ĐẠI HỌC HUẾ
KHOA KỸ THUẬT VÀ CÔNG NGHỆ

BÁO CÁO ĐỒ ÁN
HỌC KÌ II, năm học 2023-2024

Học phần:
HỌC MÁY 2

Số phách (Do hội đồng chấm ghi thi)

Thừa Thiên Huế, tháng 6 năm 2024.

ĐẠI HỌC HUẾ
KHOA KỸ THUẬT VÀ CÔNG NGHỆ

BÁO CÁO ĐỒ ÁN
HỌC KÌ II, năm học 2023-2024

Học phần:
HỌC MÁY 2

Giảng viên hướng dẫn: T.s Nguyễn Đăng Trị
Lớp: Khoa học dữ liệu và Trí tuệ nhân tạo khóa 3.
Sinh viên thực hiện: Phạm Phước Bảo Tín 22E1020021
Trần Tùng Dương_22E1010001 .
(ký và ghi rõ họ tên)

Số phách **(**Do hội đồng chấm ghi thi)

Thừa Thiên Huế, tháng 6 năm 2024.

LỜI CẢM ƠN

Được trở thành sinh viên Khoa Kỹ Thuật và Công Nghệ - Đại học Huế em rất hạnh phúc và biết ơn. Hạnh phúc vì mình đã đạt được mục tiêu mong muốn và biết ơn sự cống hiến, chỉ bảo tận tình sâu sắc của quý thầy cô trong khoa đồng thời đã tạo điều kiện học tập lí tưởng cho chúng em. Để hoàn thành đồ án một cách chỉnh chu nhất có thể em xin gửi lời cảm ơn đến thầy giáo bộ môn - TS.Nguyễn Đăng Trị đã hướng dẫn tận tình, chi tiết cho chúng em trong quá trình hoàn thành đồ án của sinh viên chúng em. Hi vọng rằng thời gian sắp tới em sẽ luôn cố gắng, nổ lực hơn nữa trong học tập chuyên nghành của mình.

Trong quá trình hoàn thành đồ án mặc dù nhóm đã chuẩn bị kĩ nhưng không thể tránh khỏi những sai sót, em mong nhận được sự góp ý từ quý thầy, cô. Lời cuối cùng nhóm xin kính chúc quý thầy, cô thật nhiều sức khỏe để tiếp tục dẫn dắt chúng em và những thế hệ tiếp theo thành người

DANH MỤC HÌNH ẢNH

MỤC LỤC

MỞ ĐẦU

Trong bối cảnh phát triển mạnh mẽ của khoa học dữ liệu và trí tuệ nhân tạo, các phương pháp học máy đã trở thành công cụ quan trọng trong việc giải quyết nhiều vấn đề thực tiễn. Một trong những kỹ thuật học máy phổ biến và cơ bản nhất là hồi quy logistic.

Hồi quy logistic không chỉ được ứng dụng rộng rãi trong các lĩnh vực như y tế, tài chính, tiếp thị mà còn là nền tảng cho nhiều mô hình phức tạp hơn trong học sâu và mạng nơ-ron. Điều này cho thấy tầm quan trọng và ảnh hưởng sâu rộng của nó trong cả nghiên cứu học thuật và ứng dụng thực tiễn.

Trong đồ án kết thúc học phần này, chúng ta sẽ đi sâu vào khám phá lý thuyết cơ bản của hồi quy logistic, từ việc thiết lập mô hình, các giả định, đến việc tối ưu hóa hàm mục tiêu. Đồng thời, cũng sẽ trình bày các ứng dụng thực tiễn của hồi quy logistic trong việc dự đoán kết quả, chẳng hạn như khả năng mắc bệnh tim ở bệnh nhân dựa trên các thông số sức khỏe, hay dự đoán hành vi mua sắm của khách hàng.

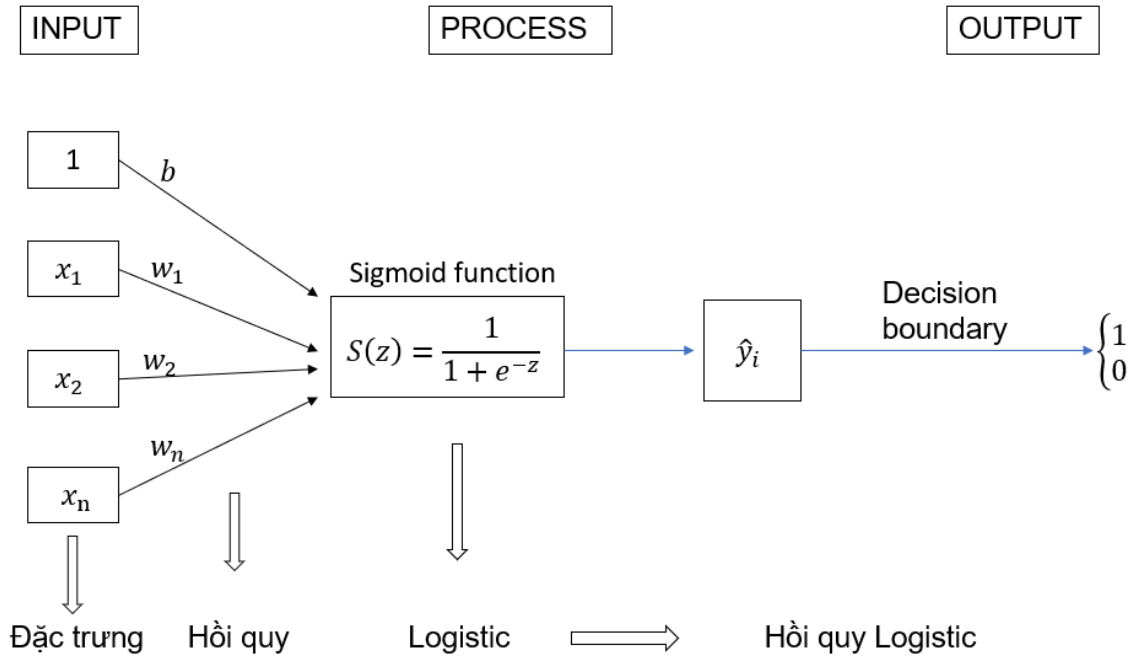
Chúng ta sẽ tiến hành phân tích so sánh giữa phương pháp Gradient Descent và các phương pháp tối ưu hóa khác như Sklearn để hiểu rõ hơn về hiệu suất và hiệu quả của từng phương pháp trong các bối cảnh khác nhau. Cuối cùng, bài tiểu luận sẽ thảo luận về những thách thức và hạn chế của hồi quy logistic, đồng thời đưa ra những hướng phát triển và cải tiến trong tương lai.

PHẦN 1: GIỚI THIỆU VÀ CƠ SỞ LÝ THUYẾT HỒI QUY LOGISTIC

1.1 Định nghĩa Hồi quy Logistics

Hồi quy logistic là một mô hình học máy có giám sát được sử dụng rộng rãi cho các vấn đề liên quan đến phân loại. Ở dạng cơ bản, nó được sử dụng cho bài toán phân loại nhị phân chỉ có hai lớp để dự đoán. Tuy nhiên, với một chút mở rộng hồi quy logistic có thể dễ dàng được sử dụng cho vấn đề phân loại nhiều lớp.

1.2 Mô hình toán



Hình 1: Tổng quát mô hình Hồi quy Logistic

1.2.1 Hàm Sigmoid (Sigmoid Function)

Mô hình hồi quy logistic sử dụng hàm logistic để ép đầu ra của một phương trình tuyến tính có giá trị trong khoảng (0,1)

Công thức của hàm Sigmoid:

$$S(z) = \frac{1}{1+e^{-z}} \quad (1)$$

Trong đó:

- $z = w^T x$: là phép tổ hợp tuyến tính đơn biến hoặc đa biến của biến đầu vào x với trọng số w.

