ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ

PHẠM THỊ TỐ NGA

MỘT SỐ PHƯƠNG PHÁP ĐẢM BẢO TÍNH CÔNG BẰNG CHO CÁC HỆ THỐNG HỌC MÁY TRONG LĨNH VỰC GIÁO DỤC

LUẬN ÁN TIẾN SĨ KHOA HỌC MÁY TÍNH

Hà Nội - 2025

ĐẠI HỌC QUỐC GIA HÀ NỘI
TRƯỜNG ĐẠI HỌC CÔNG NGHỆ

PHẠM THỊ TỐ NGA

MỘT SỐ PHƯƠNG PHÁP ĐẢM BẢO TÍNH CÔNG BẰNG CHO CÁC HỆ THỐNG HỌC MÁY TRONG LĨNH VỰC GIÁO DỤC

Chuyên ngành: Khoa học máy tính

Mã số: 9480101.01

LUẬN ÁN TIẾN SĨ KHOA HỌC MÁY TÍNH

NGƯỜI HƯỚNG DẪN KHOA HỌC:

GS.TS. Nguyễn Đức Anh

PGS.TS. Phạm Ngọc Hùng

Hà Nội - 2025

Mục lục

Danh sách hình vẽ

Danh sách bảng

Thuật ngữ và từ viết tắt

Từ viết tắt	**Từ tiếng Anh**	**Ý nghĩa/Tạm dịch**
AI	Artificial Intelligence	Trí tuệ nhân tạo
ML	Machine Learning	Học máy
AI/ML	Artificial Intelligence/Machine Learning	Trí tuệ nhân tạo/Học máy
XAI	Explainable Artificial Intelligence	AI có khả năng giải thích
SDG	Synthetic Data Generation	sinh dữ liệu tổng hợp
GAN	Generative Adversarial Network	mạng đối nghịch sinh
CTGAN	Conditional Tabular GAN	Mạng GAN có điều kiện cho dữ liệu bảng
ADSGAN	Adversarially Debiased Synthetic GAN	Mạng GAN sinh dữ liệu tổng hợp với cơ chế giảm thiên lệch đối kháng
PATE-GAN	Private Aggregation of Teacher Ensembles GAN	Mạng GAN bảo toàn quyền riêng tư bằng cách giới hạn ảnh hưởng của từng mẫu dữ liệu, đảm bảo chặt chẽ tính riêng tư vi phân và nâng cao chất lượng dữ liệu tổng hợp
TabFairGAN	Tabular Fairness GAN	Mạng GAN sinh dữ liệu bảng tổng hợp với ràng buộc công bằng, giúp giảm thiên lệch từ các thuộc tính nhạy cảm
DPF	Data Partitioning Fairness	Phương pháp phân chia dữ liệu công bằng
Adult	Adult Dataset	Bộ dữ liệu người lớn
COMPAS	Correctional Offender Management Profiling for Alternative Sanctions	Bộ dữ liệu hồ sơ quản lý người phạm tội của Hoa Kỳ
Default	Default of Credit Card Clients Dataset	Bộ dữ liệu vỡ nợ của khách hàng thẻ tín dụng

Từ viết tắt	**Từ tiếng Anh**	**Ý nghĩa/Tạm dịch**
Student Predict	Student Dropout and Academic Success Dataset	Bộ dữ liệu dự đoán bỏ học và thành công học tập
Student Performance	Student Performance Dataset	Bộ dữ liệu dự đoán hiệu suất học tập của sinh viên
OULAD	Open University Learning Analytics Dataset	Bộ dữ liệu thông tin khóa học của Đại học Mở Vương Quốc Anh
DNU	Dai Nam University Dataset	Bộ dữ liệu từ trường Đại học Đại Nam
DI	Disparate Impact	Tác động khác biệt
SPD	Statistical Parity Difference	Hiệu số chênh lệch thống kê
AOD	Average Odds Difference	Chênh lệch trung bình xác suất
EOD	Equal Opportunity Difference	Chênh lệch cơ hội công bằng
ACC	Accuracy	Độ chuẩn xác
Precision	Precision	Độ chính xác
Recall	Recall	Độ hồi tưởng
F1	F1-score	Điểm số F1
LR	Logistic Regression	Hồi quy logistic
DT	Decision Tree	Cây quyết định
RF	Random Forest	Rừng ngẫu nhiên
GB	Gradient Boosting	Tăng cường dốc
NN	Neural Network	Mạng nơ ron thần kinh
DNN	Deep Neural Network	Mô hình học sâu
CLAN	Communities with Lowly-connected Attributed Nodes	Phát hiện cộng đồng với các nút thuộc tính thuộc nhóm yếu thế
RBA	Reduction–based Approach	Cách tiếp cận dựa trên giảm thiểu
LSTM	Long Short-Term Memory	Bộ nhớ ngắn–dài hạn
MCCM	Multiple Cooperative Classifier Model	Mô hình phân loại hợp tác nhiều thành phần
RQ	Research Question	Câu hỏi nghiên cứu
GDPR	General Data Protection Regulation	Quy định chung về bảo vệ dữ liệu

