

NHẬN DIỆN BIỂU CẢM KHUÔN MẶT BẰNG MÁY HỌC LƯỢNG TỬ

Trương Văn Minh, Đặng Thị Khánh Linh, Nguyễn Nhật Uyên,
Nguyễn Minh Chiến*, Dung Văn Lữ

Khoa Vật lý, Trường Đại học Sư phạm, Đại học Đà Nẵng

*Email: chien19022003@gmail.com

Ngày nhận bài: 5/10/2024; ngày hoàn thành phản biện: 19/10/2024; ngày duyệt đăng: 01/11/2024

TÓM TẮT

Nhận diện biểu cảm khuôn mặt là vấn đề giao tiếp giữa người và máy tính và có rất nhiều ứng dụng trong cuộc sống ngày nay. Do sự tương đồng giữa các biểu cảm khuôn mặt, việc trích xuất các đặc trưng để nhận diện gặp nhiều thách thức. Trong bài báo này, chúng tôi sử dụng một nền tảng phần mềm làm việc với máy tính lượng tử (Qiskit) để nghiên cứu về nhận diện biểu cảm khuôn mặt bằng máy học lượng tử. Chúng tôi triển khai bộ phân loại lượng tử có giám sát và xây dựng mạch lượng tử để nhận diện hai biểu cảm khuôn mặt "HAPPY" và "SAD" trên máy tính lượng tử. Các đặc trưng được ánh xạ thành biên độ của trạng thái lượng tử tạo thành đầu vào cho mạch lượng tử phân loại hình ảnh. Kết quả cho thấy rằng việc nhận diện biểu cảm khuôn mặt dựa máy học lượng tử sẽ chính xác và hiệu quả hơn.

Từ khóa: Biểu cảm khuôn mặt; thuật toán lượng tử; mạch lượng tử; máy tính lượng tử; máy học lượng tử.

1. MỞ ĐẦU

Cảm xúc của mỗi người có thể được bộc lộ ra bên ngoài qua nhiều phương thức: hành động, cử chỉ, lời nói và đặc biệt là biểu cảm trên khuôn mặt. Nó truyền tải phần lớn thông tin cần biểu đạt và thể hiện những cảm xúc nội tại rõ nhất khi giao tiếp phi ngôn ngữ. Hiện nay, công cuộc nhận diện biểu cảm khuôn mặt (FER) là một trong các vấn đề hết sức thú vị và đầy thách thức nhất [1]. Đây là một lĩnh vực nổi bật trong giao tiếp giữa người và máy tính, nó đóng vai trò quan trọng trong thời đại mà trí tuệ nhân tạo đang phát triển vô cùng mạnh mẽ [2]. FER được ứng dụng trong nhiều lĩnh vực khác nhau, như truyền thông tin tín hiệu cảm xúc con người [3], trợ lý ảo để hỗ trợ công việc [4], nhận diện nét mặt trong Robot an ninh [5], chăm sóc sức khỏe [6, 7], giáo dục [8]... Nhờ đó, nó đã nhận được đông đảo sự quan tâm không những của những người nghiên cứu công nghệ thông tin mà còn các nhà khoa học ở các lĩnh vực liên quan khác.

Trong suốt hai thập kỉ qua, đã có nhiều phương pháp xử lí trong FER như vùng quan tâm (ROI), bộ lọc Gabor (GF) hoặc máy vectơ hỗ trợ (SVM)... [1], cùng với các thuật toán cổ điển như mạng thần kinh tích chập [9], hay dựa vào tính năng chuyển động của khuôn mặt [10]. Tuy nhiên, tốc độ xử lí của các công nghệ trên vẫn chưa thể đáp ứng được nhu cầu khi dữ liệu lớn, hoặc những hình ảnh có tính động, mờ, nghiêng góc, đa chiều...

