

NHẬN DIỆN CẢM XÚC CỦA SINH VIÊN DỰA TRÊN BIỂU CẢM KHUÔN MẶT TRONG GIÁO DỤC TRỰC TUYẾN

Phạm Quang Huy¹, Đặng Thành Trung²

^{1,2}Khoa Công Nghệ Thông Tin, Trường Đại học Sư Phạm Hà Nội

Tóm Tắt: Với sự phát triển mạnh mẽ của công nghệ thông tin, giáo dục trực tuyến dần trở thành một xu hướng mới đầy tiềm năng và thách thức. Đặt biệt trong hoàn cảnh nghiêm trọng của dịch bệnh COVID-19 như hiện nay, hầu hết các trường học đều đang đóng cửa, giáo dục trực tuyến được xem là một trong những giải pháp tối ưu nhất hiện nay. Có nhiều nghiên cứu trước đây đã chỉ ra rằng, có một mối quan hệ chặt chẽ và ổn định giữa biểu cảm khuôn mặt và cảm xúc của một người nào đó. Do đó, để đánh giá khách quan chất lượng của các lớp học trực tuyến, một phương pháp nhận diện cảm xúc tự động được giới thiệu dựa trên một mô hình mạng tích chập CNN (Convolution Neural Network). Mô hình cho phép nhận diện bảy loại cảm xúc khác nhau của con người. Phương pháp đề xuất được thực nghiệm dựa trên hai bộ CSDL về nhận diện cảm xúc là FER2013 và CK Plus. Ngoài ra, ba lớp học trực tuyến gồm ba lớp sinh viên khoa CNTT, trường ĐHSPHN cũng được sử dụng để đánh giá. Các kết quả thu được cho thấy mô hình đề xuất không chỉ hiệu quả với các bộ dữ liệu chuẩn mà còn hoạt động mạnh mẽ trong các môi trường thực nghiệm khác nhau.

1. Giới Thiệu

Với hầu hết mọi người thì biểu cảm trên khuôn mặt là một trong những tín hiệu mạnh mẽ, tự nhiên và phổ biến nhất để con người truyền tải trạng thái cảm xúc và ý nghĩ của họ [1], [2], có rất nhiều ứng dụng liên quan đến vấn đề này như: quản lý sức khỏe [3], hỗ trợ lái xe, giao tiếp, ... [4].

Ekman và Friesen [5] đã chỉ ra rằng con người nhận thức được một số cảm xúc cơ bản theo cùng một cách bất kể nền tảng văn hóa hay quốc gia nào và họ đã xác định có sáu loại cảm xúc cơ bản bao gồm: giận dữ, ghê tởm, sợ hãi, vui vẻ, buồn bã và ngạc nhiên. Trong một nghiên cứu mở rộng khác, Ekman và Heider [21] đã bổ sung thêm một loại cảm xúc nữa là khinh bỉ.

Ngoài ra, FER 2013, một bộ cơ sở dữ liệu quy mô lớn được giới thiệu trong IMCL 2013, cũng giới thiệu và phân loại các khuôn mặt với bảy loại trạng thái cảm xúc khác nhau bao gồm: giận dữ, ghê tởm, sợ hãi, vui vẻ, buồn bã, ngạc nhiên và bình thường. Trong các nghiên cứu khác, các nhà khoa học cũng đã giới thiệu nhiều loại mô hình khác nhau để cung cấp nhiều loại cảm xúc hơn do sự phức tạp của nét mặt tuy nhiên, các cảm xúc mở rộng này chiếm một phần khá nhỏ trong các biểu hiện cảm xúc hàng ngày nên chưa được đưa vào trong nghiên cứu này [7]. Hình 1 minh họa một số biểu cảm khuôn mặt cơ bản kèm theo các nhãn cảm xúc tương ứng trong bộ cơ sở dữ liệu FER2013, sẽ được sử dụng để thử nghiệm trong nghiên cứu này.



Hình 1. Một số hình ảnh được gán nhãn cảm xúc trong CSDL FER2013

Với sự phát triển của công nghệ thông tin, đặc biệt trong lĩnh vực trí tuệ nhân tạo và học sâu, nhiều thuật toán nhận diện cảm xúc được đề xuất để nhận diện các biểu cảm được thể hiện trên khuôn mặt. Các phương pháp sử dụng các mô hình trí tuệ nhân tạo đã cho thấy một hiệu suất tốt hơn so với các phương pháp phân lớp. Các hình ảnh được sử dụng trong bài toán nhận diện nói chung được chia ra là hai loại: hình ảnh tĩnh (ảnh đơn lẻ)[8] và hình ảnh động (một chuỗi hình ảnh trong video). Việc nhận diện các hình ảnh trong video sẽ có nhiều thông tin hơn nhưng mức độ phức tạp sẽ cao hơn. Ngoài

ra, các phương pháp dựa trên thị giác và sinh trắc học khác cũng có thể được áp dụng trong việc nhận diện cảm xúc khuôn mặt.

Các cơ sở dữ liệu hình ảnh được dán nhãn đầy đủ bao gồm nhiều loại biểu cảm khuôn mặt là yếu tố quan trọng đối với các nhà nghiên cứu để thiết kế và thử nghiệm các mô hình hoặc hệ thống nhận diện cảm xúc. Trong nghiên cứu này, hai bộ cơ sở dữ liệu được sử dụng bao gồm: bộ dữ liệu CK Plus [9], là một bộ CSDL có kiểm soát, được tạo ra trong phòng thí nghiệm với đầy đủ ánh sáng và phong nền và bộ dữ liệu FER2013, là một bộ CSDL không kiểm soát, được thu thập từ các môi trường phức tạp hơn với phong nền, ánh sáng rất khác nhau. Những hình ảnh trong CSDL FER2013 được tạo ra giống với tình huống thực tế hơn nhằm giúp các mô hình có thể hoạt động tốt hơn trong môi trường thực tế.