Từ viết tắt	**Từ tiếng Anh**	**Ý nghĩa/Tạm dịch**
ABROCA	Area Between ROC Curves for different subgroups	Diện tích giữa các đường cong ROC của các nhóm khác nhau
LTDD	Linear regression based Training Data Debugging	Gỡ lỗi dữ liệu đào tạo bằng hồi quy tuyến tính
Reweighing	Reweighing	Phương pháp gán lại trọng số để giảm thiên lệch trong dữ liệu
DIR	Disparate Impact Remover	Kỹ thuật loại bỏ tác động bất lợi để cân bằng phân phối thuộc tính nhạy cảm
Fairway	Fairway	Phương pháp tiền xử lý dữ liệu nhằm tăng cường công bằng trong học máy
FairSmote	Fair Synthetic Minority Oversampling Technique	Kỹ thuật tạo mẫu tổng hợp công bằng cho lớp thiểu số

Giải thích kí hiệu

Kí hiệu	Mô tả
Δ_{trade_off}	Chỉ số đánh đổi công bằng và hiệu suất
$\mathcal{X}$	Tập huấn luyện
$\mathbf{x}$	Đầu vào
y	Đầu ra thực tế $\in \{0, 1\}$
$\hat{y}$	Đầu ra dự đoán $\in \{0, 1\}$
$P(\hat{Y} = 1\|A = 0)$	Xác suất dự đoán kết quả tích cực cho nhóm không ưu tiên
$P(\hat{Y} = 1\|A = 1)$	Xác suất dự đoán kết quả tích cực cho nhóm ưu tiên
A	Thuộc tính nhạy cảm
$A = 0$	Nhóm được ưu tiên
$A = 1$	Nhóm không được ưu tiên
TP	Giá trị dương tính thực (True Positive)
TN	Giá trị âm tính thực (True Negative)
FP	Giá trị dương tính giả (False Positive)
FN	Giá trị âm tính giả (False Negative)
TPR	Tỷ lệ dương tính thực (True Positive Rate, hay Recall)
FPR	Tỷ lệ dương tính giả (False Positive Rate)
$TPR_{A=0}$	Tỷ lệ dương tính thực của nhóm không đặc quyền
$TPR_{A=1}$	Tỷ lệ dương tính thực của nhóm đặc quyền
$FPR_{A=0}$	Tỷ lệ dương tính giả của nhóm không đặc quyền
$FPR_{A=1}$	Tỷ lệ dương tính giả của nhóm đặc quyền
p-value	Giá trị xác suất dùng để kiểm định giả thuyết thống kê (Wald test)
d	Tổng số thuộc tính của dữ liệu
k	Số lượng thuộc tính nhạy cảm
D_{tr}	Tập dữ liệu huấn luyện gồm các mẫu $\langle x_j, y_j \rangle$
$\langle x_j, y_j \rangle$	Mẫu dữ liệu thứ j gồm véc-tơ đặc trưng x_j và nhãn y_j
$x_j = [x_1^j, \ldots, x_d^j]$	Véc-tơ đặc trưng của mẫu j với tổng cộng d thuộc tính
$x_1^j, \ldots, x_k^j$	Các thuộc tính nhạy cảm của mẫu j
$x_{k+1}^j, \ldots, x_d^j$	Các thuộc tính không nhạy cảm của mẫu j
x_i^{new}	véc tơ đặc trưng mới của x_i (sau khi loại bỏ ảnh hưởng từ các thuộc tính nhạy cảm)

