3

**BỘ GIÁO DỤC VÀ ĐÀO TẠO**

**TRƯỜNG ĐẠI HỌC MỎ - ĐỊA CHẤT**



**BÀI TẬP LỚN**

**HỌC MÁY THỐNG KÊ**

**Đề tài**: Ứng dụng hồi quy Logistic trong dự mắt

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| Giảng viên hướng dẫn | : | GV.TS Vương Thị Như Quỳnh |
| Họ và tên | : | Hoàng Thanh Bình |
| MSSV | : | 2121051545 |
| Mã học phần - Nhóm | : | 7080213 – 05 |

***Hà Nội, 12/2024***

**MỤC LỤC**

[DANH MỤC CÁC HÌNH VẼ 3](#_Toc185628463)

[DANH MỤC CÁC BẢNG BIỂU 3](#_Toc185628464)

[LỜI NÓI ĐẦU 4](#_Toc185628465)

[CHƯƠNG 1: GIỚI THIỆU ĐỀ TÀI 5](#_Toc185628466)

[1.1 Giới thiệu về đề tài 5](#_Toc185628467)

[1.2 Mục tiêu đề tài 6](#_Toc185628468)

[CHƯƠNG 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT 8](#_Toc185628469)

[2.1 Giới thiệu mô hình 8](#_Toc185628470)

[2.2 Cơ sở lý thuyết 8](#_Toc185628471)

[2.2.1 Giới thiệu học máy 8](#_Toc185628472)

[2.2.2 Mô hình hồi quy Logistic Regression 12](#_Toc185628473)

[2.3 Quá trình thu thập và xử lý dữ liệu 18](#_Toc185628474)

[2.3.1 Thu thập dữ liệu 18](#_Toc185628475)

[2.3.2 Tiền xử lý dữ liệu 20](#_Toc185628476)

[2.3.2 Tổng quan quá trình thu thập và xử lý dữ liệu 21](#_Toc185628477)

[2.4 Các tiêu chuẩn đánh giá 24](#_Toc185628478)

[CHƯƠNG 3: CHƯƠNG TRÌNH SỬ DỤNG HỒI QUY LOGISTIC 27](#_Toc185628479)

[3.1 Giới thiệu về chương trình 27](#_Toc185628480)

[3.2 Mô tả chương trình 27](#_Toc185628481)

[3.3 Mục tiêu đề tài 28](#_Toc185628482)

[3.4 Giới thiệu về dự đoán mắt trong nhận diện an toàn lái xe. 28](#_Toc185628483)

[3.5 Tổng hợp bộ dữ liệu 29](#_Toc185628484)

[3.5.1 Các thành phần cấu trúc bộ dữ liệu 29](#_Toc185628485)

[3.5.2 Cấu trúc dữ liệu 30](#_Toc185628486)

[CHƯƠNG 4. THIẾT KẾ VÀ CÀI ĐẶT MÔI TRƯỜNG THỬ NGHIỆM 31](#_Toc185628487)

[4.1 Môi trường cài đặt 31](#_Toc185628488)

[4.2 Giao diện hệ thống 31](#_Toc185628489)

[KẾT LUẬN 33](#_Toc185628490)

[TÀI LIỆU THAM KHẢO 34](#_Toc185628491)

# **DANH MỤC CÁC HÌNH VẼ**

[Hình 2.1 Hình minh họa các học máy 12](#_Toc185627196)

[Hình 2.2 Hàm Sigmoid 13](#_Toc185627197)

[Hình 2.3 Công thức hàm Sigmoid 14](#_Toc185627198)

[Hình 2.4 Công thứ hàm mất mát Log – Loss 15](#_Toc185627199)

[Hình 2.5 Thuật toán Gradient Descent 15](#_Toc185627200)

[Hình 2.6 Dự đoán Class 15](#_Toc185627201)

[Hình 4.1 Xử lý hình ảnh và chuyển thành vector 1D 31](#_Toc185627202)

[Hình 4.2 Giao diện hệ thống in ra kết quả 31](#_Toc185627203)

# **DANH MỤC CÁC BẢNG BIỂU**

[Bảng 2.1 Dữ liệu đầu vào 20](#_Toc185627204)

[Bảng 3.1 Cấu trúc bộ dữ liệu 30](#_Toc185627205)

[Bảng 3.2 Dữ liệu đã qua tiền xử lý 30](#_Toc185627206)

# **LỜI NÓI ĐẦU**

An toàn giao thông luôn là một trong những vấn đề quan trọng và cấp bách trong mọi xã hội hiện đại. Với sự gia tăng không ngừng của các phương tiện giao thông, việc đảm bảo an toàn cho người tham gia giao thông ngày càng trở thành một thách thức lớn, đòi hỏi sự phối hợp giữa công nghệ, giáo dục và quản lý. Các vụ tai nạn giao thông không chỉ gây tổn thất về người và tài sản mà còn tác động nghiêm trọng đến sự phát triển kinh tế và ổn định xã hội.

Trong bối cảnh này, việc ứng dụng công nghệ hiện đại để cải thiện an toàn giao thông là một hướng đi quan trọng và cần thiết. Hệ thống giám sát trạng thái tỉnh táo của tài xế, đặc biệt là khả năng phát hiện tình trạng mắt nhắm do mệt mỏi hoặc buồn ngủ, là một trong những giải pháp tiêu biểu nhằm giảm thiểu nguy cơ tai nạn giao thông.

Hồi quy Logistic, một công cụ phân tích thống kê và dự đoán mạnh mẽ, có thể được áp dụng để phát hiện trạng thái mắt mở hay không dựa trên dữ liệu thu thập từ những nhiều bức ảnh mắt mở và không mở. Việc triển khai phương pháp này không chỉ giúp đưa ra cảnh báo kịp thời mà còn nâng cao nhận thức về tầm quan trọng của việc đảm bảo tỉnh táo khi tham gia giao thông.

Em xin gửi lời cảm ơn chân thành tới giảng viên hướng dẫn, cô Vương Thị Như Quỳnh, cô đã đồng hành và hỗ trợ em trong suốt quá trình nghiên cứu và viết báo cáo này. Những hướng dẫn và góp ý của cô đã giúp em hiểu sâu hơn về cái nhìn sâu sắc về tiềm năng của hồi quy Logistic trong dự đoán mắt.

Em xin trân thành cảm ơn!

# **CHƯƠNG 1: GIỚI THIỆU ĐỀ TÀI**

## **1.1 Giới thiệu về đề tài**

Trong nhiều lĩnh vực hiện đại như giao thông, y tế, và công nghệ nhận diện, việc phát hiện và dự đoán trạng thái mắt mở là một nhiệm vụ quan trọng, góp phần nâng cao hiệu quả và độ an toàn của các hệ thống thông minh. Đặc biệt, trong các ứng dụng như giám sát tình trạng tỉnh táo của tài xế, chẩn đoán giấc ngủ, hoặc nhận dạng khuôn mặt, khả năng phát hiện chính xác trạng thái mắt đóng vai trò quyết định trong việc giảm thiểu rủi ro và cải thiện trải nghiệm người dùng.

Một trong những phương pháp phổ biến và hiệu quả để giải quyết bài toán này là sử dụng hồi quy Logistic. Đây là một kỹ thuật học máy mạnh mẽ, có khả năng phân loại trạng thái mắt mở hay không dựa trên các đặc trưng đầu vào như hình dạng mắt, khoảng cách giữa mí mắt, hay cường độ ánh sáng. Với khả năng dự đoán dựa trên dữ liệu, hồi quy Logistic giúp phát hiện trạng thái mắt một cách nhanh chóng và chính xác.

Trong nghiên cứu này, em ứng dụng hồi quy Logistic để dự đoán trạng thái mắt mở hay nhắm dựa trên dữ liệu được trích xuất từ hình ảnh. Các đặc trưng như hình dáng mí mắt, sự thay đổi độ sáng, và đặc điểm vùng mắt sẽ được phân tích để xây dựng mô hình dự đoán. Dựa vào mô hình này, hệ thống có thể nhận diện và đưa ra cảnh báo trong thời gian thực, đặc biệt hữu ích trong các hệ thống giám sát an toàn.

