung cấp bởi cơ sở hạ tầng phát hiện sẵn sàng, được đào tạo với tổng số gần 360 hàng dữ liệu phát hiện cảm xúc.



Hình 4 Kiến trúc nhận diện.

## 8.2.2. Phương pháp tiếp cận dựa trên trí nhớ dài hạn ngắn hạn cho quá trình kiểm tra tâm lý

Phương pháp hỗ trợ tâm lý được phát triển trong nghiên cứu này là để chạy thử nghiệm nhằm hiểu được trạng thái tâm lý của người tương tác với hệ thống. Mô hình LSTM đã sử dụng sử dụng đầu vào cho các điểm trên khuôn mặt, (và các thông tin khác như giới tính, tuổi, nếu được sử dụng) cho từng cấp độ cảm xúc và cả các đầu vào bổ sung do bác sĩ xác định bằng cách xem xét, tức là dữ liệu sau được thu thập từ người đó trong quá trình thử nghiệm :

* Phân loại trạng thái tinh thần,
* Giá trị cấp độ cho nhiều trí thông minh
* Tỷ lệ phần trăm hoàn thành các loại thử nghiệm đã xem trước đó,
* Câu trả lời cho câu hỏi cuối cùng của hệ thống,
* Nhiều dữ liệu thay thế khác được xác định bởi bác sĩ.

Có thể hiểu, cân bằng đầu vào-đầu ra của mô hình LSTM được xác định một cách thích ứng theo các điều chỉnh do bác sĩ thực hiện. Mặt khác, có ba đầu ra là 'loại thử nghiệm', 'mức độ cảm xúc' và 'đường viền lựa chọn'. Những đầu ra này có thể được định nghĩa-giải thích như sau:

* Loại kiểm tra: Loại kiểm tra được xác định thông qua các số như 1: câu hỏi duy nhất, 2: văn bản được hỗ trợ trực quan, 3: ảnh tĩnh, 4: hoạt ảnh, 5: âm nhạc, 6: video, … v.v., có thể là tăng giảm theo thời gian.
* Mức độ cảm xúc: Sau khi nhận được trạng thái điểm mặt tức thì của người đó, đầu ra đó sẽ xác định mức độ cường độ cảm xúc. Bằng cách xem xét thang điểm [10, 100] (cũng có thể được điều chỉnh), ít giá trị hơn gây ra ít hỗn hợp các trạng thái cảm xúc khác nhau hơn trong khi nhiều giá trị hơn tương ứng với loại thử nghiệm tương tác nhiều cảm xúc hơn sẽ được cung cấp tiếp theo. Ở đây, nếu người đó có vẻ buồn, mức độ cảm xúc có thể cao hơn để đưa ra điều gì đó hỏi và/hoặc cố gắng tìm ra chính xác vấn đề tâm lý, đồng thời cũng khiến người đó thoải mái hơn hoặc ít nhất là thoát khỏi tâm trạng buồn.
* Đường viền lựa chọn: Bằng cách đáp ứng các loại nội dung và mức độ cảm xúc khác nhau, loại thử nghiệm mục tiêu sẽ là quy trình tiếp theo cho người đó có thể được xác định theo đường viền lựa chọn, có nghĩa là điểm bắt đầu để lọc toàn bộ nhóm tài liệu. Ví dụ: giá trị 70 cho đường viền lựa chọn cho phép hệ thống không chọn bất kỳ loại thử nghiệm nào có điểm lựa chọn nhỏ hơn 70. Có thể hiểu, mỗi vật liệu trong hệ thống cũng được thiết lập với một điểm lựa chọn. Điểm lựa chọn giống nhau và/hoặc gần bởi các loại thử nghiệm khác nhau gây ra lựa chọn ngẫu nhiên.

Trong bối cảnh nghiên cứu ở đây, mô hình mạng liên quan đã được đào tạo bằng cách sử dụng dữ liệu mẫu được chuẩn bị tổng hợp bởi tổng cộng 12 bác sĩ làm việc về các trạng thái vấn đề tâm thần như trầm cảm, lo lắng và cả các dấu hiệu trên khuôn mặt của các vấn đề thần kinh nghiêm trọng. Dựa trên tổng số 451 loại bài kiểm tra, một bộ dữ liệu đào tạo và kiểm tra đã được tạo tương ứng. Bằng cách xem xét các điểm kiểm tra trí tuệ khác nhau có thể có, mức độ đa trí tuệ, bất kỳ dữ liệu số nào khác cũng như mức độ cảm xúc của những người tham gia hệ thống và thực hiện quy trình làm sạch dữ liệu để có được tổng số chính xác, tổng cộng có 3000 hàng dữ liệu đã được tạo ra. Ở đây, 70% dữ liệu (2100 hàng dữ liệu) được sử dụng để đào tạo trong khi phần còn lại của dữ liệu 900 hàng (30%) được sử dụng để kiểm tra hệ thống được đào tạo. Sau 50 lần chạy mô hình LSTM độc lập, người ta thấy rằng độ chính xác trung bình của mô hình đối với dữ liệu thử nghiệm là 95,4%, điều này có vẻ chấp nhận được để chạy hệ thống theo cách thực tế (để đánh giá thêm).