Kí hiệu	**Mô tả**
$x^{te} = [x_1^{te}, \ldots, x_d^{te}]$	Véc-tơ đặc trưng của mẫu kiểm tra
$\mathbb{R}^d$	Không gian đặc trưng d-chiều
$\{0, 1\}$	Tập nhãn cho bài toán phân loại nhị phân (0: âm, 1: dương)
S_{ML}	Mô hình học máy được huấn luyện từ dữ liệu đã điều chỉnh
$S_{ML}(x^{te})$	Nhãn dự đoán của mô hình S_{ML} cho mẫu kiểm tra
$E_a[k+1{:}d]$	Mảng hệ số chệch (intercept) dùng để điều chỉnh các thuộc tính không nhạy cảm
$E_{b^1}, \ldots, E_{b^k}$	Các mảng hệ số hồi quy tương ứng với từng thuộc tính nhạy cảm
$V_1, \ldots, V_k$	Các véc-tơ cột ứng với thuộc tính nhạy cảm trong tập huấn luyện
V_i	Véc-tơ cột của thuộc tính không nhạy cảm thứ i
a_i	Hệ số chệch của mô hình hồi quy cho thuộc tính không nhạy cảm V_i
$b_i^1, \ldots, b_i^k$	Hệ số hồi quy của các thuộc tính nhạy cảm khi dự đoán V_i
μ	Thành phần nhiễu trong mô hình hồi quy
$\hat{a}_i, \hat{b}_i^1, \ldots, \hat{b}_i^k$	Các hệ số hồi quy ước lượng được từ dữ liệu huấn luyện sau kiểm định
D_{i1}	Nhóm con thứ i có nhãn mục tiêu $y = 1$
D_{i0}	Nhóm con thứ i có nhãn mục tiêu $y = 0$
D_{ij}	Nhóm con thứ i ứng với nhãn j, tổng cộng có 2^{k+1} nhóm
i_s, j_s	Cặp chỉ số xác định nhóm con gốc có số bản ghi nhỏ nhất
$D_{i_s j_s}$	Nhóm con gốc, được chọn bằng $D_{\min}$
$D'_{i_s j_s}$	Nhóm con tổng hợp tương ứng với nhóm gốc $D_{i_s j_s}$
n_0	Kích thước mục tiêu (số bản ghi mong muốn) cho nhóm con tổng hợp gốc, $n_0 > \|D_{i_s j_s}\|$
R_{mean}	Tỷ lệ trung bình giữa số bản ghi nhãn dương và nhãn âm trong tất cả các nhóm con
$\|D'_{i1}\|, \|D'_{i0}\|$	Số lượng bản ghi dự kiến của các nhóm con tổng hợp ứng với nhãn dương (1) và nhãn âm (0)
D'	Tập dữ liệu đã được cân bằng, thu được bằng cách hợp nhất tất cả các nhóm con tổng hợp D'_{ij}
D'_{ij}	Nhóm con tổng hợp ứng với nhóm D_{ij} sau khi cân bằng
O_GT	Thuộc tính Giới tính trong bộ dữ liệu Oulad
O_K.tật	Thuộc tính Khuyết tật trong bộ dữ liệu Oulad

Kí hiệu	**Mô tả**
SP_GT	Thuộc tính Giới tính trong bộ dữ liệu Student Performance
SP_SK	Thuộc tính Sức khỏe trong bộ dữ liệu Student Performance
SD_Nợ	Thuộc tính Tình trạng nợ trong bộ dữ liệu Student Droptout
SD_GT	Thuộc tính Giới tính trong bộ dữ liệu Student Droptout
DNU_GT	Thuộc tính Giới tính trong bộ dữ liệu DNU
DNU_Tuổi	Thuộc tính Tuổi trong bộ dữ liệu DNU
DNU_KV	Thuộc tính Khu vực trong bộ dữ liệu DNU

Lời cam đoan

Tôi xin cam đoan đây là công trình nghiên cứu do tôi thực hiện dưới sự hướng dẫn của GS. TS Nguyễn Đức Anh tại Khoa Công nghệ thông tin, trường Đại học Đông Nam Na Uy và PGS. TS. Phạm Ngọc Hùng tại Khoa Công nghệ thông tin, trường Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội. Các số liệu và kết quả trình bày trong luận án là trung thực, chưa được công bố bởi bất kỳ tác giả nào hay ở bất kỳ công trình nào khác.

