

Marketing Analytics: A Machine Learning Approach

Chương 12: Dự đoán và chuyển đổi doanh số bán hàng

Giảng viên: Hà Quang Thụy

Nhóm 12

Nguyễn Trung Nguyên* 22024553

Nguyễn Quang Minh 22024547

Nguyễn Khắc An 22024501

Nguyễn Duy Anh 22024512

Ngày 25 tháng 11 năm 2024

Mục lục

1. Doanh số bán hàng và dự đoán doanh số bán hàng
2. Dự đoán chuỗi thời gian
3. Thuật toán cây quyết định
4. Thuật toán hồi quy Logistic

Doanh số bán hàng và dự đoán doanh số bán hàng

Bán hàng và dự đoán doanh số bán hàng

Bán hàng

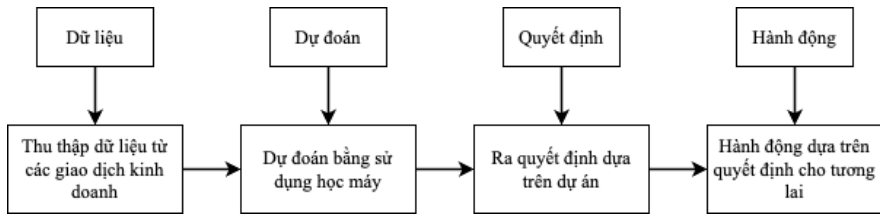
- Bán hàng được định nghĩa là hành động tương tác giữa các cá nhân hoặc các công ty, dẫn đến việc trao đổi sản phẩm hoặc dịch vụ giữa họ để nhận về giá trị tiền tệ (Dixon và Tanner, 2012).

Dự đoán doanh số bán hàng

- Dự đoán doanh số là quá trình ước tính và phân tích số lượng bán hàng trong tương lai.
- Dự đoán doanh số bán hàng chính xác giúp:
 - Đặt mục tiêu bán hàng
 - Chuẩn bị ngân sách định kỳ
 - Tuyển dụng nhân viên phù hợp
 - Hỗ trợ các quy trình kinh doanh
 - Tối ưu hóa nguồn lực
 - Đáp ứng nhu cầu khách hàng

⇒ Việc cải thiện độ chính xác của dự đoán doanh số đã trở thành một yếu tố quan trọng trong hoạt động của mọi doanh nghiệp.

Quá trình dự đoán doanh số



Hình 1: Quá trình dự đoán doanh số

Ứng dụng nổi bật

Ngành thực phẩm

Sử dụng dự báo để quản lý các sản phẩm dễ hỏng.

Ngành ô tô

Phân tích mối quan hệ giữa doanh số và chỉ số kinh tế, hỗ trợ lập kế hoạch bán hàng dài hạn.

Ngành bán lẻ

Sử dụng dữ liệu nhân khẩu học và dữ liệu điểm bán hàng để phát triển hệ thống đề xuất mặt hàng và quản lý tồn kho hiệu quả.

Các loại dự đoán doanh số

Dự đoán theo chuỗi thời gian:

- Sử dụng dữ liệu doanh số quá khứ để dự đoán doanh số tương lai.

Dự đoán theo các biến dự báo:

- Dự đoán bằng cách sử dụng các yếu tố bên ngoài như môi trường kinh tế, giá cả và nhu cầu sản phẩm.

Dự đoán dựa trên dữ liệu quy trình bán hàng:

- Sử dụng dữ liệu từ hệ thống CRM để phân loại khách hàng tiềm năng có chuyển đổi thành doanh số không.

⇒ 3 mô hình dự đoán doanh số tương ứng:

- Chuỗi thời gian (Time series)
- Cây quyết định (Decision tree)
- Hồi quy logistic (Logistic regression)

Dự đoán chuỗi thời gian

Dữ liệu chuỗi thời gian

Dữ liệu chuỗi thời gian gồm 2 thành phần là mốc thời gian và giá trị đơn vị tương ứng.
2 loại dữ liệu chuỗi thời gian:

- **Dữ liệu chuỗi thời gian dừng (Stationary)**: các thuộc tính như giá trị trung bình, phương sai và tự tương quan của dữ liệu vẫn không đổi theo thời gian.
- **Dữ liệu chuỗi thời gian không dừng (Non-stationary)**: các thuộc tính như giá trị trung bình, phương sai và tự tương quan thay đổi theo thời gian.

Việc kiểm tra tính dừng của dữ liệu là rất quan trọng trong phương pháp thống kê dự báo.

Mô hình ARIMA

Auto-Regressive Integrated Moving Average: Tự hồi quy tích hợp trung bình trượt (tạm dịch)

Các thành phần chính của mô hình ARIMA

- **Tự hồi quy (AR):** mô hình tăng trưởng hoặc suy giảm trong dữ liệu chuỗi thời gian.
- **Tích hợp (I):** tốc độ thay đổi của tăng trưởng hoặc suy giảm mô tả tính dừng của chuỗi.
- **Trung bình trượt (MA):** biểu thị nhiễu hoặc lỗi giữa hai dữ liệu đầu thời gian liên tiếp

Mô hình ARIMA dựa trên giả thuyết chuỗi dừng và phương sai sai số không đổi. Mô hình sử dụng đầu vào chính là những tín hiệu quá khứ của chuỗi để dự đoán các giá trị tương lai trong chuỗi.

Tham số mô hình ARIMA

Một mô hình ARIMA không có tính theo mùa được gọi là mô hình ARIMA (p, d, q), trong đó:

- **p**: Số lượng giá trị trước đó (lags) mà ta sử dụng để dự đoán giá trị tiếp theo.
- **d**: Số lần cần thực hiện phép sai phân để làm chuỗi trở nên dừng.
- **q**: số lượng sai số của các dự báo trước đó mà ta sử dụng để dự đoán giá trị tiếp theo.