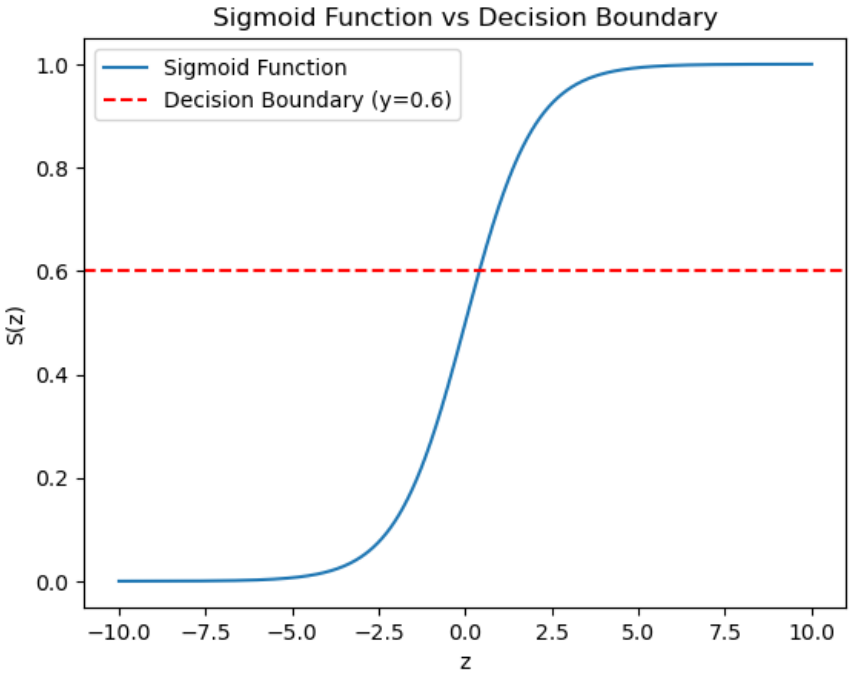
- $\lim_{z\to\infty}(S(z) = 1, \lim_{z\to-\infty}(S(z) = 0$
- $S(z)$ là giá trị xác suất được dự đoán nằm trong khoảng từ 0 đến 1.

1.2.2 Ranh giới quyết định (Decision Boundary)

Hàm dự đoán trả về giá trị xác suất trong khoảng từ 0 đến 1. Để có thể phân loại các danh mục rời rạc (đỗ/trượt,cho vay/không cho vay,...), ta cần chọn giá trị ngưỡng để nếu xác suất lớn hơn giá trị này thì sẽ phân loại vào danh mục đó, còn thấp hơn thì phân loại vào danh mục còn lại đối với hồi quy Logistic nhị phân.

$$p \geq 0.6, class = 1$$
$$p < 0.6, class = 0$$

Ví dụ, nếu chọn giá trị ngưỡng là 0.6 và giá trị hàm dự đoán trả về 0.7 thì ta có thể phân loại điểm dữ liệu đó là *đỗ*. Nếu giá trị hàm dự đoán trả về 0.3 thì ta có thể phân loại điểm dữ liệu đó là *trượt*.



Hình 2: Sigmoid Funciton vs Decision Boundary

1.2.3 Hàm mất mát (Loss Funciton)

Hàm mất mát Logistic Regression**,** hay còn gọi là Entropy chéo hai lớp (Binary Cross Entropy), là một hàm số quan trọng trong học máy, được sử dụng để đánh giá mức độ sai lệch giữa dự đoán của mô hình và giá trị thực tế của dữ liệu trong bài toán phân loại nhị phân.

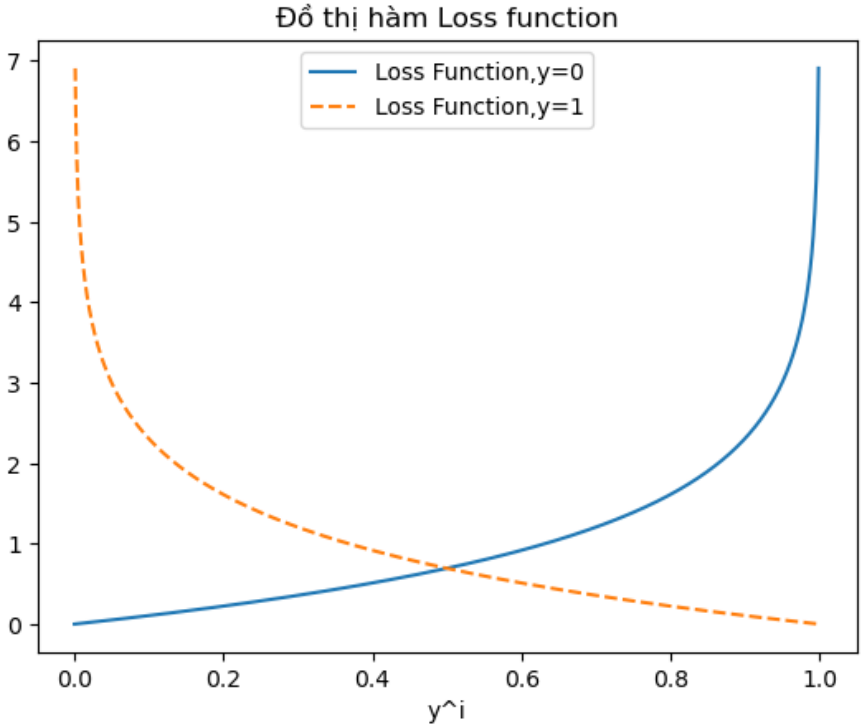
Mục tiêu chính của hàm mất mát Logistic Regression là tối ưu hóa để tăng hiệu suất của mô hình phân loại. Quá trình này được thực hiện bằng cách điều chỉnh các tham số của mô hình sao cho giá trị hàm mất mát được giảm thiểu, dẫn đến dự đoán chính xác hơn cho dữ liệu mới.

Thay vì sử dụng Mean Squared Error (MSE) sai số bình phương trung bình giữa giá trị được dự đoán và thực tế như trong hồi quy tuyến tính thì sử dụng hàm Cross-Entropy (hàm mất mát Log).

Với mỗi điểm dữ liệu $(x^{(i)}, y_i)$, công thức tổng quát của hàm mất mát:

$$L = -\big(y_i * log(\hat{y}_i) + (1 - y_i) * log(1 - \hat{y}_i)\big) \quad (2)$$

- Nếu $y_i = 1$ => $L = -log(\hat{y}_i)$
- Nếu $y_i = 0$ => $L = -\big(log(1 - \hat{y}_i)\big)$



Hình 3: Đồ thị hàm Loss Function

Nhận xét:

- Đối với $y_i = 0$, khi mô hình dự đoán $\hat{y}_i$ gần về 0, có nghĩa là giá trị dự đoán gần với giá trị thật thì giá trị hàm mất mát xấp xỉ bằng 0.
- Ngược lại, khi $y_i = 1$, khi mô hình dự đoán $\hat{y}_i$ gần về 0 thì giá trị hàm mất mát lúc này rất lớn và khi $\hat{y}_i$ gần về 1 tức là gần với giá trị thực, lúc này hàm mất mát có giá trị nhỏ xấp xỉ bằng 0.

Vậy với trên toàn bộ dữ liệu, hàm Loss function có công thức như sau:

$$L = -\frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} (y_i * \log \hat{y}_i + (1 - y_i) * \log(1 - \hat{y}_i)) \quad (3)$$

1.3 Ý nghĩa bài toán trong thực tế

Hồi quy logistic là một phương pháp thống kê được sử dụng để phân loại các đối tượng dựa trên một hoặc nhiều biến độc lập. Ứng dụng của hồi quy logistic rất đa dạng và được áp dụng trong nhiều lĩnh vực khác nhau. Dưới đây là một số ví dụ về ứng dụng của hồi quy logistic trong thực tế:

1.3.1 Y tế

- Chẩn đoán bệnh: Hồi quy logistic được sử dụng để dự đoán khả năng mắc bệnh của một bệnh nhân dựa trên các yếu tố nguy cơ như tuổi tác, chỉ số BMI, tiền sử bệnh lý, v.v. Ví dụ, dự đoán nguy cơ mắc bệnh tim dựa trên huyết áp, cholesterol và các yếu tố khác.
- Hiệu quả điều trị: Dự đoán khả năng thành công của một phương pháp điều trị dựa trên các đặc điểm của bệnh nhân và lịch sử y tế của họ.