Về phương pháp tiếp cận phần mềm, hệ thống này ngắn gọn giống như một hệ chuyên gia [55–57], là một phương pháp của trí tuệ nhân tạo, như sử dụng kiến thức chuyên môn trên nền tảng để cung cấp môi trường giải quyết vấn đề và hỗ trợ quyết định tương tác. Hệ thống ở đây chỉ bắt đầu đặt câu hỏi cho người đó và xem xét các loại bài kiểm tra/thành phần khác nhau tùy theo câu trả lời đã cho và biểu hiện cảm xúc được phát hiện trên khuôn mặt của người đó. Bảng 8.1 cung cấp một số ví dụ về các loại/thành phần kiểm tra và các câu hỏi được đặt ra trong hệ thống đã phát triển.

Toàn bộ hệ thống hỗ trợ được thiết kế và phát triển bằng cách xem xét các nguyên tắc lập trình hướng đối tượng để có cơ sở hạ tầng mã hóa đủ nhanh và linh hoạt, đồng thời có một số chức năng đơn giản để cho phép tích hợp với các hệ thống phần mềm cấp trên khác nhau qua kênh giao tiếp dựa trên API.

## 8.2.3. Cơ chế API

Hệ thống dựa trên phần mềm của hệ thống hỗ trợ tâm lý cá nhân đã được thiết kế trong bối cảnh cấu trúc mô-đun, có thể giao tiếp với hệ thống phần mềm cấp trên có thể được phát triển cho mục đích chung (Điều đó có nghĩa là hệ thống ở đây có thể được tích hợp vào các hệ thống cấp trên khác nhau). hệ thống phần mềm có cơ chế API, nếu chúng đủ thích hợp để giao tiếp). Cho dù nó được mã hóa thông qua ngôn ngữ lập trình web định hướng C hay trong các môi trường khác, các chức năng chính của hệ thống đã được phát triển bằng cách xem xét các định nghĩa chức năng sau (các định nghĩa mã được tạo bằng cách loại bỏ cú pháp chi tiết cho các ngôn ngữ cụ thể):

* **PSS.define\_input(free\_index, value, connection):** Chức năng đó được sử dụng để lấy giá trị tác vụ đánh giá từ hệ thống phần mềm cấp trên, để cung cấp cho mô hình LSTM bằng cách sử dụng bất kỳ đầu vào miễn phí nào (nếu không có, thì nó có thể được tạo tự động) và kết nối cơ sở dữ liệu liên quan chi tiết của hệ thống phần mềm.
* **PSS.receive\_directive(model\_index):** Nó được sử dụng để chạy hệ thống hỗ trợ tâm lý cá nhân và nhận (các) đầu ra dưới dạng (các) giá trị trả về.
* **PSS.update\_machine([input\_values], TT, EL, SB):** Hàm đó được sử dụng để xác định loại/thành phần thử nghiệm mới bằng cách xem xét các giá trị của nó (theo đầu vào mô hình được sử dụng, như ở dạng ma trận) và TT: loại thử nghiệm, EL: mức độ cảm xúc và SB: đường viền lựa chọn có liên quan các giá trị tiêu chí từ hệ thống phần mềm cấp cao hơn.

**Bảng 8.1. Một số ví dụ về các loại/thành phần kiểm tra và các câu hỏi trong hệ thống hỗ trợ tâm lý cá nhân đã phát triển:**

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **Loại test** | **Thành phần ví dụ** | **Câu hỏi ví dụ** |
| Survey | Likert scale statements;  multi-choice statements | “Do you want to learn about your multiple intelligences?”  “Do you want to take a survey about social life?” “Please fill the survey for what you feel about your job” |
| Question-answer based | Emotional states; open  questions | “How do you feel today?” “Does that feeling make you comfortable?”  “You look disgusted. Do you feel ill?”  “You look sad. Do you feel lonely?” |
| Music based | Emotional states;  multi-choice statements;  sound files | “Please choose the best  option explaining your  happiness”  “Do you want to listen to  some melodies?”  “Please tell me what you will feel after hearing the  short-melody next”  “Which type of music is appropriate for your current mood?”  “You seem bored. Do you  want to get some energic  sound?” |
| Video-music based | Emotional states;  multi-choice statements | “Please tell me what will you feel about the video next”  “What do you feel about the boy in that video?”  “Which scenario do you  choose in the state shown at the video?” |
| Animation-try based | Likert scale statements;  emotional states;  multi-choice statements;  drawing | “Please draw a shape over the area”  “Which option does better explain your drawing?”  “Please tell me about what did you feel about the animation you just watched”  “Please draw a shape over the area”  “Which option does better explain your drawing?”  “Please tell me about what did you feel about the animation you just watched” |
| Visual image based | Emotional states; rorschach test images; shapes; photos | “You feel sad today. Please tell me what do you see in the next image”  “Which of the next images make you happy?”  “Please choose the photos best describing your current mood” |
| Visual image and question-answer based | Rorschach test images; shapes; photos; emotional states; open questions | “How do you feel today?”  “Do you feel tired now?”  “Did you get up late today?”  “Which color would you paint that house?”  “Please tell me about the photo you will just see” |