Do hạn chế về khả năng xử lý và phần cứng, hầu hết các phương pháp phân lớp truyền thống sử dụng các đặc trưng thủ công hoặc các thuật toán học nông như: đặc trưng nhị phân cục bộ (LBP)[8] và phân tích nhân tử ma trận không âm (NMF)[11]. Với sự phát triển của khả năng xử lý và mô phỏng máy tính, tất cả các loại thuật toán học máy, chẳng hạn như mạng nơ-ron nhân tạo (ANN), bộ phân lớp SVM và bộ phân loại Bayes, đã được áp dụng cho việc nhận diện cảm xúc với độ chính xác cao hơn và đã được chứng minh trong môi trường được thí nghiệm (có kiểm soát) để có thể phát hiện khuôn mặt một cách hiệu quả. Tuy nhiên, các phương pháp này hạn chế về khả năng khái quát hóa trong khi đây là chìa khóa để đánh giá tính thực tiễn của một mô hình [12]. Các thuật toán học sâu có thể giải quyết vấn đề này và có hiệu suất khá mạnh mẽ và ổn định cả trong các môi trường thực nghiệm lẫn môi trường thực tế. Có nhiều nghiên cứu đã chỉ ra tính hiệu quả của mạng nơ-ron tích chập (CNN). Đây là một xu hướng mới khá tiềm năng vì tính hiệu quả của chúng trong các bài toán phân lớp và phát hiện đối tượng. Các mô hình này có thể hoạt động tốt trong việc giải quyết các bài toán trong lĩnh vực thị giác máy tính, đặc biệt là đối với bài toán nhận diện cảm xúc [13]. Nhiều mô hình khác nhau dựa trên cấu trúc CNN đã được đề xuất liên tục và đã đạt được kết quả tốt hơn các phương pháp trước đây. Simonyan và Zisserman [14] đã thông qua kiến trúc của các bộ lọc tích chập rất nhỏ (3×3) để tiến hành đánh giá toàn diện các mạng với độ sâu ngày càng tăng và hai mô hình ConvNet hoạt động tốt nhất đã được công bố công khai để tạo điều kiện cho các nghiên cứu sâu hơn trong lĩnh vực này. Bằng cách tăng chiều sâu và chiều rộng của mạng trong khi vẫn giữ nguyên cách tính toán, Szegedy và đồng nghiệp [15] đã giới thiệu một kiến trúc mạng nơ-ron phức hợp sâu, gọi là “Inception”, cho phép tăng hiệu suất và giảm đáng kể việc sử dụng tài nguyên tính toán. Jahandad và đồng nghiệp [16] đã giới thiệu hai kiến trúc mạng nơ-ron phức hợp (Inception-v1 và Inception-v3) dựa trên “Inception” và đã chứng minh rằng 2 mô hình này hoạt động tốt hơn các mô hình khác. Inception-v1 với mạng học sâu 22 lớp hoạt động tốt hơn mạng Inception-v3 với 42 lớp sau khi thực nghiệm với hình ảnh đầu vào có độ phân giải thấp và hình ảnh chữ ký hai chiều; tuy nhiên, Inception-v3 hoạt động tốt hơn với bộ dữ liệu ImageNet. Xu hướng chung của mạng nơ-ron là tăng độ sâu của mạng và độ rộng của lớp. Về lý thuyết, các mô hình mạng nơ-ron càng sâu thì khả năng học càng mạnh nhưng độ phức tạp càng cao và khó huấn luyện. Ông và cộng sự [17] đã đề xuất một mô hình mạng nơ-ron dư thừa (RNN - Residual Neural Network) nhằm làm giảm độ phức tạp trong huấn luyện của các mạng sâu hơn và đã chứng minh kỹ lưỡng rằng các mạng RNN này dễ tối ưu hóa hơn trong khi tăng độ chính xác lên đáng kể. Ngoài ra, một nhóm các nhà nghiên cứu đã chứng minh rằng độ chính xác của nhận diện có thể được cải thiện hơn nữa bằng cách kết hợp CNN với RNN trong đó CNN được sử dụng làm đầu vào cho RNN.

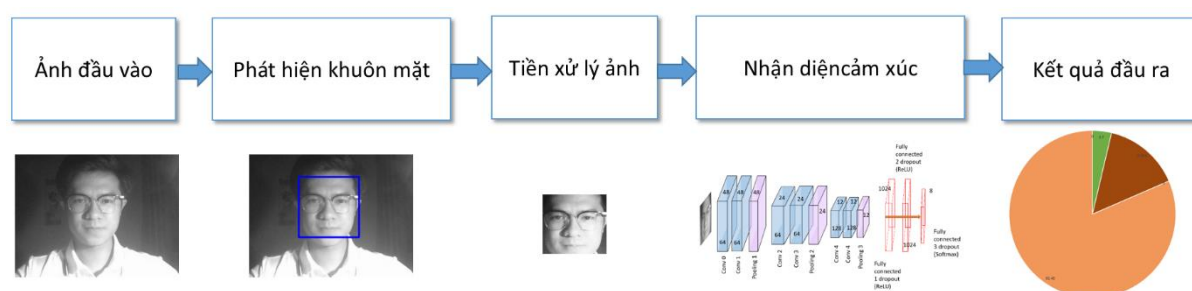
Trong suốt những thập kỷ qua, giáo dục trực tuyến đã phát triển nhanh chóng dù là tại các trường đại học hay cơ sở đào tạo [18], điều này mang lại cơ hội ứng dụng tiềm năng cho các hệ thống nhận diện cảm xúc. Vấn đề khó khăn lớn giữa lớp học trực tuyến học trực tiếp truyền thống đó là các lớp học trực tuyến thường được coi là ít ràng buộc hơn và giao tiếp kém hiệu quả, chắc chắn sẽ dẫn đến sự nghi ngờ của giảng viên cũng như sinh viên, sinh viên đối với phương pháp giáo dục mới lạ này trong khi có một số nghiên cứu cho rằng kết quả học tập của sinh viên đạt được bằng giáo dục trực tuyến có thể tương đương với các lớp học truyền thống, ngoại trừ các kỹ năng đòi hỏi độ chính xác tối ưu và mức độ nhận thức xúc giác cao hơn [19]. Không thể phủ nhận rằng tốc độ phát triển nhanh chóng của giáo dục trực tuyến có thể mang lại sự thuận tiện và linh hoạt cho nhiều sinh viên hơn, vì vậy nó cũng có không gian phát triển rộng rãi trong tương lai. Do đó, làm thế nào để đảm bảo rằng sinh viên giữ được mức độ tập trung và hiệu quả học tập như các lớp học truyền thống trong quá trình giáo dục trực tuyến là rất quan trọng để thúc đẩy sự phát triển hơn nữa của giáo dục trực tuyến. Để giải quyết vấn đề này, cần phải có những công cụ đánh giá chủ quan và khách quan làm cơ sở cho những sự thay đổi, cải tiến nhằm nâng cao chất lượng đào tạo.