Trong khi đó, máy tính lượng tử (MTLT) là một công cụ đầy tiềm năng và mới mẻ đối với các ngành khoa học, đã và đang được khai thác để trở thành một thiết bị tiên tiến vượt trội và tối ưu nhất [11]. MTLT hoạt động trên các tính chất cơ học lượng tử như “nguyên lí chồng chất” và “vướng víu lượng tử”. Đơn vị thông tin trong MTLT là bit lượng tử (qubit) được biểu diễn bởi hai trạng thái lượng tử $|1\rangle$ và $|0\rangle$. Trạng thái của một qubit được biểu diễn nhờ tính chồng chất lượng tử: $\psi = a|1\rangle + b|0\rangle$, trong đó các biên độ lượng tử a và b là các số phức tùy ý thỏa mãn điều kiện chuẩn hóa $|a|^2 + |b|^2 = 1$, đồng thời $|a|^2$ và $|b|^2$ cho ta xác suất để ψ ở trạng thái tương ứng $|1\rangle$ và $|0\rangle$. Việc kết hợp tính chất lượng tử vào máy học sẽ làm tăng tốc độ xử lí và hiệu quả khi dữ liệu lớn, đó là một phần của máy học lượng tử [12]. Chính vì thế, MTLT có những lợi thế xử lí thông tin với tốc độ nhanh đáng kể và có tiềm năng phát triển so với các công cụ cổ điển [13, 14].

Một số nghiên cứu đã ứng dụng MTLT để nhận diện thành công biểu cảm “vui” và “buồn” trên khuôn mặt ở nhiều tư thế và nhiều góc độ hơn [15, 16]. Tuy nhiên, các nghiên cứu này chưa có sự đối sánh giữa việc thực hiện FER bằng thuật toán cổ điển và MTLT.

Trong bài báo này, chúng tôi phân tích, tính toán và sử dụng thuật toán lượng tử chạy trên nền tảng Qiskit của MTLT – IBM [17] để nhận diện hai biểu cảm phổ biến là “Happy” và “sad”. Đồng thời, chúng tôi so sánh với kết quả thu được từ thuật toán cổ điển để làm nổi bật ưu thế của MTLT. Các kết quả thu được có thể góp phần phát triển các thuật toán lượng tử FER hiệu quả hơn, cũng như có thể giúp hiểu rõ hơn về cách thức hoạt động của các thuật toán lượng tử và các mạch lượng tử nhằm góp phần thúc đẩy sự phát triển ứng dụng lượng tử mới với phạm vi lớn hơn và đa dạng hơn.

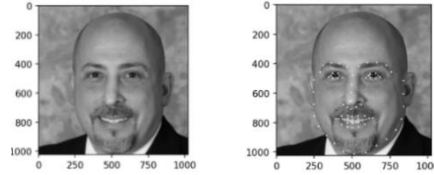
Nội dung tiếp theo được bố trí theo cấu trúc như sau. Ở với phần 2, chúng tôi đề xuất phương pháp thực hiện. Nhận diện hai biểu cảm các theo phương pháp cổ điển lần trên máy tính lượng tử từ ứng dụng Qiskit được báo cáo ở phần 3.

2. PHƯƠNG PHÁP NGHIÊN CỨU

Trên trình chạy Qiskit chúng tôi tạo một folder “*datasets*” làm tập dữ liệu, trong đó có hai folder con là “*NDKM*” đã gắn nhãn cảm xúc dùng để làm tập huấn luyện và “*TEST*” để làm dữ liệu đầu vào phân loại biểu cảm. Folder “*NDKM*” chứa hai folder con

“happy”, “sad”, với 50 hình ảnh kích thước 1024x1024 cho hai biểu cảm từ siêu dữ liệu hình ảnh FFHQ [18], sau đó chúng tôi tiến hành xây dựng các file điểm mốc tương ứng cho mỗi hình ảnh, tương tự như vậy chúng tôi tìm kiếm 15 hình ảnh cho mỗi biểu cảm và xây dựng các file điểm mốc tương ứng cho hai biểu cảm “Happy”, “Sad”. Đối với folder “TEST” cũng được tạo hai folder con “happy”, “sad” với số lượng 15 ảnh, 15 file điểm mốc tương ứng cho mỗi biểu cảm. Như vậy chúng tôi đã xây dựng được tập dữ liệu huấn luyện “NDKM” với 80 hình ảnh, 80 file điểm mốc và tập thử phân loại biểu cảm “TEST” với 46 hình ảnh, 46 file điểm mốc. Hình 1 mô tả ví dụ mỗi biểu cảm được đại diện bằng một tập hợp các ảnh kích thước 1024x1024 và các file có 68 điểm mốc.