* **PSS.gather\_data(connection, [source\_values], [target\_values]):** Điều đó được sử dụng để thu thập một số dữ liệu của các loại kiểm tra từ cơ sở dữ liệu của phần mềm cấp trên đang chạy và sau đó lưu trữ chúng vào cơ sở dữ liệu đào tạo của hệ thống hỗ trợ tâm lý cá nhân, để tự động điều chỉnh các tính năng sử dụng truyền thống của hệ thống phần mềm cấp trên cho cá nhân tâm lý. phương pháp hỗ trợ.
* **PSS.evaluate(template\_model, [content\_type, TT, EL, SB]]):** Nó được sử dụng để chạy một kỹ thuật đảo ngược trên nội dung được lưu trữ của hệ thống phần mềm cấp cao hơn, nhằm đưa ra ý tưởng về loại cảm xúc - cấp độ và loại thử nghiệm nào có thể cần thiết để xác định lại thành phần thử nghiệm liên quan trong hỗ trợ tâm lý cá nhân hệ thống. Để đạt được điều đó, một số mô hình LSTM mẫu được xác định trước được sử dụng tương ứng.

**CHƯƠNG 3: ĐÁNH GIÁ**

Để đánh giá hiệu quả của hệ thống được phát triển, kết hợp các cảm xúc được phát hiện và các nhiệm vụ bổ sung để xác định những gì sẽ hiển thị cho người mục tiêu, nó đã được sử dụng trong khoảng thời gian ba tháng bởi 12 bác sĩ có chuyên môn là tâm thần học. Cụ thể, các bác sĩ đã đánh giá quá trình thử nghiệm cho tổng số 211 người. Hệ thống được huấn luyện nhờ dữ liệu cảm xúc/nhận dạng khuôn mặt cũng như dữ liệu luồng kiểm tra tâm lý và các thành phần do bác sĩ cung cấp. Sau một thời gian sử dụng, mong các bác đưa ra một số nhận xét phản hồi về trải nghiệm của mình khi sử dụng hệ thống. Một số ý kiến đáng chú ý như sau:

* “Hệ thống này phát hiện các bệnh tâm lý—các vấn đề một cách chính xác.”
* “Đó là một hệ thống nhanh, dễ sử dụng, có thể dùng để tự động chẩn đoán các vấn đề tâm lý của con người.”
* “Nhờ có hệ thống, công việc của tôi trở nên dễ hoàn thành hơn.”
* “Hệ thống dường như đặt ra những câu hỏi thực sự để chẩn đoán trạng thái tâm lý chính xác cho đối tượng mục tiêu.”
* “Hệ thống đó có thể được cải thiện với các tính năng bổ sung để sử dụng cho các mục đích chung của y học điều trị các bệnh tâm lý.”
* “Tôi muốn tiếp tục sử dụng hệ thống đó.”

Khi đánh giá hiệu suất của kỹ thuật LSTM, một phân tích độ chính xác cũng được thực hiện đối với các kết hợp khác nhau của dữ liệu 3000 hàng đã thu thập. Vì độ chính xác được tính toán theo các phát hiện thực sự về các vấn đề tâm lý mục tiêu mà các bác sĩ đề cập cho từng đầu vào khác nhau, nên mỗi kết hợp dữ liệu đào tạo/kiểm tra khác nhau bao gồm 70–30% cân bằng kiểm tra đào tạo nhưng với các loại/thành phần kiểm tra khác nhau được bao gồm trong họ. Bảng 8.2 trình bày chi tiết về sự kết hợp dữ liệu khác nhau và những phát hiện về độ chính xác thành công.

