

MỤC LỤC

1. Lí do chọn đề tài	2
2. Mục tiêu nghiên cứu	3
3. Quá trình nghiên cứu	3
3.1. Tìm hiểu tổng quan:	3
3.1.1. Thị giác máy tính:.....	3
3.1.2. Nhận diện gương mặt	4
3.1.3. Nhận dạng cảm xúc	4
3.1.4. Kết hợp nhận diện khuôn mặt và phân tích cảm xúc:	5
3.2. Đo thời gian khách hàng đứng trước một sản phẩm	5
3.3. Phân tích dữ liệu để gợi ý sản phẩm bằng Machine learning:.....	6
3.3.1 Gợi ý dựa trên đặc trưng của sản phẩm:.....	6
3.3.2 Gợi ý dựa trên sự tương đồng giữa các khách hàng:	8
3.4. Độ chính xác của hệ thống phân tích cảm xúc	9
3.5. Thu thập và sử dụng dữ liệu	10
3.6. Giao diện của hệ thống	10
4. Mô tả tổng quan.....	11
4.1. Phần cứng.....	11
4.2. Phần mềm	11
5. Tính năng chính	11
5.1. Gợi ý những sản phẩm được đánh giá là phù hợp với khách hàng.....	11
5.2. Liệt kê những mặt hàng có các đặc điểm đặc thù tương tự.....	12
5.3 Sử dụng sản phẩm thực tế.....	12
5.3.1. Bố trí sản phẩm	12
5.3.2. Thao tác sử dụng	12
6. Một số hình ảnh thực tế.....	13
7. Kết luận	14
7.1. Ưu, nhược điểm.....	14
7.2. Hướng phát triển	14
8. Tài liệu tham khảo	15

1. LÝ DO CHỌN ĐỀ TÀI

Hiện nay, kinh doanh và buôn bán sản phẩm theo gian hàng (online) và qua mạng xã hội (offline) là những hình thức lao động phổ biến trên toàn cầu. Tuy nhiên, cả hai hình thức đều có những điểm lợi và bất cập riêng.

Kinh doanh offline:

- Ưu điểm:

- + Khách hàng được trực tiếp trải nghiệm sản phẩm trước khi quyết định chi trả.
- + Thể hiện được sự đặc trưng của cửa hàng, mang lại trải nghiệm mua sắm.
- + Nhân viên được trực tiếp tương tác với khách hàng, dễ dàng thoả thuận giá cả hợp lý.

- Hạn chế:

- + Chi phí duy trì mặt bằng cao.
- + Khách hàng chỉ có thể đến cửa hàng vào những khung giờ cố định.
- + Với khách hàng chỉ muốn mua sắm nhanh theo chủ đề đã quan tâm, sẽ tốn thời gian tham quan cả cửa hàng chỉ để tìm ra sản phẩm vừa ý.
- + Vị trí địa lý và hình thức cửa hàng tác động nhiều đến số lượng và sự quan tâm của khách hàng.
- + Không đủ không gian trưng bày, dẫn đến một số sản phẩm tiềm năng không có cơ hội tiếp cận khách hàng.
- + Từng khu vực có sở thích về thời trang khác nhau, nên không thể áp dụng các sản phẩm phổ biến diện rộng lên từng khu vực có cá tính riêng.

Kinh doanh online:

- Ưu điểm:

- + Tiết kiệm tối đa chi phí thuê mặt bằng, chủ động trong thời gian buôn bán.
- + Thể hiện được tất cả sản phẩm trong kho (kể cả cũ nhất và mới nhất).
- + Khách hàng được thoải mái tham khảo giá và kiểu dáng phù hợp với phong cách của bản thân.
- + Nhanh chóng tìm được sản phẩm ưng ý nếu đã quan tâm sẵn đến một chủ đề nhất định.
- + Được tham khảo, nhận xét và đánh giá chất lượng cửa hàng sau khi mua sắm.

- Hạn chế:

- + Khách hàng không được trực tiếp thăm định sản phẩm, dẫn đến nhiều tình huống ngoài ý muốn (lừa đảo, sản phẩm không phù hợp với bản thân...).
- + Khách hàng phải chờ đợi lâu từ lúc quyết định mua hàng cho đến khi được nhận sản phẩm vì quá trình vận chuyển.
- + Phải chi trả thêm khoản phí vận chuyển (nhiều trường hợp sẽ hơi đắt so với giá trị thực tế của món hàng).

Cảm xúc của một khách hàng khi đứng trước một sản phẩm đưa ra đánh giá khách quan của 1 khách hàng lên một sản phẩm nào đó. Từ việc này, nhóm tác giả muốn ghi lại cảm xúc của khách hàng như một đánh giá về một sản phẩm nhằm giúp cho việc buôn bán của các chủ cửa hàng bằng sự hỗ trợ của thị giác máy tính và hệ thống máy học.