1.3.2 Tài chính – Ngân hàng

- Dự đoán rủi ro tín dụng: Sử dụng hồi quy Logistic để dự đoán khả năng một khách hàng sẽ vỡ nợ dựa trên các thông tin tài chính và hành vi tiêu dùng của họ
- Phát hiện gian lận: Xác định các giao dịch có khả năng là gian lận dựa trên các mẫu giao dịch và hành vi của người dùng.

1.3.3 Marketing

- Phân loại khách hàng tiềm năng: Xác định khách hàng có khả năng mua sản phẩm hoặc dịch vụ dựa trên hành vi mua hàng trước đây, sở thích và các yếu tố khác.
- Dự đoán hành vi khách hàng: Dự đoán khả năng khách hàng sẽ hủy dịch vụ hoặc tham gia chương trình khuyến mãi dựa trên các dữ liệu lịch sử.

1.3.4 Giáo dục

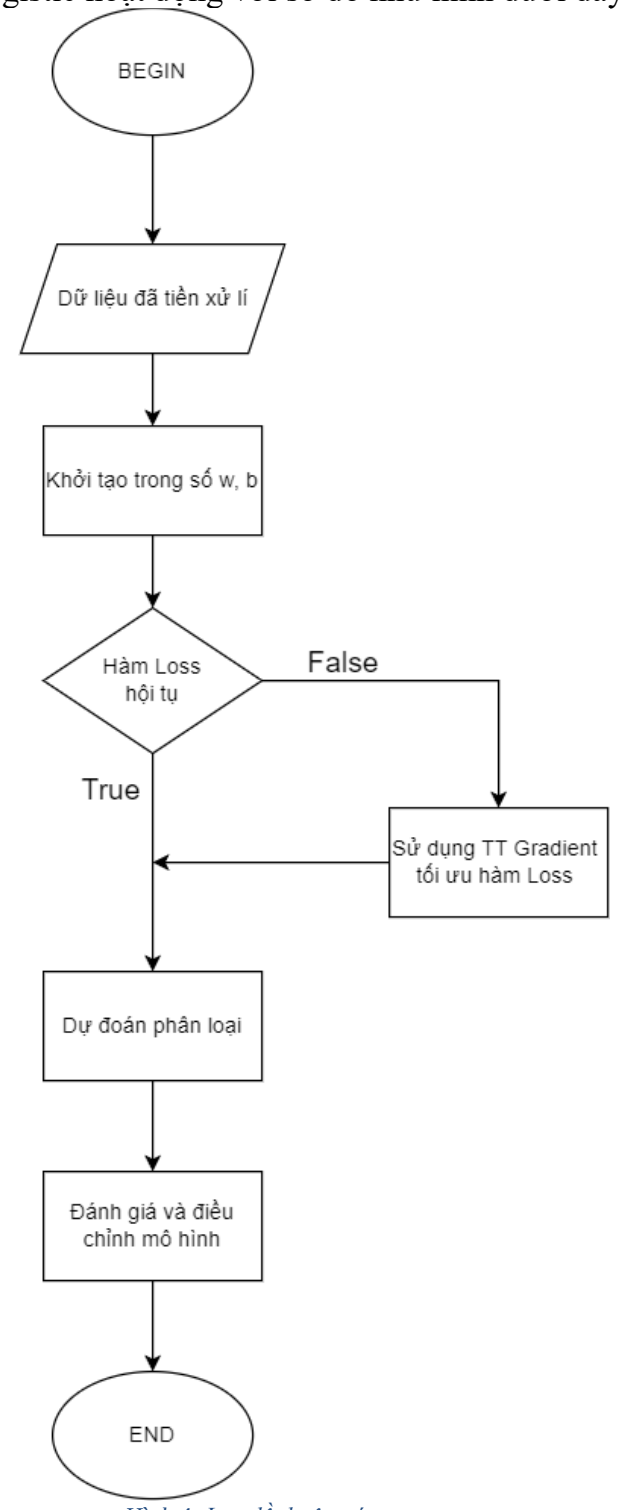
- Dự đoán kết quả học tập: Sử dụng hồi quy Logistic để dự đoán khả năng một học sinh sẽ hoàn thành khóa học dựa trên điểm số, mức độ tham gia và các yếu tố khác.
- Phân loại học sinh: Xác định học sinh cần hỗ trợ thêm dựa trên tình hình học tập và các yếu tố khác.

PHẦN 2: PHÂN TÍCH VÀ CHỨNG MINH THUẬT TOÁN

2.2 Phân tích thuật toán

2.2.1 Sơ đồ thuật toán

Mô hình hồi quy Logistic hoạt động với sơ đồ như hình dưới đây.



Hình 4: Lưu đồ thuật toán

2.2.2 Các bước thực hiện

1. Chuẩn bị các hàm:
   a. Hàm Sigmoid
   b. Hàm chi phí
   c. Hàm tối ưu
   d. Hàm dự đoán
2. Khởi tạo và cập nhật trọng số
   a. Khởi tạo trọng số w,b ban đầu của các biến đầu vào.
   b. Chọn learning rate (η), chọn giá trị η quá lớn có thể dẫn đến việc mô hình không hội tụ và quá nhỏ có thể làm cho thuật toán mất thời gian để hội tụ.
   c. Áp dụng Gradient Descent để cập nhật trọng số.
3. Dự đoán và đánh giá hiệu quả mô hình
   a. Dự đoán: Sử dụng trọng số đã học được từ mô hình để dự đoán xác suất, phân loại nhãn dữ liệu mới
   b. Đánh giá mô hình: Đánh giá hiệu suất của mô hình bằng cách sử dụng các độ đo như accurary,recall, F1,... Tùy chỉnh các tham số (learning rate, số lần lặp,..) nếu cần để cải thiện hiệu suất của mô hình

2.2 Chứng minh cách cập nhật hệ số trong mô hình

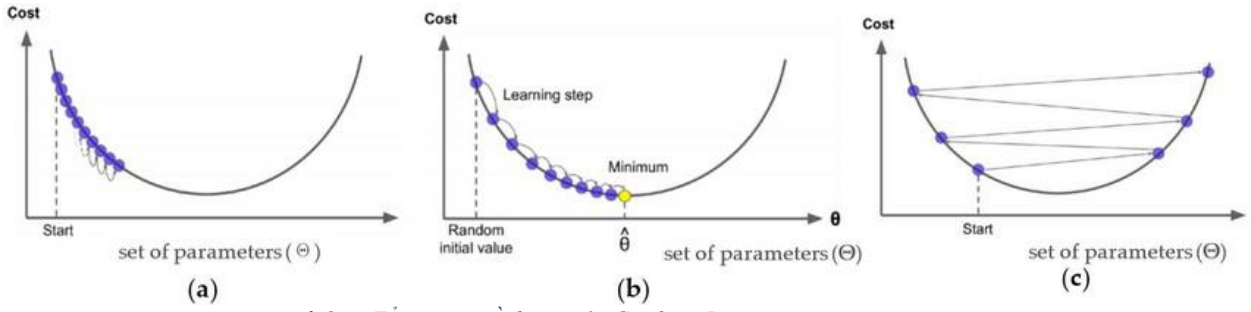
2.2.1 Sử dụng thuật toán Gradient Descent tối ưu hàm Loss function

Gradient Descent (GD) là thuật toán tìm tối ưu chung cho các hàm số. Ý tưởng chung của GD là điều chỉnh các tham số để lặp đi lặp lại thông qua mỗi dữ liệu huấn luyện để giảm thiểu hàm chi phí.

Để tối ưu hàm chi phí cần cập nhật các trọng số.

Nếu đạo hàm của hàm Loss tại $x_i : f'(x_i) < 0, x_i$ lúc này sẽ nằm phía bên trái điểm cực tiểu x_i^* hoặc $f'(x_i) > 0$ x_i sẽ nằm phía bên phải điểm cực tiểu x_i^*. Lúc này cần di chuyển gần hơn đến điểm x_i^* có nghĩa là di chuyển ngược hướng với đạo hàm.