Bằng cách kết hợp các nền tảng giáo dục trực tuyến hiện có với mô hình nhận diện nét mặt dựa trên kiến trúc của mạng nơ-ron tích chập, chúng tôi đã đề xuất một phương pháp cho phép theo dõi thời gian thực cảm xúc của sinh viên trong các khóa học trực tuyến và đảm bảo rằng phản hồi được thể hiện bằng nét mặt có thể cung cấp cho giảng viên một công cụ đánh giá khách quan kịp thời. Giúp các nhà quản lý, giảng viên có thêm một công cụ để họ có thể linh hoạt điều chỉnh chương trình dạy học một cách phù hợp hơn và cuối cùng là nâng cao chất lượng và hiệu quả của giáo dục trực tuyến.

Bài báo có cấu trúc gồm 3 phần chính. Sau phần giới thiệu, một mô hình đánh giá cảm xúc thực quan dựa trên biểu cảm khuôn mặt của người học một cách tự động được đề xuất. Trong mô hình này, cảm xúc sẽ được nhận diện tự động từ hình ảnh của người học dựa trên một kỹ thuật học sâu, mạng tích chập CNN. Các kết quả thực nghiệm của mô hình đề xuất được thảo luận và đánh giá trong phần 3. Cuối cùng, phần kết luận sẽ tổng hợp các nội dung nghiên cứu đã được trình bày trong bài báo.

2. Phương pháp đề xuất

Trong phần này, một lược đồ nhận diện cảm xúc dựa trên các nền tảng học trực tuyến được giới thiệu. Hiện tại, có hai nền tảng học trực tuyến được sử dụng phổ biến tại trường ĐH Sư phạm Hà Nội là Zoom và Google meet. Do đó, các ảnh đầu vào sẽ được thu thập chủ yếu dựa trên hai nền tảng này. Lược đồ nhận diện đề xuất bao gồm năm bước chính bao gồm: thu thập ảnh đầu vào, phát hiện khuôn mặt, tiền xử lý ảnh đầu vào, nhận diện cảm xúc và hiển thị kết quả. Hình 2 minh họa một cách trực quan các bước của lược đồ. Một biểu đồ thống kê tổng số các cảm xúc hiện có trong lớp sẽ được tổng hợp và cung cấp cho các giảng viên. Dựa trên biểu đồ thống kê này, giảng viên và các nhà quản lý đào tạo sẽ có thêm một kênh đánh giá khách quan để có thể điều chỉnh kế hoạch giảng dạy nhằm nâng cao chất lượng đào tạo.



Hình 2. Lược đồ phương pháp đề xuất

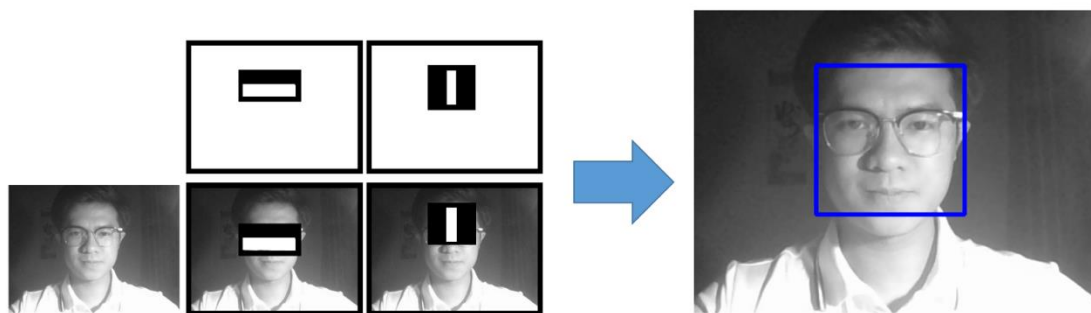
2.1 Hình ảnh đầu vào

Những tiến bộ trong công nghệ đã tạo ra một số lượng lớn các nền tảng giáo dục trực tuyến và tăng tính linh hoạt trong đào tạo. Những nền tảng công nghệ này cho phép giảng viên áp dụng các phương tiện công nghệ cao và đa dạng để hỗ trợ giảng dạy mà không phải lo lắng về giới hạn số lượng sinh viên trong lớp như các lớp học truyền thống và sinh viên ở các vị trí địa lý khác nhau hoàn toàn có thể giao tiếp trong thời gian thực mà không cần phải đến lớp. Các tài liệu giảng dạy tương tự như các lớp học truyền thống có thể được tải lên các nền tảng này để sinh viên tham khảo thêm. Hiện tại, hầu hết các nền tảng này đều tích hợp chức năng dạy trực tuyến như Zoom, Google meet, MS Team... Khi đó, giảng viên có thể dễ dàng tương tác với sinh viên thời gian thực và cũng dễ dàng thu được hình ảnh khuôn mặt của sinh viên dựa trên các camera tích hợp. Các hình ảnh khuôn mặt này có thể được sử dụng như là tập các dữ liệu đầu vào cho hệ thống đề xuất để có thể đánh giá và nhận diện cảm xúc của người học theo thời gian thực.

2.2 Phát hiện khuôn mặt

Các hình ảnh khuôn mặt đầu vào có thể chứa nhiều thông tin khác nhau ngoài hình ảnh khuôn mặt cần nhận diện (nhiều chi tiết khác trên ảnh nền, ...) do đó, cần phải xác định chính xác vị trí khuôn mặt trong ảnh trước khi tiến hành nhận diện. Trong nhiều trường hợp, người học có thể sử dụng các loại