2. MỤC TIÊU NGHIÊN CỨU

Dựa trên hành vi mua hàng trước đây, các trang web sử dụng Machine Learning sẽ phân tích lịch sử mua hàng, từ đó giới thiệu những vật dụng mà người dùng có thể sẽ quan tâm và yêu thích. Khả năng tiếp nhận dữ liệu, phân tích và sử dụng những dữ liệu đó để cá nhân hóa trải nghiệm mua sắm (hoặc thực hiện chiến dịch Marketing) chính là **tương lai** của ngành bán lẻ.

Tham khảo từ các trang web, ứng dụng của các ông lớn trong ngành giải trí hay thương mại trực tuyến như Spotify, Netflix, Amazon..., nhóm tác giả muốn áp dụng lĩnh vực đang được ứng dụng rộng rãi này vào thực tế với tính năng phân tích cảm xúc bằng Thị giác Máy tính, như một tính năng chính để đánh giá độ quan tâm của khách hàng với sản phẩm.

Đối tượng hướng tới là các hộ kinh doanh các mặt hàng theo gian hàng, các siêu thị lớn,...

3. QUÁ TRÌNH NGHIÊN CỨU

3.1. Tìm hiểu tổng quan:

Để hoàn thiện các mục tiêu nêu trên em đã tiến hành nghiên cứu cụ thể các cộng nghệ sau:

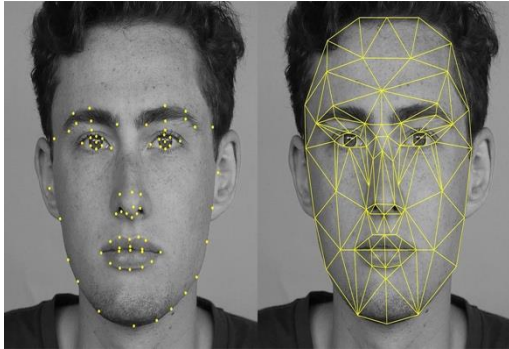
3.1.1. Thị giác máy tính:

Thị giác máy tính (tiếng Anh: computer vision) là một lĩnh vực bao gồm các phương pháp thu nhận, xử lý ảnh kỹ thuật số, phân tích và nhận dạng các hình ảnh và, nói

chung là dữ liệu đa chiều từ thế giới thực để cho ra các thông tin số hoặc biểu tượng, ví dụ trong các dạng quyết định.

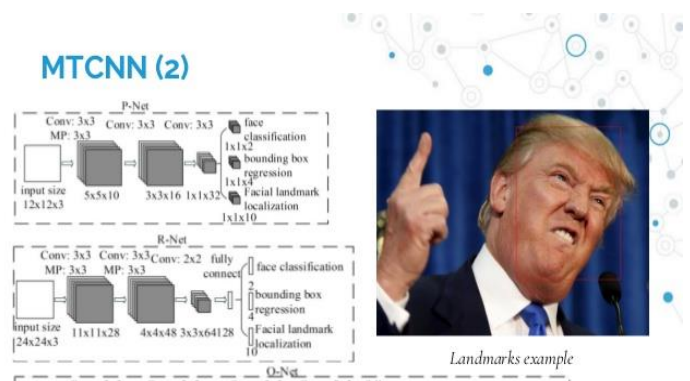
3.1.2. Nhận diện gương mặt

Các bước và công nghệ sử dụng: phát hiện khuôn mặt bằng MTCNN, trích xuất đặc trưng bằng Facenet và dùng SVM để classifier và nhận diện khuôn mặt.



- MTCNN là viết tắt của Multi-task Cascaded Convolutional Networks. Nó bao gồm 3 mạng CNN xếp chồng và đồng thời hoạt động khi phát hiện khuôn mặt. Mỗi mạng có cấu trúc khác nhau, và đảm nhiệm vai trò khác nhau trong quá trình. Đầu ra của MTCNN là vị trí khuôn mặt, gồm các điểm trên mặt như: mắt, mũi, miệng...

- Facenet là một hệ thống Deep Learning đã được GoogleNet giới thiệu. Facenet trả về một vector 128 chiều cho mỗi khuôn mặt. Điều đặc biệt là Facenet sử dụng hàm lỗi tripple loss để tối ưu hoá khoảng cách giữa các vector này. Do đó, các vector này sẽ gần hơn đối với các khuôn mặt tương tự và cách xa hơn đối với các khuôn mặt khác nhau.



- SVM là một thuật toán phân loại nhị phân. Với một bộ các ví dụ luyện tập thuộc hai thể loại cho trước, thuật toán luyện tập SVM xây dựng một mô hình SVM để phân loại các ví dụ khác vào hai thể loại đó. Một mô hình SVM là một cách biểu diễn các điểm trong không gian và lựa chọn ranh giới giữa hai thể loại sao cho khoảng cách từ các ví dụ luyện tập tới ranh giới là xa nhất có thể. Các ví dụ mới cũng được biểu diễn trong cùng một không gian và được thuật toán dự đoán thuộc một trong hai thể loại tùy vào ví dụ đó nằm ở phía nào của ranh giới. Trong xác định danh tính của chủ thể, SVM so sánh khoảng cách để tìm cụm mà embedding vector đó thuộc về.