Các giá trị của p và q được xác định bằng cách sử dụng hai biểu đồ:

- Biểu đồ hàm tự tương quan (ACF): Biểu đồ ACF xác định số lượng tối ưu của **q**.
- Biểu đồ hàm tự tương quan một phần (PACF): Biểu đồ PACF xác định số lượng tối ưu của **p**.

Đánh giá mô hình ARIMA

Sau khi tìm được các một số bộ tham số phù hợp, ta có các kịch bản khác nhau của mô hình ARIMA. Sử dụng phân tích phần dư để chọn ra mô hình tốt nhất phục vụ cho việc dự đoán.

Phần dư (Residual): Phần dư chính là sự khác biệt giữa giá trị thực tế và giá trị dự đoán của mô hình tại mỗi thời điểm, hay nói cách khác, nó biểu thị phần còn lại sau khi mô hình đã dự đoán phần dữ liệu. Phần dư phải độc lập (tuân theo phân phối chuẩn) để mô hình cung cấp kết quả chính xác.

Thuật toán cây quyết định

Thuật toán cây quyết định

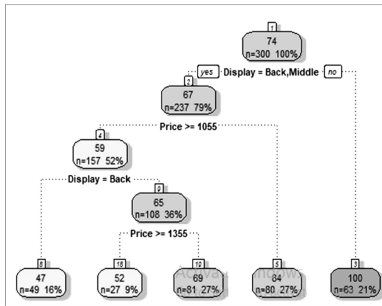
Cây quyết định là một thuật toán học máy có giám sát đơn giản và phổ biến, được sử dụng để dự đoán kết quả dựa trên các biến độc lập.

Kết quả của cây quyết định thường được biểu diễn dưới dạng một cây ngược, với:

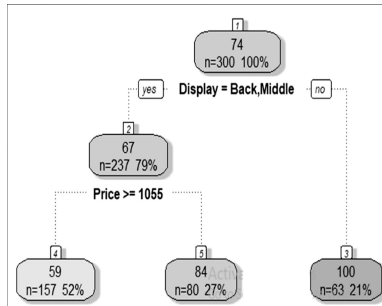
- **Nút gốc:** Đại diện cho toàn bộ dữ liệu ban đầu và chọn biến dự đoán quan trọng nhất.
- **Nút cha và nhánh:** Mỗi nút được chia thành các nhánh con dựa trên điều kiện kiểm tra biến dự đoán.
- **Nút lá:** Các nút cuối không thể chia nhỏ hơn, chứa kết quả hoặc quyết định.

Quá trình "tỉa" cây (pruning) được áp dụng để rút gọn cây, giảm độ phức tạp và cải thiện tính tổng quát của mô hình.

Thuật toán cây quyết định



Hình 2: Cây quyết định ban đầu



Hình 3: Cây quyết định sau khi tỉa

Phân chia và tỉa cây quyết định

Tiêu chí chia cây:

- Cây quyết định hồi quy sử dụng sai số bình phương trung bình (Mean Squared Error) để quyết định chia các nút sao cho đồng nhất.
- Sai số bình phương trung bình của mỗi lần chia được tính như là trung bình có trọng số của các nút con.

Dừng phân chia: Cây sẽ dừng phát triển khi điều kiện dừng được xác định bởi các siêu tham số:

- 'max_depth'
- Các tham số độ phức tạp:
 - Số lượng nút
 - Số lượng nút lá
 - Số lượng biến xây dựng cây

Cây phân loại và hồi quy

Thuật toán **CART** (Classification and Regression Trees) là thuật toán tạo cây quyết định phổ biến nhất. Nó sử dụng các tham số sau để phát triển cây quyết định:

- **minsplit**: Số quan sát tối thiểu trong một nút cha trước khi phân chia.
- **minbucket**: Số quan sát tối thiểu trong một nút lá.
- **complexity parameter (cp)**: Quyết định kích thước cây.
- **xval**: Số lần kiểm định chéo.

CART đảm bảo rằng cây quyết định vừa đủ đơn giản để dễ hiểu, vừa đủ phức tạp để có độ chính xác cao.

Độ chính xác của cây quyết định đã được cắt tỉa được đo bằng lỗi bình phương trung bình căn (Root Mean Square Error).

Thuật toán hồi quy Logistic

Hồi quy Logistic

Hồi quy logistic là một thuật toán học máy giám sát được sử dụng phổ biến trong các bài toán phân loại. Điểm đặc biệt của thuật toán này là khả năng dự đoán kết quả dưới dạng xác suất. Hồi quy logistic dự đoán đầu ra của biến phụ thuộc, biến này được phân loại dựa trên tập hợp các biến dự đoán:

- **Biến phụ thuộc:** Là biến cần dự đoán, có thể mang giá trị nhị phân hoặc đa lớp.
- **Biến dự đoán:** Là các yếu tố ảnh hưởng đến kết quả, có thể là dữ liệu liên tục hoặc phân loại. Các biến phân loại có thể là giá trị nhị phân hoặc các biến phân loại có nhiều hơn hai loại.

Các loại hồi quy Logistic

- **Hồi quy logistic nhị phân:** Dùng khi kết quả cần dự đoán có hai giá trị, ví dụ: 'Khách hàng mua hàng (1)' hoặc 'Khách hàng không mua hàng (0)'.
- **Hồi quy logistic đa thức:** Dùng cho các bài toán có nhiều hơn hai lớp, ví dụ: "Nguyên nhân thành công của sản phẩm là chất lượng, giá cả, hay khuyến mãi".