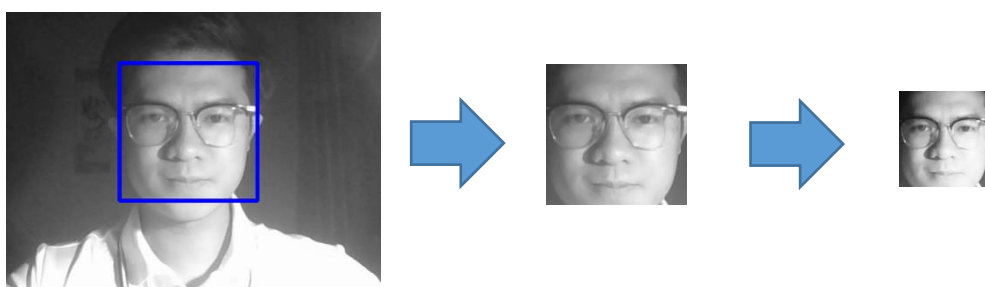
background khác nhau, sẽ khiến cho việc phát hiện khuôn mặt khó khăn hơn. Trong nghiên cứu này, để có thể phát hiện và cắt được chính xác vị trí khuôn mặt trong ảnh, phương pháp Haar-Cascade[20] được ứng dụng dựa trên các đặc trưng Haar. Các đặc trưng Haar cho phép phát hiện các khuôn mặt trong ảnh một cách nhanh chóng, thời gian thực và không phụ thuộc vào vị trí hoặc tỉ lệ ảnh. Haar-cascade cũng có thể được sử dụng để phát hiện nhiều khuôn mặt trong ảnh cùng một lúc. Các đặc điểm chính của từng khuôn mặt bao gồm lông mày, mắt, đầu mũi và miệng có thể được nhận ra một cách hiệu quả, và biểu hiện trên khuôn mặt có thể được phát hiện bằng các đường viền hình chữ nhật cho phù hợp, những đường viền này được xây dựng bởi các điểm đặc trưng ở cạnh của mọi mặt, bao gồm cả mặt trên và mặt dưới, xác định chiều rộng dọc, ngoài cùng bên phải và ngoài cùng bên trái, xác định chiều ngang của hình ảnh khuôn mặt. Để tránh bỏ sót thông tin trên khuôn mặt đồng thời giảm nhiễu nền, các đường viền của hình chữ nhật định vị khuôn mặt sẽ được đặt là 3px. Hình 3 minh họa một ví dụ về một khuôn mặt đã được phát hiện dựa trên phương pháp Haar-Cascade và được tô viền xung quanh khuôn mặt.



Hình 3. Phát hiện khuôn mặt bằng phương pháp Haar-Cascade

2.3 Tiền xử lý hình ảnh

Sau phát hiện khuôn mặt trong ảnh đầu vào dựa trên phương pháp Haar-Cascade thì việc thực hiện nhận diện cảm xúc là hoàn toàn khả thi. Một ảnh mới (chỉ có khuôn mặt) sẽ được cắt ra để làm hình ảnh đầu vào cho bước nhận diện tiếp theo. Việc cắt hình ảnh khuôn mặt sẽ làm giảm bớt các chi tiết dư thừa trong ảnh, nâng cao hiệu suất nhận diện.



Hình 4. Tiền xử lý hình ảnh đầu vào

Tuy nhiên, trong quá trình thực nghiệm, các kết quả cho thấy việc nhận diện cảm xúc vẫn chưa thực sự hiệu quả một phần là do chất lượng ảnh đầu vào chưa tốt (quá tối, hoặc nhiễu, ...), một phần là do kích thước hình ảnh đầu vào khác nhau, nên kích thước ảnh khuôn mặt sau khi được phát hiện cũng sẽ khác nhau. Do đó, cần phải tiến hành thêm bước tiền xử lý để chuẩn hóa các ảnh khuôn mặt đầu vào trước khi tiến hành nhận diện. Một số thao tác tiền xử lý được thực hiện trong lược đồ đề xuất bao gồm: nâng cấp hình ảnh (dựa trên việc cân bằng histogram), giảm nhiễu với bộ lọc Gaussian, xoay ảnh dựa trên việc xác định mũi là trung tâm khuôn mặt, thay đổi kích thước ảnh cho phù hợp với kích thước đầu

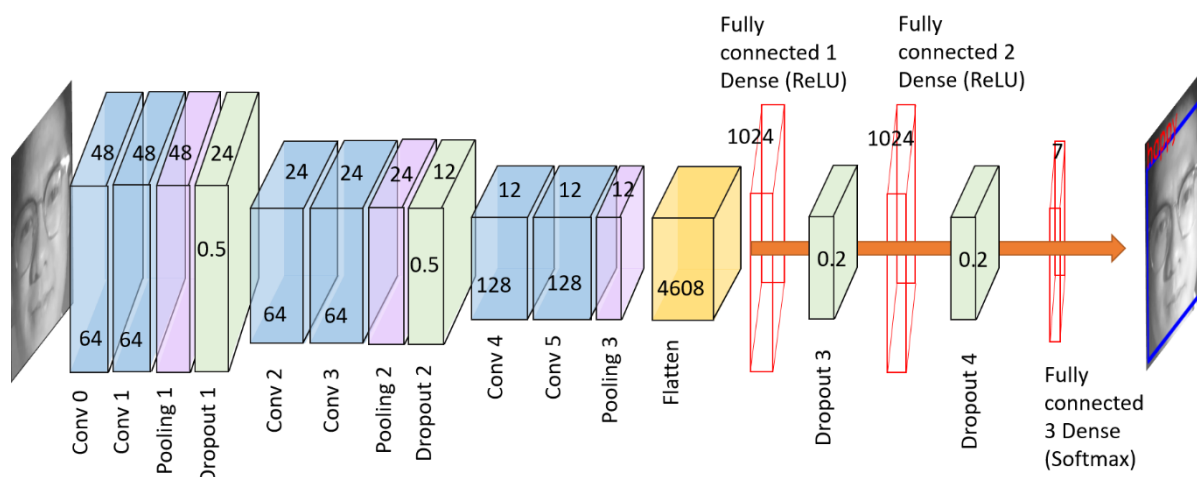
vào của bộ nhận diện (ảnh được chuẩn hoá về kích thước 48x48), ... Hình 4 mô phỏng hình ảnh khuôn mặt sau khi được tiền xử lý.