3.1.3. Nhận dạng cảm xúc

Phát hiện cảm xúc khuôn mặt sử dụng các phương pháp “Học máy” (Machine Learning) là chủ đề quan trọng trong lĩnh vực thị giác máy tính. Trong những năm gần đây, “Học sâu” (Deep Learning), một nhánh của Học máy, đã thể hiện được ưu thế trong

bài toán xử lý dữ liệu ảnh, âm thanh cả trong nghiên cứu lẫn công nghiệp. Trong bài báo cáo “Real-time Convolutional Neural Networks for Emotion and Gender Classification” của Octavio Arriaga, một mô hình học sâu với kiến trúc mạng tích chập được giới thiệu với thiết kế gồm 8 khối chính, trong đó 7 khối mạng tích chập và khối cuối là đầu ra softmax. Kiến trúc này hướng đến việc nhận dạng các thành phần trên mặt và cảm xúc của khuôn mặt. Tập dữ liệu phổ biến về nhận dạng mặt người FER-2013 được dùng trong quá trình thực nghiệm. Kết quả cho thấy việc phát hiện cảm xúc khuôn mặt của mô hình đề xuất đạt độ chính xác tương đương với những mô hình tốt nhất đã được công bố.



Phát hiện cảm xúc khuôn mặt là bước phát triển nối tiếp việc phát hiện khuôn mặt, tuy nhiên có nhiều quan điểm trong việc định nghĩa khái niệm

cảm xúc, vốn rất không rõ ràng. Nhà Tâm lý học David Matsumoto phân chia cảm xúc khuôn mặt thành 7 nhóm thể hiện chính: Vui vẻ, Ngạc nhiên, Hải lòng, Buồn bực, Cáu giận, Phẫn nộ và Sợ hãi. Tuy nhiên, nhóm nghiên cứu của Mase và Pentland cho rằng chỉ 4 loại cảm xúc được thể hiện một cách rõ ràng là Hạnh phúc, Ngạc nhiên, Giận giữ và Căm phẫn; các loại cảm xúc khác thường không rõ ràng và tùy thuộc nhiều vào kinh nghiệm của người quan sát (tức là không thể định lượng một cách chính xác). Cơ sở dữ liệu Radboud Faces Database phân chia cảm xúc khuôn mặt thành 8 loại: Tức giận, Căm phẫn, Sợ hãi, Hạnh phúc, Buồn rầu, Bất ngờ, Khinh miệt và Trung lập. Dataset FER-2013 bao gồm 7 loại cảm xúc: Giận dữ, Căm phẫn, Sợ hãi, Hạnh phúc, Buồn rầu, Bất ngờ và Trung lập.

3.1.4. Kết hợp nhận diện khuôn mặt và phân tích cảm xúc:

Bởi vì cả hai hệ thống nhận diện khuôn mặt và phân tích cảm xúc đều sử dụng MTCNN để xác định khuôn mặt của chủ thể nên bước đầu sau khi xác định danh tính của khách hàng, id của khách hàng sẽ được lưu vào trong một mảng. Sau đó, khi phân tích cảm xúc của khách hàng, hệ thống sẽ lấy lần lượt id trong mảng đã được lưu để gán trạng thái cảm xúc cho khách hàng đó.

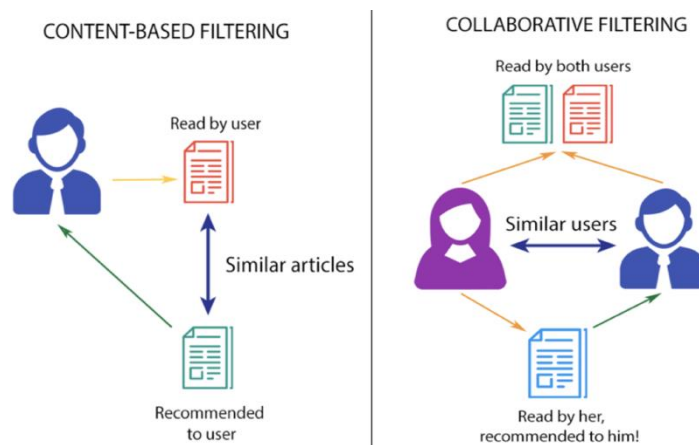
3.2. Đo thời gian khách hàng đứng trước một sản phẩm

Ngoài cảm xúc của một người đứng trước một sản phẩm, thời gian mà người này nán lại trước sản phẩm cũng là một tiêu chí để đánh giá độ quan tâm của khách hàng đối với sản phẩm này. Bằng bước nhận diện khuôn mặt, ta đã xác định được khách hàng nào trước sản phẩm, từ đó biết được thời gian của khách hàng nào trước sản phẩm này.