Nghiên cứu không chỉ góp phần nâng cao hiệu quả của các ứng dụng trong thực tế mà còn mở ra nhiều tiềm năng phát triển cho các hệ thống thông minh trong tương lai, hỗ trợ việc đảm bảo an toàn và tăng cường hiệu suất hoạt động trong nhiều lĩnh vực.

## **1.2 Mục tiêu đề tài**

Mục tiêu của đề tài này là áp dụng phương pháp hồi quy Logistic để dự đoán trạng thái mắt, nhằm hỗ trợ phát triển các hệ thống thông minh trong giám sát an toàn và chăm sóc sức khỏe. Cụ thể, các mục tiêu chi tiết của đề tài bao gồm:

* ***Phân tích và xác định các yếu tố ảnh hưởng đến trạng thái mắt***: Dựa trên các yếu tố như khoảng cách giữa mí mắt, hình dáng vùng mắt, mức độ sáng tối, và đặc điểm hình thái học khác từ hình ảnh, xác định các yếu tố quan trọng ảnh hưởng đến trạng thái mắt.
* ***Xây dựng mô hình hồi quy Logistic:*** Sử dụng dữ liệu thu thập từ hình ảnh thực tế để xây dựng mô hình hồi quy Logistic, phân loại trạng thái mắt thành hai nhóm: mở hoặc nhắm. Mô hình này sẽ dựa trên các yếu tố đầu vào để dự đoán trạng thái mắt chính xác.
* ***Đánh giá độ chính xác và hiệu quả của mô hình:*** Đánh giá mô hình hồi quy Logistic dựa trên các chỉ số như độ chính xác (accuracy), độ nhạy (sensitivity), độ đặc hiệu (specificity), và diện tích dưới đường cong ROC (AUC) để xác định hiệu quả của mô hình trong việc dự đoán trạng thái mắt.
* ***Ứng dụng vào thực tiễn:*** Sử dụng mô hình dự đoán để triển khai vào các hệ thống thực tiễn, chẳng hạn như giám sát tình trạng tỉnh táo của tài xế để cảnh báo mệt mỏi, hoặc hỗ trợ chăm sóc sức khỏe thông qua phân tích trạng thái mắt.
* ***Cải thiện độ chính xác và hiệu suất hệ thống:***Cung cấp thông tin hữu ích để cải thiện chất lượng dự đoán trạng thái mắt trong các ứng dụng thực tế, từ đó nâng cao năng suất và hiệu quả của các hệ thống thông minh.
* ***Phát triển hệ thống hỗ trợ quyết định thông minh:*** Đóng góp vào việc phát triển các hệ thống hỗ trợ quyết định trong lĩnh vực giao thông và y tế, giúp đưa ra các quyết định chính xác và kịp thời để đảm bảo an toàn và hiệu quả.

Thông qua những mục tiêu trên, nghiên cứu này không chỉ giúp phát hiện trạng thái mắt một cách hiệu quả mà còn thúc đẩy ứng dụng công nghệ học máy trong các lĩnh vực khác nhau, mang lại lợi ích to lớn cho xã hội và nâng cao chất lượng cuộc sống.

# **CHƯƠNG 2: CƠ SỞ LÝ THUYẾT**

## **2.1 Giới thiệu mô hình**

Mô hình hồi quy Logistic được sử dụng trong nghiên cứu để dự đoán trạng thái mắt. Đây là một phương pháp học máy phân loại, giúp xác định trạng thái của mắt dựa trên các yếu tố đầu vào như khoảng cách mí mắt, hình dáng vùng mắt, mức độ sáng tối, và các đặc điểm hình thái học khác thu thập từ hình ảnh. Mô hình này hỗ trợ phân loại chính xác trạng thái mắt, từ đó phục vụ các ứng dụng thực tiễn trong giám sát an toàn giao thông và chăm sóc sức khỏe.

## **2.2 Cơ sở lý thuyết**

### **2.2.1 Giới thiệu học máy**

Học máy (ML) là một loại trí tuệ nhân tạo (AI) cho phép các ứng dụng phần mềm trở nên chính xác hơn trong việc dự đoán kết quả mà không cần được lập trình rõ ràng để làm như vậy. Các thuật toán học máy sử dụng dữ liệu lịch sử làm đầu vào để dự đoán các giá trị đầu ra mới. Học máy thường được phân loại theo cách một thuật toán học để trở nên chính xác hơn trong các dự đoán của nó. Có bốn cách tiếp cận cơ bản: học có giám sát, học không giám sát, học bán giám sát và học tăng cường.

***2.1.1.1 Học có giám sát (Supervised learning)***

Trong loại học máy này, các nhà khoa học dữ liệu cung cấp các thuật toán với dữ liệu huấn luyện được gắn nhãn và xác định các biến mà họ muốn thuật toán đánh giá về các mối tương quan. Cả đầu vào và đầu ra của thuật toán đều được chỉ định.

Để giải quyết một vấn đề nhất định về học có giám sát, người ta phải thực hiện các bước sau:

**Bước 1:** Xác định loại ví dụ đào tạo. Trước khi làm bất cứ điều gì khác, người dùng nên quyết định loại dữ liệu nào sẽ được sử dụng làm tập huấn luyện. Ví dụ, trong trường hợp phân tích chữ viết tay, đây có thể là một ký tự viết tay đơn lẻ, toàn bộ từ viết tay, toàn bộ câu chữ viết tay hoặc có thể là một đoạn văn viết tay đầy đủ.

**Bước 2:** Tập hợp một tập hợp đào tạo. Tập huấn luyện cần phải đại diện cho việc sử dụng hàm trong thế giới thực. Do đó, một tập hợp các đối tượng đầu vào được tập hợp và các đầu ra tương ứng cũng được thu thập, từ các chuyên gia con người hoặc từ các phép đo.

**Bước 3:** Xác định biểu diễn đặc điểm đầu vào của hàm đã học. Độ chính xác của hàm đã học phụ thuộc nhiều vào cách biểu diễn đối tượng đầu vào. Thông thường, đối tượng đầu vào được chuyển đổi thành một vectơ đặc trưng, chứa một số đặc điểm mô tả đối tượng. Số lượng các đối tượng địa lý không được quá lớn, vì điều này có thể xảy ra; nhưng phải chứa đủ thông tin để dự đoán chính xác kết quả đầu ra.

**Bước 4**: Xác định cấu trúc của hàm đã học và thuật toán học tương ứng. Ví dụ, kỹ sư có thể chọn sử dụng máy vectơ hỗ trợ hoặc cây quyết định.

**Bước 5**: Hoàn thiện thiết kế. Chạy thuật toán học tập trên tập huấn luyện đã tập hợp. Một số thuật toán học có giám sát yêu cầu người dùng xác định các thông số điều khiển nhất định. Các tham số này có thể được điều chỉnh bằng cách tối ưu hóa hiệu suất trên một tập hợp con (được gọi là tập xác nhận) của tập huấn luyện hoặc thông qua xác nhận chéo.

**Bước 6**: Đánh giá độ chính xác của hàm đã học. Sau khi điều chỉnh tham số và học hỏi, hiệu suất của chức năng kết quả phải được đo trên một bộ thử nghiệm tách biệt với bộ huấn luyện.

**Cách hoạt động của thuật toán học có giám sát**

Cho một tập hợp tập dữ liệu huấn luyện N theo mẫu {(x1, y1),…(xN, yN)} sao cho xi là vectơ đặc trưng của mẫu 𝒾-th và yi là nhãn của nó (tức là lớp), một thuật toán học tìm kiếm một hàm g ∶ X → 𝑌 , trong đó X là không gian đầu vào và Y là không gian đầu ra. Hàm g là một phần tử của một số không gian của các hàm khả thi G , thường được gọi là không gian giả thuyết. Đôi khi sẽ thuận tiện khi biểu diễn g bằng hàm tính điểm f : X × Y → ℝ sao cho g được xác định là trả về giá trị y cho điểm cao nhất: g(x) =arg𝑦max f(x,y). Gọi F biểu thị không gian của các hàm tính điểm.

Mặc dù G và F có thể là bất kỳ không gian hàm nào, nhưng nhiều thuật toán học là mô hình xác suất trong đó g có dạng mô hình xác suất có điều kiện g(x) = P (y | x), hoặc f có dạng mô hình xác suất chung f(x, y) = P (x, y). Ví dụ, Naïve Bayes và phân tích phân biệt tuyến tính là mô hình xác suất chung, trong khi hồi quy logistic là mô hình xác suất có điều kiện.