$w_{n+1} = x_n - \eta * f'(w_n)$, trong đó η là tốc độ học của mô hình.



Hình 5: Tổng quan về thuật toán Gradient Descent

2.2.2 Đạo hàm riêng hàm Sigmoid

$$f(x_i) = \hat{y}_i = \frac{1}{1+e^{-(w_0+w_1x_1+w_2x_2+\cdots+w_nx_n)}} \quad (4)$$

$$\frac{d\hat{y}_i}{dw_0} = \frac{d(1/(1+e^{-(w_0+w_1x_1+w_2x_2+\ldots+w_nx_n)}))}{dw_0}$$

$$\frac{d\hat{y}_i}{dw_0} = \frac{e^{-(w_0+w_1x_1+w_2x_2+\ldots+w_nx_n)}}{(1+e^{-(w_0+w_1x_1+w_2x_2+\ldots+w_nx_n)})^2}$$

$$\frac{d\hat{y}_i}{dw_0} = \frac{1}{1+e^{-(w_0+w_1x_1+w_2x_2+\ldots+w_nx_n)}} * \frac{e^{-(w_0+w_1x_1+w_2x_2+\ldots+w_nx_n)}}{1+e^{-(w_0+w_1x_1+w_2x_2+\ldots+w_nx_n)}}$$

$$\frac{d\hat{y}_i}{dw_0} = \frac{1}{1+e^{-(w_0+w_1x_1+w_2x_2+\ldots+w_nx_n)}} * \left(1 - \frac{1}{1+e^{-(w_0+w_1x_1+w_2x_2+\ldots+w_nx_n)}}\right)$$

$$\frac{d\hat{y}_i}{dw_0} = \hat{y}_i(1-\hat{y}_i) \quad (5)$$

Tương tự:

$$\frac{d\hat{y}_i}{dw_1} = x_1\hat{y}_i(1-\hat{y}_i)$$

$$\frac{d\hat{y}_i}{dw_2} = x_2\hat{y}_i(1-\hat{y}_i)$$

$$\frac{d\hat{y}_i}{dw_n} = x_n\hat{y}_i(1-\hat{y}_i) \quad (6)$$

2.2.3 Đạo hàm riêng hàm Loss

Đạo hàm riêng hàm loss để cập nhật trọng số

$$L = -\left(y_i * log\hat{y}_i + (1-y_i) * log(1-\hat{y}_i)\right)$$

$$\frac{dL}{d\hat{y}_i} = -\left(\frac{y_i}{\hat{y}_i} - \frac{1-y_i}{1-\hat{y}_i}\right) \quad (7)$$

Áp dụng chain rule (nối chuỗi):

Cụ thể ta có hàm $f(x) = g(h(x))$, trong đó $\begin{cases} u = h(x) \text{ là hàm thành phần} \\ g(u) \text{ và } h(x) \text{ là các hàm khác nhau'} \end{cases}$

Khi đó, qui tắc chuỗi cho phép chúng ta tính đạo hàm của $f(x)$ theo x bằng cách nhân đạo hàm của $g(u)$ theo u với đạo hàm của $h(x)$ theo x.

$$\frac{d(f(x))}{dx} = \frac{d(g(u))}{du} * \frac{d(h(x)}{dx} \quad (8)$$

Áp dụng cho độ dời w_0 (bias) và trọng số w_1

w_0	w_1
$\frac{dL}{dw_0} = \frac{dL}{d\hat{y}_i} * \frac{d\hat{y}_i}{dw_0}$ $\frac{dL}{dw_0} = -\left(\frac{\hat{y}_i}{y_i} - \frac{1-y_i}{1-\hat{y}_i}\right) * \hat{y}_i(1-\hat{y}_i)$ $\frac{dL}{dw_0} = \hat{y}_i - y_i$ (9)	$\frac{dL}{dw_1} = \frac{dL}{d\hat{y}_i} * \frac{d\hat{y}_i}{dw_1}$ $\frac{dL}{dw_1} = -\left(\frac{y_i}{\hat{y}_i} - \frac{1-y_i}{1-\hat{y}_i}\right) * x_1^i\hat{y}_i(1-\hat{y}_i)$ $\frac{dL}{dw_1} = x_1^i(\hat{y}_i - y_i)$ (10)

Tổng quát trên toàn bộ dữ liệu:

$\frac{dL}{dw_0} = \sum_{i=1}^{n}(\hat{y}_i - y_i)$,tương tự

$\frac{dL}{dw_1} = \sum_{i=1}^{n} x_1^i(\hat{y}_i - y_i)$,

$\frac{dL}{dw_n} = \sum_{i=1}^{n} x_n^i(\hat{y}_i - y_i)$ (11)

Như vậy cập nhật nghiệm theo gradient descent được rút ngắn xuống thành:

$$\begin{cases} b = b - \eta * (\hat{y}_i - y_i) \\ w_n = w_n - \eta * x_i(\hat{y}_i - y_i) \end{cases}$$

PHẦN 3: ỨNG DỤNG VÀ MÔ PHỎNG MÔ HÌNH HỒI QUY LOGISTIC

3.1 Đề xuất ứng dụng

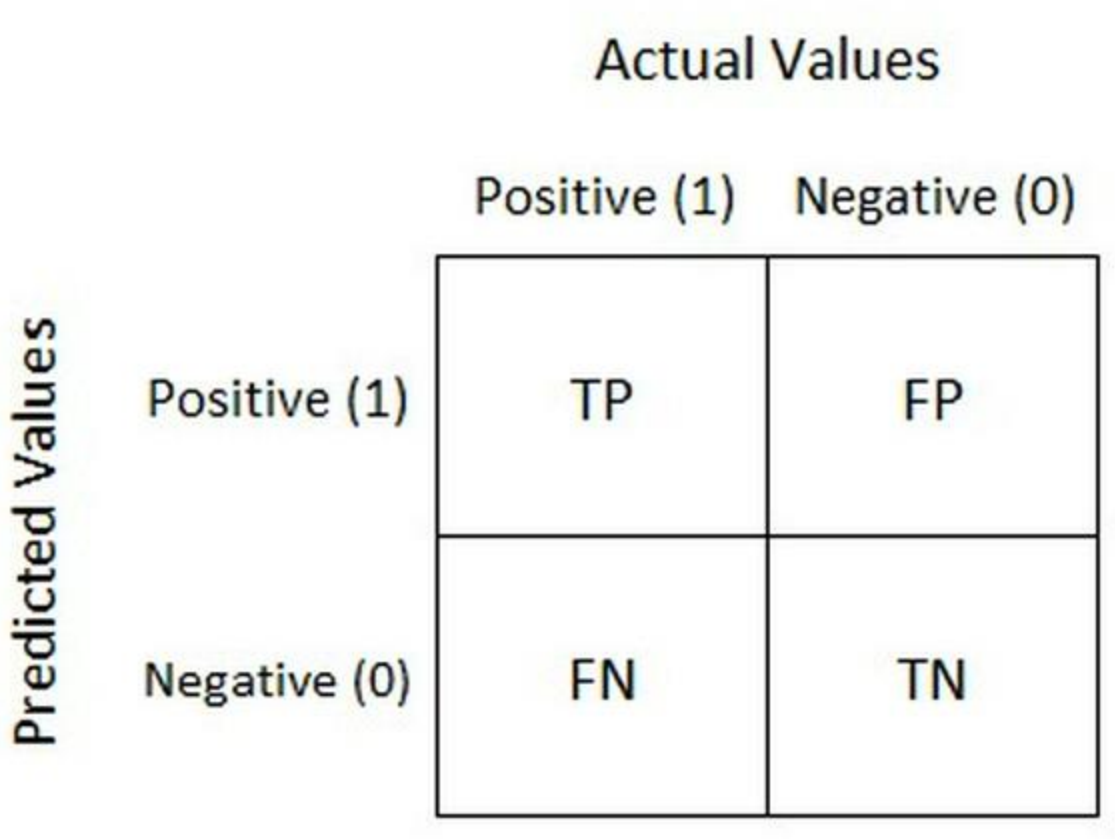
3.1.1 Ứng dụng mô hình cho lĩnh vực Marketing

Dự đoán khách hàng có quyết định mua xe SUV (Sport Utility Vehicle) hay không dựa trên độ tuổi, giới tính, mức lương,..Với việc sử dụng mô hình hồi quy Logistic có thể cho thấy sức mua hơn nữa là có kế hoạch phục vụ cho việc kinh doanh mặt hàng này. Dưới đây là tổng quan về tập dữ liệu đã qua tiền xử lí.