Chúng tôi lựa chọn một tập hợp con của dữ liệu hình ảnh và gắn nhãn cho từng mục trong tập hợp con này, sau đó, mã hóa các phiên bản được gắn nhãn và một phiên bản thử không được gắn nhãn thành các trạng thái lượng tử. Các trạng thái này sau đó được sử dụng làm đầu vào cho mạch lượng tử để dự đoán nhãn của các mục thử nghiệm.



Hình 1. Biểu cảm “Happy” với 68 điểm mốc

Nhiệm vụ được chia thành các giai đoạn cụ thể để thực hiện quá trình này:

Bước 1: Tiền xử lý hình ảnh: đánh dấu và trích xuất vị trí của 68 điểm mốc này.

Bước 2: Trích xuất đặc trưng từ các điểm mốc: tạo ra một danh sách các tính năng bằng cách tính khoảng cách giữa hai điểm bất kỳ trong tập hợp các điểm mốc.

Bước 3: Phân loại: xác định liệu mảng các đặc điểm trích xuất từ hình ảnh có liên quan đến trạng thái biểu cảm nào bằng mô hình mạch lượng tử.

3. KẾT QUẢ NGHIÊN CỨU VÀ BÌNH LUẬN

3.1. Trình phân loại cổ điển

Mục đích của quá trình này là phân loại dữ liệu đầu vào được biểu thị bằng G_{test} sẽ có nhãn gần với nhãn biểu cảm “HAPPY” biểu thị bởi G_{happy} hay gần hơn với nhãn biểu cảm “SAD” biểu thị bởi G_{sad} dựa trên hàm đo khoảng cách Euclide của chúng. Hàm đo khoảng cách Euclide [15] là một hàm được sử dụng để tính khoảng cách giữa hai điểm hoặc hai tập hợp điểm trong không gian Euclide, trong nguyên cứu này chúng tôi sử dụng hàm Euclide để so sánh các đặc trưng khuôn mặt được trích xuất từ hai hình ảnh [17]:

```

Def classical_distance(G_happy, G_sad, G_test, tol=0.00001):
    distance_happy = np.linalg.norm(G_happy-G_test)
    distance_sad = np.linalg.norm(G_sad - G_test)
    difference = distance_happy - distance_sad

    the_difference = 0 if np.abs(difference) <= tol else
difference

    return difference, ["EQUAL", "SAD",
"HAPPY"] [int(np.sign(the_difference))]

```

Chúng tôi cũng tạo ngưỡng dung sai $tol=0,00001$ để xử lý lỗi và nhiễu, đồng thời đặt $difference$ thành 0 nếu giá trị tuyệt đối của nó nhỏ hơn hoặc bằng tol . Để thuận tiện hơn trong việc gán nhãn chúng tôi sử dụng hàm $np.sign(the_difference)$ để xác định dấu của $the_difference$, như vậy nếu $sign(difference) = 0$ sẽ được gán nhãn “EQUAL”, có nghĩa là khoảng cách G_test đến hai đại diện $G_surprised$ và G_tired là bằng nhau; tương tự chúng tôi có $sign(difference) = 1$ sẽ được gán nhãn “Happy” và $sign(difference) = -1$ sẽ được gán nhãn “Sad”.