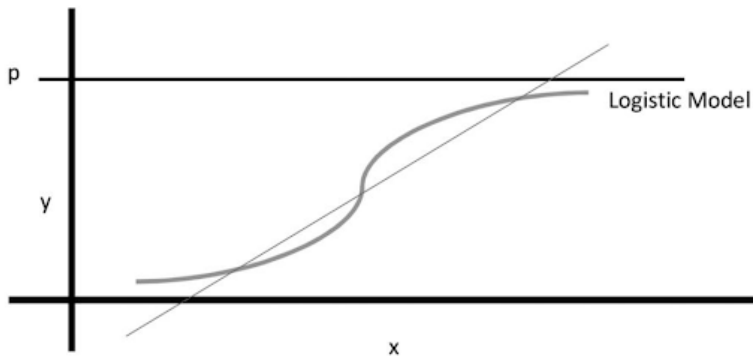
Đặc điểm của hồi quy Logistic

Hồi quy logistic sử dụng một **đường cong hình chữ S** (sigmoid curve) để mô hình hóa mối quan hệ giữa biến dự đoán và xác suất kết quả.

Kết quả của mô hình là logarit tự nhiên của tỷ lệ cược (odds ratio), giúp giới hạn xác suất trong khoảng từ 0 đến 1:

- Xác suất lớn hơn 0.5 được gán nhãn là 'Bán hàng' có nghĩa là cơ hội đã được chuyển đổi thành doanh số.
- Xác suất nhỏ hơn 0.5 được gán nhãn là 'Không bán hàng', có nghĩa là cơ hội không được chuyển đổi thành doanh số.

Đặc điểm của hồi quy Logistic



Hình 4: Đường cong logistic

Đánh Giá Mô Hình

Hiệu quả của hồi quy logistic được đo lường bằng các chỉ số từ ma trận nhầm lẫn, bao gồm:

- **Độ nhạy (Sensitivity):** Xác định số lượng giá trị dương được dự đoán đúng, tính bằng $TP / (TP + FN)$
- **Độ đặc hiệu (Specificity):** Xác định số lượng giá trị âm được dự đoán đúng, tính bằng $TN / (TN + FP)$

Actual / Predicted	True (Predicted)	False (Predicted)
True (Actual)	True Positive (TP)	False Negative (FN)
False (Actual)	False Positive (FP)	True Negative (TN)

Bảng 1: Ma trận nhầm lẫn

Nghiên cứu thực nghiệm quy mô lớn về cải thiện sự công bằng trong Mô hình phân loại hình ảnh

Nhóm 12

Nguyễn Trung Nguyên* 22024553

Nguyễn Quang Minh 22024547

Nguyễn Khắc An 22024501

Nguyễn Duy Anh 22024512

Ngày 25 tháng 11 năm 2024

Mục lục

5. Những phương pháp được nghiên cứu trong bài báo

6. Thực nghiệm của nhóm tác giả

7. Thực nghiệm của sinh viên

Những phương pháp được nghiên cứu

Những phương pháp được nghiên cứu trong bài báo

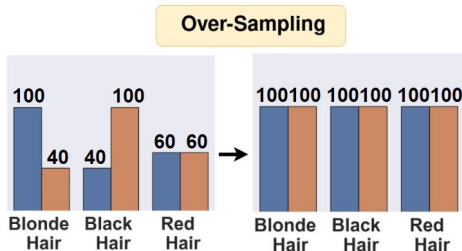
1. Dữ liệu: dạng ảnh trong bài toán phân loại.
2. Các tiêu chí lựa chọn phương pháp :
 - Mã nguồn mở.
 - Tìm hiểu cả 3 hướng tiếp cận: tiền/trong/hậu xử lý.
 - Sử dụng những nghiên cứu mới nhất.

Tiền xử lý

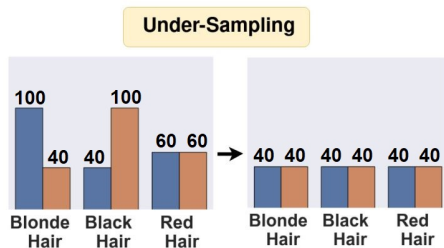
- **Khái niệm:** tiếp cận theo hướng tiền xử lý là giảm sự mất cân bằng tồn tại với dữ liệu huấn luyện với mục tiêu cải thiện tính công bằng của mô hình. Các mô hình thuật toán được xây dựng nhằm tự động hóa công việc này đối với dữ liệu.
- Các phương pháp được đề cập:
 - Phương pháp giảm mẫu (Undersampling - **US**)
 - Phương pháp tăng mẫu (Oversampling - **OS**)
 - Phương pháp tăng trọng số (Upweighting - **UW**)
 - Phương pháp bắt chước thiên lệch (Bias Mimicking - **BM**)

Tiền xử lý

1. Phương pháp giảm mẫu (Undersampling - **US**): lấy số lượng nhóm con có số lượng ít nhất làm mốc, giảm theo mốc đó
2. Phương pháp tăng mẫu (Oversampling - **OS**): lấy số lượng nhóm con có số lượng lớn nhất làm mốc, tăng theo mốc đó



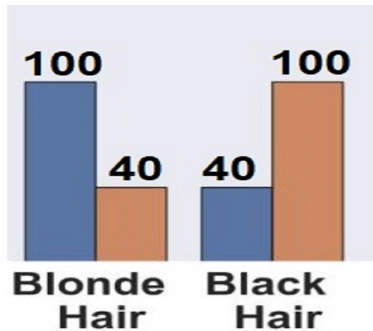
Hình 5: Tăng mẫu



Hình 6: Giảm mẫu

Tiền xử lý

1. Phương pháp tăng trọng số (Upweighting - **UW**): cân bằng sự ảnh hưởng của các mẫu khác nhau khi tác động vào hàm mất mát.
2. Phương pháp bắt chước thiên vị (Bias Mimicking - **BM**): đạt được sự độc lập thống kê giữa phân phối thiên vị và nhãn lớp.