Gender	Age	Estimated	Purchased
1	19	19000	0
1	35	20000	0
0	26	43000	0
0	27	57000	0
1	19	76000	0
1	27	58000	0
0	27	84000	0
0	32	150000	1
1	25	33000	0
0	35	65000	0
0	26	80000	0
0	26	52000	0

Hình 6: Tổng quan dữ liệu Marketing

Để đánh giá hiệu quả mô hình học máy phân loại từ Ma trận nhầm lẫn chúng ta cần hiểu về các độ đo.



Hình 7: Tổng quan ma trận nhầm lẫn

1. Accuracy: Tỷ lệ dự đoán đúng trên tổng số mẫu.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + TN + FN}$$

2. Precision: Tỷ lệ dự đoán đúng trong các dự đoán Positive.

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

3. Recall: Tỷ lệ dự đoán đúng trong các dự đoán thực sự là Positive.

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

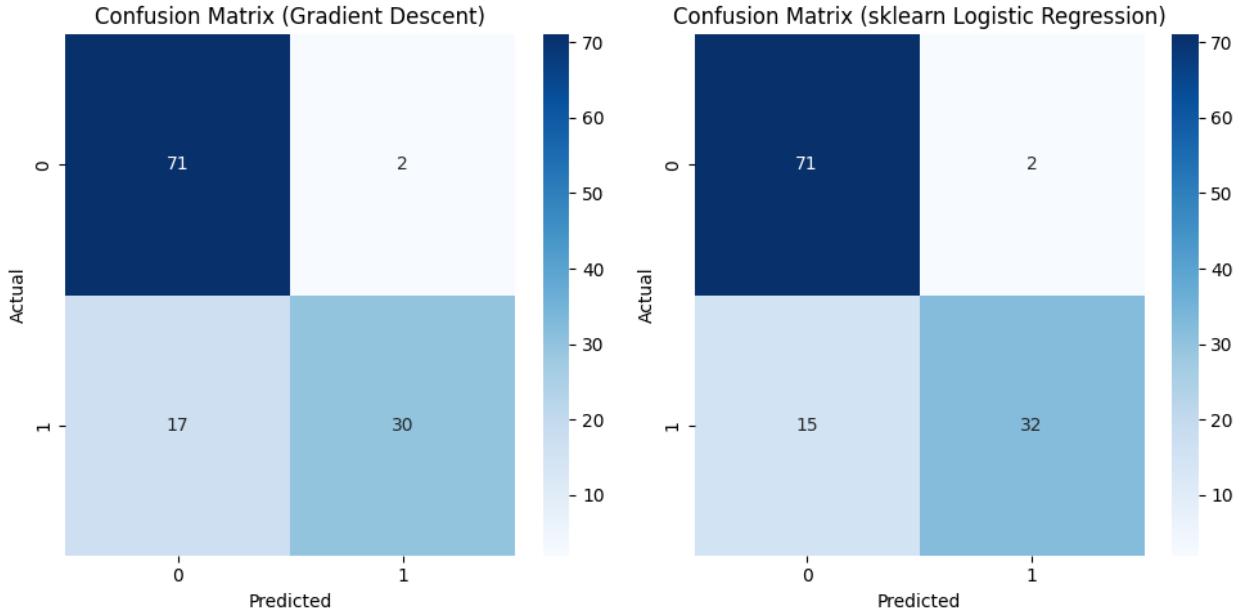
4. F1-Score: Trung bình điều hòa của Pecision và Recall

$$Recall = \frac{2 \cdot P\,recision \cdot Recall}{Precision + Recall}$$

Kết quả của mô hình hồi quy Logistic ứng dụng triển khai theo thuật toán Gradient Descent và thư viện Sklearn.

Với các tham số η $(learning\ rate)$ = 0.01 và n_iterations=1000, đạt được kết quả như dưới đây.

Trực quan hóa Ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix)

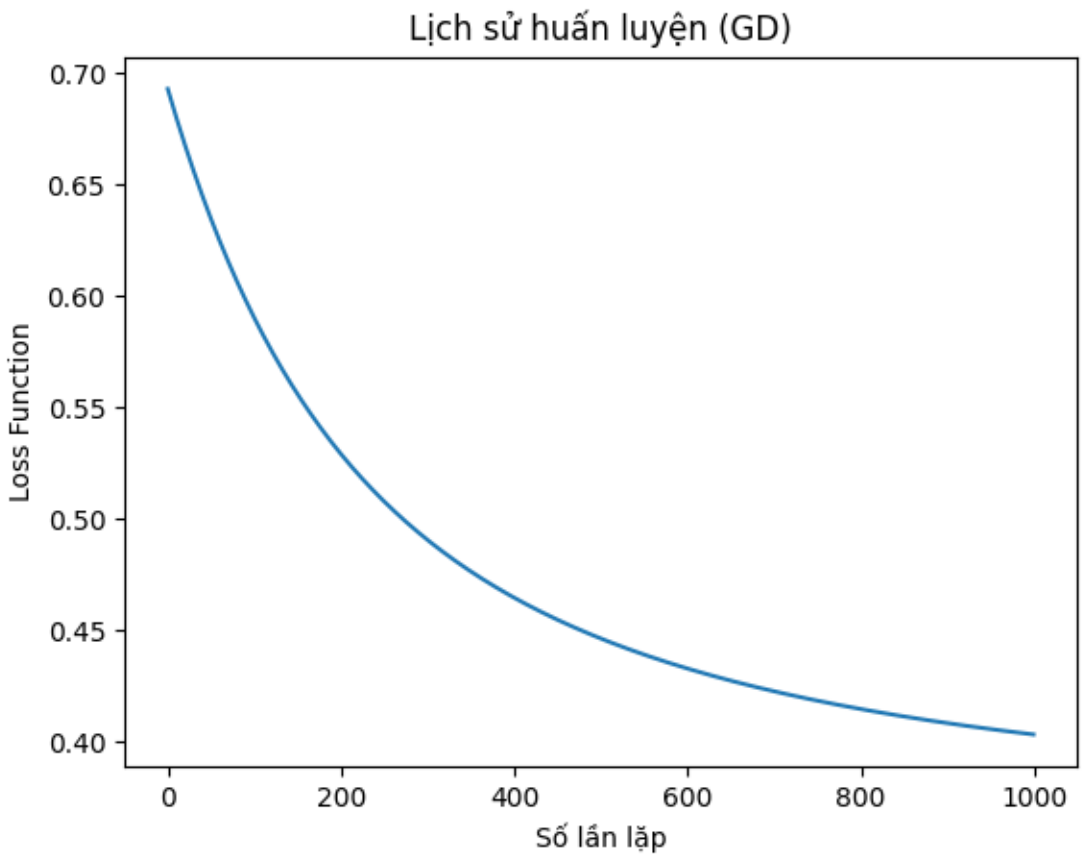


Hình 8: Ma trận nhầm lẫn ứng dụng Marketing khi η (learning rate) = 0.01

So sánh hai cách triển khai ứng dụng với mô hình Logistic Regression.