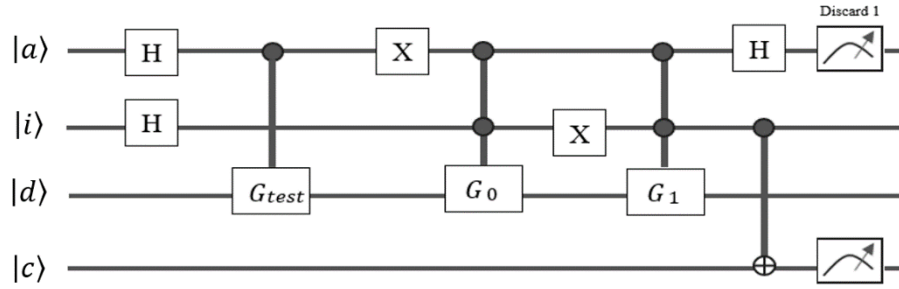
Kết quả phân loại đúng với 43/50 nhãn, tương ứng xác suất 86% (Hình 2). Ưu điểm của trình phân loại này là đơn giản chỉ sử dụng các công thức thuật toán cổ điển, dễ hiểu và dễ dàng mở rộng. Tuy nhiên trình phân loại này do bị ảnh hưởng nhiều bởi các đại diện nhãn, do đặc trưng vùng miệng chưa đầy đủ để kết luận biểu cảm, như vùng miệng của biểu cảm này được mở rộng trở nên khá tương đồng với biểu cảm khác làm cho trình phân loại một số nhãn chưa đúng.



Hình 2. Kết quả phân loại đúng xuất màn hình khi chạy thuật toán cổ điển.

3.2. Trình phân loại lượng tử

Mạch lượng tử được tạo với dữ liệu đầu vào G_{test} và hai đại diện G_0 và G_1 biểu diễn cho hai biểu cảm “Happy” và “Sad”. Đầu vào của mạch bao gồm bốn thanh ghi như thể hiện ở Hình 3: Thanh ghi qubit đơn đầu tiên $|a\rangle$ được gọi là thanh ghi phụ; Thanh ghi thứ hai $|i\rangle$ là thanh ghi chỉ mục; Thanh ghi thứ ba $|d\rangle$ là thanh ghi dữ liệu; Thanh ghi thứ tư $|c\rangle$ là thanh ghi lớp [17,19].



Hình 3. Mạch lượng tử hai biểu cảm “Happy” và “Sad”

Mạch bắt đầu ở trạng thái: $|0\rangle_a|0\rangle_i|0\rangle_d|0\rangle_c$

1. Cổng Hadamard tạo trạng thái chồng chất đều:

$$\frac{1}{2}(|0\rangle + |1\rangle)_a(|0\rangle + |1\rangle)_i|0\rangle_d|0\rangle_c$$

2. Sau khi khởi tạo có kiểm soát phiên bản thử nghiệm, trạng thái là:

$$\frac{1}{2}|0\rangle_a(|0\rangle + |1\rangle)_i|0\rangle_d|0\rangle_c + \frac{1}{2}|1\rangle_a(|0\rangle + |1\rangle)_i|G_{test}\rangle_d|0\rangle_c;$$

3. Trạng thái sau thao tác X trên qubit phụ là:

$$\frac{1}{2}|0\rangle_a(|0\rangle + |1\rangle)_i|G_{test}\rangle_d|0\rangle_c + \frac{1}{2}|1\rangle_a(|0\rangle + |1\rangle)_i|0\rangle_d|0\rangle_c;$$

Dữ liệu G_{test} hiện được vương vùi thanh ghi phụ $|0\rangle$ và điều này sẽ cho phép chúng tôi can thiệp vào dữ liệu.

4. Sau khi khởi tạo kiểm soát kép của đại diện đầu tiên:

$$\frac{1}{2}|0\rangle_a(|0\rangle + |1\rangle)_i|G_{test}\rangle_d|0\rangle_c + \frac{1}{2}|1\rangle_a|0\rangle_i|0\rangle_d|0\rangle_c + \frac{1}{2}|1\rangle_a|1\rangle_i|G_0\rangle_d|0\rangle_c;$$

5. Trạng thái sau thao tác X trên thanh ghi chỉ mục:

$$\frac{1}{2}|0\rangle_a(|0\rangle + |1\rangle)_i|G_{test}\rangle_d|0\rangle_c + \frac{1}{2}|1\rangle_a|0\rangle_i|G_0\rangle_d|0\rangle_c + \frac{1}{2}|1\rangle_a|1\rangle_i|0\rangle_d|0\rangle_c;$$

Dữ liệu G_0 hiện được vương vùi vào thanh ghi phụ $|1\rangle$ và chỉ mục $|0\rangle$;