Có hai cách tiếp cận cơ bản để chọn f hoặc g: giảm thiểu rủi ro theo kinh nghiệm và giảm thiểu rủi ro cấu trúc. Giảm thiểu rủi ro theo kinh nghiệm tìm kiếm chức năng phù hợp nhất với dữ liệu đào tạo. Giảm thiểu rủi ro cấu trúc bao gồm một chức năng phạt kiểm soát sự cân bằng độ lệch/phương sai.

Trong cả hai trường hợp, giả định rằng tập huấn luyện bao gồm một mẫu các cặp độc lập và được phân phối giống nhau, (xi, yi). Để đo lường mức độ phù hợp của một hàm với dữ liệu huấn luyện, hàm mất mát 𝐿: 𝑌 × 𝑌 → ℝ ≥ 0 được xác định. Đối với ví dụ đào tạo (𝑥𝑖, 𝑦𝑖), việc mất dự đoán giá trị 𝑦̂ là 𝐿(𝑦𝑖, 𝑦̂).

Rủi ro R(g) của hàm g được xác định là tổn thất dự kiến của g. Điều này có thể được ước tính từ dữ liệu đào tạo như:

Ảnh có chứa Phông chữ, màu trắng, thư pháp, văn bản

Mô tả được tạo tự động

Hình 2.1 Công thức tính hàm mất mát

***2.1.1.2 Học không giám sát (Unsupervised learning)***

Loại học máy này liên quan đến các thuật toán đào tạo trên dữ liệu không được gắn nhãn. Thuật toán quét qua các tập dữ liệu để tìm kiếm bất kỳ kết nối có ý nghĩa nào. Dữ liệu mà các thuật toán đào tạo cũng như các dự đoán hoặc khuyến nghị mà chúng xuất ra được xác định trước.

Các thuật toán học không giám sát chủ yếu thực hiện các tác vụ như phân cụm (clustering), giảm chiều dữ liệu (dimensionality reduction), phát hiện điểm bất thường (anomaly detection), và học các đặc trưng tiềm ẩn trong dữ liệu.

Phân cụm là một kỹ thuật học không giám sát được sử dụng để phân nhóm các đối tượng trong dữ liệu thành các cụm sao cho các đối tượng trong cùng một cụm tương tự nhau, trong khi các đối tượng thuộc các cụm khác nhau có sự khác biệt rõ rệt.

* **K-means Clustering** là một trong những thuật toán phân cụm phổ biến:

Công thức của K-means:

Ảnh có chứa Phông chữ, văn bản, màu trắng, thuật in máy

Mô tả được tạo tự động

Hình 2.2 Công thứ K-means

Trong đó:

* J là hàm chi phí (cost function) cần tối thiểu hóa.
* n là số lượng điểm dữ liệu.
* K là số lượng cụm.
* ​ là chỉ số của cụm mà điểm dữ liệu ​ thuộc về.
* ​ là tâm của cụm thứ kkk.
* ∥ ​∥ là khoảng cách giữa điểm dữ liệu và tâm cụm k.

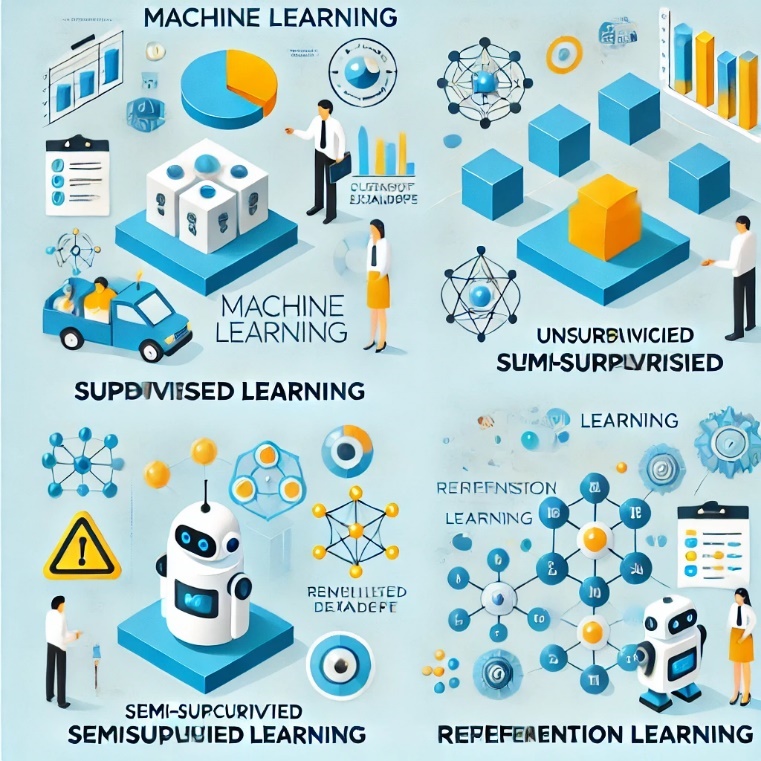
***2.1.1.3 Học bán giám sát (Semi-supervised learning)***

Cách tiếp cận này đối với học máy liên quan đến sự kết hợp của hai loại trước đó. Các nhà khoa học dữ liệu có thể cung cấp một thuật toán chủ yếu là dữ liệu đào tạo được gắn nhãn, nhưng mô hình có thể tự do khám phá dữ liệu và phát triển sự hiểu biết của riêng mình về tập dữ liệu.

Trong học bán giám sát, mô hình có thể tận dụng thông tin từ cả dữ liệu có nhãn và không nhãn để học được các đặc trưng tiềm ẩn trong dữ liệu mà không cần phải có nhãn cho tất cả các điểm dữ liệu.

***2.1.1.4 Học tăng cường (Reinforcement learning)***

Các nhà khoa học dữ liệu thường sử dụng học tăng cường để dạy máy hoàn thành một quy trình gồm nhiều bước trong đó có các quy tắc được xác định rõ ràng. Các nhà khoa học dữ liệu lập trình một thuật toán để hoàn thành một nhiệm vụ và cung cấp cho nó các tín hiệu tích cực hoặc tiêu cực khi nó tìm ra cách hoàn thành một nhiệm vụ. Nhưng phần lớn, thuật toán tự quyết định những bước cần thực hiện trong quá trình thực hiện.



Hình 2.1 Hình minh họa các học máy

### **2.2.2 Mô hình hồi quy Logistic Regression**

Hồi quy Logistic (Logistic Regression) là một mô hình học máy được sử dụng phổ biến trong các bài toán phân loại. Mặc dù tên gọi "hồi quy" (regression), hồi quy Logistic thực chất là một phương pháp phân loại. Mô hình này được sử dụng để dự đoán xác suất của một sự kiện xảy ra, với kết quả nằm trong khoảng giá trị từ 0 đến 1.

Điểm khác biệt giữa hồi quy tuyến tính (Linear Regression) và hồi quy Logistic là trong hồi quy tuyến tính, đầu ra có thể có giá trị bất kỳ, nhưng trong khi hồi quy Logistic, đầu ra là xác suất (từ 0 đến 1) cho từng lớp phân loại.

***2.2.2.1. Khái niệm***

Logistic Regression là một thuật toán học máy mà đầu ra của nó không phải là một giá trị liên tục mà là một xác suất nằm trong khoảng từ 0 đến 1, điều này khiến nó trở thành phương pháp rất phù hợp cho các bài toán phân loại. Nó được sử dụng để dự đoán xác suất mà một mẫu dữ liệu thuộc về một lớp cụ thể. Cụ thể, Logistic Regression dựa vào một hàm số có tên gọi là hàm Sigmoid (hoặc hàm Logistic) để chuyển đổi giá trị đầu ra tuyến tính thành một xác suất, từ đó quyết định lớp của mẫu dữ liệu.