3.3. Phân tích dữ liệu để gợi ý sản phẩm bằng Machine learning:

Recommendation System (Hệ thống Gợi ý) là một mảng khá rộng của Machine Learning và có tuổi đời ít hơn so với Classification vì internet mới chỉ thực sự bùng nổ khoảng 10-15 năm đổ lại đây. Có hai thực thể chính trong Recommendation System là User và Item. User là người dùng. Item là sản phẩm, ví dụ như các bộ phim, bài hát, cuốn sách, clip, hoặc cũng có thể là các user khác trong bài toán gợi ý kết bạn. Mục đích chính của các Recommendation System là dự đoán mức độ quan tâm của một user tới một item nào đó, qua đó có chiến lược recommend phù hợp.

Recommendation System được chia thành hai nhóm chính:



3.3.1 Gợi ý dựa trên đặc trưng của sản phẩm:

Content-based system: **Đánh giá đặc tính của items được gợi ý.** Cách tiếp cận này yêu cầu việc **sắp xếp các item vào từng nhóm** hoặc **đi tìm các đặc trưng của từng item**. Tuy nhiên, có những item không có nhóm cụ thể và việc xác định nhóm hoặc đặc trưng của từng item đôi khi là bất khả thi.

Ý tưởng của thuật toán này là, từ thông tin mô tả của item, biểu diễn item dưới dạng vec-tơ thuộc tính. Sau đó dùng các vector này để học mô hình của mỗi user, là ma trận trọng số của user với mỗi item. Như vậy, thuật toán content-based gồm 2 bước:

Bước 1: Biểu diễn items dưới dạng vector thuộc tính - item profile

Trong các hệ thống content-based, chúng ta cần xây dựng một bộ hồ sơ (profile) cho mỗi item. Profile này được biểu diễn dưới dạng toán học là một "feature vector" n chiều. Trong những trường hợp đơn giản (ví dụ như item là dữ liệu dạng văn bản), feature vector được trực tiếp trích xuất từ item. Từ đó chúng ta có thể xác định các item có nội dung tương tự bằng cách tính độ tương đồng giữa các feature vector của chúng.

	A	B	C	D	E	F	item's feature vectors
Coca	5	0	0	0	1	/	$x_1 = [0.99, 0.02]$
Pepsi	5	/	/	0	/	/	$x_2 = [0.91, 0.11]$
Tiger Beer	/	4	1	/	/	1	$x_3 = [0.95, 0.05]$
Soda	1	1	4	4	4	/	$x_4 = [0.01, 0.99]$
Mirinda	1	0	5	/	/	/	$x_5 = [0.03, 0.98]$
User's models	θ_1	θ_2	θ_3	θ_4	θ_5	θ_6	<--- Cần tối ưu

Như trong ma trận trên là số điểm mà khách hàng đã đánh giá cho các sản phẩm, trong đó có nhiều ô còn trống vì nhiều lí do khách quan như chưa tiếp cận được khách hàng hoặc chưa được khách hàng đánh giá. Nhiệm vụ hệ thống là đoán đầu ra cho các sản phẩm chưa được đánh giá khi áp dụng mô hình θ lên chúng. Bài toán đi tìm mô hình θ cho mỗi user có thể được coi là một bài toán Regression trong trường hợp ratings là một dải giá trị, hoặc bài toán Classification trong trường hợp ratings là một vài trường hợp cụ thể, như like/dislike chẳng hạn. Trong trường hợp của hệ thống này là bài toán Classification khi khách hàng chỉ có thể đưa ra cảm xúc tích cực và tiêu cực khi mà vẫn chưa đo được độ tích cực/tiêu cực cao hay thấp để đưa ra mức điểm phù hợp cho mỗi sản phẩm.

Bước 2: Học mô hình của mỗi user

Giả sử ta có:

- \mathbf{N} users, \mathbf{M} items, \mathbf{Y} ma trận user-item. Trong đó, $\mathbf{y(i, j)}$ là mức độ quan tâm (ở đây là số sao đã rate) của khách hàng thứ \mathbf{i} với sản phẩm thứ \mathbf{j} mà hệ thống đã thu thập được. Ma trận \mathbf{Y} bị khuyết rất nhiều thành phần tương ứng với các giá trị mà hệ thống cần dự đoán. \mathbf{R} là ma trận “đánh giá hay chưa”, thể hiện việc một khách hàng đã đánh giá

một item hay chưa. Cụ thể, $r_{ij} = 1$ nếu item thứ i đã được đánh giá bởi khách hàng thứ j , ngược lại $r_{ij} = 0$ nếu item thứ i chưa được đánh giá bởi khách hàng thứ j .

Mô hình tuyến tính:

Giả sử rằng ta có thể tìm được một mô hình cho mỗi khách hàng, minh họa bởi vector cột hệ số w_i và bias b_n sao cho mức độ quan tâm của một khách hàng tới một item có thể tính được bằng một hàm tuyến tính:

$$y_{mn} = x_m w_n + b_n$$

Khi đó, biểu thức hàm mất mát của mô hình cho khách hàng thứ n được viết gọn thành:

$$\mathcal{L}_n = \frac{1}{2s_n} \|\hat{\mathbf{X}}_n \mathbf{w}_n + b_n \mathbf{e}_n - \hat{\mathbf{y}}_n\|_2^2 + \frac{\lambda}{2s_n} \|\mathbf{w}_n\|_2^2$$

trong đó, \mathbf{e}_n là vector cột chứa S_n phần tử 1.