6. Sau khi khởi tạo điều khiển kép của đại diện thứ hai, trạng thái là:

$$\frac{1}{2}|0\rangle_a(|0\rangle + |1\rangle)_i|G_{test}\rangle_d|0\rangle_c + \frac{1}{2}|1\rangle_a|0\rangle_i|G_0\rangle_d|0\rangle_c + \frac{1}{2}|1\rangle_a|1\rangle_i|G_1\rangle_d|0\rangle_c;$$

Dữ liệu G_1 bây giờ được vương vùi vào thanh ghi phụ $|1\rangle$ và chỉ mục $|1\rangle$;

7. Sau khi thực hiện cổng điều khiển CNOT thành ghi chỉ mục với thanh ghi lớp, trạng thái là:

$$\frac{1}{2}|0\rangle_a|0\rangle_i|G_{\text{test}}\rangle_d|0\rangle_c + \frac{1}{2}|0\rangle_a|1\rangle_i|G_{\text{test}}\rangle_d|1\rangle_c + \frac{1}{2}|1\rangle_a|0\rangle_i|G_0\rangle_d|0\rangle_c + \frac{1}{2}|1\rangle_a|1\rangle_i|G_1\rangle_d|1\rangle_c;$$

Để trực quan hóa, chúng tôi đặt $|0\rangle_c$ là $|y_0\rangle_c$ và $|1\rangle_c$ là $|y_1\rangle_c$:

$$\begin{aligned} & \frac{1}{2}|0\rangle_a|0\rangle_i|G_{\text{test}}\rangle_d|y_0\rangle_c + \frac{1}{2}|0\rangle_a|1\rangle_i|G_{\text{test}}\rangle_d|y_1\rangle_c + \frac{1}{2}|1\rangle_a|0\rangle_i|G_0\rangle_d|y_0\rangle_c \\ & + \frac{1}{2}|1\rangle_a|1\rangle_i|G_1\rangle_d|y_1\rangle_c; \end{aligned}$$

Được sắp xếp lại thành phương trình sau:

$$\frac{1}{2} \sum_{k \in \{0,1\}} (|0\rangle_a|G_{\text{test}}\rangle_d + |1\rangle_a|G_k\rangle_d)|k\rangle_i|y_k\rangle_c;$$

Chỉ số thanh ghi chỉ mục $|0\rangle$ này với lớp y_0 và chỉ mục $|1\rangle$ với lớp y_1 ;

8. Sau cổng Hadamard cuối cùng, trạng thái là:

$$\frac{1}{2\sqrt{2}} \sum_{k \in \{0,1\}} (|0\rangle_a(|G_{\text{test}}\rangle + |G_k\rangle)_d + |1\rangle_a(|G_{\text{test}}\rangle - |G_k\rangle)_d)|k\rangle_i|y_k\rangle_c;$$

Hoạt động này can thiệp vào dữ liệu G_{test} với G_0 và G_1 cho phép tính toán khoảng cách. Dựa trên mạch lượng tử đã xây dựng ở trên, chúng tôi triển khai xây dựng mạch lượng tử trên trình Qiskit chạy MTLT-IBM như sau:

```
def quantum_distance(G_happy, G_sad, G_test, tol=0.00001,
backend=None):
```

```
    SHOTS = 10000
```

```
    qc = quantum_distance_circuit(G_happy, G_sad, G_test)
```

```
    .....
```

```
    keep_auxiliary_zero = False
```

```
    if keep_auxiliary_zero:
```

```
        distance_happy = counts['1 0']
```

```
        distance_sad    = counts['0 0']
```

```
    else:
```

```
        distance_happy = counts['0 1']
```

```
        distance_sad    = counts['1 1']
```

```
    difference = (distance_happy - distance_sad)/SHOTS
```

```

the_difference = 0 if np.abs(difference) <= tol else
difference

return difference, ["EQUAL", "SAD",
"HAPPY"][int(np.sign(the_difference))]

```

Bằng cách ước tính xác suất của kết quả trên thanh ghi lớp $y_0 = 0$ hoặc $y_1 = 1$ chúng tôi có thể ước tính khoảng cách giữa $\mathbf{G}_{test}$, $\mathbf{G}_0$ liên quan đến khoảng cách giữa $\mathbf{G}_{test}$, $\mathbf{G}_0$. Do đó:

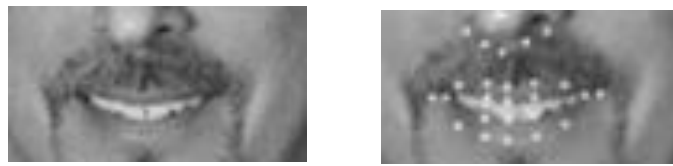
$$y_{test} = \begin{cases} y_0, & > 0.5 \\ y_1, & < 0.5 \\ equals, & = 0.5 \end{cases}$$

Để giảm thiểu sai sót do tính chất xác suất của tính toán, chúng tôi có thể đưa ra một sai số ϵ nhỏ xung quanh ranh giới giữa hai khoảng cách:

$$y_{test} = \begin{cases} y_0, & > 0.5 + \epsilon \\ y_1, & < 0.5 - \epsilon \\ equals, & otherwise \end{cases}$$

Dễ dàng thấy rằng, sau khi dữ liệu được tải, phần mạch tính toán khoảng cách có số lượng thao tác không đổi, và do đó độ phức tạp của nó là $O(1)$, trong khi bất kì thuật toán cổ điển nào cũng cần $O(n)$ các bước, trong đó n là số lượng thành phần của vector.

Để đơn giản, chúng tôi chỉ xét tập con các điểm mốc đặc trưng của các mặt. Điều này cho phép chúng tôi giảm lượng thông tin được mã hóa trong mạch lượng tử. Cụ thể, có thể xem xét những điểm liên quan đến miệng với giả định rằng vùng miệng mở rộng có liên quan đến cảm xúc ngạc nhiên và vùng miệng hẹp có liên quan đến cảm xúc mệt mỏi. Ví dụ các điểm mốc vùng miệng ở Hình 4.



Hình 4. Điểm mốc vùng miệng đặc trưng cho biểu cảm

Vì lí do này, chúng tôi xác định hàm *pick_mouth_points* tạo ngẫu nhiên một tập hợp con gồm n đỉnh trong phạm vi điểm mốc từ vị trí điểm thứ 48-68 mà không lặp lại.

```

def pick_mouth_points(n_points):
    MOUTH_START, MOUTH_END = 48, 68

    return np.sort(np.random.choice(range(MOUTH_START, MOUTH_END),
n_points, replace=False))

```

Cuối cùng, chúng tôi triển khai phân loại và in kết quả ra màn hình:

```
def visualize_imageess(face):
    imageess = pltimg.imread(face["image"])
    plt.figure(figsize=(2, 1), dpi=150)
    plt.imshow(imageess)
    plt.show()
    n_points = 20
    is_complete_graph = True
    is_quantum = True
    CLASSIFICATION_PER_ITEM = 15
    correct, wrong = 0, 0
    for test_instance in testing_set:
        happy_instance = random.choice(happy_training_set)
        sad_instance = random.choice(sad_training_set)
        label = faces_classifier(happy_instance, sad_instance, test_instance,
                                is_quantum=is_quantum,
                                is_complete_graph=is_complete_graph, n_points=n_points)
        if label == test_instance["label"]:
            correct += 1
            print(f"Phân loại: {test_instance['label']}")
            print(f"\nNhãn: {test_instance['label']}", end="")
        else:
            wrong += 1
            print(f"Phân loại: {label}", end="")
            print(f"\nNhãn: {test_instance['label']}", end="")
        visualize_imageess(test_instance)
    print(f"\n Đã phân loại đúng {correct} khuôn mặt và phân loại sai {wrong} khuôn mặt")
```

Kết quả thực hiện trình phân loại lượng tử thể hiện ở Hình 5 với tỉ lệ đúng 49/50 chiếm 98% (tăng 12/% so với cổ điển) cho thấy trình phân loại lượng tử chính xác hơn nhiều so với trình phân loại cổ điển, hạn chế một số vấn đề nhiễu và không bị ảnh hưởng

nhiều bởi các đại diện nhân được chọn. Ưu điểm của trình phân loại lượng tử là có thể hoạt động phân loại cùng lúc nhiều nhân nhờ tính chồng chất và vướng víu lượng tử.