Ảnh có chứa hàng, biểu đồ, Sơ đồ, Song song

Mô tả được tạo tự động

Hình 2.2 Hàm Sigmoid

Hồi quy Logistic hoạt động dựa trên hàm Sigmoid, được biểu diễn như sau:

Hàm Sigmoid là một hàm liên tục có giá trị đầu ra trong khoảng 0 đến 1. Đặc điểm của hàm này là nó có dạng chữ S, giúp “bóp méo” các giá trị đầu ra để nằm trong khoảng này, đồng thời biểu diễn khả năng (xác suất) thuộc về lớp dương (class 1) của đối tượng.

* Công thức của hàm Sigmoid là:

Ảnh có chứa Phông chữ, hàng, màu trắng, biểu đồ

Mô tả được tạo tự động

Hình 2.3 Công thức hàm Sigmoid

Trong đó:

* h(x) là xác suất mà mẫu dữ liệu thuộc vào lớp "1".
* e là cơ số của logarit tự nhiên, có giá trị xấp xỉ 2.718.
* z là tổng các đặc trưng đầu vào (đã được trọng số hóa), được tính theo công thức:

z=

Trong đó:

+ là trọng số bias,

+ ​ là trọng số của các đặc trưng,

+ ​ là các đặc trưng đầu vào.

Hàm Sigmoid có dạng hình chữ "S" và có đặc điểm là cho kết quả nằm trong khoảng từ 0 đến 1. Đó chính là lý do tại sao nó được sử dụng để biểu diễn xác suất của sự kiện.

* Phân loại nhị phân và đa lớp:

Với bài toán nhị phân (2 lớp): Mẫu thuộc lớp y = 1 ≥ 0.5, và thuộc lớp y=0 nếu < 0.5.

Với bài toán đa lớp (multiclass): Logistic Regression mở rộng sử dụng phương pháp One-vs-Rest (OvR) hoặc Softmax Regression.

* Hàm mất mát (Loss Function):

Logistic Regression sử dụng hàm mất mát Log-Loss (Cross-Entropy Loss) để đo lường sai số giữa dự đoán và thực tế:

Ảnh có chứa Phông chữ, màu trắng, văn bản, thuật in máy

Mô tả được tạo tự động

Hình 2.4 Công thứ hàm mất mát Log – Loss

Trong đó:

+ J(θ): Hàm mất mát trung bình trên m mẫu dữ liệu.

+ Nhãn thực tế của mẫu thứ i.

+ hθ: Xác suất dự đoán của mẫu thứ i.

* Tối ưu hóa tham số (Gradient Descent)

Để tìm các tham số tối ưu θ giúp giảm thiểu hàm mất mát, Logistic Regression sử dụng thuật toán Gradient Descent:

Ảnh có chứa Phông chữ, chữ viết tay, hàng, văn bản

Mô tả được tạo tự động

Hình 2.5 Thuật toán Gradient Descent

Trong đó:

+ α: Tốc độ học (learning rate).

+ :Đạo hàm riêng của hàm mất mát đối với tham số θj​.

+ Quá trình lặp này tiếp tục cho đến khi hàm mất mát hội tụ.

* Dự đoán nhãn:

Sau khi tối ưu, Logistic Regression dự đoán nhãn của mẫu mới dựa trên xác suất:



Hình 2.6 Dự đoán Class

Trong đó: k là các lớp (đối với bài toán đa lớp).

* + - 1. ***Các giả định của mô hình hồi quy Logistic***

Hồi quy Logistic là một mô hình mạnh mẽ được sử dụng để phân loại nhị phân, nhưng nó cũng có những giả định cơ bản cần được thỏa mãn để mô hình hoạt động hiệu quả và cho kết quả đáng tin cậy. Các giả định chính của hồi quy Logistic có thể được mô tả như sau:

* **Tính tuyến tính giữa biến độc lập và logit (log-odds):** Hồi quy Logistic giả định rằng các biến độc lập có mối quan hệ tuyến tính với logit của xác suất (logarithm của tỷ lệ odds). Trong đoạn mã, các biến như "Thời gian thực tế", "Thời gian bình quân", và "Năng suất ngày" được sử dụng làm đầu vào cho mô hình và cần được kiểm tra để đảm bảo tính tuyến tính này.
* **Độc lập giữa các quan sát:** Mô hình giả định rằng các quan sát trong tập dữ liệu không phụ thuộc lẫn nhau. Việc loại bỏ dữ liệu trùng lặp và các hàng chứa giá trị bị thiếu (NaN) trong đoạn mã nhằm đảm bảo tính độc lập này.
* **Không có đa cộng tuyến nghiêm trọng:** Đoạn mã thực hiện kiểm tra ma trận tương quan để đảm bảo rằng các biến độc lập không có mối quan hệ tuyến tính cao (đa cộng tuyến), vì điều này có thể ảnh hưởng đến độ ổn định của các hệ số trong mô hình.
* **Biến mục tiêu là nhị phân:** Mô hình yêu cầu biến mục tiêu (target) phải là nhị phân, tức chỉ có hai giá trị. Đoạn mã đã tạo biến mục tiêu "Lỗi" bằng cách gán giá trị 1 nếu có lỗi và 0 nếu không có lỗi, đáp ứng giả định này.
* **Kích thước mẫu đủ lớn:** Để đạt được các ước lượng đáng tin cậy và giảm thiểu lỗi thống kê, hồi quy Logistic yêu cầu tập dữ liệu có kích thước đủ lớn. Đoạn mã cho thấy việc tách dữ liệu thành các tập huấn luyện và kiểm tra đảm bảo mô hình có đủ dữ liệu để học và đánh giá.
* Bằng cách kiểm tra và xử lý dữ liệu theo các giả định trên, đoạn mã đã chuẩn bị dữ liệu đầu vào một cách kỹ lưỡng để hồi quy Logistic hoạt động hiệu quả và đưa ra dự đoán chính xác.

***2.2.2.3 Mô hình hồi quy tuyến tính đơn giản***

Mối quan hệ giữa biến trả lời Y và biến dự đoán X được quy định là mô hình tuyến tính

*Y =*𝜷𝟎+ 𝜷𝟏𝑿+𝜺

Trong đó 𝛽0 và 𝛽1 là các hằng số được gọi là hệ số hồi quy mô hình hoặc tham số và ℇ là một lỗi hoặc nhiễu ngẫu nhiên. Giả định rằng trong phạm vi của các quan sát được nghiên cứu, phương trình tuyến tính cung cấp một xấp xỉ chấp nhận được cho mối quan hệ thực sự giữa Y và X. Nói cách khác, Y xấp xỉ một hàm tuyến tính của X và 𝜀 đo lường sự khác biệt trong phép tính gần đúng đó. Cụ thể, 𝜀 không chứa thông tin có hệ thống để xác định Y chưa được ghi trong X. Hệ số 𝛽1, được gọi là độ dốc, có thể được hiểu là sự thay đổi của Y đối với thay đổi đơn vị trong X. Hệ số 𝛽0, được gọi là hệ số không đổi hoặc đánh chặn, là giá trị dự đoán của Y khi X = 0. Phương trình



có thể được viết như:



Trong đó 𝑦𝑖 đại diện cho giá trị thứ i của biến trả lời Y, 𝑥𝑖 đại diện cho giá trị thứ i của biến dự đoán X và 𝜀𝑖 đại diện cho lỗi trong xấp xỉ của 𝑦𝑖.

Phân tích hồi quy khác với một cách quan trọng từ phân tích tương quan. Hệ số tương quan là đối xứng theo nghĩa Cor (Y, X) giống với Cor (X, Y). Các biến X và Y có tầm quan trọng như nhau. Trong phân tích hồi quy, biến trả lời Y có tầm quan trọng chính. Tầm quan trọng của yếu tố dự đoán X nằm ở khả năng tính đến sự biến thiên của biến trả lời Y và không phải là chính nó. Do đó Y có tầm quan trọng hàng đầu.

## **2.3 Quá trình thu thập và xử lý dữ liệu**

### **2.3.1 Thu thập dữ liệu**

Quá trình thu thập dữ liệu được thực hiện nhằm cung cấp thông tin chi tiết và đầy đủ để phân tích mắt mở và dự đoán khả năng mắt có mở không qua hình ảnh.