Tác giả

Phạm Thị Tố Nga

Lời cảm ơn

Trước tiên tôi xin gửi lời cảm ơn chân thành và sâu sắc đến thầy giáo, GS.TS Nguyễn Đức Anh và PGS. TS. Phạm Ngọc Hùng - những người đã hướng dẫn, khuyến khích, truyền cảm hứng, chỉ bảo và tạo cho tôi những điều kiện tốt nhất từ khi bắt đầu làm nghiên cứu sinh đến khi hoàn thành luận án này.

Tôi xin chân thành cảm ơn các thầy cô giáo khoa Công nghệ thông tin, Trường Đại học Công nghệ, Đại học Quốc gia Hà Nội, đặc biệt là các Thầy Cô trong Bộ môn Khoa học máy tính và Bộ môn Công nghệ Phần mềm đã tận tình đào tạo, cung cấp cho tôi những kiến thức vô cùng quý giá, đã tạo điều kiện tốt nhất cho tôi về môi trường làm việc trong suốt quá trình học tập và nghiên cứu.

Tôi xin trân trọng cảm ơn Phòng Đào tạo và Ban Giám hiệu Trường Đại học Công nghệ đã tạo điều kiện thuận lợi cho tôi trong suốt quá trình học tập và thực hiện luận án.

Tôi xin bày tỏ lòng biết ơn đến Hội đồng trường, Ban Giám hiệu và Khoa Công nghệ thông tin Trường Đại học Đại Nam đã tạo điều kiện làm việc thuận lợi để tôi tập trung học tập và thực hiện luận án.

Tôi cũng xin được gửi lời cảm ơn đến tất cả đến các thành viên trong nhóm nghiên cứu tại Phòng thí nghiệm đảm bảo chất lượng phần mềm, đặc biệt là em Đỗ Minh Khá đã đồng hành cùng tôi trên chặng đường này.

Cuối cùng, tôi xin bày tỏ lòng biết ơn vô hạn đối với cha, mẹ, chồng, các con, cùng người thân trong gia đình và bạn bè, đồng nghiệp đã luôn ủng hộ và yêu thương tôi một cách vô điều kiện. Nếu không có sự ủng hộ của của tất cả mọi người tôi không thể hoàn thành được luận án này.

Tóm tắt

Trong bối cảnh trí tuệ nhân tạo và học máy ngày càng được tích hợp sâu rộng vào các hệ thống hỗ trợ ra quyết định, vấn đề đảm bảo công bằng cho các mô hình học máy đã trở thành một yêu cầu cấp thiết. Trong lĩnh vực giáo dục, công bằng có ý nghĩa đặc biệt quan trọng vì các quyết định tự động của hệ thống có thể ảnh hưởng trực tiếp đến cơ hội học tập, đánh giá kết quả và quá trình phát triển của người học. Tuy nhiên, khi các mô hình học máy được huấn luyện trên dữ liệu mất cân bằng hoặc chứa các thuộc tính nhạy cảm như *giới tính*, *chủng tộc*, *sức khỏe*, *khu vực*, v.v.., chúng dễ tạo ra kết quả không công bằng giữa các nhóm người học khác nhau.

Luận án này tập trung nghiên cứu và đề xuất các phương pháp kỹ thuật nhằm nâng cao tính công bằng của mô hình học máy ứng dụng cho dữ liệu giáo dục, đặc biệt trong trường hợp cần xem xét đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm và mối quan hệ giao thoa giữa chúng. Trên cơ sở phân tích khoảng trống nghiên cứu hiện tại, luận án đề xuất ba phương pháp chính:

– *Phương pháp Fairedu* – một kỹ thuật tiền xử lý dựa trên hồi quy đa biến, có khả năng loại bỏ sự phụ thuộc giữa các biến đầu vào và nhiều thuộc tính nhạy cảm đồng thời. Phương pháp này giúp giảm rò rỉ thông tin nhạy cảm trong quá trình huấn luyện, qua đó nâng cao công bằng cho mô hình.

– *Phương pháp DPF* – một kỹ thuật cân bằng dữ liệu giữa các nhóm giao thoa bằng cách sử dụng các mô hình sinh dữ liệu tổng hợp như CTGAN và LLM. Cách tiếp cận này đảm bảo các nhóm thiểu số được đại diện công bằng hơn trong dữ liệu huấn luyện.

– *Phương pháp FaireduPlus* – một khung tiếp cận tích hợp Fairedu và DPF, xử lý công bằng hai chiều: "chiều ngang" (cân bằng dữ liệu) và "chiều dọc" (loại bỏ phụ thuộc).