Đây chính xác là hàm mất mát của Ridge Regression. Cặp nghiệm w_n, b_n có thể được tìm qua Stochastic Gradient Descent (SGD), hoặc Mini-batch GD.

3.3.2 Gợi ý dựa trên sự tương đồng giữa các khách hàng:

Collaborative filtering: hệ thống gợi ý item dựa trên sự tương quan (similarity) giữa các khách hàng và/hoặc item. Có thể hiểu rằng ở nhóm này **một item được recommended tới một khách hàng dựa trên những khách hàng có hành vi tương tự.**

	u_0	u_1	u_2	u_3	u_4	u_5	u_6	Ví dụ về utility matrix dựa trên số sao một khách hàng rate cho một item. Một cách trực quan, hành vi của u_0 giống với u_1 hơn là u_2, u_3, u_4, u_5, u_6 . Từ đó có thể dự đoán rằng u_0 sẽ quan tâm tới i_2 vì u_1 cũng quan tâm tới item này.
i_0	5	5	2	0	1	?	?	
i_1	3	?	?	0	?	?	?	
i_2	?	4	1	?	?	1	2	
i_3	2	2	3	4	4	?	4	
i_4	2	0	4	?	?	?	5	

Để đo độ giống nhau giữa hai khách hàng, cách thường làm là xây dựng *feature vector* cho mỗi khách hàng rồi áp dụng một hàm có khả năng đo *similarity* giữa hai vector đó. Tuy nhiên các cột thường có nhiều thông tin chưa được điền vì mỗi khách hàng chỉ đánh giá một ít sản phẩm. Cách khắc phục là ta giúp hệ thống điền các giá trị này sao cho ảnh hưởng ít nhất đến sự giống nhau giữa hai vector. Việc điền này chỉ để suy ra sự giống nhau chứ không suy ra giá trị cuối. Một giá trị thích hợp cho việc này là trung bình cộng của các đánh giá mà khách hàng tương ứng đã thực hiện.

Công thức phổ biến để dự đoán đánh giá của u cho i là:

$$\hat{y}_{i,u} = \frac{\sum_{u_j \in \mathcal{N}(u,i)} \bar{y}_{i,u_j} \text{sim}(u, u_j)}{\sum_{u_j \in \mathcal{N}(u,i)} |\text{sim}(u, u_j)|}$$

trong đó $\mathcal{N}(u, i)$ là tập hợp k khách hàng trong neighborhood (tức có similarity cao nhất) của u mà đã đánh giá i .

3.4. Độ chính xác của hệ thống phân tích cảm xúc

* Phương pháp đo Confusion Matrix:

Confusion Matrix một bảng thường được sử dụng để mô tả hiệu suất của mô hình trên một tập hợp dữ liệu thử nghiệm mà các giá trị thực được biết đến.

		Actual Values	
		Positive (1)	Negative (0)
Predicted Values	Positive (1)	TP	FP
	Negative (0)	FN	TN

Trong đó:

True positives (**TP**): Dự đoán đúng khi đáp án đúng.

True negatives (**TN**): Dự đoán đúng khi đáp án sai.

False positives (**FP**): Dự đoán sai khi đáp án đúng.

False negatives (**FN**): Dự đoán sai khi đáp án sai.

Precision: Số phần trăm dự đoán đúng khi đáp án là đúng

$$* \text{Precision} = \frac{TP}{TP+FP}$$

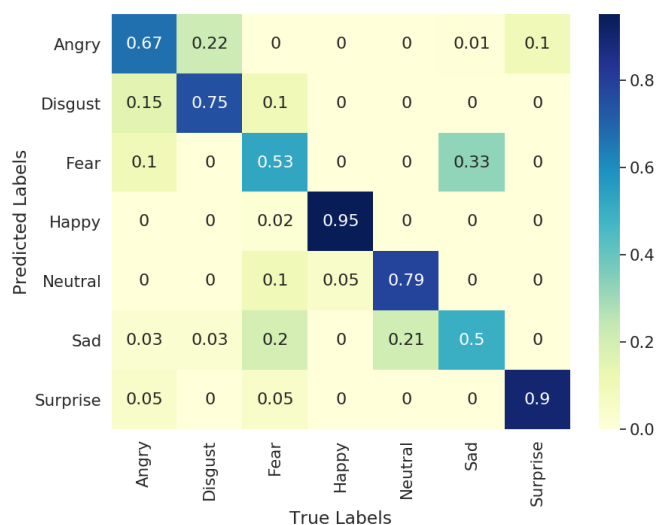
Recall: Số phần trăm dự đoán chính xác

$$\text{Recall} = \frac{TP}{TP+FN}$$

F-score: Trung bình cộng có trọng số của Precision và Recall, là giá trị đánh giá độ chính xác của hệ thống.