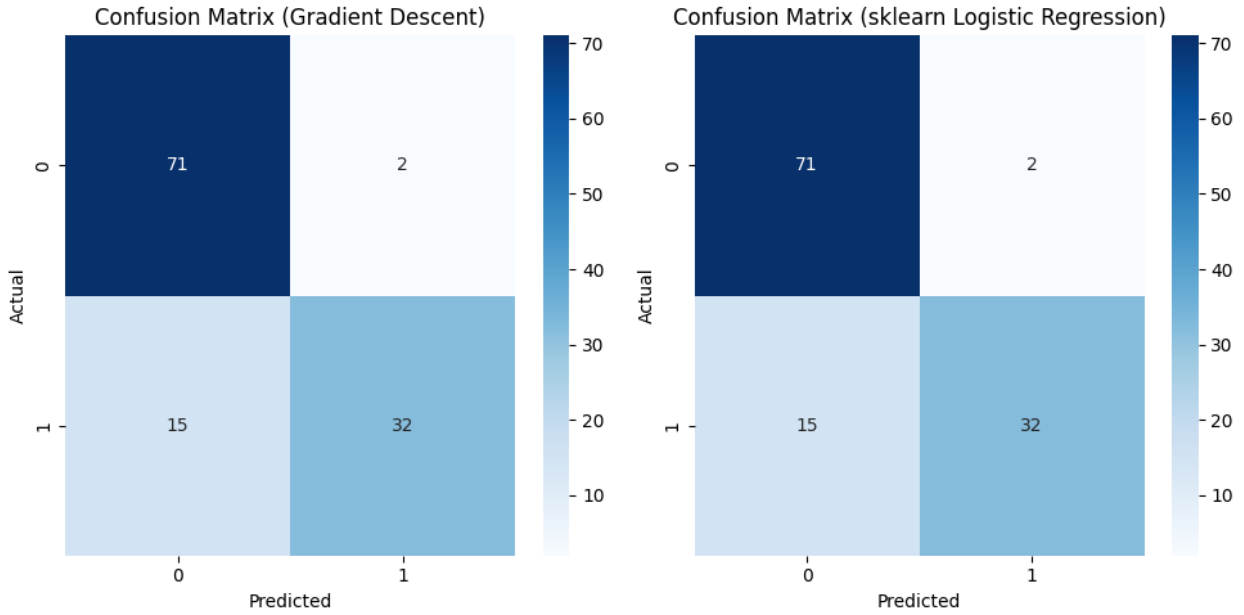
	Logistic Regression (GD)	Logistic Regression (Sklearn)
Accuracy	0.84	0.86
Precision	0.94	0.94
Recall	0.64	0.68
F1-Score	0.76	0.79

Lịch sử huấn luyện của cách triển khai mô hình bằng thuật toán Gradient như hình dưới đây.



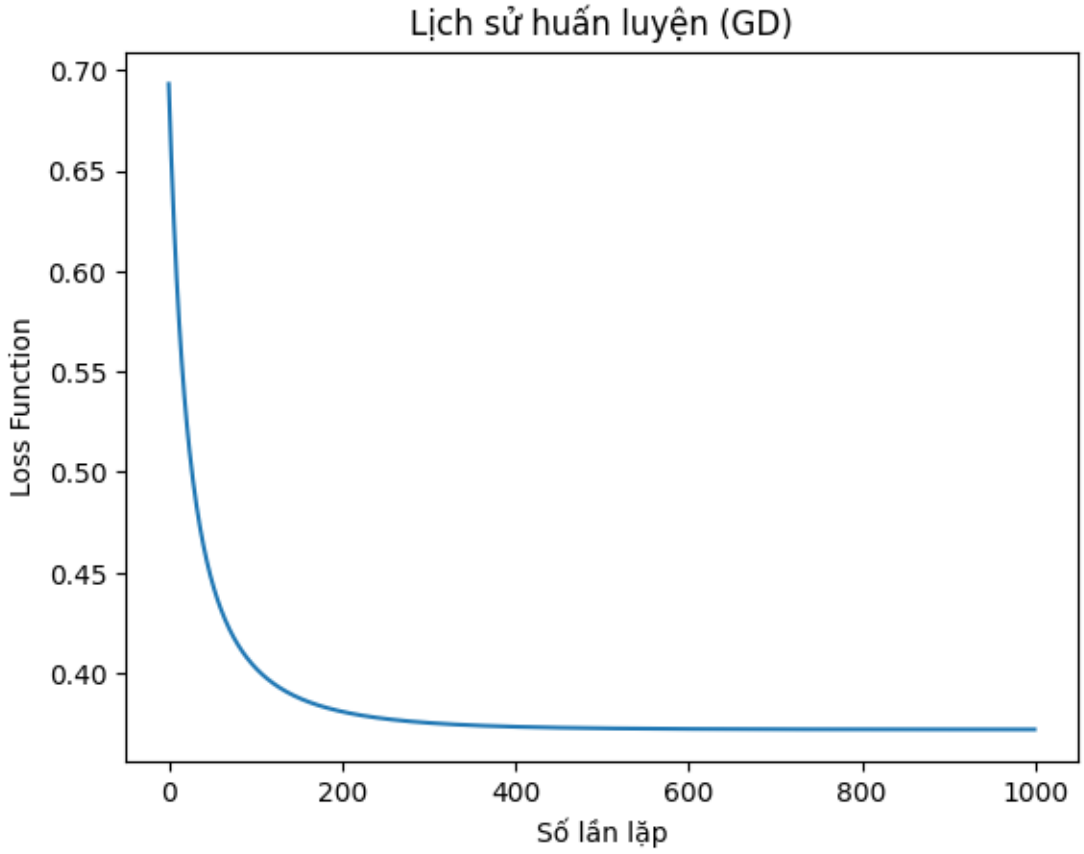
Hình 9: Lịch sử huấn luyện (GD) khi η (learning rate) = 0.01

Với các tham số η $(learning\ rate)$ = 0.1 và n_iterations=1000, đạt được kết quả như dưới đây.



Hình 10:Ma trận nhầm lẫn ứng dụng Marketing khi η (learning rate) = 0.1

Lịch sử huấn luyện của cách triển khai mô hình bằng thuật toán Gradient như hình dưới đây.



Hình 11: Lịch sử huấn luyện (GD) khi η (learning rate) = 0.1

So sánh hai cách triển khai ứng dụng với mô hình Logistic Regression

	Logistic Regression (GD)	Logistic Regression (Sklearn)
Accuracy	0.86	0.86
Precision	0.94	0.94
Recall	0.68	0.68
F1-Score	0.79	0.79

Nhận xét và đánh giá:

1. Accuracy:
   - Khi η $(learning\ rate)$ = 0.1, cả hai phương pháp đều đạt độ chính xác 0.86.
   - Khi η $(learning\ rate)$ = 0.01, mô hình sử dụng Gradient Descent đạt độ chính xác 0.84, trong khi Sklearn vẫn duy trì độ chính xác 0.86.
2. Precision:
   - Ở cả hai cách triển khai, Precision đều đạt 0.94 cho. Điều này cho thấy mô hình dự đoán rất tốt các trường hợp mua xe trong tổng số các dự đoán mua xe.
3. Recall:
   - Khi η $(learning\ rate)$ = 0.1, Recall đều đạt 0.68 cho cả 2 cách triển khai.
   - Khi η $(learning\ rate)$ = 0.01, Recall của Gradient Descent giảm xuống 0.64, trong khi Sklearn vẫn giữ nguyên 0.68. Điều này có cho thấy tỉ lệ bỏ sót các người sẽ mua xe của Sklearn thấp hơn Gradient Descent.
4. F1- Score:
   - Khi η $(learning\ rate)$ = 0.1, F1- Socre đạt 0.79 cho cả hai cách.
   - Khi η $(learning\ rate)$ = 0.01, F1- Score Gradient Descent giảm xuống 0.76 còn Sklearn vẫn giữ nguyên 0.79.

Tổng kết:

1. Hiệu suất:
   - Hiệu suất của hai cách triển khai khá tương đồng nhau khi η $(learning\ rate)$ = 0.1
   - Khi η $(learning\ rate)$ = 0.01 mô hình của Sklearn có hiệu suất tốt hơn một chút so với Gradient Descent.
2. Tính ổn định:
   - Sklearn tỏ ra ổn định hơn khi thay đổi learning rate, duy trì các chỉ số hiệu suất ở mức cao.
3. Tốc độ hội tụ:
   - Với η $(learning\ rate)$ = 0.1, cả hai phương pháp đều hội tụ khá tốt, nhưng Sklearn có thể tối ưu hóa quá trình học tốt hơn.

- Với η $(learning\ rate)$ = 0.01, phương pháp sử dụng Sklearn hội tụ tốt hơn là sử dụng Gradient Descent.