2.4 Nhận diện cảm xúc

Sau khi hình ảnh khuôn mặt đã được tiền xử lý và chuẩn hoá, giai đoạn tiếp theo trong lược đồ đề xuất sẽ là việc nhận diện cảm xúc từ thông tin hình ảnh đầu vào. Trong nghiên cứu này, chúng tôi đề xuất một mô hình học sâu mạng tích chập CNN dựa trên mô hình gốc của Kuo [22] do sự vượt trội về hiệu suất và độ chính xác của nó so với các cách tiếp cận khác. Hình 5 minh hoạ một cách chi tiết các lớp của mô hình nhận diện, bao gồm ba khối chính như sau:

- Khối thứ nhất chứa 2 lớp tích chập mỗi lớp gồm 64 bộ lọc (channel); mỗi bộ lọc có kích thước cỡ 3×3 và kích thước ảnh đầu vào của bộ lọc có kích thước $48 \times 48 \times 1$. Theo sau đó là hai lớp tổng hợp (pooling) có kích cỡ 2×2 , bước nhảy là 2×2 và lớp dropout có tỷ lệ là 0.5 nhằm loại bỏ một vài trường hợp trong quá trình huấn luyện mạng. Việc bỏ các điểm đầu vào được thực hiện bằng cách lấy ngẫu nhiên nhưng đảm bảo một ngưỡng xác suất nào đó. Việc bổ sung thêm lớp dropout nhằm tránh trường hợp overfitting trong quá trình huấn luyện.
- Khối thứ hai có cấu trúc tương tự như khối thứ nhất bao gồm 2 lớp tích chập gồm 64 bộ lọc cỡ 3×3 , một lớp tổng hợp pooling cỡ 2×2 với bước nhảy 2×2 và cuối cùng là một lớp dropout với tỷ lệ 0.5. Tuy nhiên, khác với khối thứ nhất, kích thước ảnh đầu vào bộ lọc khối thứ 2 sẽ giảm một nửa còn 24×24 để giảm độ phức tạp của thuật toán và tăng độ chính xác về việc trích chọn đặc trưng của ảnh.
- Khối thứ ba về cơ bản cũng có cấu trúc tương tự như hai khối trước. Kích thước ảnh đầu vào cũng được tiếp tục giảm đi một nửa còn 12×12 . Ngoài ra, hai lớp tích chập trong khối này được tăng cường số lượng kênh lên là 128 đồng thời bổ sung thêm lớp flatten nhằm làm phẳng dữ liệu và kết hợp các đặc trưng của ảnh để có được đầu ra cho mô hình.
- Khối cuối cùng bao gồm các lớp kết nối đầy đủ (fully connected layer) gồm 3 lớp. Lớp đầu tiên có 1024 nơ-ron, trong đó sử dụng hàm kích hoạt ReLUs. Lớp kết nối đầu đủ sau cùng gồm 7 nơ-ron và sử dụng hàm softmax làm hàm kích hoạt để phân loại các biểu cảm bao gồm: Tức giận, ghê tởm, sợ hãi, vui vẻ, buồn, ngạc nhiên, bình thường.

Thông tin chi tiết về các lớp trong các khối của mô hình mạng nơ-ron tích chập đề xuất được mô tả trong Bảng 1.



Hình 5. Kiến trúc mạng tích chập cho nhận diện cảm xúc

Bảng 1. Các tham số chi tiết cho mô hình đề xuất

Lớp	Số kernel	Kích thước mỗi kernel	Bước nhảy	Kích thước ảnh
Input	0	0	None	48 x 48 x 1
Conv2D-0	64	3 x 3	1	48 x 48 x 64
Conv2D-1	64	3 x 3	1	48 x 48 x 64
Pooling 1	0	2 x 2	2	48 x 48 x 64
Dropout 1		Dropout=0.5		24 x 24 x 64
Conv2D-2	64	3 x 3	1	24 x 24 x 64
Conv2D-3	64	3 x 3	1	24 x 24 x 64
Pooling 2	0	2 x 2	2	24 x 24 x 64
Dropout 2		Dropout=0.5		12 x 12 x 128
Conv2D-4	128	3 x 3	1	12 x 12 x 128
Conv2D-5	128	3 x 3	1	12 x 12 x 128
Pooling 3	0	2 x 2	2	12 x 12 x 128
Flatten				1 x 1 x 4608
Dense	1024	activation='relu'		1 x 1 x 1024
Dropout 3		Dropout=0.2		1 x 1 x 1024
Dense	1024	activation='relu'		1 x 1 x 1024
Dropout 3		Dropout=0.2		1 x 1 x 1024
Dense	7	activation='softmax'		1 x 1 x 7
Output	0	0	None	1 x 1 x 7

3. Kết quả thực nghiệm

3.1 Bộ dữ liệu tập huấn

Bộ dữ liệu FER2013 và CK Plus được sử dụng để đào tạo mô hình nhận diện cảm xúc, hai bộ dữ liệu bao gồm các ảnh đa mức xám có kích thước 48x48. Trong CSDL này, hình ảnh khuôn mặt đã được cắt bỏ phần ảnh nền dư thừa xung quanh và khuôn mặt được căn giữa hình ảnh. Các hình ảnh được gán nhãn với bảy loại cảm xúc khác nhau: giận dữ, ghê tởm, sợ hãi, vui vẻ, buồn, ngạc nhiên, bình thường. Thông tin chi tiết về các CSDL được mô tả trong Bảng 2.

Bảng 2. Thông tin chi tiết số lượng ảnh và cảm xúc trong bộ CSDL FER2013 và CK Plus

CSDL	Tổng số ảnh	Bộ ảnh huấn luyện	Bộ ảnh kiểm thử	Kích thước	Số lượng trạng thái
FER2013	32298	28709	3589	48x48	7
CK Plus	981	900	81	48x48	7

Với bộ dữ liệu ảnh FER 2013, chúng tôi sử dụng 28709 ảnh cho việc huấn luyện mô hình mạng tích chập, và 3589 ảnh được sử dụng để làm dữ liệu kiểm thử.

Tương tự, với bộ dữ liệu CK Plus, 900 hình ảnh được bổ sung để huấn luyện mô hình mạng và 81 ảnh được sử dụng để kiểm thử.

3.2 Kết quả thử nghiệm và đánh giá

Mô hình đề xuất được huấn luyện với 28709 ảnh (CSDL FER 2013) và 900 ảnh (CSDL CKPlus). Trong quá trình thực nghiệm, mô hình đã được triển khai với ngôn ngữ lập trình Python, quá trình huấn luyện được thực hiện trên Colaboratory hay còn gọi là Google Colab, một dịch vụ máy chủ điện toán đám mây của Google dành cho mục đích nghiên cứu. Dịch vụ này cho phép chạy các dòng code python thông qua trình duyệt, đặc biệt phù hợp với các lĩnh vực nghiên cứu: phân tích dữ liệu, học máy, trí tuệ

nhân tạo... Colab cung cấp nhiều loại GPU, thường là Nvidia K80s, T4s, P4s và P100s, tuy nhiên người dùng không thể chọn loại GPU trong Colab, GPU trong Colab thay đổi theo thời gian. Vì là dịch vụ miễn phí, nên Colab sẽ có những thứ tự ưu tiên trong việc sử dụng tài nguyên hệ thống, cũng như giới hạn thời gian sử dụng, thời gian sử dụng tối đa lên tới 12 giờ, Bảng 3 mô tả cấu hình phần cứng Google Colab được sử dụng trong nghiên cứu này.