Bảng 8.2: Tìm kiếm cho sự kết hợp dữ liệu khác nhau và tìm kiếm cho độ chính xác:

|  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- |
| Combination No. | Test types in the combination | Target disease(s) | Data rows | Data rows (%) |
| 1 | Likert scale statements; open questions; multi-choice statements | Depression | 1090 | 88.60 |
| 2 | Emotional states;  multi-choice statements; rorschach test images; shapes | Personality  disorders | 2056 | 93.65 |
| 3 | Multi-choice statements; sound files; multi-choice statements; drawing | Serious neurological | 653 | 83.40 |
| 4 | Emotional states; multi-choice statements | Anxiety | 1981 | 95.25 |
| 5 | Likert scale  statements;  multi-choice  statements; drawing | Schizophrenia | 418 | 84.55 |
| 6 | Likert scale  statements; photos | Dipolar disorder | 1587 | 91.72 |

Nhờ cả đánh giá dựa trên kinh nghiệm và kỹ thuật, có thể nói rằng hệ thống hỗ trợ tâm lý cá nhân được phát triển trong nghiên cứu này dường như đủ hiệu quả để đáp ứng các kết quả y tế mong muốn và hỗ trợ về mặt ra quyết định.

**CHƯƠNG 4: KẾT QUẢ VÀ THẢO LUẬN**

Trong chương này, một thiết kế hệ thống hỗ trợ tâm lý cá nhân đã được giới thiệu dưới dạng kết hợp cả nhận dạng khuôn mặt dựa trên xử lý hình ảnh và cả bộ nhớ ngắn hạn dài hạn (LSTM) làm cơ sở hạ tầng học sâu. Cụ thể, nét mặt của một người được sử dụng làm đầu vào cho mô hình LSTM, cùng với dữ liệu thay thế, có thể hữu ích để hệ thống quyết định nên hỏi/hiển thị điều gì tiếp theo, nhằm xác định trạng thái tâm lý về người mục tiêu. Tại thời điểm này, điều quan trọng là thiết kế giải pháp được coi là một cơ chế hỗ trợ/ra quyết định điển hình có thể được sử dụng làm API thậm chí để tích hợp nó với các hệ thống phần mềm cấp cao hơn. Hệ thống được phát triển ở đây có thể sử dụng dữ liệu liên quan đến biểu cảm khuôn mặt (có được thông qua nhận dạng khuôn mặt) và cả dữ liệu thay thế (tức là điểm tinh thần, tỷ lệ hoàn thành các bài kiểm tra trước đó, dữ liệu số từ các công việc thay thế trên hệ thống phần mềm cấp cao hơn) do người được đánh giá thực hiện . Phương pháp tiếp cận giải pháp đã phát triển được đánh giá bằng cách đưa nó vào quá trình thử nghiệm khác nhau và 12 bác sĩ được yêu cầu cung cấp phản hồi của họ về các quyết định do hệ thống đưa ra. Ngoài ra, tỷ lệ chính xác của hệ thống được đánh giá theo các kết hợp khác nhau của dữ liệu được cung cấp để đào tạo và thử nghiệm. Theo những phát hiện, hệ thống dường như đủ thành công trong việc đảm bảo các quyết định tâm lý và đưa ra sự hỗ trợ đủ phù hợp theo cách này.

Trong tương lai, cũng có thể cải thiện hệ thống như vậy với các điều chỉnh bổ sung. Ví dụ: cơ sở hạ tầng học sâu có thể được phân tích để sửa đổi thêm nhằm cải thiện hiệu suất và đưa ra quyết định tốt hơn. Điều đó có thể được thực hiện bằng cách điều chỉnh các tham số của LSTM hoặc thay thế nó bằng các kỹ thuật học sâu khác nhau. Cũng có thể so sánh hệ thống hiện tại với một số kỹ thuật nghiên cứu sâu khác, chẳng hạn như mạng nơ-ron tích chập (CNN), hoặc mạng lưới niềm tin sâu sắc hoặc các kỹ thuật học máy truyền thống đã biết như cây quyết định, máy vectơ hỗ trợ, mạng nơ-ron nhân tạo nhiều lớp hoặc học tập cực đoan máy, để hiểu liệu hệ thống có thể được cải thiện nhiều hơn hay không. Mặt khác, thiết kế giải pháp đã phát triển về áp dụng kiểm tra/đảm bảo quy trình trả lời câu hỏi có thể tiếp tục được đánh giá bằng cách áp dụng nó trong các trường hợp và nhóm đối tượng khác nhau. Cuối cùng, hệ thống cũng có thể được hỗ trợ với nhiều dữ liệu sinh trắc học hơn từ con người, để xem liệu có thể tìm hiểu thêm về trạng thái cảm xúc tức thời bằng dữ liệu thay thế hay không.