3.1.2 Ứng dụng mô hình phục vụ Y tế

Dự đoán bệnh nhân mắc bệnh tim dựa vào các chỉ số như: Tuổi, Giới tính, Nhịp tim tối đa đạt được, đau thắt ngực do gắng sức, loại đau ngực,... Dưới đây là tổng quan về dữ liệu sau khi đã được tiền xử lí.

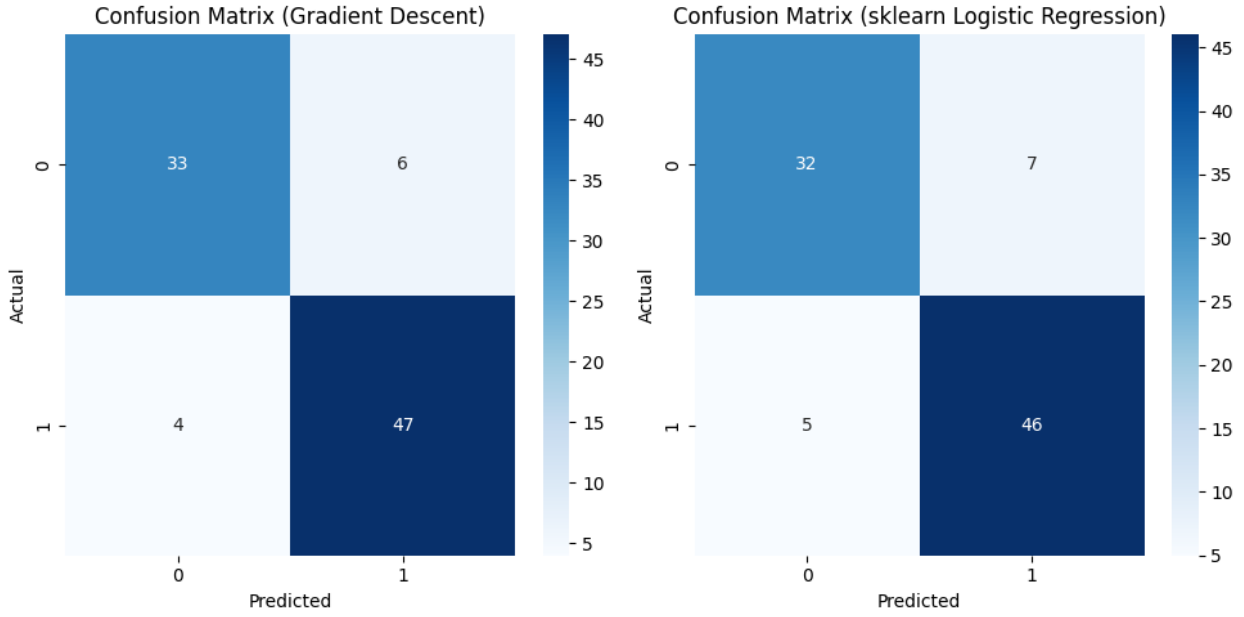
age	sex	cp	trtbps	chol	fbs	restecg	thalachh	exng	oldpeak	slp	caa	thall	output
63	1	3	145	233	1	0	150	0	2.3	0	0	1	1
37	1	2	130	250	0	1	187	0	3.5	0	0	2	1
41	0	1	130	204	0	0	172	0	1.4	2	0	2	1
56	1	1	120	236	0	1	178	0	0.8	2	0	2	1
57	0	0	120	354	0	1	163	1	0.6	2	0	2	1
57	1	0	140	192	0	1	148	0	0.4	1	0	1	1
56	0	1	140	294	0	0	153	0	1.3	1	0	2	1
44	1	1	120	263	0	1	173	0	0	2	0	3	1
52	1	2	170	199	1	1	162	0	0.5	2	0	3	1
57	1	2	150	168	0	1	174	0	1.6	2	0	2	1
54	1	0	140	239	0	1	160	0	1.2	2	0	2	1
48	0	2	130	275	0	1	139	0	0.2	2	0	2	1
49	1	1	130	266	0	1	171	0	0.6	2	0	2	1
64	1	3	110	211	0	0	144	1	1.8	1	0	2	1
58	0	3	150	283	1	0	162	0	1	2	0	2	1
50	0	2	120	219	0	1	158	0	1.6	1	0	2	1

Hình 12: Tổng quan dữ liệu ứng dụng Y tế

Kết quả sau khi thực hiện mô hình đã triển khai với thuật toán Gradient Descent và sử dụng thư viện Sklearn:

Với các tham số η $(learning\ rate)$ = 0.01 và n_iterations=1000, đạt được kết quả như dưới đây.

Ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix) của mô hình hồi quy Logistic thực hiện theo 2 cách trên:

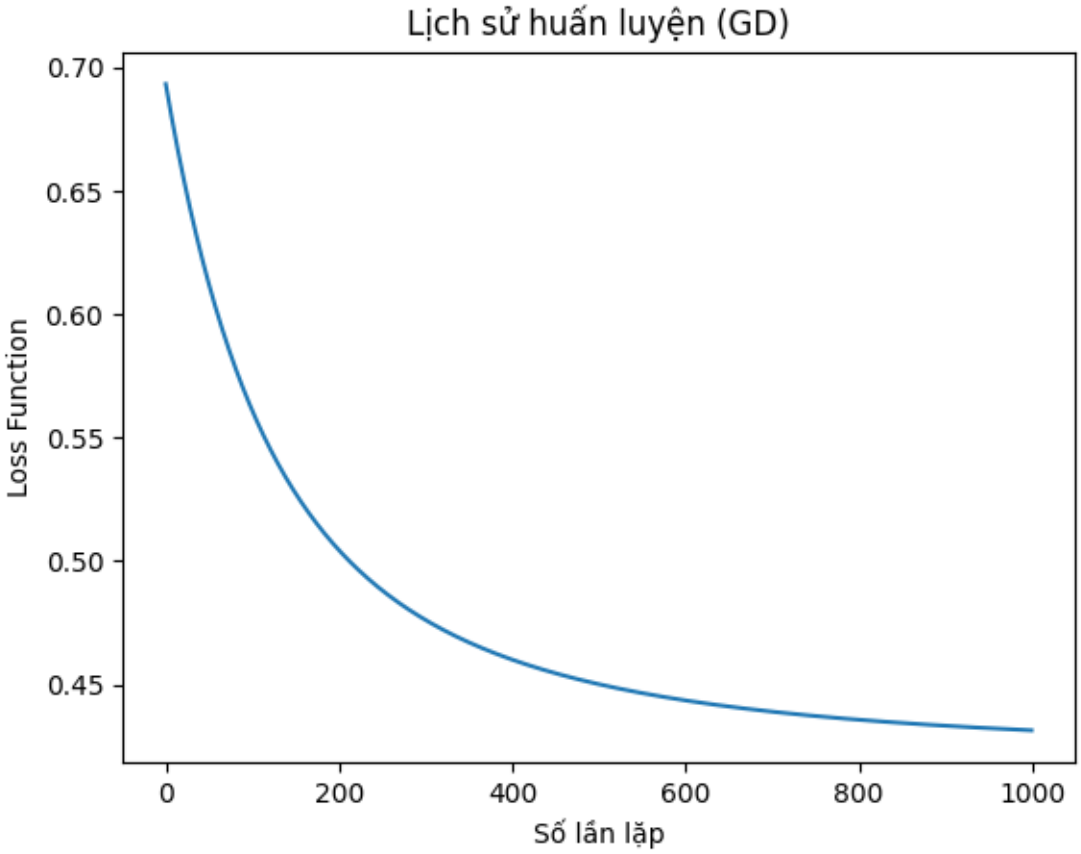


Hình 13: Ma trận nhầm lẫn ứng dụng (Y tế) khi n_iterations =1000

So sánh hai cách triển khai ứng dụng với mô hình Logistic Regression.