$$* \text{F-score} = \frac{2 * \text{Precision} * \text{Recall}}{\text{Precision} + \text{Recall}}$$

***Kết quả đo được:**



3.5. Thu thập và sử dụng dữ liệu

*** Dữ liệu khuôn mặt để xác định danh tính:**

Dữ liệu khuôn mặt được thu thập khi khách hàng đăng kí một khách hàng thành viên của cửa hàng và được quét khuôn mặt bằng camera của máy chủ. Dữ liệu sau khi thu thập sẽ được lưu vào máy chủ và sẽ được huấn luyện học đặc tính khuôn mặt khi người dùng bấm nút "*huấn luyện người dùng mới*".

*** Dữ liệu để hệ thống giới thiệu sản phẩm:**

Khi khách hàng đứng trước một gian hàng trong cửa hàng, khách hàng sẽ biểu thị độ quan tâm đối với một món hàng qua cảm xúc trên khuôn mặt hoặc thời gian đứng trước một gian hàng nào đó. Camera trên mỗi gian hàng sẽ tự động quét khuôn mặt của khách hàng để phân tích cảm xúc và đánh giá cảm xúc là tích cực hay tiêu cực đối với sản phẩm đó đồng thời đo thời gian bằng cách xác định thời gian lần đầu tiên khuôn mặt của khách hàng xuất hiện và thời gian cuối cùng trước khi khách hàng biến mất trong khung hình.

Bởi vì hệ thống cần một lượng lớn dữ liệu đánh giá của khách hàng cho các sản phẩm nên cần một khoảng thời gian đáng kể để có thể gây ra sự thay đổi đáng kể của các sản phẩm được gợi ý cho khách hàng. Cụ thể, em xác định khoảng thời gian mà hệ thống sẽ tự động tiếp nhận dữ liệu mới là mỗi 2 ngày.

3.6. Giao diện của hệ thống

Hệ thống sử dụng giao diện web với ưu điểm dễ cài đặt, nhẹ và dễ chuyển giữa các hệ điều hành khác nhau.

Sử dụng ngôn ngữ HTML, CSS, JavaScript để xử lý giao diện, PHP để kết nối với bộ phận xử lý dữ liệu và trả kết quả về.

Các mã nguồn mở, phương thức được sử dụng:

- + Bootstrap 4 và MDBBootstrap là hai thư viện dùng để xây dựng nền tảng chính cho giao diện qua CSS và JavaScript.

- + JQuery là thư viện JavaScript, hỗ trợ việc xây dựng website một cách nhanh chóng và thuận tiện. Ngoài ra, JQuery là thư viện cần thiết để các thư viện JavaScript còn lại hoạt động.

- + Popper.js là thư viện JavaScript để hiện các popup chứa thông tin người dùng khi di chuột lên tên người dùng.

- + Toastr.js là thư viện JavaScript để hiện thông báo tổng quát về hệ thống

- + AJAX bằng JQuery để request từ giao diện sang server để xử lý dữ liệu

4. MÔ TẢ TỔNG QUAN

4.1. Phần cứng

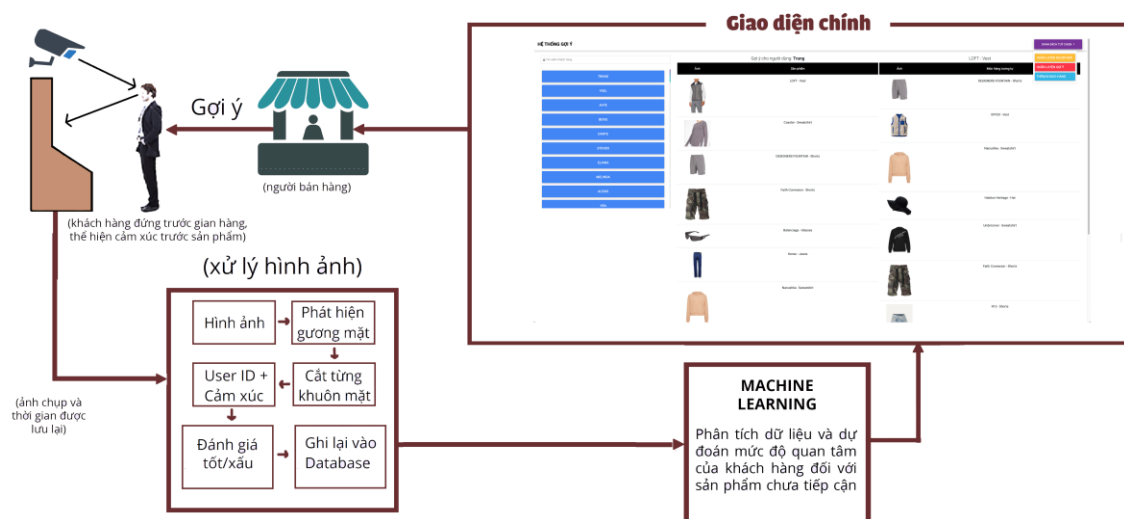
- Camera.