Hình 7: Tăng trọng số

Tổng số mẫu: 280

$$\text{Nữ vàng} = \frac{280}{100} = 2.8, L_1 = 100 \cdot 2.8 \cdot I(y, \hat{y})$$

$$\text{Nam vàng} = \frac{280}{40} = 6, L_2 = 40 \cdot 6 \cdot I(y, \hat{y})$$

$$\text{Nữ đen} = \frac{280}{40} = 6, L_3 = 40 \cdot 6 \cdot I(y, \hat{y})$$

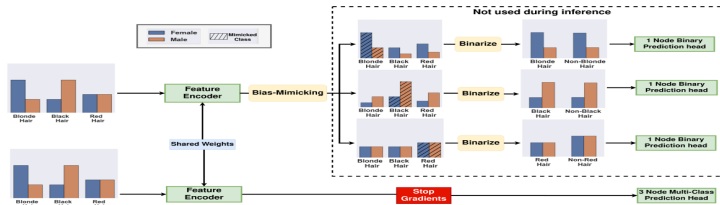
$$\text{Nam đen} = \frac{280}{100} = 2.8, L_4 = 100 \cdot 2.8 \cdot I(y, \hat{y})$$

Hàm lỗi tổng hợp:

$$L = \frac{L_1 + L_2 + L_3 + L_4}{4 \cdot 280}$$

Tiền xử lý

- Thực hiện **BM**: thực hiện phân vùng dữ liệu (subsampling) sao cho các mẫu tương ứng của từng nhãn có phân phối thiên vị tương đương nhau → đồng nghĩa việc loại bỏ mối quan hệ giữa thuộc tính thiên vị và nhãn (vì lúc này xác suất của phân phối thiên vị đã tương đương ở từng nhãn)
- Ví dụ**: bài toán phân loại màu tóc trong ảnh có thuộc tính thiên vị giới tính.



Hình 8: BM-Bắt chước thiên vị

Trong xử lý

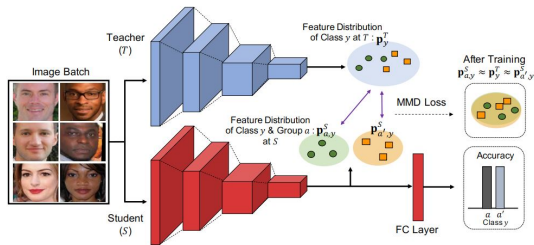
- **Khái niệm:** tiếp cận theo hướng trong xử lý là việc điều chỉnh điều chỉnh các thuật toán học hiện đại trong suốt quá trình huấn luyện mô hình để loại bỏ sự phân biệt đối xử. Việc tác động vào mô hình bao gồm: điều chỉnh hàm mất mát và ràng buộc trong quá trình huấn luyện.
- Các phương pháp được đề cập:
 - Huấn luyện đối kháng (Adversarial Training - **Adv**)
 - Huấn luyện độc lập miền (Domain Independent - **DI**)
 - Học đối ngược thiên vị và cân bằng thiên vị (**BC+BB**)
 - Học biểu diễn nhận thức công bằng bằng cách loại bỏ các liên kết thuộc tính-lớp (**FLAC**)
 - Trích xuất công bằng dựa trên MMD (**MFD**)
 - Thay đổi trọng số sâu (**FDR**)

Trong xử lý

- **Adv**: cặp mạng đối kháng trong đó 1 mạng cố dự đoán nhãn, 1 mạng cố dự đoán bias.
- **DI**: mỗi miền bias sẽ có 1 mạng có đầu ra là các nhãn lớp, kết hợp các kết quả này.
- **BC+BB**: cố gom các nhóm con cùng nhãn gần nhau hơn trên miền đặc trưng.
- **FLAC**: giảm thiểu thiên vị bằng cách giảm thông tin tương hỗ giữa các đặc trưng mà mô hình trích xuất và đặc trưng bias .

Trong xử lý

- **MFD**: một mô hình con (Student Model) được học từ 1 mô hình gốc (Teacher Model) - được đào tạo từ dữ liệu gốc, chứa những đặc trưng thiên vị khi trích xuất. SM học cách TM cách dự đoán và trích xuất đặc trưng nhưng cũng lược bỏ những điểm bất công bằng của SM.
- **FDR**: thực hiện tinh chỉnh đơn giản lớp cuối cùng và ràng buộc các chỉ số công bằng ở hàm mất mát.



Hình 9: Phương pháp MFD

Hậu xử lý

- **Khái niệm:** điều chỉnh kết quả dự đoán của mô hình đã được huấn luyện. Việc này được áp dụng khi chúng ta không có quyền tham gia vào giai đoạn chuẩn bị dữ liệu cho mô hình hay mơ hồ với cấu trúc hộp đen của mô hình.
- Các phương pháp được đề cập
 - Tái lập trình công bằng - (**FairReprogram**)
 - Nhiễu đối kháng nhận thức công bằng - Fairness-Aware Adversarial Perturbation (**FAAP**)

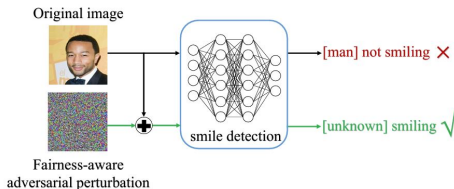


(a) Border trigger



(b) Patch trigger

Hình 10: FR-Tái lập trình công bằng



Hình 11: Phương pháp FAAP

Thực nghiệm của tác giả

Dữ liệu thực nghiệm

- **Tiêu chí 1:** Lựa chọn các tập dữ liệu với loại ảnh khác nhau (khuôn mặt và không phải khuôn mặt) và thuộc tính nhạy cảm **đa dạng** (tuổi, chủng tộc, giới tính)
- **Tiêu chí 2:** Ưu tiên các tập dữ liệu **phổ biến** và **dễ điều chỉnh**, thường được sử dụng trong các nghiên cứu trước.