Các bước cụ thể bao gồm:

* ***Hình ảnh chụp trực tiếp:*** Sử dụng các camera hoặc thiết bị ghi hình có độ phân giải cao để thu thập hình ảnh vùng mắt từ nhiều đối tượng trong các điều kiện khác nhau (ánh sáng mạnh, yếu, hoặc thay đổi góc nhìn).
* ***Trạng thái mắt:* Dataset gồm 260 hình ảnh về mắt. Trong đó là những hình ảnh mắt mở và mắt không mở như mắt nhắm hoặc mắc lờ đờ.**
* **Chuẩn hóa dữ liệu:**

Dữ liệu thô được xử lý dữ liệu hình ảnh vùng mắt để chuẩn bị cho việc huấn luyện mô hình hồi quy Logistic nhằm phân loại trạng thái mắt.

def resize\_image(input\_path, size=(4, 4)):

    image = cv2.imread(input\_path, cv2.IMREAD\_GRAYSCALE

    resized\_image = cv2.resize(image, size)

    return resized\_image.flatten()

Em sử dụng hàm ***cv2.imread*** từ thư viện OpenCV được sử dụng để đọc tệp ảnh từ đường dẫn ***input\_path.*** Tham số ***cv2.IMREAD\_GRAYSCALE*** chuyển ảnh về chế độ grayscale (ảnh xám), tức là mỗi pixel sẽ chỉ có một giá trị cường độ sáng (thay vì 3 giá trị màu RGB).

* **Giảm độ phức tạp**: Ảnh màu có 3 kênh (RGB), nghĩa là mỗi pixel chứa 3 giá trị, làm tăng kích thước và độ phức tạp của dữ liệu. Chuyển sang grayscale giảm số lượng dữ liệu từ 3 kênh xuống 1 kênh.

**Dễ xử lý**: Với các bài toán như phân loại mắt mở/nhắm, thông tin màu sắc không quan trọng, cường độ sáng là đủ để nhận biết.

Hàm ***cv2.resize*** thay đổi kích thước ảnh về kích thước được chỉ định bởi tham số size, ở đây là (4, 4). Mỗi ảnh gốc (kích thước lớn hơn, ví dụ 100x100 pixel) sẽ được thu nhỏ thành ảnh 4x4 pixel (16 pixel).

* **Giảm chiều dữ liệu**: Mô hình học máy làm việc hiệu quả hơn khi số chiều dữ liệu đầu vào nhỏ, giúp giảm độ phức tạp và thời gian tính toán. Một ảnh lớn với nhiều pixel không cần thiết sẽ gây ra tình trạng "quá khớp" (overfitting) vì mô hình học phải xử lý quá nhiều chi tiết không quan trọng.

**Tăng tốc độ xử lý:** Ảnh nhỏ (4x4 pixel) dễ dàng xử lý hơn nhiều so với ảnh lớn, đặc biệt khi cần xử lý hàng nghìn ảnh.

Hàm ***flatten*** biến ma trận ảnh 2D (4x4) thành một vector 1D (chiều dài 16).

* Dữ liệu cần được chuẩn bị ở dạng vector khi làm đầu vào cho các thuật toán học máy như hồi quy Logistic. Mỗi vector đại diện cho một ảnh, và các thuật toán sẽ xử lý dữ liệu dưới dạng vector thay vì ma trận.

for filename in os.listdir(open\_eye\_folder):

    filepath = os.path.join(open\_eye\_folder, filename)

    data.append(resize\_image(filepath))

* Duyệt qua tất cả các file trong thư mục chứa ảnh mắt.
* Đọc và resize từng ảnh, sau đó lưu vào danh sách data.
* Chuyển đổi danh sách data và labels thành mảng NumPy để dễ dàng thực hiện các phép tính và xử lý dữ liệu.

# Chuẩn hóa dữ liệu

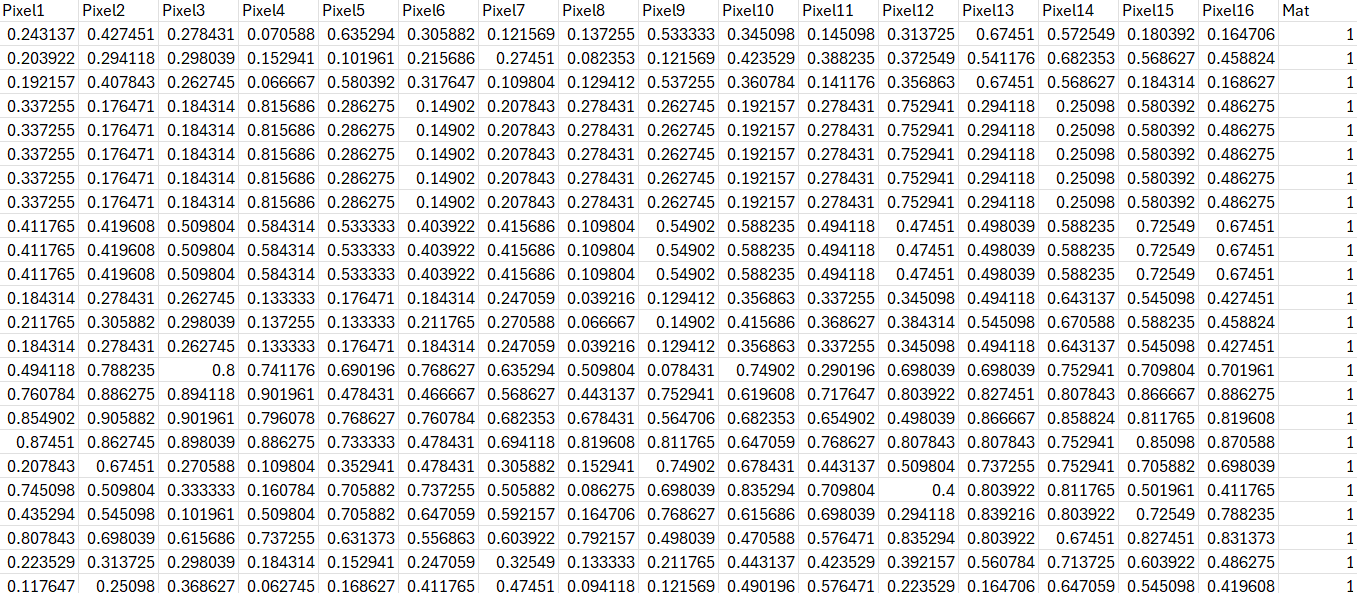
data = data / 255.0  # Chia cho 255 để giá trị pixel nằm trong [0, 1]

Chuẩn hóa dữ liệu bằng cách chia cho 255 là bước cần thiết để:

* Đưa dữ liệu về dạng đơn giản và thống nhất (giá trị từ [0, 1]).
* Đảm bảo mô hình học máy hoạt động hiệu quả và ổn định.
* Giảm độ phức tạp trong tính toán và tăng tốc độ hội tụ của mô hình.

**Lưu trữ và xuất dữ liệu:**

Dữ liệu đã xử lý được lưu trữ dưới dạng file csv để dễ dàng truy xuất và phân tích, file dữ liệu có tên *"datamoi.csv"*.



Bảng 2.1 Dữ liệu đầu vào

### **2.3.2 Tiền xử lý dữ liệu**

Quy trình tiền xử lý dữ liệu được thực hiện một cách toàn diện để đảm bảo dữ liệu đầu vào phù hợp cho mô hình hồi quy Logistic. Các bước cụ thể bao gồm:

***2.3.2.1 Đọc và kiểm tra dữ liệu***

- Đọc dữ liệu từ file Excel bằng thư viện pandas:

df = pd.read\_csv('datamoi.csv')

df.info()

- Kiểm tra cấu trúc dữ liệu: Sử dụng df.info() và df.head() để xác định kiểu dữ liệu, số lượng cột, và các giá trị ban đầu của dataset.

***2.3.2.2 Làm sạch tên cột***

**Loại bỏ khoảng trắng thừa trong tên cột:**

df.columns = df.columns.str.strip()

Việc này giúp tránh lỗi khi truy cập hoặc thao tác trên các cột trong dataset.