**CHƯƠNG 5: KẾT LUẬN**

Do cuộc sống ngày nay khiến nhiều người gặp phải các vấn đề về tâm lý nói chung, nên việc đến gặp bác sĩ để được trao đổi thêm về chi tiết của các vấn đề và tìm ra cách giải quyết, điều trị đã trở nên cần thiết. Những tình huống như vậy luôn đòi hỏi sự đánh giá cẩn thận thường được thực hiện bằng cách đặt câu hỏi và cố gắng hiểu trạng thái tâm lý, tâm trạng và cảm xúc về người mục tiêu. Vì khuôn mặt của mọi người cũng đưa ra các dấu hiệu quan trọng, nên có thể theo dõi các biểu hiện trên khuôn mặt và tuân theo quy trình hỗ trợ thông minh, được hỗ trợ bởi cảm xúc, bằng cách xem xét sự kết hợp của các bài kiểm tra và cảm xúc khác nhau cùng một lúc. Trong chương này, việc sử dụng nhận dạng khuôn mặt và học sâu đã được giải thích trong bối cảnh hệ thống hỗ trợ tâm lý cá nhân. Hệ thống đã sử dụng một kỹ thuật học sâu cụ thể, đáng chú ý: trí nhớ ngắn hạn dài hạn (LSTM) để đạt được phương pháp chẩn đoán và dự đoán tự động các xét nghiệm/thành phần tiếp theo sẽ được hiển thị. Ngoài ra, hệ thống ở đây đã chịu trách nhiệm định hướng cho toàn bộ quy trình kiểm tra được áp dụng để một người hiểu chính xác về các vấn đề. Các công trình đánh giá cho thấy kết quả tích cực về trải nghiệm sử dụng cá nhân của các bác sĩ và độ chính xác phát hiện của mô hình LSTM.

Tương lai của các hệ thống hỗ trợ quyết định y tế dường như dựa trên các hệ thống phần mềm khác nhau, bao gồm cả việc sử dụng trí tuệ nhân tạo/học sâu để chẩn đoán bệnh cụ thể bao gồm cả bệnh tâm lý. Ngoại trừ việc chẩn đoán các bệnh về thể chất và trao đổi chất, các công trình nghiên cứu để phát triển các hệ thống thông minh xem xét các vấn đề tâm lý vẫn còn là những vấn đề còn bỏ ngỏ và cần thực hiện những đổi mới hơn nữa để các tài liệu liên quan cũng sẽ được mở rộng theo hướng đó.

**CHƯƠNG 6: HƯỚNG NGHIÊN CỨU**

Để tìm hiểu thêm về tâm lý học, tâm thần học và nghiên cứu định hướng thần kinh học với trí tuệ nhân tạo và học máy/học sâu, những độc giả quan tâm có thể tham khảo [58–67].

Để hiểu sâu hơn về việc sử dụng trí nhớ ngắn hạn dài hạn (LSTM) gần đây, độc giả có thể xem [68–76].

Để hiểu sâu hơn về việc sử dụng trí nhớ ngắn hạn dài hạn (LSTM) gần đây, độc giả có thể xem [68–76].

# TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. I. Goodfellow, Y. Bengio, A. Courville, Deep Learning (MIT Press, 2016)

2. A. Gulli, S. Pal, Deep Learning with Keras (Packt Publishing Ltd, 2017)

3. N. Buduma, N. Locascio, Fundamentals of Deep Learning: Designing Next-Generation Machine Intelligence Algorithms. (O’Reilly Media, Inc., 2017)

4. S.K. Zhou, H. Greenspan, D. Shen, eds. Deep Learning for Medical Image Analysis (Academic Press, 2017)

5. M. Fullan, J. Quinn, J. McEachen, Deep Learning: Engage the World Change the World (Corwin Press, 2017)

6. C.C. Aggarwal, Data Mining: The Textbook (Springer, 2015)

7. I.H. Witten, E. Frank, M.A. Hall, C.J. Pal, Data Mining: Practical Machine Learning Tools and Techniques (Morgan Kaufmann, 2016)

8. A.C. Bovik, Handbook of Image and Video Processing (Academic Press, 2010)

9. J.C. Russ, The Image Processing Handbook (CRC Press, 2016)

10. E. Alpaydin, Introduction to Machine Learning (MIT Press, 2009)

11. T.O. Ayodele, Introduction to Machine Learning (INTECH Open Access Publisher, 2010)

12. S. Marsland, Machine Learning: An Algorithmic Perspective (Chapman and Hall/CRC, 2014)

13. T.M. Mitchell, The Discipline of Machine Learning, vol. 9 (Carnegie Mellon University, School of Computer Science, Machine Learning Department, Pittsburgh, PA, 2006)

14. S. Mitra, S. Datta, T. Perkins, G. Michailidis, Introduction to Machine Learning and Bioinformatics (Chapman and Hall/CRC, 2008)

15. R. Cipolla, S. Battiato, G.M. Farinella, Machine Learning for Computer Vision, vol 5 (Springer, 2013)

16. J. Ponce, M. Hebert, C. Schmid, A. Zisserman, eds. Toward Category-Level Object Recognition, vol 4170 (Springer, 2007)

17. G. Shaogang, P. Alexandra, Dynamic Vision: from Images to Face Recognition (World Scientific, 2000)

18. S.K. Zhou, Medical Image Recognition, Segmentation and Parsing: Machine Learning and Multiple Object Approaches (Academic Press, 2015)