Bảng 2: Tóm tắt các tập dữ liệu chuẩn được áp dụng.

Tập dữ liệu	Thuộc tính nhạy cảm	Nhãn mục tiêu	Sử dụng bởi	#Huấn luyện	#Đánh giá	#Kiểm thử
CelebA	Gender	BlondHair	All	93,141	19,867	19,962
UTKFace	Age	Gender	UW,BM,FLAC	10,521	2,220	2,221
	Race		UW,BM,BC+BB,MFD,FLAC	10,744	2,370	2,370
CIFAR-10S	Color	Objects	OS,UW,BM,Adv,DI,MFD,	50,000	2,000	18,000

Chỉ số công bằng

- A : Thuộc tính nhạy cảm.
- $A = 1$: Nhóm đặc quyền.
- $A = 0$: Nhóm không đặc quyền.
- Y : Nhãn trong thực tế.
- \hat{Y} : Nhãn dự đoán.
- $Y = 1, \hat{Y} = 1$: Nhãn thuận lợi.
- $Y = 0, \hat{Y} = 0$: Nhãn không thuận lợi.
- P : Xác suất dự đoán của mô hình.

\Rightarrow Biểu thức $P[\hat{Y} = 1 \mid A = 0]$ = xác suất mà mô hình dự đoán rằng một người "nhận được việc" nếu biết người đó là nữ.

Examples

Trong quy trình xin việc, khi nam giới là giá trị đặc quyền cho thuộc tính giới tính:

- $A = 1$ (nhóm nam giới, đặc quyền)
- $A = 0$ (nhóm nữ giới, không đặc quyền)
- $Y = 1$ (nhãn "nhận được việc")
- $Y = 0$ (nhãn "không nhận được việc")
- \hat{Y} là nhãn dự đoán của mô hình (có thể là 1 hoặc 0)

Chỉ số công bằng

- SPD:

$$SPD = P[\hat{Y} = 1|A = 0] - P[\hat{Y} = 1|A = 1].$$

- DEO:

$$DEO = \max (|P[\hat{Y} = 1|A = 0, Y = 0] - P[\hat{Y} = 1|A = 1, Y = 0]|, \\ |P[\hat{Y} = 1|A = 0, Y = 1] - P[\hat{Y} = 1|A = 1, Y = 1]|).$$

- EOD:

$$EOD = P[\hat{Y} = 1|A = 0, Y = 1] - P[\hat{Y} = 1|A = 1, Y = 1].$$

- AAOD:

$$AAOD = \frac{1}{2} (|P[\hat{Y} = 1|A = 0, Y = 0] - P[\hat{Y} = 1|A = 1, Y = 0]| \\ + |P[\hat{Y} = 1|A = 0, Y = 1] - P[\hat{Y} = 1|A = 1, Y = 1]|).$$

- AED:

$$AED = P[\hat{Y} \neq Y|A = 0] - P[\hat{Y} \neq Y|A = 1].$$

Chỉ số hiệu năng

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + FP + FN + TN} \quad (1)$$

$$Balanced-Accuracy = \frac{\frac{TP}{TP+FN} + \frac{TN}{TN+FP}}{2} \quad (2)$$

Hai chỉ số này đều có thể áp dụng cho các vấn đề phân loại nhị phân và đa lớp. Đối với hai chỉ số này, giá trị lớn hơn chỉ ra hiệu năng tốt hơn. Các giá trị của các chỉ số hiệu năng nằm trong khoảng từ 0 đến 1.

Mục tiêu thực nghiệm

1. **Hiệu quả tổng thể** của các phương pháp cải thiện sự công bằng
2. Ảnh hưởng của các **chỉ số đánh giá**
3. Ảnh hưởng của **các bộ dữ liệu**
4. **Hiệu suất** của các phương pháp cải thiện sự công bằng

Kịch bản thực nghiệm

Môi trường và công cụ sử dụng:

- Ngôn ngữ lập trình: Python 3.8.18.
- Thư viện: scikit-learn, Fairlearn.
- Hệ điều hành: Ubuntu 20.04.6 LTS.
- Phần cứng: CPU Intel Xeon Gold 6326 2.90GHz, 8 GPU NVIDIA GeForce RTX 3090.
- Framework: PyTorch 1.10.1.

Mô hình và xử lý dữ liệu:

- Sử dụng **ResNet-18** làm kiến trúc nền, dựa trên các nghiên cứu trước.
- Áp dụng cấu hình mặc định tốt nhất của từng phương pháp theo các nghiên cứu tương ứng.
- Xử lý trước ba bộ dữ liệu để đảm bảo phân chia đồng nhất và tính nhất quán.
- Điều chỉnh và tinh chỉnh một số phương pháp cho các bộ dữ liệu mới nhằm đạt kết quả tối ưu.

Kịch bản thực nghiệm

Để so sánh **hiệu quả và công bằng** kết quả thực nghiệm:

1. **Tiêu chuẩn hóa** các yếu tố như phân chia dữ liệu, kiến trúc mô hình, số lần lặp thí nghiệm, môi trường thực nghiệm, v.v.
2. **Lặp lại** tất cả các thí nghiệm **10 lần**, mỗi lần là các **kết quả của các chỉ số**.
3. Quá trình thí nghiệm kéo dài khoảng **40 ngày**, chưa bao gồm thời gian cài đặt và cấu hình công cụ.