Bảng 3. Cấu hình phần cứng GoogleColab









CPU	GPU	TPU
Intel(R) Xeon(R) CPU @ 2.30 GHz và 13GB RAM	Tesla K80 12GB, GDDR5 VRAM, Intel(R) Xeon(R) CPU @ 2.20 GHz và 13GB RAM	TPU Cloud, Intel(R) Xeon(R) CPU @ 2.30 GHz và 13GB RAM



Để đánh giá mô hình đề xuất, chúng tôi sử dụng bộ ảnh kiểm thử từ bộ dữ liệu FER2013 như đã trình bày ở trên và bộ ảnh kiểm thử từ bộ dữ liệu CK Plus với 81 ảnh, các kết quả thực nghiệm thu được được mô tả trong Bảng 4. Kết quả đầu ra cho thấy có đến 3443 trên tổng số 3589 ảnh có kết quả dự đoán đúng, tỷ lệ chính xác là 95,9% đối với bộ dữ liệu ảnh kiểm thử FER2013 và 75 trên tổng số 81 ảnh có kết quả dự đoán đúng, tỷ lệ chính xác là 96,3% đối với bộ dữ liệu ảnh kiểm thử CK Plus, Hình 5 minh họa một số ảnh cụ thể trong quá trình kiểm thử đối với hai bộ dữ liệu trên.

Bảng 4. Kết quả thí nghiệm kiểm tra mô hình với bộ dữ liệu kiểm thử

CSDL	Số lượng ảnh tập huấn	Số lượng ảnh kiểm thử	Số lượng kết quả đúng	Tỷ lệ chính xác	Thời gian trung bình (ms)
FER2013	28709	3589	3443	95,9%	56,76
CK Plus	900	81	78	96,3%	48,6

Bảng 5. Một số kết quả thử nghiệm

Bộ CSDL	Ảnh	Nhãn CSDL	Nhãn kết quả
FER2013		Vui vẻ	Vui vẻ
		Sợ hãi	Sợ hãi
		Tức giận	Tức giận
		Buồn	Buồn
		Bình thường	Bình thường
CK Plus		Tức giận	Tức giận
		Ghê tởm	Ghê tởm
		Bất ngờ	Bất ngờ

	Vui vẻ	Vui vẻ
	Bình thường	Buồn

3.3 Ứng dụng thực tế

Để kiểm tra hiệu quả của phương pháp được đề xuất trong các ứng dụng thực tế, chúng tôi đã sử dụng hình ảnh học trực từ một số lớp học trên ứng dụng Zoom và đưa mô hình mạng nơ-ron tích chập vào nhận dạng cảm xúc trong ảnh, đây là hình ảnh được chụp trước khi kết thúc lớp học người giáo viên đã có vài phát biểu trước khi kết thúc lớp học trong một bầu không khí vui vẻ. Chúng tôi đã tiến hành thực nghiệm thu thập thông tin hình ảnh trong một số môn của Khoa Công nghệ thông tin, trường ĐH Sư phạm Hà Nội. Các môn học được thực nghiệm bao gồm cả ngành Sư phạm Tin và Công nghệ thông tin. Các lớp học bao gồm chủ yếu là các bạn sinh viên năm thứ 2 và năm thứ 3. Trong một nghiên cứu của Toguc và Ozkara [25] có chỉ ra rằng, mức độ cảm xúc vui vẻ của sinh viên sẽ được cải thiện đáng kể trong vòng vài phút trước khi kết thúc bài giảng, do đó, các thực nghiệm của chúng tôi được thực hiện tại một thời điểm ngẫu nhiên giữa tiết học (từ phút 30 – 40, với tiết học có thời lượng 50 phút).

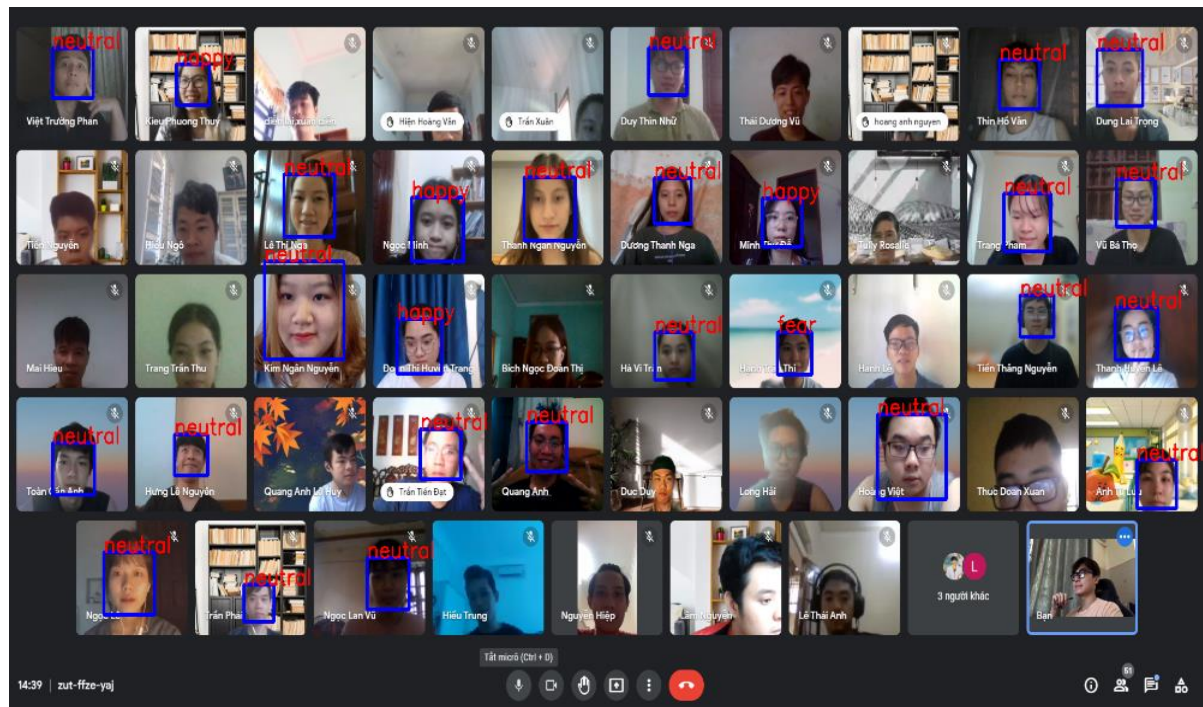
Tên môn	Số lượng sinh viên	Số khuôn mặt phát hiện được	Số khuôn mặt được gán nhãn	Tỷ lệ nhận diện	Thời gian trung bình (ms)
Một số vấn đề xã hội của CNTT	48	27	27	56,2%	1817.491
Phần mềm nhúng và di động	47	15	15	32%	1413.18
Phát triển phần mềm cho thiết bị di động K69	28	17	17	60,7%	1332.91