19. R. Adolphs, Recognizing emotion from facial expressions: psychological and neurological mechanisms. Behav. Cogn. Neurosci. Rev. 1(1), 21–62.A (2002)

20. T.K. Shackelford, R.J. Larsen, Facial asymmetry as an indicator of psychological, emotional, and physiological distress. J. Pers. Soc. Psychol. 72(2), 456 (1997)

21. J.P. Robinson, P.R. Shaver, L.S. Wrightsman, eds. Measures of Personality and Social Psychological Attitudes: Measures of Social Psychological Attitudes, vol 1 (Academic Press, 2013)

22. W. AbdAlmageed, Y. Wu, S. Rawls, S. Harel, T. Hassner, I., Masi, R. Nevatia, Face recognition using deep multi-pose representations, in 2016 IEEE Winter Conference on Applications of Computer Vision (WACV), pp. 1–9. IEEE

23. B. Amos, B. Ludwiczuk, M. Satyanarayanan, Openface: a general-purpose face recognition library with mobile applications. CMU Sch. Comput. Sci. (2016)

24. C. Ding, D. Tao, Trunk-branch ensemble convolutional neural networks for video-based face recognition. IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell. (2017)

25. P. Karczmarek, A. Kiersztyn, W. Pedrycz, An evaluation of fuzzy measure for face recognition, in International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing (Springer, Cham, 2017), pp. 668–676

26. A.T. Lopes, E. de Aguiar, A.F. De Souza, T. Oliveira-Santos, Facial expression recognition with convolutional neural networks: coping with few data and the training sample order. Pattern Recogn. 61, 610–628 (2017)

27. Y.D. Zhang, Z.J. Yang, H.M. Lu, X.X. Zhou, P. Phillips, Q.M. Liu, S.H. Wang, Facial emotion recognition based on biorthogonal wavelet entropy, fuzzy support vector machine, and stratified cross validation. IEEE Access 4, 8375–8385 (2016)

28. M.Z. Uddin, M.M. Hassan, A. Almogren, M. Zuair, G. Fortino, J. Torresen, A facial expression recognition system using robust face features from depth videos and deep learning. Comput. Electr. Eng. 63, 114–125 (2017)

29. V. Mavani, S. Raman, K.P. Miyapuram, Facial expression recognition using visual saliency and deep learning, in Proceedings of the IEEE International Conference on Computer Vision Workshops, pp. 2783–2788 (2017)

30. N. Jain, S. Kumar, A. Kumar, P. Shamsolmoali, M. Zareapoor, Hybrid deep neural networks for face emotion recognition. Pattern Recogn. Lett. 115, 101–106 (2018)

31. S. Zhang, X. Pan, Y. Cui, X. Zhao, L. Liu, Learning affective video features for facial expression recognition via hybrid deep learning. IEEE Access 7, 32297–32304 (2019)

32. Y. Tian, T. Kanade, J.F. Cohn, Facial expression recognition, in Handbook of Face Recognition (Springer, London, 2011), pp. 487–519

33. A. Bejgu, I. Mocanu, Facial emotion recognition using Kinect. J. Inf. Syst. Oper. Manag. 1 (2014)

34. P. Ekman, E.L. Rosenberg (eds.), What the Face Reveals: Basic and Applied Studies of Spontaneous Expression Using the Facial Action Coding System (FACS) (Oxford University Press, USA, 1997)

35. A. Kendon, Language and gesture: unity or duality, in Language and Gesture: Window into Thought and Action (Cambridge Unviersity Press, Cambridge, 2000)

36. A.K. Jain, S.Z. Li, Handbook of Face Recognition (Springer, New York, 2011)

37. H. Wechsler, J.P. Phillips, V. Bruce, F.F. Soulié, T.S. Huang, eds. Face Recognition: From Theory to Applications, vol 163 (Springer Science and Business Media, 2012)

38. S. Asadiabadi, R. Sadiq, E. Erzin, Multimodal speech driven facial shape animation using deep neural networks, in 2018 Asia-Pacific Signal and Information Processing Association Annual Summit and Conference (APSIPA ASC), pp. 1508–1512, IEEE (2018)

39. A. Gera, A. Bhattacharya, Emotion recognition from audio and visual data using f-score based fusion, in Proceedings of the 1st IKDD Conference on Data Sciences (ACM, 2014), pp. 1–10

40. Y. Tie, L. Guan, Automatic landmark point detection and tracking for human facial expressions. EURASIP J. Image Video Process. 2013(1), 8 (2013)

41. S. Hochreiter, J. Schmidhuber, Long short-term memory. Neural Comput. 9(8), 1735–1780 (1997)

42. H. Sak, A.W. Senior, F. Beaufays, Long short-term memory recurrent neural network architectures for large scale acoustic modeling (2014)