Hình 5. Kết quả phân loại (ĐÚNG) xuất ra màn hình khi chạy thuật toán lượng tử.

4. KẾT LUẬN

Trong bài báo này chúng tôi đã xây dựng được một tập dữ liệu bao gồm các hình ảnh, file giá trị điểm mốc của hai biểu cảm “Happy” và “Sad. Chúng tôi tính toán và đề xuất phương pháp FER dựa trên công cụ tính toán lượng tử bằng cách sử dụng các đặc điểm trên khuôn mặt để mã hóa thành đám mây điểm mốc từ đó xây dựng đồ thị và mã hóa sang dạng ma trận. Chúng tôi đã triển khai thành công đối với trình phân loại lượng tử hai biểu cảm với độ chính xác khoảng 98% và cao hơn trình phân loại cổ điển, điều này cho thấy phương pháp lượng tử hoạt động thực sự hiệu quả và vượt trội so với các phương pháp cổ điển. Nếu MTLT có số qubit đủ dùng, thì phương pháp nhận diện biểu cảm khuôn mặt lượng tử có thể trở thành một công cụ mạnh mẽ cho các ứng dụng thực tế, góp phần xây dựng các phương pháp trong công cuộc phát triển nghiên cứu về hành vi, biểu cảm con người.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

- [1] I. Revina and W. R. S. Emmanuel (2021). A survey on human face expression recognition techniques, *Journal of King Saud University - Computer and Information Sciences*, vol. 33, no. 6, pp. 619-628.
- [2] G. Zhao, Y. Li, and Q. Xu (2022). From emotion AI to cognitive AI, *IJ Network Dynamics and Intelligence*, vol. 1, no. 1, pp. 65-72.
- [3] Y. Yoshitomi (2021). Human-computer communication using recognition and synthesis of facial expression, *J. Robotics Netw. Artif. Life*, vol. 8, no. 1, pp. 10-13.
- [4] H. S. Cha, S. J. Choi, and C. H. Im (2020). Real-time recognition of facial expressions using facial electromyograms recorded around the eyes for social virtual reality applications, *IEEE Access*, vol. 8, pp. 62065-62075.

- [5] Z. Han and T. Li (2020). Research on sound source localization and realtime facial expression recognition for security robot, in *2020 International Conference on Computer Science and Communication Technology*, Hangzhou, China, pp. 1-7.
- [6] M. C. N. Dourado, B. T. M. M. Fadel, J. P. S. Neto, G. Alves, and C. Alves (2019). Facial expression recognition patterns in mild and moderate Alzheimer's disease, *Journal of Alzheimer's Disease*, vol. 69, no. 2, pp. 539-549.
- [7] A. Oe and Y. Murata (2019). Quantitative analysis of facial-expression training application for medical doctors, in *The Eleventh International Conference on eHealth, Telemedicine, and Social Medicine*, Iwate, Japan, pp. 1-6.
- [8] B. Fang, X. Li, G. Han, and J. He (2023). Facial expression recognition in educational research from the perspective of machine learning: a systematic review, *IEEE Access*, 11, 112060-74.
- [9] S. M. S. Abdullah and A. M. Abdulazeez (2021). Facial expression recognition based on deep learning convolution neural network: a review, *Journal of Soft Computing and Data Mining*, vol. 2, no. 1, pp. 53-65.
- [10] L. Zhang and D. Tjondronegoro (2010). Facial expression recognition using facial movement features, *IEEE Transactions on Affective Computing*, vol. 2, no. 4, pp. 219-229.
- [11] S. T. Marella and H. S. K. Parisa (2022). "Introduction to Quantum Computing", *Quantum Computing and Communications*.
- [12] A. Melnikov, M. Kordzanganeh, A. Alodjants, and R. Lee (2023). Quantum machine learning: from physics to software engineering, *Advances in Physics: X*, vol. 8, no. 1, pp. 1-50.
- [13] A. Daley et al. (2022). Practical quantum advantage in quantum simulation, *Nature*, vol. 607, no. 7920, pp. 667-676.
- [14] V. Hrytsyk, O. Babii, M. Nazarkevych, V. Chubaievsiy, and V. Astapenya (2023). Prospects and applications of quantum technologies, *Cybersecurity Providing in Information and Telecommunication Systems*, 3550, pp. 191-199.
- [15] R. Mengoni, M. Incudini, and A. Pierro (2021). Facial expression recognition a quantum computer, *Quantum Mach. Intell.*, vol. 3, no. 8.
- [16] Y. Kumar, S. K. Verma, and S. Sharma (2022). Multi-pose facial expression recognition using hybrid deep learning model with improved variant of gravitational search algorithm, *The Int. Arab J. of Information Technology*, vol. 19, no. 2, pp. 281-287.
- [17] Qiskit (2024). "Quantum facial expression recognition", *qithub.com*, Website: [textbook/notebooks/ch-applications at main-Qiskit/textbook-GitHub](https://textbook.notebooks.ch-applications-at-main-Qiskit/textbook-GitHub). Accessed 30/05/2024.
- [18] T. Karras et al. (2021). Alias-free generative adversarial networks, *Advances in neural information processing systems*, vol. 34, pp 852-863.
- [19] M. Schuld, M. Fingerhuth, and F. Petruccione (2017) Implementing a distance-based classifier with a quantum interference circuit, *Europhysics Letters*, vol. 119, no. 6, pp. 1-10.