Hình 6 và Hình 7 minh họa một ví dụ về việc đánh giá cảm xúc của lớp học. Hầu hết các khuôn mặt đã được phát hiện và đánh dấu bằng các đường viền hình chữ nhật; các biểu cảm của các khuôn mặt được tiền xử lý một cách rõ nét và đã được nhận diện với các nhãn tương ứng. Trong tổng số 48 khuôn mặt, có 4 khuôn mặt được gán nhãn “vui vẻ”, 22 khuôn mặt được gán nhãn “bình thường” và 1 khuôn mặt được gán nhãn “sợ hãi”. Các khuôn mặt chưa được tô viền và đánh nhãn, nguyên nhân là do các hình ảnh khuôn mặt này thiếu đi các chi tiết nét đặc trưng của khuôn mặt cơ bản hoặc do ánh sáng chưa đủ từ các thiết bị ghi hình của sinh viên.

Hình 8 và Hình 9 minh họa thống kê về số lượng cảm xúc và tỷ lệ % cảm xúc nhận diện được tại một lớp học, từ đó chúng ta có thể quan sát tổng thể các cảm xúc một cách trực quan và phán đoán trạng thái cảm xúc của lớp cho phù hợp. Tuy nhiên, cần lưu ý rằng cảm xúc tổng thể của khuôn mặt có thể được đánh giá bằng nhiều phương pháp khác nhau, trong bài nghiên cứu này chúng tôi sử dụng phương pháp tìm ra giá trị lớn nhất của cảm xúc có trong kết quả dự đoán. Ở một số khuôn mặt được đánh dấu là “bình thường” có xác suất cao hơn nhiều so với “vui vẻ”, trong khi ở một số khuôn mặt được đánh nhãn là “vui vẻ” thì xác suất cảm xúc “bình thường” có thể chỉ thấp hơn một chút so với cảm xúc “vui vẻ”. Nhìn chung, kết quả của thí nghiệm này có thể hỗ trợ thuật lợi cho hoạt động của mô hình khi áp dụng vào môi trường thực tế.



Hình 6. Hình ảnh lớp học trực tuyến

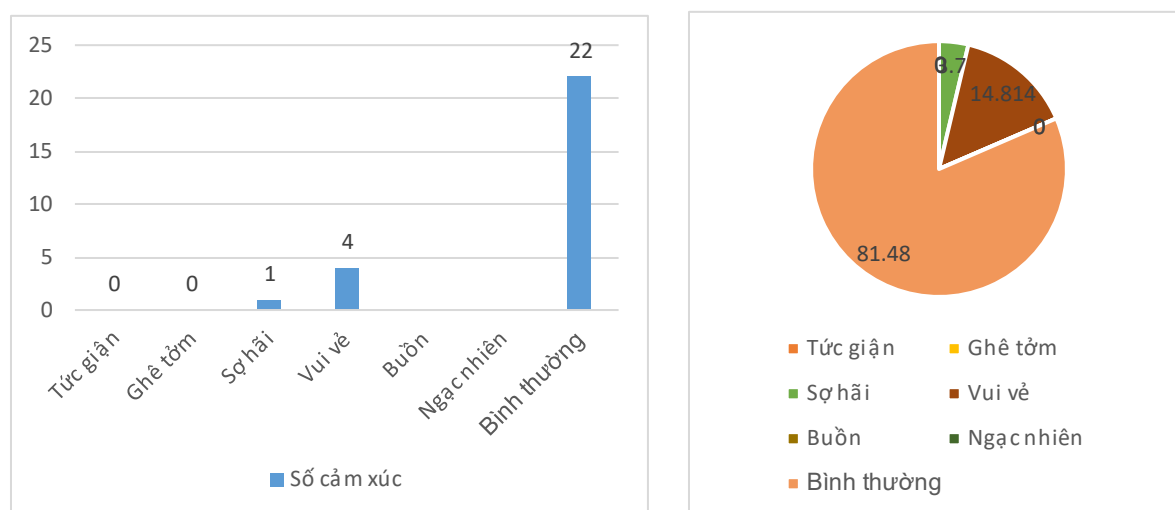


Hình 7. Nhận diện cảm xúc khuôn mặt trong lớp học trực tuyến

4. Kết luận

Trong nghiên cứu này, bằng cách kết hợp các nền tảng lớp học trực tuyến và mô hình học sâu dựa trên kiến trúc của mô hình mạng tích chập CNN, một phương pháp phân tích cảm xúc của sinh viên dựa trên nét mặt đã được giới thiệu. Các kết quả thu được được trình bày dưới dạng biểu đồ một cách trực quan giúp giảng viên, người quản lý giáo dục có thể điều chỉnh phương pháp giảng dạy, kế hoạch giảng dạy sao cho phù hợp và nâng cao hiệu quả của việc giảng dạy trực tuyến. Để đánh giá mô hình đề xuất, chúng tôi đã sử dụng hai bộ cơ sở dữ liệu hình ảnh chuẩn FER 2013 và CK Plus để thực nghiệm. Các kết quả thực nghiệm cho thấy, mức độ nhận diện cảm xúc với độ chính xác 95,9% và 96,3% đối

với hai bộ CSDL lần lượt là FER2013 và CK Plus. Các kết quả thu được cho thấy mức độ tin cậy của mô hình đề xuất là chấp nhận được và hoàn toàn có thể đáp ứng được các ứng dụng thực tế.



Hình 8. Biểu đồ đánh giá cảm xúc

Dựa trên các kết quả thực nghiệm, chúng tôi cũng đã tiến hành áp dụng mô hình vào môi trường thực tế. Một số môn học của Khoa Công nghệ thông tin, trường ĐH Sư phạm Hà nội được sử dụng làm môi trường thu thập và đánh giá. Các hình ảnh được thu thập từ 3 môn của 3 lớp. Tổng số 123 sinh viên tham gia 3 lớp học được thu thập trong đó 59 khuôn mặt chứa đầy đủ các đặc điểm đặc trưng của khuôn mặt nên có thể phát hiện một cách hiệu quả.