***2.3.2.3 Xử lý giá trị thiếu và dữ liệu trùng lặp***

**- Thay thế giá trị trống bằng NaN:**

df.replace(r'^\s\*$', np.nan, regex=True, inplace=True)

**- Loại bỏ các hàng chứa giá trị NaN** và **loại bỏ dữ liệu trùng lặp:**

df.dropna(inplace=True)

df = df.drop\_duplicates()

***2.3.2.4 Trực quan hóa dữ liệu***

**Biểu đồ cột** và **biểu đồ tròn** để phân tích sự phân bố của lớp:

# Biểu đồ cột

plt.subplot(1, 2, 1)

plt.bar(check.index, check.values, color='brown')

plt.grid(ls='--')

plt.title('Biểu đồ cột phân tách lớp')

# Vẽ biểu đồ tròn và lưu lại wedges (phần biểu đồ)

wedges, texts, autotexts = plt.pie(

    check.values,

    labels=check.index,

    autopct='%.2f%%',

    startangle=90,

    colors=colors,

    explode=explode,

    wedgeprops={'edgecolor': 'black'}

)

***2.3.2.5 Tách dữ liệu thành tập huấn luyện và kiểm tra***

**Chia dữ liệu theo tỷ lệ 80:20:**

X\_train, X\_test, y\_train, y\_test = train\_test\_split(X,y, test\_size=0.20, shuffle=True)

### **2.3.2 Tổng quan quá trình thu thập và xử lý dữ liệu**

Việc thu thập và xử lý dữ liệu đóng vai trò quan trọng trong quá trình xây dựng và phát triển mô hình hồi quy Logistic, đặc biệt đối với bài toán dự đoán mắt. Quá trình này có thể được chia thành hai giai đoạn chính: **thu thập dữ liệu** và **xử lý dữ liệu**.

***2.3.2.1 Thu Thập Dữ Liệu***

Dữ liệu được thu thập từ các hoạt động liên quan đến việc theo dõi trạng thái mắt (mở hoặc nhắm) trong các tình huống cụ thể, bao gồm các thông tin liên quan đến đặc điểm và hiệu suất nhận diện trạng thái mắt. Các nguồn dữ liệu cụ thể bao gồm:

* *Thông tin hình ảnh:*

+ Các ảnh mắt ở trạng thái mở.

+ Các ảnh mắt ở trạng thái nhắm.

* *Thông tin kỹ thuật:*

+ Kích thước ảnh và cường độ pixel của từng bức ảnh (được chuyển về dạng grayscale).

+ Đặc điểm của các pixel trong ảnh, phản ánh cường độ sáng và đặc trưng của vùng mắt.

* *Yếu tố đối tượng:*

+ Đặc điểm cá nhân của người tham gia (ví dụ: cấu trúc mắt, môi trường ánh sáng).

+ Tư thế và góc nhìn của mắt khi chụp ảnh.

* *Chỉ số đánh giá hiệu quả:*

+ Tỷ lệ chính xác nhận diện mắt mở và mắt nhắm (%).

+ Mức độ sai số trong quá trình phân loại trạng thái mắt.

+ Mục tiêu của việc thu thập dữ liệu là đảm bảo tính đa dạng và phản ánh đầy đủ các yếu tố ảnh hưởng đến khả năng nhận diện và phân loại trạng thái mắt, hỗ trợ xây dựng mô hình dự đoán hiệu quả.

***2.3.2.2 Xử Lý Dữ Liệu***

Dữ liệu thô sau khi thu thập cần trải qua quá trình xử lý để loại bỏ nhiễu và chuẩn hóa, đảm bảo chất lượng dữ liệu đầu vào cho mô hình dự đoán trạng thái mắt (mở hoặc nhắm). Các bước xử lý cụ thể bao gồm:

* *Kiểm tra và làm sạch dữ liệu:*

**+ Xử lý tên cột:** Loại bỏ khoảng trắng và định dạng lại tên cột để đảm bảo tính nhất quán và dễ sử dụng trong các bước tiếp theo.

**+ Loại bỏ các dữ liệu không cần thiết:** Loại bỏ các ảnh không liên quan hoặc ảnh chất lượng kém (ví dụ: ảnh mờ, mất nét, không chứa đầy đủ vùng mắt).

* *Xử lý các giá trị không hợp lệ:*

**+ Kiểm tra và xử lý ảnh bị lỗi:** Loại bỏ các ảnh không thể đọc được hoặc có giá trị pixel bất thường.

**+ Loại bỏ dữ liệu trùng lặp:** Xóa các bản sao của cùng một ảnh để tránh ảnh hưởng đến tính khách quan của mô hình.

* *Chuyển đổi và chuẩn hóa dữ liệu:*

**+ Chuyển đổi ảnh:** Chuyển tất cả ảnh sang định dạng grayscale và resize về kích thước cố định (ví dụ: 4x4 pixel) để đồng nhất kích thước dữ liệu đầu vào.

**+ Chuẩn hóa dữ liệu:** Chia giá trị pixel của ảnh cho 255 để chuẩn hóa dữ liệu về khoảng [0, 1], giúp tăng hiệu quả xử lý và dự đoán của mô hình.

* *Phân tích và trực quan hóa dữ liệu:*

**+ Kiểm tra cân bằng dữ liệu:** Phân tích tỷ lệ giữa hai lớp (mắt mở và mắt nhắm) để đảm bảo dữ liệu cân đối.

**+ Trực quan hóa đặc điểm dữ liệu:** Sử dụng các biểu đồ hoặc heatmap để kiểm tra các mẫu pixel và tìm hiểu mối quan hệ giữa các điểm ảnh.

* *Tách dữ liệu cho mô hình:*

**+ Xác định biến độc lập và biến mục tiêu:**

* Biến độc lập (X): Là vector biểu diễn giá trị pixel của từng ảnh.
* Biến mục tiêu (y): Trạng thái mắt (1: Mắt mở, 0: Mắt nhắm).

**+ Chia dữ liệu thành tập huấn luyện và kiểm tra:** Tách dữ liệu với tỷ lệ 80:20 để đảm bảo mô hình được huấn luyện và kiểm định trên các tập dữ liệu riêng biệt.

Như vậy, quá trình thu thập và xử lý dữ liệu này được thiết kế để đảm bảo rằng dữ liệu đầu vào của mô hình hồi quy Logistic là chính xác, đầy đủ và đồng nhất. Dữ liệu sau xử lý không chỉ loại bỏ nhiễu mà còn phản ánh rõ ràng mối quan hệ giữa các đặc điểm ảnh và trạng thái mắt, giúp mô hình dự đoán đạt hiệu quả cao và hỗ trợ cho các ứng dụng trong nhận diện trạng thái mắt.

## **2.4 Các tiêu chuẩn đánh giá**

Để đánh giá hiệu suất của mô hình dự đoán lỗi trong sản xuất, các chỉ số quan trọng đã được sử dụng trong quá trình kiểm tra và huấn luyện mô hình. Đầu tiên, **độ chính xác (Accuracy)** được tính bằng cách so sánh số lượng mẫu dự đoán đúng với tổng số mẫu trong tập kiểm tra. Đoạn mã cho thấy mô hình đạt được độ chính xác nhất định trên cả tập huấn luyện và tập kiểm tra, giúp đánh giá khả năng tổng quát của mô hình đối với dữ liệu chưa thấy.

Thứ hai, **ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix)** cung cấp cái nhìn chi tiết hơn về các lỗi mà mô hình gặp phải trong quá trình dự đoán. Ma trận này cho phép xác định số lượng mẫu được phân loại sai giữa các lớp, từ đó chỉ ra các khu vực mà mô hình cần cải thiện, chẳng hạn như việc phân biệt giữa các mức độ lỗi trong sản xuất.

Cuối cùng, mô hình cũng có khả năng **dự đoán lỗi** dựa trên các thông tin đầu vào mới từ người dùng, như thời gian thực tế, số lượng đạt, năng suất ngày, và bậc thợ. Điều này giúp mô hình trở nên linh hoạt và có thể áp dụng trực tiếp vào quá trình sản xuất thực tế.

Các chỉ số và phương pháp trên cung cấp một cái nhìn toàn diện về hiệu suất của mô hình, từ đó giúp các nhà quản lý và kỹ sư cải thiện các quy trình sản xuất, giảm thiểu lỗi và nâng cao năng suất.