FACIAL EXPRESSION RECOGNITION VIA QUANTUM MACHINE LEARNING

Truong Van Minh, Dang Thi Khanh Linh, Nguyen Nhat Uyen,
Nguyen Minh Chien*, Dung Van Lu

Faculty of Physics, University of Sciences and Education, Da Nang University

*Email: chien19022003@gmail.com

ABSTRACT

Facial expression recognition is a key challenge in human-computer interaction with numerous applications in modern life. . To accurately identify a range of expressions, it is essential to extract distinct features that correspond to specific emotions. In this paper, employ Qiskit, a quantum-compatible software platform to study facial expression recognition through quantum computers. We implement a supervised electronic quality classifier and develop an electronic circuit to identify two facial expressions "HAPPY" and "SAD" on the quality computer. Input features are mapped to quantum states. The results indicate that Facial expression recognition based on quantum machine learning will be more accurate and efficient.

Keywords: Facial expression, quantum algorithm, quantum circuits, quantum computers, quantum machine learning.



Trương Văn Minh sinh ngày 25/01/2003 tại Đà Nẵng. Anh hiện đang là sinh viên khoa Vật lý tại Trường Đại học Sư phạm, ĐH Đà Nẵng.

Lĩnh vực nghiên cứu: Vật lý lý thuyết và vật lý toán.



Đặng Thị Khánh Linh sinh ngày 08/10/2003 tại Đà Nẵng. Cô hiện đang là sinh viên khoa Vật lý tại Trường Đại học Sư phạm, ĐH Đà Nẵng.

Lĩnh vực nghiên cứu: Vật lý lý thuyết và vật lý toán.



Nguyễn Thị Nhật Uyên sinh ngày 28/10/2003 tại thành phố Hội An. Cô hiện đang là sinh viên khoa Vật lý, trường Đại học Sư phạm, Đại học Đà Nẵng.

Lĩnh vực nghiên cứu: Vật lý lý thuyết và vật lý toán.



Nguyễn Minh Chiến sinh ngày 19/02/2003 tại thành phố Bà Rịa. Anh hiện đang là sinh viên khoa Vật lý, Trường Đại học Sư phạm, Đại học Đà Nẵng.

Lĩnh vực nghiên cứu: Vật lý lý thuyết và vật lý toán.



Đặng Văn Lữ sinh ngày 28/12/1986 tại Thừa Thiên Huế. Ông tốt nghiệp cử nhân và thạc sĩ chuyên ngành Vật lý lý thuyết năm 2010 tại Trường Đại học Quốc gia Belarus. Hiện nay, ông công tác tại Khoa Vật lý, Trường Đại học Sư phạm – Đại học Đà Nẵng.

Lĩnh vực nghiên cứu: Tính toán lượng tử, khoa học vật liệu.