– Ngoài ra, luận án còn đề xuất chỉ số đánh giá mới để định lượng mức độ đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất của mô hình.

Các thí nghiệm được triển khai trên bốn bộ dữ liệu giáo dục (gồm ba bộ

công khai và một bộ dữ liệu thực tế từ Trường Đại học Đại Nam), với năm mô hình học máy phổ biến gồm *Hồi quy logistic*, *Cây quyết định*, *Rừng ngẫu nhiên*, *Tăng cường gradient* và *Mạng nơ ron thần kinh*. Kết quả thực nghiệm cho thấy các phương pháp đề xuất đạt hiệu quả vượt trội, cải thiện các chỉ số công bằng như *"tác động khác biệt"*, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*, *"chênh lệch cơ hội công bằng"* và *"chênh lệch trung bình xác suất"* đồng thời không làm suy giảm hiệu suất dự đoán của mô hình.

Về mặt lý thuyết, luận án đóng góp một khung phương pháp toàn diện cho bài toán công bằng với đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm cho các mô hình học máy trong lĩnh vực giáo dục, đồng thời giới thiệu chỉ số đánh đổi công bằng – hiệu suất mới, phản ánh rõ mối quan hệ giữa hai mục tiêu này. Về mặt thực tiễn, các phương pháp được đề xuất có thể áp dụng hiệu quả trong các hệ thống giáo dục thông minh, hỗ trợ quá trình dự đoán, đánh giá và ra quyết định một cách công bằng hơn, giúp đảm bảo cơ hội học tập công bằng cho mọi sinh viên. Kết quả của luận án không chỉ góp phần hoàn thiện cơ sở lý thuyết về công bằng cho các hệ thống học máy mà còn mở ra hướng ứng dụng thực tế cho các hệ thống trí tuệ nhân tạo đáng tin cậy, minh bạch và có trách nhiệm trong giáo dục cũng như các lĩnh vực khác có tác động xã hội sâu rộng.

Chương 1

GIỚI THIỆU

1.1. Đặt vấn đề

1.1.1. Bối cảnh nghiên cứu về công bằng cho hệ thống học máy trong lĩnh vực giáo dục

Các ứng dụng của Học máy (ML) và Trí tuệ nhân tạo (AI) đang ngày càng được triển khai rộng rãi trong giáo dục nhằm hỗ trợ ra quyết định, cá nhân hóa học tập, dự đoán kết quả học tập và phát hiện nguy cơ bỏ học [43, 63, 202]. Những hệ thống này góp phần nâng cao hiệu quả quản lý, hỗ trợ giảng viên trong đánh giá người học và mang lại trải nghiệm học tập cá nhân hóa cho sinh viên [15, 111, 152]. Đồng thời, các mô hình dự đoán cũng giúp nhà quản lý và giảng viên đưa ra các can thiệp kịp thời nhằm hỗ trợ người học có nguy cơ gặp khó khăn [44, 201, 206].

Tuy nhiên, cùng với những lợi ích đó, vấn đề công bằng trong các hệ thống học máy giáo dục ngày càng được quan tâm. Công bằng gắn liền với nguyên tắc bình đẳng về cơ hội học tập và giảm khoảng cách thành tích giữa các nhóm người học [1, 2]. Nhiều nghiên cứu cho thấy các hệ thống dự đoán hoặc đánh giá học tập có thể tạo ra hoặc khuếch đại thiên lệch đối với các nhóm yếu thế, chẳng hạn theo giới tính, chủng tộc, điều kiện kinh tế – xã hội hoặc khu vực sinh sống [103, 140, 154]. Trong giáo dục, những sai lệch này không chỉ gây ra vấn đề kỹ thuật mà còn có thể ảnh hưởng trực tiếp đến động lực học tập, cơ hội nghề nghiệp và sự phát triển lâu dài của người học.

Nhiều nghiên cứu trong kỹ thuật phần mềm đã xem công bằng như một thuộc tính chất lượng quan trọng của hệ thống AI/ML [39, 76]. Một hệ thống học máy

chỉ thực sự đáng tin cậy khi tính công bằng của nó được đánh giá và kiểm chứng rõ ràng [34]. Vì vậy, công bằng cần được tích hợp xuyên suốt trong toàn bộ vòng đời phát triển hệ thống, từ phân tích yêu cầu, thiết kế đến triển khai và đánh giá [161].