* *Độ chính xác (Accuracy):*

Độ chính xác đo lường tỷ lệ dự đoán đúng trên tổng số mẫu:

Ảnh có chứa văn bản, Phông chữ, màu trắng, thuật in máy

Mô tả được tạo tự động

***-*** *F1-Score:*

F1-Score là trung bình điều hòa của Precision và Recall:

Ảnh có chứa văn bản, Phông chữ, màu trắng, hàng

Mô tả được tạo tự động

* *Ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix):*

Ý nghĩa: Biểu diễn trực quan các giá trị dự đoán đúng và sai của mô hình. Ma trận gồm 4 thành phần:

**+** TP: Số dự đoán đúng lớp dương.

+ FP: Số dự đoán sai lớp dương.

+ TN: Số dự đoán đúng lớp âm.

+ FN: Số dự đoán sai lớp âm.

Ứng dụng: Cung cấp cái nhìn chi tiết về từng loại lỗi của mô hình.

*- ROC Curve và AUC (Chỉ số đường cong ROC):*

* *ROC Curve* (Receiver Operating Characteristic) là đường cong biểu diễn mối quan hệ giữa TPR (True Positive Rate) và FPR (False Positive Rate) ở các ngưỡng khác nhau:

Ảnh có chứa Phông chữ, biểu đồ, màu trắng, số

Mô tả được tạo tự động

* *AUC (Area Under the Curve)* là diện tích dưới đường cong ROC, giúp đánh giá khả năng phân biệt giữa các lớp của mô hình:
  + AUC=1.0: Mô hình hoàn hảo.
  + AUC=0.5: Mô hình ngẫu nhiên, không tốt hơn việc đoán mò.

***- Log-Loss (Logarithmic Loss)***

**Ý nghĩa**: Đo lường mức độ không chắc chắn của dự đoán xác suất.

Ảnh có chứa văn bản, Phông chữ, màu trắng, chữ viết tay

Mô tả được tạo tự động

Trong đó:

+ :Nhãn thực tế.

+ ​: Xác suất dự đoán.

**Ứng dụng:** Được sử dụng trong các bài toán cần dự đoán xác suất thay vì phân lớp.

***- Kiểm tra hệ số mô hình (Significance of Coefficients)***

**Ý nghĩa:** Xác định tầm quan trọng của từng biến trong mô hình bằng cách kiểm tra các giá trị p-value.

**Ứng dụng:** Loại bỏ các biến không ảnh hưởng đáng kể đến dự đoán.

*-* ***Độ đặc hiệu (Specificity)***

**Ý nghĩa:** Tỷ lệ dự đoán đúng trên tổng số mẫu thực sự thuộc lớp âm (Negative Class).

**Công thức:**

**Ảnh có chứa văn bản, Phông chữ, hàng, ảnh chụp màn hình

Mô tả được tạo tự động**

Ứng dụng: Được sử dụng khi cần hạn chế báo động sai (False Positives).

# **CHƯƠNG 3: CHƯƠNG TRÌNH SỬ DỤNG HỒI QUY LOGISTIC**

## **3.1 Giới thiệu về chương trình**

Chương trình này được phát triển để dự đoán trạng thái của mắt (mở hoặc nhắm) từ các hình ảnh đầu vào, sử dụng mô hình hồi quy Logistic để phân loại trạng thái mắt. Mục tiêu chính của chương trình là sử dụng mô hình hồi quy Logistic để phân tích và dự đoán trạng thái mắt, qua đó hỗ trợ các ứng dụng như nhận diện khuôn mặt, giám sát lái xe, và các hệ thống tương tác người-máy.

Chương trình thực hiện các bước tiền xử lý dữ liệu như chuyển đổi ảnh sang định dạng grayscale, thay đổi kích thước ảnh về một chuẩn nhất định, và chuẩn hóa dữ liệu. Sau đó, chương trình phân chia dữ liệu thành các tập huấn luyện và kiểm tra, huấn luyện mô hình hồi quy Logistic trên tập huấn luyện và đánh giá mô hình bằng các chỉ số như độ chính xác (Accuracy) và ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix) trên tập kiểm tra.

Khi mô hình đã được huấn luyện, chương trình cho phép người dùng nhập thông tin ảnh trực tiếp và sử dụng mô hình để dự đoán trạng thái mắt. Nếu dự đoán là mắt nhắm, người dùng có thể can thiệp kịp thời trong các tình huống như giám sát lái xe hoặc các hệ thống tương tác, từ đó đảm bảo an toàn và hiệu quả.

Chương trình cung cấp một công cụ mạnh mẽ cho việc nhận diện trạng thái mắt, hỗ trợ các ứng dụng trong giám sát và cải thiện các hệ thống tự động.

## **3.2 Mô tả chương trình**

Chương trình này được xây dựng với mục tiêu dự đoán trạng thái mắt (mở hoặc nhắm) từ các hình ảnh đầu vào, sử dụng mô hình hồi quy Logistic. Chương trình giúp phát hiện và phân loại trạng thái mắt trong các ứng dụng như nhận diện khuôn mặt, giám sát người lái xe, và các hệ thống tương tác người-máy. Qua đó, chương trình hỗ trợ tự động hóa các quá trình giám sát và can thiệp kịp thời, nhằm đảm bảo an toàn và nâng cao hiệu quả trong các tình huống yêu cầu nhận diện mắt.

## **3.3 Mục tiêu đề tài**

Mục tiêu của đề tài là xây dựng và áp dụng mô hình hồi quy Logistic để dự đoán trạng thái mắt (mở hoặc nhắm) từ các hình ảnh đầu vào. Cụ thể, mục tiêu của đề tài bao gồm:

* *Phân tích dữ liệu hình ảnh mắt:* Thu thập và xử lý dữ liệu hình ảnh của mắt (mở hoặc nhắm), bao gồm các bước như làm sạch, chuẩn hóa và chuyển đổi hình ảnh thành các đặc trưng có thể sử dụng trong mô hình.
* *Xây dựng mô hình dự đoán trạng thái mắt:* Sử dụng mô hình hồi quy Logistic để phân loại các trạng thái mắt (mở hoặc nhắm) dựa trên các đặc trưng của hình ảnh đầu vào.
* *Đánh giá hiệu quả của mô hình:* Đánh giá mô hình dựa trên các chỉ số như độ chính xác (accuracy), ma trận nhầm lẫn (confusion matrix), và các chỉ số khác để kiểm tra khả năng dự đoán đúng trạng thái mắt trong các tình huống thực tế.
* *Ứng dụng thực tế:* Cung cấp công cụ giúp các hệ thống giám sát, nhận diện khuôn mặt hoặc các ứng dụng an ninh tự động hóa trong việc phát hiện và phân loại trạng thái mắt một cách chính xác và nhanh chóng.
* *Hỗ trợ quyết định và cải thiện hiệu quả:* Giúp các hệ thống tự động hoặc các nhà quản lý có thể đưa ra quyết định kịp thời, nâng cao hiệu quả công việc trong các tình huống yêu cầu nhận diện trạng thái mắt (ví dụ: giám sát người lái xe, chăm sóc sức khỏe).

## **3.4 Giới thiệu về dự đoán mắt trong nhận diện an toàn lái xe.**

Dự đoán trạng thái mắt trong nhận diện an toàn lái xe là một ứng dụng quan trọng giúp nâng cao mức độ an toàn và giảm thiểu tai nạn giao thông. Trong bối cảnh lái xe, việc giám sát và phân tích trạng thái mắt của tài xế, đặc biệt là xác định liệu mắt có đang mở hay nhắm, là yếu tố quan trọng trong việc phát hiện sự mệt mỏi hoặc mất tập trung. Điều này giúp đảm bảo rằng tài xế luôn duy trì sự chú ý và tỉnh táo trong suốt hành trình.

Việc ứng dụng các mô hình phân tích dữ liệu và học máy, đặc biệt là mô hình hồi quy Logistic, có thể giúp phân loại và dự đoán trạng thái mắt (mở hoặc nhắm) từ hình ảnh. Các mô hình này có khả năng nhận diện và phân tích các đặc trưng của mắt, từ đó đưa ra dự đoán chính xác về tình trạng tỉnh táo của tài xế.

Trong bối cảnh nhận diện an toàn lái xe, các yếu tố như độ sáng, góc nhìn, và các đặc điểm của khuôn mặt sẽ đóng vai trò quan trọng trong việc xác định trạng thái mắt của tài xế. Mô hình học máy sẽ được huấn luyện để phát hiện các mẫu hình trong dữ liệu hình ảnh và dự đoán khả năng tài xế đang có dấu hiệu mệt mỏi hoặc không tập trung.