	Logistic Regression (GD)	Logistic Regression (Sklearn)
Accuracy score	0.89	0.87
Precision score	0.89	0.87
Recall score	0.92	0.90
F1-score	0.90	0.88

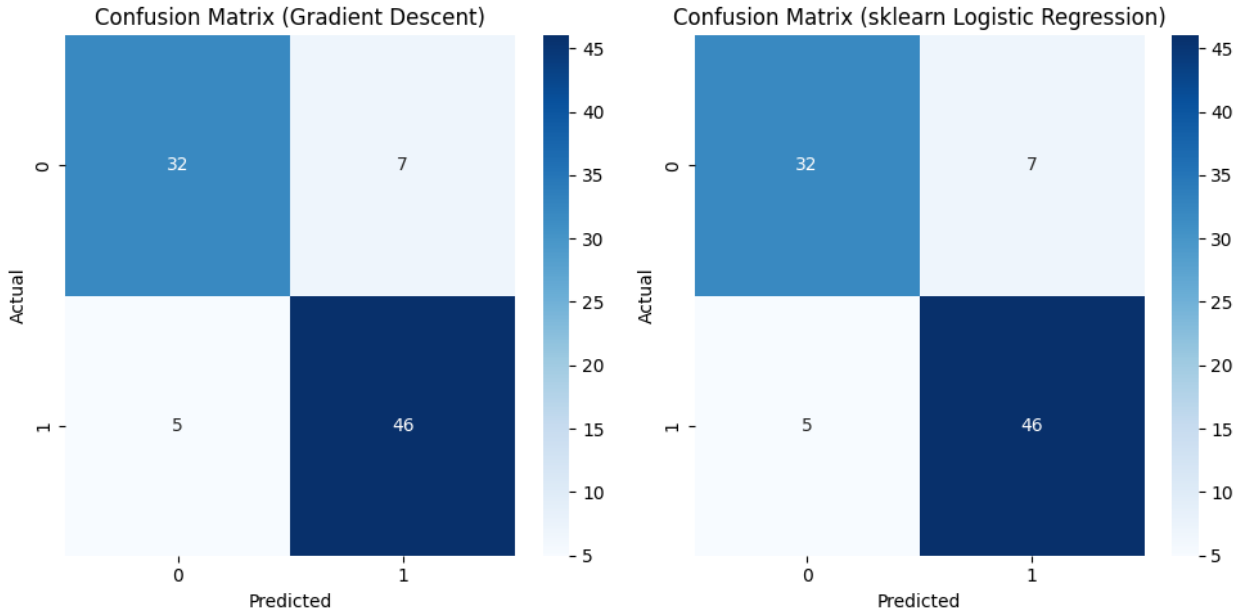
Lịch sử huấn luyện của cách triển khai mô hình bằng thuật toán Gradient như hình dưới đây.



Hình 14:Lịch sử huấn luyện (GD) khi n_iterations=1000

Với các tham số η $(learning\ rate)$ = 0.01 và n_iterations=5000, đạt được kết quả như dưới đây.

Ma trận nhầm lẫn (Confusion Matrix) của mô hình hồi quy Logistic thực hiện theo 2 cách trên:

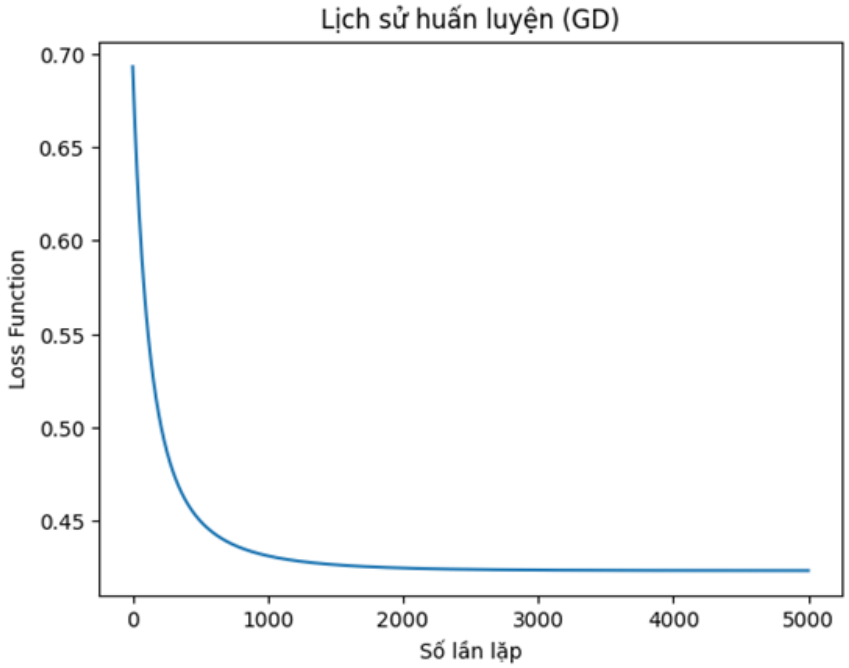


Hình 15: Ma trận nhầm lẫn ứng dụng (Y tế) khi n_iterations =5000

So sánh hai cách triển khai ứng dụng với mô hình Logistic Regression.

	Logistic Regression (GD)	Logistic Regression (Sklearn)
Accuracy score	0.87	0.87
Precision score	0.87	0.87
Recall score	0.90	0.90
F1-score	0.88	0.88

Lịch sử huấn luyện của cách triển khai mô hình bằng thuật toán Gradient như hình dưới đây.



Hình 16: Lịch sử huấn luyện (GD) khi n_iterations =5000

Tổng kết:

1. Hiệu suất của mô hình:
    - Với n_iterations = 1000, mô hình sử dụng Gradient Descent có hiệu suất tốt hơn so với Sklearn trên tất cả các chỉ số.
    - Với n_iterations = 5000, cả hai mô hình có hiệu suất tương tự nhau trên tất cả các chỉ số.
2. Tốc độ hội tụ:
    - Mô hình Gradient Descent hội tụ nhanh hơn và đạt hiệu suất tốt hơn với số lần lặp ít hơn (1000 lần lặp).
3. Tính ổn định:
    - Khi tăng số lần lặp lên 5000, hiệu suất của mô hình Sklearn không thay đổi nhiều, cho thấy tính ổn định của nó. Tuy nhiên, Gradient Descent có thể cần số lần lặp ít hơn để đạt hiệu suất tối ưu.

3.2 Mô phỏng thuật toán

Mã nguồn mô phỏng thuật toán sử dụng Gradient Descent để triển khai mô hình và sử dụng thư viện Sklearn: Click here

3.3 Tổng kết

Dựa trên hai ứng dụng của hồi quy logistic trong dự đoán khách hàng mua xe và dự đoán bệnh tim, ta có thể rút ra các ưu điểm và nhược điểm của mô hình như sau:

Ưu điểm của hồi quy logistic	Nhược điểm của hồi quy logistic
1.Đơn giản và hiệu quả: Hồi quy logistic dễ triển khai và cho kết quả tốt trong các bài toán phân loại nhị phân. 2. Diễn giải rõ ràng: Dễ dàng hiểu và diễn giải các hệ số của mô hình, đặc biệt hữu ích trong các lĩnh vực như y tế và tiếp thị. 3. Khả năng xử lý nhiều đặc trưng: Mô hình có thể xử lý và đánh giá tác động của nhiều biến độc lập đến xác suất xảy ra của biến phụ thuộc.	1. Xử lý dữ liệu không cân bằng: Mô hình có thể gặp khó khăn khi xử lý các tập dữ liệu không cân bằng, dẫn đến giảm hiệu suất dự đoán cho các lớp ít gặp. 2. Hiệu suất bị ảnh hưởng bởi tham số học: Hiệu suất của mô hình phụ thuộc vào việc điều chỉnh các tham số như learning rate và số lần lặp, đòi hỏi quá trình tinh chỉnh kỹ lưỡng. 3. Khả năng dự đoán phi tuyến tính hạn chế.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

[1] Logistic Regression
[2] Logistic Regression - Bài toán cơ bản trong Machine Learning
[3] Gradient Descent
[4] Các phương pháp đánh giá mô hình Machine learning và Deep learning

KẾT QUẢ KIỂM TRA ĐẠO VĂN

Kết quả kiểm tra đạo văn tại plagramme có kết quả: 9%.

Hình 17: Kết quả kiểm tra đạo văn