4.2. Phần mềm

* *Xử lý dữ liệu:*

- Sử dụng ngôn ngữ lập trình Python.

- Cấu trúc và quy trình hoạt động:



5. TÍNH NĂNG CHÍNH

5.1. Gợi ý những sản phẩm được đánh giá là phù hợp với khách hàng

Dữ liệu khuôn mặt được hệ thống phân tích nhằm xác định cảm xúc và danh tính, từ đó đưa ra đánh giá của khách hàng trên một sản phẩm trong cửa hàng. Hệ thống Machine Learning tiếp tục quá trình phân tích các đánh giá của khách hàng và đưa ra các gợi ý mua sắm cho chủ cửa hàng theo nhiều tiêu chí.

5.2. Liệt kê những mặt hàng có các đặc điểm đặc thù tương tự

Ngoài việc cung cấp cho chủ cửa hàng những mặt hàng được gợi ý là sẽ phù hợp với từng khách hàng, phần mềm còn cung cấp thêm các mặt hàng có những đặc điểm đặc thù tương tự một sản phẩm được chọn, giúp mở rộng thêm lựa chọn cho khách hàng.

5.3 Sử dụng sản phẩm thực tế

5.3.1. Bố trí sản phẩm

Bộ phận quan trọng nhất là máy chủ của hệ thống có thể đặt ở quầy thu ngân hoặc cất bên trong và được nối cùng mạng nội bộ với máy ở quầy thu ngân, khi đó có thể vào được trang chủ của phần mềm bằng địa chỉ IP của máy chủ.

Các camera có nhiệm vụ quét khuôn mặt sẽ được đặt 1 cái ở quầy đăng kí khách hàng để quét dữ liệu của khách hàng mới để xác định danh tính. Các camera khác sẽ được đặt ở trên các gian hàng của cửa hàng để tiếp nhận được cảm xúc của khách hàng.

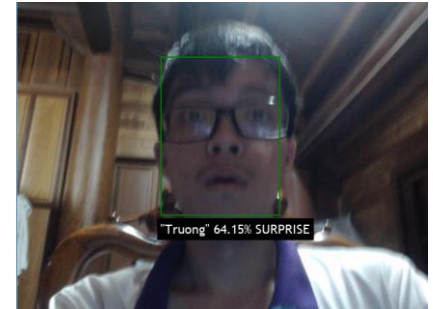
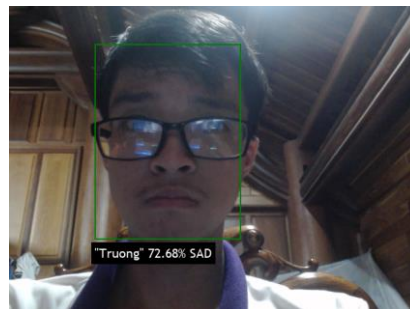
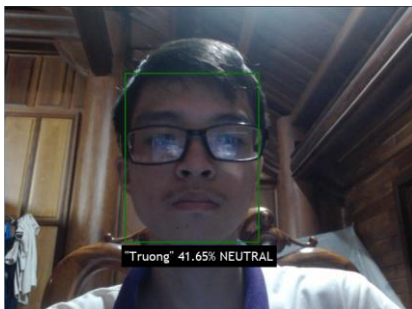
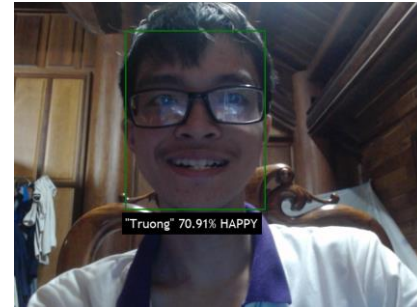
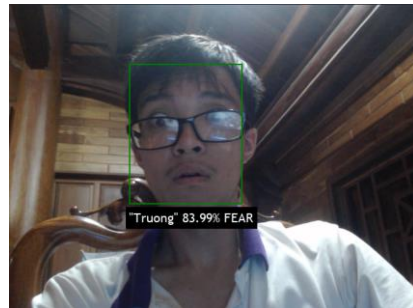
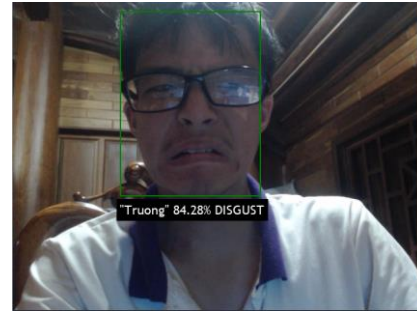
5.3.2. Thao tác sử dụng

Người sử dụng sẽ khởi động mạng nội bộ bằng cách mở phần mềm Xampp và bấm vào "Start", khi đó các máy tính cùng sử dụng mạng nội bộ với máy chủ có thể mở được hệ thống để sử dụng phần mềm.