Lưu ý

- So sánh trực tiếp hiệu năng của các mô hình đã được tối ưu hóa cuối cùng, bất kể phương pháp là hậu xử lý hay tiền xử lý.
- Thực hiện tìm kiếm lưới cho các phương pháp dựa trên mô hình đã được huấn luyện để tìm đầu vào có hiệu năng tốt nhất.

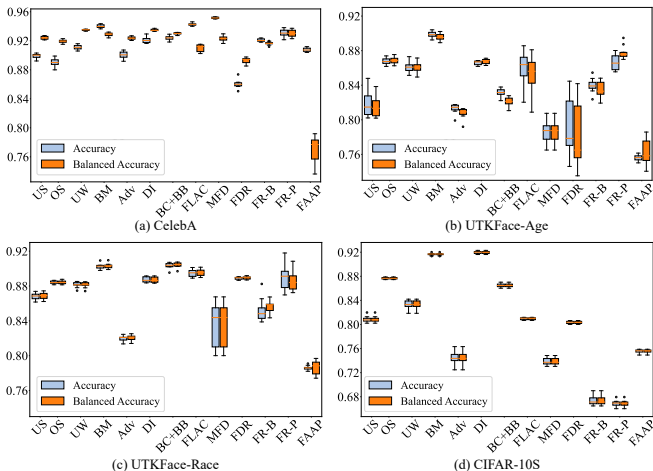
Kết quả thực nghiệm

Bảng 3: Kết quả thực nghiệm đo các chỉ số công bằng của 13 phương pháp sau 10 lần lặp

Bộ dữ liệu	Chỉ số	Tiền xử lý				Trong xử lý						Hậu xử lý		
		US	OS	UW	BM	Adv	DI	BC+BB	FLAC	MFD	FDR	FR-B	FR-P	FAAP
CelebA	SPD	0.186 \pm 0.004	0.338 \pm 0.007	0.258 \pm 0.004	0.208 \pm 0.003	0.330 \pm 0.007	0.230 \pm 0.006	0.272 \pm 0.006	0.170 \pm 0.004	0.210 \pm 0.003	0.139 \pm 0.010	0.289 \pm 0.004	0.265 \pm 0.005	0.185 \pm 0.005
	DEO	0.048 \pm 0.007	0.438 \pm 0.029	0.183 \pm 0.023	0.247 \pm 0.016	0.495 \pm 0.027	0.207 \pm 0.023	0.401 \pm 0.025	0.160 \pm 0.023	0.399 \pm 0.026	0.127 \pm 0.026	0.576 \pm 0.011	0.559 \pm 0.001	0.524 \pm 0.002
	EOD	0.047 \pm 0.008	0.438 \pm 0.029	0.183 \pm 0.023	0.247 \pm 0.016	0.495 \pm 0.027	0.207 \pm 0.023	0.401 \pm 0.025	0.160 \pm 0.023	0.399 \pm 0.026	0.127 \pm 0.026	0.576 \pm 0.011	0.559 \pm 0.001	0.524 \pm 0.002
	AAOD	0.041 \pm 0.004	0.315 \pm 0.014	0.144 \pm 0.011	0.149 \pm 0.008	0.337 \pm 0.012	0.141 \pm 0.012	0.258 \pm 0.013	0.090 \pm 0.012	0.224 \pm 0.013	0.068 \pm 0.012	0.358 \pm 0.007	0.327 \pm 0.006	0.299 \pm 0.004
	AED	0.018 \pm 0.003	0.142 \pm 0.007	0.077 \pm 0.004	0.042 \pm 0.002	0.132 \pm 0.007	0.053 \pm 0.004	0.086 \pm 0.004	0.028 \pm 0.002	0.044 \pm 0.002	0.026 \pm 0.008	0.103 \pm 0.001	0.073 \pm 0.001	0.114 \pm 0.001
UTKFace Age	SPD	0.109 \pm 0.018	0.458 \pm 0.016	0.228 \pm 0.037	0.098 \pm 0.036	0.596 \pm 0.011	0.492 \pm 0.022	0.145 \pm 0.020	0.081 \pm 0.035	0.052 \pm 0.029	0.131 \pm 0.071	0.520 \pm 0.004	0.499 \pm 0.004	0.475 \pm 0.005
	DEO	0.256 \pm 0.027	0.755 \pm 0.017	0.432 \pm 0.050	0.315 \pm 0.031	0.863 \pm 0.015	0.810 \pm 0.040	0.267 \pm 0.032	0.269 \pm 0.035	0.265 \pm 0.031	0.269 \pm 0.091	0.811 \pm 0.009	0.806 \pm 0.003	0.734 \pm 0.003
	EOD	0.127 \pm 0.026	0.073 \pm 0.019	0.069 \pm 0.024	0.213 \pm 0.049	0.256 \pm 0.016	0.086 \pm 0.016	0.056 \pm 0.022	0.190 \pm 0.039	0.185 \pm 0.055	0.075 \pm 0.056	0.155 \pm 0.004	0.075 \pm 0.002	0.153 \pm 0.003
	AAOD	0.196 \pm 0.015	0.414 \pm 0.016	0.251 \pm 0.020	0.263 \pm 0.020	0.560 \pm 0.011	0.448 \pm 0.022	0.161 \pm 0.019	0.228 \pm 0.018	0.213 \pm 0.022	0.171 \pm 0.039	0.486 \pm 0.003	0.435 \pm 0.004	0.442 \pm 0.005
	AED	0.196 \pm 0.016	0.335 \pm 0.008	0.247 \pm 0.019	0.266 \pm 0.020	0.306 \pm 0.010	0.354 \pm 0.020	0.177 \pm 0.018	0.239 \pm 0.017	0.213 \pm 0.022	0.185 \pm 0.035	0.326 \pm 0.003	0.404 \pm 0.001	0.277 \pm 0.001
UTKFace Race	SPD	0.031 \pm 0.007	0.079 \pm 0.005	0.045 \pm 0.007	0.023 \pm 0.009	0.240 \pm 0.012	0.029 \pm 0.008	0.052 \pm 0.006	0.045 \pm 0.012	0.036 \pm 0.014	0.066 \pm 0.007	0.200 \pm 0.006	0.168 \pm 0.006	0.153 \pm 0.005
	DEO	0.021 \pm 0.007	0.068 \pm 0.009	0.029 \pm 0.009	0.024 \pm 0.010	0.234 \pm 0.015	0.016 \pm 0.007	0.040 \pm 0.007	0.041 \pm 0.019	0.049 \pm 0.011	0.069 \pm 0.012	0.179 \pm 0.003	0.150 \pm 0.002	0.166 \pm 0.003
	EOD	0.011 \pm 0.009	0.055 \pm 0.015	0.023 \pm 0.012	0.018 \pm 0.010	0.228 \pm 0.021	0.008 \pm 0.006	0.016 \pm 0.005	0.011 \pm 0.007	0.037 \pm 0.016	0.016 \pm 0.007	0.179 \pm 0.003	0.130 \pm 0.002	0.090 \pm 0.003
	AAOD	0.014 \pm 0.005	0.057 \pm 0.005	0.023 \pm 0.007	0.016 \pm 0.009	0.222 \pm 0.012	0.010 \pm 0.005	0.028 \pm 0.006	0.026 \pm 0.010	0.038 \pm 0.011	0.042 \pm 0.007	0.177 \pm 0.004	0.139 \pm 0.003	0.128 \pm 0.006
	AED	0.010 \pm 0.006	0.012 \pm 0.006	0.006 \pm 0.006	0.015 \pm 0.009	0.009 \pm 0.008	0.007 \pm 0.004	0.012 \pm 0.003	0.019 \pm 0.011	0.014 \pm 0.007	0.028 \pm 0.007	0.007 \pm 0.001	0.016 \pm 0.001	0.048 \pm 0.002
CIFAR-10S	SPD	0.003 \pm 0.001	0.026 \pm 0.001	0.033 \pm 0.002	0.002 \pm 0.001	0.069 \pm 0.004	0.002 \pm 0.001	0.032 \pm 0.001	0.029 \pm 0.001	0.045 \pm 0.017	0.016 \pm 0.002	0.069 \pm 0.001	0.069 \pm 0.001	0.015 \pm 0.005
	DEO	0.015 \pm 0.001	0.108 \pm 0.002	0.131 \pm 0.009	0.012 \pm 0.001	0.282 \pm 0.019	0.010 \pm 0.001	0.128 \pm 0.006	0.120 \pm 0.004	0.174 \pm 0.064	0.074 \pm 0.008	0.249 \pm 0.002	0.250 \pm 0.004	0.082 \pm 0.003
	EOD	0.015 \pm 0.001	0.108 \pm 0.002	0.131 \pm 0.009	0.012 \pm 0.001	0.282 \pm 0.019	0.010 \pm 0.001	0.128 \pm 0.006	0.120 \pm 0.004	0.174 \pm 0.064	0.074 \pm 0.008	0.249 \pm 0.002	0.250 \pm 0.004	0.082 \pm 0.003
	AAOD	0.008 \pm 0.001	0.063 \pm 0.001	0.076 \pm 0.005	0.007 \pm 0.001	0.163 \pm 0.011	0.006 \pm 0.001	0.074 \pm 0.004	0.069 \pm 0.003	0.102 \pm 0.038	0.042 \pm 0.005	0.149 \pm 0.003	0.150 \pm 0.003	0.048 \pm 0.003
	AED	0.002 \pm 0.001	0.005 \pm 0.001	0.007 \pm 0.001	0.001 \pm 0.001	0.015 \pm 0.001	0.001 \pm 0.001	0.006 \pm 0.001	0.006 \pm 0.001	0.011 \pm 0.005	0.004 \pm 0.001	0.019 \pm 0.001	0.019 \pm 0.001	0.005 \pm 0.001