Một số kết quả thực nghiệm cũng đã thu được và đã thể hiện được trên các lược đồ tương ứng. Các kết quả thực nghiệm cho thấy một kết quả tiềm năng và thú vị.

Hiện tại, kết quả nhận diện vẫn còn hạn chế và còn nhiều nhược điểm trong quá trình đào tạo mô hình cũng như thuật toán nhận diện khuôn mặt, do chất lượng hình ảnh chụp còn chưa đủ tốt, việc phát hiện hình ảnh khuôn mặt có tỷ lệ chưa cao và thuật toán nhận diện khuôn mặt cũng như nhận diện cảm xúc và đánh nhãn cho khuôn mặt còn có thể cải thiện hơn. Do đó, trong thời gian tới, việc nâng cấp khả năng phát hiện khuôn mặt trong điều kiện hạn chế: độ phân giải thấp, môi trường chụp hạn chế, ảnh bị mờ chữ lên mặt, ... và đào tạo mô hình cũng như cải thiện thuật toán sẽ được chúng tôi tiếp tục nghiên cứu nhằm tăng khả năng ứng dụng thực tế của mô hình đề xuất.

Ngoài ra, với số lượng lớn người tham gia các lớp học trực tuyến lớn, nhưng màn hình học trực tuyến tại mỗi thời điểm là hạn chế, do đó, không thể đảm bảo việc đánh giá được toàn bộ người đang học cùng một lúc. Một số giải pháp cũng đã được đề xuất và sẽ được giới thiệu trong các nghiên cứu tiếp theo.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] C. Darwin and P. Prodger. *The Expression of the Emotions in Man and Animals*. John Murray, 1998.
- [2] Y. Tian, T. Kanade, and J. F. Cohn. *Recognizing action units for facial expression analysis*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 23, no. 2, 2001.
- [3] M. Bani, S. Russo, S. Ardenghi, G. Rampoldi, V. Wickline, S. Nowicki Jr, M. G. Strepparava. *Behind the Mask: Emotion Recognition in Healthcare Students*. Med.Sci.Educ. 2021.
- [4] M. Jeong, B. C. Ko. *Driver's Facial Expression Recognition in Real-Time for Safe Driving*. Department of Computer Engineering, Keimyung University, Daegu 42601, Korea, 4 December 2018.
- [5] P. Ekman and W. V. Friesen. *Constants across cultures in the face and emotion*. Journal of Personality and Social Psychology, vol. 17, no. 2, 124–129, 1971.
- [6] Z. Zeng, M. Pantic, G. I. Roisman, and T. S. Huang. *A survey of affect recognition methods: audio, visual, and spontaneous expressions*. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol. 31, no. 1, pp. 39–58, 2009.

- [7] S. Li and W. Deng. *Deepfacial expression recognition: a survey*. IEEE Transactions on Affective Computing, In press.
- [8] C. Shan, S. Gong, and P. W. McOwan. *Facial expression recognition based on local binary patterns: a comprehensive study*. Image and Vision Computing, vol. 27, no. 6, pp. 803–816, 2009.
- [9] P. Lucey, J. F. Cohn, T. Kanade, J. Saragih, Z. Ambadar, and I. Matthews. *The extended Cohn-Kanade dataset (CK+): a complete dataset for action unit and emotion-specified expression*. In Proceedings of the 2010 IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops, pp. 94–101, San Francisco, CA, USA, July 2010.
- [10] D. Matsumoto. *More evidence for the universality of a contempt expression*. Motivation and Emotion, vol. 16, no. 4, pp. 363–368, 1992.
- [11] R. Zhi, M. Flierl, Q. Ruan, and W. B. Kleijn. *Graph-preserving sparse nonnegative matrix factorization with application to facial expression recognition*. IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics, Part B (Cybernetics), vol. 41, no. 1, pp. 38–52, 2011.
- [12] A. Dhall, R. Goecke, J. Joshi, K. Sikka, and T. Gedeon. *Emotion recognition in the wild challenge 2014: baseline, data and protocol*. In Proceedings of the 16th International Conference on Multimodal Interaction, pp. 461–466, ACM, Istanbul Turkey, November 2014.
- [13] J. Li, K. Jin, D. Zhou, N. Kubota, and Z. Ju. *Attention mechanism-based CNN for facial expression recognition*. Neurocomputing, vol. 411, pp. 340–350, 2020.
- [14] K. Simonyan and A. Zisserman. *Very deep convolutional networks for large-scale image recognition*. 2014, <https://arxiv.org/abs/1409.1556>.
- [15] C. Szegedy, W. Liu, Y. Jia et al. *Going deeper with convolutions*. in Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 1–9, Boston, MA, USA, June 2015.
- [16] A. Jahandad, S. M. Sam, K. Kamardin, N. N. Amir Sjarif, and N. Mohamed. *Offline signature verification using deep learning convolutional neural network (CNN) architectures GoogLeNet inception-v1 and inception-v3*. Procedia Computer Science, vol. 161, pp. 475–483, 2019.
- [17] K. He, X. Zhang, S. Ren, and J. Sun. *Deep residual learning for image recognition*. In Proceedings of the IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 770–778, Las Vegas, NV, USA, June 2016.
- [18] I. Allen and J. Seaman. *Digital compass learning: distance education enrollment report 2017*. Babson Survey Research Group, Babson Park, MA, USA, 2017.
- [19] E. Dolan, E. Hancock, and A. Wareing. *An evaluation of online learning to teach practical competencies in undergraduate health science students*. The Internet and Higher Education, vol. 24, pp. 21–25, 2015.
- [20] A.B.Shetty , Bhoomika , Deeksha , J.Rebeiro , Ramyashree. *Facial Recognition using Haar Cascade and LBP Classifiers*. Journal Pre-proof, 28 July 2021.
- [21] P. Ekman and W. V. Friesen. *A new pan cultural facial expression of emotion*. Motivation and Emotion, vol. 10, no. 2, pp. 159–168, 1986.
- [22] C. M. Kuo, S. H. Lai, and M. Sarkis. *A compact deep learning model for robust facial expression recognition*. in Proceedings of the IEEE/CVF Conference on Computer Vision and Pattern Recognition Workshops.