Ứng dụng dự đoán trạng thái mắt không chỉ giúp nâng cao mức độ an toàn cho tài xế mà còn đóng vai trò trong việc ngăn ngừa tai nạn, đặc biệt là các tai nạn liên quan đến việc tài xế buồn ngủ hoặc mất cảnh giác. Mô hình này có thể được tích hợp vào các hệ thống hỗ trợ lái xe thông minh, giúp tài xế nhận được cảnh báo kịp thời, từ đó giảm thiểu nguy cơ và bảo vệ sự an toàn cho người lái xe và những người tham gia giao thông khác.

## **3.5 Tổng hợp bộ dữ liệu**

### **3.5.1 Các thành phần cấu trúc bộ dữ liệu**

Bộ dữ liệu bao gồm các thành phần chính sau:

* Các cột Pixel (Pixel1, Pixel2, ..., Pixel16):

+ Là các giá trị đặc trưng tương ứng với cường độ sáng của từng pixel trong một ảnh.

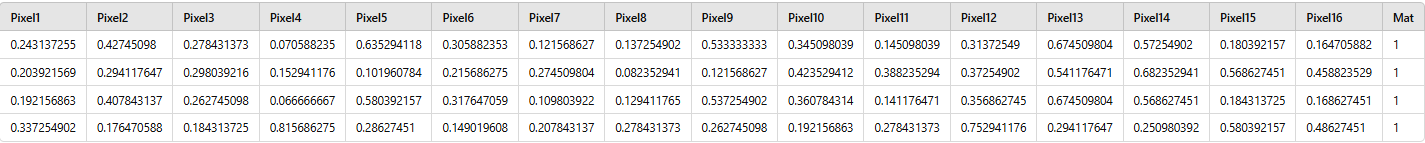
+ Mỗi cột tương ứng với một pixel trong ảnh, với các giá trị từ 0 đến 1, biểu thị cường độ sáng của từng pixel (mức độ sáng của mỗi pixel trong không gian màu RGB đã được chuẩn hóa).

+ Các giá trị này có thể là các số thực từ 0 (đen hoàn toàn) đến 1 (trắng hoàn toàn), giúp biểu diễn đặc trưng hình ảnh.

* Cột Mat (Mắt):

+ Giá trị 1 trong cột Mat có thể biểu thị trạng thái mắt mở và 0 là mắt nhắm.

### **3.5.2 Cấu trúc dữ liệu**



Bảng 3.1 Cấu trúc bộ dữ liệu

*-* ***Biến mục tiêu (Target Variable)***

Biến mục tiêu (target) trong bài toán này là **Mat**. Mô hình sẽ dự đoán mắt có mở hay không, với các giá trị: 1 là mắt mở và 0 là mắt nhắm.

*-* ***Dữ liệu đã qua tiền xử lý (Processed Data)***

Sau khi xử lý, các giá trị thiếu được thay thế, các giá trị không hợp lệ được loại bỏ, và các cột có dữ liệu cần được chuẩn hóa. Bộ dữ liệu xử lý sẽ có các cột như:

A screenshot of a computer

Description automatically generated

Bảng 3.2 Dữ liệu đã qua tiền xử lý

Các bước xử lý dữ liệu có thể bao gồm:

* Loại bỏ các giá trị trống (NaN)
* Xử lý dữ liệu bị trùng lặp
* Tạo ra các biến nhị phân (lỗi có hay không) dựa trên trạng thái mắt

# **CHƯƠNG 4. THIẾT KẾ VÀ CÀI ĐẶT MÔI TRƯỜNG THỬ NGHIỆM**

## **4.1 Môi trường cài đặt**

- Hệ điều hành: Windows.

- Ngôn ngữ sử dụng: Python.

## **4.2 Giao diện hệ thống**

Nhập một bức ảnh chụp về mắt muốn dự đoán cho vào chạy chương trình để xử lý dữ liệu hình ảnh và chuyển thành vector 1D.

A screenshot of a computer program

Description automatically generated

Hình 4.1 Xử lý hình ảnh và chuyển thành vector 1D

Người dùng có thể nhập các thông tin các giá trị pixel ảnh sau khi chuyển đổi từ (0 – 255):

Sau khi nhập xong hệ thống sẽ dự đoán và in ra màn hình có lỗi hay không.

A screenshot of a computer

Description automatically generated

Hình 4.2 Giao diện hệ thống in ra kết quả

# **KẾT LUẬN**

Trong báo cáo này, em đã triển khai và phân tích một hệ thống dự đoán trạng thái mắt dựa trên mô hình học máy, cụ thể là mô hình hồi quy Logistic. Mục tiêu của hệ thống là hỗ trợ việc nhận diện trạng thái mắt qua các đặc trưng hình ảnh, giúp ứng dụng trong các lĩnh vực như nhận diện an toàn lái xe, kiểm tra sức khỏe hoặc các ứng dụng an ninh, thông qua việc phân tích các giá trị pixel trong hình ảnh đầu vào.

Quá trình tiền xử lý dữ liệu đã được thực hiện cẩn thận, bao gồm các bước như thu thập và chuẩn hóa dữ liệu pixel, chuyển đổi giá trị pixel thành các giá trị thực trong phạm vi từ 0 đến 1, và chuẩn bị dữ liệu cho mô hình học máy. Sau khi dữ liệu được tiền xử lý, hệ thống tiến hành huấn luyện mô hình hồi quy Logistic để dự đoán trạng thái mắt dựa trên các thông số hình ảnh đầu vào.

Đánh giá mô hình dựa trên các chỉ số như độ chính xác (accuracy), F1-Score và ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix) cho thấy hiệu suất tốt của mô hình trong việc phân loại trạng thái mắt mở và mắt nhắm. Hệ thống cũng cung cấp khả năng dự đoán trực tiếp từ giao diện người dùng, cho phép người sử dụng có thể dễ dàng kiểm tra và nhận diện trạng thái mắt nhanh chóng.

Hệ thống đã chứng minh khả năng hỗ trợ việc nhận diện trạng thái mắt một cách chính xác và hiệu quả. Tuy nhiên, để nâng cao hiệu quả dự đoán và mở rộng ứng dụng, trong tương lai, em có thể cải tiến thêm hệ thống bằng cách sử dụng các thuật toán học máy phức tạp hơn như mạng nơ-ron sâu (Deep Learning), đặc biệt khi dữ liệu trở nên phức tạp hơn với nhiều yếu tố tác động.

Như vậy, hệ thống dự đoán trạng thái mắt là một công cụ hữu ích, có thể đóng góp lớn vào các ứng dụng nhận diện hình ảnh, đảm bảo an toàn và hỗ trợ trong việc đưa ra quyết định trong các lĩnh vực liên quan.

.

# **TÀI LIỆU THAM KHẢO**

1. Nguyễn Đình Hiển, Đỗ Văn Nhơn, “Mô hình biểu diễn tri thức dạng quan hệ và Ứng dụng xây dựng hệ hỗ trợ giải toán thông minh”, Kỷ yếu Hội nghị quốc gia lần thứ XV: Một số vấn đề chọc lọc của Công nghệ thông tin và Truyền thông (2012), ngày 03-04/12/2012, Hà Nội, In Quý III/2013.

2. Nguyễn Đình Hiển, Đỗ Văn Nhơn, Mô hình tri thức toán tử và Ứng dụng xây dựng hệ hỗ trợ giải bài toán thông minh, Tạp chí Khoa học và Công nghệ, Viện Hàn lâm Khoa học và Công nghệ Việt Nam, ISSN: 0866-708X, Tập 52, số 4D, trang 60-76 (2014).

**5. Scikit-learn documentation.** (n.d.). Logistic Regression. Retrieved from <https://scikit-learn.org/stable/modules/linear_model.html#logistic-regression>

**6. Wei, Y., & Lai, X. (2017).** Machine Learning in Healthcare Applications Using Logistic Regression Models. Journal of Healthcare Engineering, 2017. <https://doi.org/10.1155/2017/2495423>

**7. Kelleher, J. D., & Tierney, B. (2018).** Data Science: An Introduction. MIT Press.