Kết quả so sánh giữa các phương pháp nghiên cứu được trình bày thông qua trung bình và độ lệch chuẩn của các chỉ số công bằng từ nhiều thí nghiệm. Màu sắc trong bảng biểu thị mức độ của chỉ số, với màu đậm tương ứng với giá trị cao hơn và hiệu năng kém hơn.

Kết quả thực nghiệm



Hình 12: Phân phối giá trị liên quan đến các chỉ số độ chính xác sau khi áp dụng các phương pháp khác nhau trên các bộ dữ liệu khác nhau.

Hiệu quả tổng thể

Hiệu quả tổng thể = Độ chính xác(cân bằng) + chỉ số công bằng

Phát hiện 1

Không có phương pháp tốt nhất song các phương pháp **tiền xử lý** và **trong xử lý** đã thể hiện hiệu quả tốt hơn nhiều so với phương pháp **hậu xử lý**.

Phát hiện 2

BM đạt được hiệu năng tốt nhất trong việc cân bằng giữa tính công bằng và độ chính xác của mô hình

Phát hiện 3

Đối với các phương pháp tiền xử lý, **hiện tượng quá khớp** thường là yếu tố chính ảnh hưởng đến hiệu năng của các phương pháp.

Hiệu quả tổng thể

Phát hiện 4

Các **thuộc tính nhạy cảm** đóng vai trò quan trọng trong dự đoán của mô hình. Việc chỉ cải thiện tính công bằng bằng cách loại bỏ mã hóa của các thuộc tính nhạy cảm có thể không phải là một phương pháp hiệu quả.