Khi có khách hàng mới, người sử dụng sẽ tiến hành đăng kí khách hàng với các thông tin cơ bản như tên, số điện thoại, thành phố, nước. Sau đó, phần mềm sẽ yêu cầu khách hàng chọn ra một vài sản phẩm theo sở thích của khách hàng để có thể đưa ra vài gợi ý sản phẩm ban đầu cho khách hàng. Sau đó phần mềm sẽ yêu cầu chụp từng tấm ảnh hoặc nhiều tấm ảnh khách hàng để có thể xác định danh tính. Sau khi đã đăng kí xong cho khách hàng mới, người dùng phải bấm vào "*Huấn luyện người mới*" để hệ thống học được khuôn mặt và xác định danh tính khách hàng khi đi lại trong cửa hàng.

Người dùng có thể giới thiệu các sản phẩm mà có thể khách hàng chưa tiếp cận được bằng thanh tìm kiếm ở bên trái và tìm tên của khách hàng, sau đó bấm vào để hiện ra những gợi ý. Ở giữa trang web có hai cột gợi ý sản phẩm cho khách hàng mà người dùng vừa bấm chọn theo sự tương đồng giữa các khách hàng khác với khách hàng cần tư vấn hoặc theo sự giống nhau về tính chất chất sản phẩm mà khách hàng này ưa thích.

6. MỘT SỐ HÌNH ẢNH THỰC TẾ







HỆ THỐNG GỢI Ý

[DANH SÁCH TỰ CHỌN](#)

TRUONG			
Yael			
TRUONG			
BEVIS			
DANTE			
STEVEN			
ELIANA			
MELINDA			
ALEXIS			
YEN			

Gợi ý cho người dùng: **Truong**

Ảnh	Sản phẩm	Ảnh	Món hàng tương tự
	LOFT - Vest		DESIGNERS FOUNTAIN - Shorts
	Coaster - Sweatshirt		OFFEX - Vest
	DESIGNERS FOUNTAIN - Shorts		Nanushka - Sweatshirt
	Faith Connexion - Shorts		Halston Heritage - Hat
	Balenciaga - Glasses		Undercover - Sweatshirt
	Kenzo - Jeans		Faith Connexion - Shorts

Huấn luyện người mới

Huấn luyện gợi ý

Thêm khách hàng

7. KẾT LUẬN

7.1. Ưu, nhược điểm

** Ưu điểm:*

- Khả năng nhận diện khuôn mặt và phân tích cảm xúc mang lại độ chính xác cao
- Dễ cài đặt, dễ sử dụng, giao diện trực quan, thân thiện với người dùng
- Chi phí cài đặt không tốn kém
- Được xây dựng trên nền tảng web nên dễ chuyển đổi thành ứng dụng trên các hệ máy và hệ điều hành khác nhau
- Không phụ thuộc vào kết nối mạng internet

** Nhược điểm:*

- Nhận dạng gương mặt không hiệu quả khi người dùng đeo kính
- Sản phẩm chưa được lập trình một cách tối ưu nhất nên quá trình chạy chưa thật sự đạt được hiệu năng tối đa

7.2. Hướng phát triển

- Tối ưu hoá phần mềm để đạt hiệu năng tốt hơn
- Ứng dụng thêm nhiều lĩnh vực khác để hoàn thiện sản phẩm hơn

8. TÀI LIỆU THAM KHẢO

- Tài liệu tham khảo về “Hệ thống gợi ý”:
 - + <https://machinelearningcoban.com/2017/05/17/contentbasedrecommendersys>
 - + <https://machinelearningcoban.com/2017/05/24/collaborativefiltering>
- Tài liệu tham khảo về “Confusion Matrix”:
https://en.wikipedia.org/wiki/Confusion_matrix
- Bài báo cáo “Real-time Convolutional Neural Networks for Emotion and Gender Classification” của Octavio Arriaga, Paul G. Ploger và Matias Valdenegro:
https://github.com/oarriaga/face_classification/blob/master/report.pdf
- Tài liệu của OpenCV: <https://docs.opencv.org>
- Tài liệu của Keras: <https://keras.io>
- Tài liệu của Numpy, Scipy, Matplotlib, Pandas: <https://www.scipy.org/docs.html/>
- Tài liệu của MDBootstrap: <https://mdbootstrap.com/docs/>
- Tài liệu của Bootstrap 4: <https://getbootstrap.com/docs/>
- Tài liệu của Popper.js: <https://popper.js.org/popper-documentation.html/>
- Tài liệu của Toastr.js: <https://github.com/CodeSeven/toastr/>
- Tài liệu của AJAX bằng JQuery: <https://api.jquery.com/category/ajax/>
- Nguồn dữ liệu thử nghiệm: <https://www.kaggle.com/jonathanoheix/face-expression-recognition-dataset/data>