43. X. Zhu, P. Sobihani, H. Guo, Long short-termmemory overrecursive structures, in International Conference on Machine Learning, pp. 1604–1612 (2015)

44. A. Graves, Long short-term memory, in Supervised Sequence Labelling with Recurrent Neural Networks (Springer, Berlin, Heidelberg, 2012), pp. 37–45

45. Y. Zhang, G. Chen, D. Yu, K. Yaco, S. Khudanpur, J. Glass, Highway long short-term memory rnns for distant speech recognition, in 2016 IEEE International Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), pp. 5755–5759. IEEE (2016)

46. X.H. Le, H.V. Ho, G. Lee, S. Jung, Application of long short-term memory (LSTM) neural network for flood forecasting. Water 11(7), 1387 (2019)

47. S. Yan, Understanding LSTM and Its Diagrams. Online: https://medium.com/mlreview/understanding-lstm-and-its-diagrams-37e2f46f1714. Retrieved 16 January 2020

48. H. Boz, U. Kose, Emotion Extraction from Facial Expressions by Using Artificial Intelligence Techniques. BRAIN: Broad Res. Artif. Intell. Neurosci. 9(1), 5–16 (2018)

49. M. Grgic, K. Delac, Face Recognition Homepage. Online: <http://www.face-rec.org/databases/>. Retrieved 23 December 2017

50. R. Gross, Face databases, in Handbook of Face Recognition, eds. by S.Z. Stan, A.K. Jain(Springer, 2005)

51. D.S. Ma, J. Correll, B. Wittenbrink, The Chicago face database: a free stimulus set of faces and norming data. Behav. Res. Methods 47(4), 1122–1135 (2015)

52. C. Cao, Y. Weng, S. Zhou, Y. Tong, K. Zhou, Facewarehouse: a 3d facial expression database for visual computing. IEEE Trans. Visual Comput. Graphics 20(3), 413–425 (2014)

53. K. Sato, T. Nose, A. Ito, Y. Chiba, A. Ito, T. Shinozaki, A Study on 2D photo-realistic facial animation generation using 3D facial feature points and deep neural networks, in International Conference on Intelligent Information Hiding and Multimedia Signal Processing (Springer, Cham, 2017), pp. 112–118

54. E. Silverstein, M. Snyder, Implementation of facial recognition with Microsoft Kinect v2 sensor for patient verification. Med. Phys. 44(6), 2391–2399 (2017)

55. J.C. Giarratano, G. Riley, Expert Systems (PWS Publishing Co, 1998)

56. P. Pandey, R. Litoriya, A predictive fuzzy expert system for crop disease diagnostic and decision

support, in Fuzzy Expert Systems and Applications in Agricultural Diagnosis (IGI Global,

2020), pp. 175–194

57. S.R. Qwaider, S. S. Abu Naser, Expert system for diagnosing ankle diseases. Int. J. Eng. Inf.

Syst. (IJEAIS) (2017)

58. D.B. Dwyer, P. Falkai, N. Koutsouleris, Machine learning approaches for clinical psychology and psychiatry. Annu. Rev. Clin. Psychol. 14, 91–118 (2018)

59. D. Bone, M.S. Goodwin, M.P. Black, C.C. Lee, K. Audhkhasi, S. Narayanan, Applyingmachine learning to facilitate autism diagnostics: pitfalls and promises. J. Autism Dev. Disord. 45(5), 1121–1136 (2015)

60. D. Bone, S.L. Bishop, M.P. Black, M.S. Goodwin, C. Lord, S.S. Narayanan, Use of machine learning to improve autism screening and diagnostic instruments: effectiveness, efficiency, and multi-instrument fusion. J. Child Psychol. Psychiatry 57(8), 927–937 (2016)

61. K. Pancerz,O.Mich,A. Burda, J.Gomuła,A toolfor computer-aided diagnosis of psychological disorders based on the MMPI test: an overview, in Applications of Computational Intelligence in Biomedical Technology (Springer, Cham, 2016), pp. 201–213

62. Z.S. Zheng, N. Reggente, E. Lutkenhoff, A.M. Owen, M.M. Monti, Disentangling disorders of consciousness: Insights from diffusion tensor imaging and machine learning. Hum. Brain Mapp. 38(1), 431–443 (2017)

63. S. Mani, M.B. Dick, M. J. Pazzani, E. L. Teng, D. Kempler, I.M. Taussig, Refinement of neuro-psychological tests for dementia screening in a cross cultural population using machine learning, in Joint European Conference on Artificial Intelligence in Medicine and Medical Decision Making (Springer, Berlin, Heidelberg, 1999), pp. 326–335

64. R. Dinga, A.F. Marquand, D.J. Veltman, A.T. Beekman, R.A. Schoevers, A.M. van Hemert, L. Schmaal, Predicting the naturalistic course of depression from a wide range of clinical, psychological, and biological data: a machine learning approach. Transl. Psychiatry 8(1), 1–11 (2018)