Phát hiện 5

Đối với các phương pháp hậu xử lý, việc **ẩn mã hóa thông tin nhạy cảm** có thể không phải là lựa chọn lý tưởng.

Ảnh hưởng của các chỉ số đánh giá

Phát hiện 6

Các phương pháp cải thiện tính công bằng hiện có thường **không nhạy cảm** với các chỉ số công bằng.

Phát hiện 7

AAOD nổi lên như là chỉ số hứa hẹn và đại diện nhất để đánh giá tính công bằng của mô hình.

Phát hiện 8

Với **bộ dữ liệu không cân bằng**, **độ chính xác** và **độ chính xác cân bằng** thường cho kết quả khác nhau.

Ảnh hưởng của bộ dữ liệu và Hiệu suất của các phương pháp

Phát hiện 9

Các phương pháp hiện có **nhạy cảm với các bộ dữ liệu** khác nhau trong đánh giá

Phát hiện 10

Phương pháp cải thiện tính công bằng tốt cần **cân bằng** giữa công bằng, độ chính xác và chi phí tính toán.

Thực nghiệm của sinh viên

Thực nghiệm của sinh viên

Môi trường thực nghiệm:

- **1 GPU RTX 3090.**
- Công cụ và thư viện: Giống với thư viện và công cụ tác giả đã sử dụng.

Kịch bản thực nghiệm

1. Chạy thí nghiệm:

- **Bộ dữ liệu/thời gian huấn luyện nhanh:** Thực hiện **10 lần thí nghiệm** với các phương pháp và bộ dữ liệu tương ứng.
- **Bộ dữ liệu/thời gian huấn luyện lâu:** Thực hiện **2 lần thí nghiệm** với các phương pháp và bộ dữ liệu tương ứng.
- Tích hợp thêm 2 chỉ số F1 Score và Precision

2. Tính toán:

- Với các kết quả thu được từ từng lần lặp, tính:
 - **Giá trị trung bình.**
 - **Độ lệch chuẩn** của các chỉ số quan trọng.

3. Kết quả:

Tổng hợp và báo cáo các giá trị trung bình, độ lệch chuẩn để so sánh hiệu quả giữa các phương pháp và bộ dữ liệu.

Kết quả thực nghiệm của sinh viên

Thực nghiệm mở rộng

Cấu hình thí nghiệm:

- **Mô hình:** ResNet 50.
- **Bộ dữ liệu:** UTK-Face Age.
- **Phương pháp:**
 - BM
 - Adv
 - FAAP



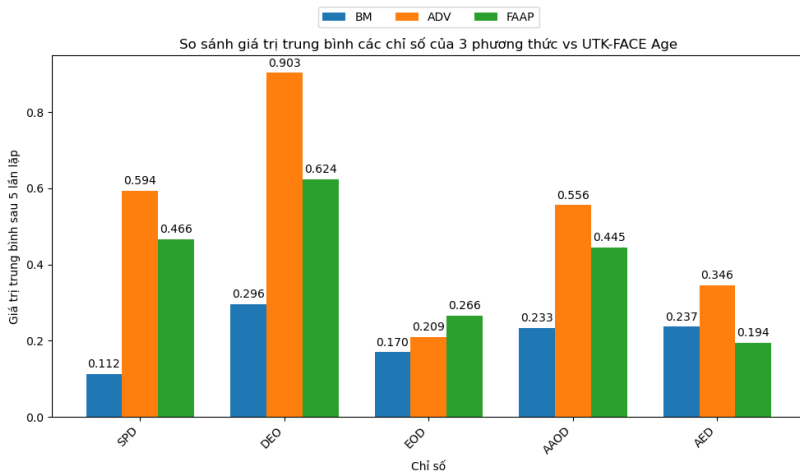
Kịch bản:

- Chạy thí nghiệm **5 lần** cho mỗi phương pháp.
- Thu thập các chỉ số:
 - **Chỉ số công bằng**
 - **Độ chính xác và độ chính xác cân bằng**
 - **F1 Score và Precision**

Tính toán: Từ kết quả, tính **giá trị trung bình các chỉ số**.

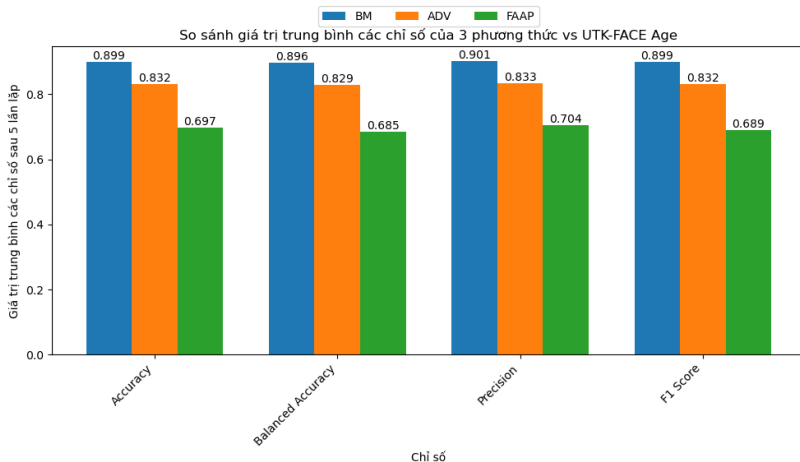
Kết quả: Biểu đồ thể hiện giá trị trung bình của mỗi phương pháp qua 5 lần chạy.

Kết quả thực nghiệm mở rộng



Hình 13: Giá trị trung bình các chỉ số công bằng sau 5 lần lặp

Kết quả thực nghiệm mở rộng



Hình 14: Giá trị trung bình các chỉ số sau 5 lần lặp

Kết thúc bài thuyết trình
Cảm ơn thầy và cả lớp đã lắng nghe!