65. W. Liu, M. Li, L. Yi, Identifying children with autism spectrum disorder based on their face processing abnormality: a machine learning framework. Autism Res. 9(8), 888–898 (2016)

66. W. Jarrold, B. Peintner, D. Wilkins, D. Vergryi, C. Richey, M.L. Gorno-Tempini, J. Ogar, Aided diagnosis of dementia type through computer-based analysis of spontaneous speech, in Proceedings of the Workshop on Computational Linguistics and Clinical Psychology: From Linguistic Signal to Clinical Reality, pp. 27–37 (2014)

67. A.B. Shatte, D.M. Hutchinson, S.J. Teague, Machine learning in mental health: a scoping review of methods and applications. Psychol. Med. 49(9), 1426–1448 (2019)

68. T. Adler, M. Erhard, M. Krenn, J. Brandstetter, J. Kofler, S. Hochreiter, Quantum Optical Experiments Modeled by Long Short-Term Memory (2019). arXiv preprint arXiv:1910.13804

69. Y.Y. Hong, J.J.F. Martinez, A.C. Fajardo, Day-ahead solar irradiation forecasting utilizing gramian angular field and convolutional long short-term memory. IEEE Access 8, 18741–18753 (2020)

70. A. Chandra, S.K. Khatri, Spam SMS filtering using recurrent neural network and long short term memory, in 2019 4th International Conference on Information Systems and Computer Networks (ISCON) (IEEE, 2019), pp. 118–122

71. F. Wei, U.T. Nguyen, Twitter bot detection using bidirectional long short-term memory neural networks and word embeddings, in 2019 First IEEE International Conference on Trust, Privacy and Security in Intelligent Systems and Applications (TPS-ISA) (IEEE, 2019), pp. 101–109

72. C. Li, Z. Wang, M. Rao, D. Belkin, W. Song, H. Jiang, N. Ge, Long short-term memory networks in memristor crossbar arrays. Nat. Mach. Intell. 1(1), 49–57 (2019)

73. M. Al-Smadi, B. Talafha, M. Al-Ayyoub, Y. Jararweh, Using long short-term memory deep neural networks for aspect-based sentiment analysis of Arabic reviews. Int. J. Mach. Learn. Cybernet. 10(8), 2163–2175 (2019)

74. S.R. de Assis Neto, G.L. Santos, E. da Silva Rocha, M. Bendechache, P. Rosati, T. Lynn, P.T. Endo, Detecting human activities based on a multimodal sensor data set using a bidirectional long short-term memory model: a case study, in Challenges and Trends in Multimodal Fall Detection for Healthcare (Springer, Cham, 2020), pp. 31–51

75. N. Somu, G.R. MR, K. Ramamritham, A hybrid model for building energy consumption forecasting using long short term memory networks. Appl. Energy 261, 114131 (2020)

76. Z. Sun, C. Wang, Z. Ye, H. Bi, Long short-term memory network-based emission models for conventional and new energy buses. Int. J. Sustain. Transp. 1–10 (2020)

77. D.K. Jain, P. Shamsolmoali, P. Sehdev, Extended deep neural network for facial emotion recognition. Pattern Recogn. Lett. 120, 69–74 (2019)

78. S. Passardi, P. Peyk, M. Rufer, T.S. Wingenbach, M.C. Pfaltz, Facial mimicry, facial emotion recognition and alexithymia in post-traumatic stress disorder. Behav. Res. Ther. 122, 103436 (2019)

79. E. Dandıl, R. Özdemir, Real-time facial emotion classification using deep learning. Data Sci. Appl. 2(1), 13–17 (2019)

80. R.K. Pandey, S. Karmakar, A.G. Ramakrishnan, N. Saha, Improving Facial Emotion Recognition Systems Using Gradient and Laplacian Images (2019). arXiv preprint arXiv:1902.05411

81. N. Ouherrou, O. Elhammoumi, F. Benmarrakchi, J. El Kafi, Comparative study on emotions analysis from facial expressions in children with and without learning disabilities in virtual learning environment. Educ. Inf. Technol. 24(2), 1777–1792 (2019)

82. J. Deng, G. Pang, Z. Zhang, Z. Pang, H. Yang, G. Yang, cGAN based facial expression recognition for human-robot interaction. IEEE Access 7, 9848–9859 (2019)

83. B. Lu, X. Duan, Facial expression recognition based on strengthened deep belief network with eye movements information, in Artificial Intelligence in China (Springer, Singapore, 2020), pp. 645–652

84. A. Lopez-Rincon, Emotion recognition using facial expressions in children using the NAO robot, in 2019 International Conference on Electronics, Communications and Computers (CONIELECOMP) (IEEE, 2019), pp. 146–153