Trong những năm gần đây, việc khám phá, đo lường và đảm bảo tính công bằng trong các hệ thống học máy đã trở thành một hướng nghiên cứu quan trọng, thu hút sự quan tâm rộng rãi từ cộng đồng học thuật [13, 140]. Nhiều công trình tập trung phát triển các thuật toán học máy công bằng nhằm giảm thiểu sự phân biệt đối xử đối với các nhóm thiểu số [40]. Bên cạnh đó, lĩnh vực AI có khả năng giải thích (Explainable Artificial Intelligence – XAI) cũng được phát triển nhằm nâng cao tính minh bạch và khả năng diễn giải của các hệ thống AI [61, 77]. Năm 2018, bộ công cụ mã nguồn mở AI Fairness 360 được giới thiệu, cung cấp nhiều độ đo và thuật toán giảm thiên vị cho dữ liệu và mô hình [20]. Đồng thời, nhiều nghiên cứu tổng quan đã hệ thống hóa tri thức về công bằng trong AI/ML nói chung [39, 45, 92, 180, 191] cũng như các ứng dụng AI/ML trong giáo dục [6, 26, 44, 85, 122].

Nhiều phương pháp kỹ thuật đã được đề xuất nhằm cải thiện công bằng trong các hệ thống học máy. Một hướng tiếp cận phổ biến là các kỹ thuật tiền xử lý nhằm giảm thiên vị trong dữ liệu huấn luyện [40]. Tiêu biểu là phương pháp Reweighing trong bộ công cụ AI Fairness 360, trong đó trọng số của các mẫu huấn luyện được điều chỉnh để cân bằng phân phối nhãn giữa các nhóm nhạy cảm, bao gồm cả các nhóm giao thoa [20, 107]. Tuy nhiên, do không thay đổi phân phối dữ liệu gốc, phương pháp này khó khắc phục tình trạng thiếu đại diện của các nhóm thiểu số khi dữ liệu bị mất cân bằng nghiêm trọng. Một hướng tiếp cận khác là loại bỏ sự phụ thuộc giữa các đặc trưng đầu vào và thuộc tính nhạy cảm. Chẳng hạn, Li và cộng sự đề xuất phương pháp *phương pháp gỡ lỗi dữ liệu đào tạo bằng hồi quy tuyến tính*, sử dụng hồi quy tuyến tính để tách ảnh hưởng của thuộc tính nhạy cảm khỏi các đặc trưng đầu vào thông qua phần dư của mô hình hồi quy [123]. Tuy nhiên, phương pháp này chủ yếu xử lý từng cặp thuộc tính riêng lẻ và dựa trên giả định quan hệ tuyến tính.

Ngoài ra, các phương pháp sinh dữ liệu tổng hợp cũng được nghiên cứu nhằm cải thiện công bằng bằng cách tái cân bằng dữ liệu huấn luyện. Một ví dụ tiêu biểu là TabFairGAN, được Rajabi và Garibay đề xuất nhằm sinh dữ liệu bảng

công bằng dựa trên kiến trúc GAN có điều kiện [158]. Phương pháp này học phân phối dữ liệu theo từng nhóm nhạy cảm và bổ sung thành phần mất mát công bằng trong quá trình huấn luyện. Tuy nhiên, TabFairGAN chủ yếu được thiết kế cho trường hợp một thuộc tính nhạy cảm; khi số lượng thuộc tính nhạy cảm tăng, số nhóm giao thoa cũng tăng nhanh, gây khó khăn trong việc kiểm soát phân phối dữ liệu. Bên cạnh đó, Chen và cộng sự thực hiện một nghiên cứu thực nghiệm quy mô nhằm đánh giá hiệu quả của nhiều phương pháp cải thiện công bằng trong bối cảnh nhiều thuộc tính nhạy cảm và các nhóm giao thoa [47]. Kết quả cho thấy nhiều phương pháp hiện có vẫn gặp khó khăn khi xử lý công bằng giao thoa cũng như trong việc cân bằng giữa công bằng và hiệu suất dự đoán.

Một vấn đề quan trọng khác trong nghiên cứu đảm bảo tính công bằng cho các hệ thống học máy là vấn đề liên quan đến dữ liệu. Trong bối cảnh giáo dục, nơi quyền riêng tư của người học được coi trọng, việc sinh dữ liệu tổng hợp (synthetic data generation – SDG) nổi lên như một hướng tiếp cận quan trọng, vừa giải quyết thách thức về khan hiếm dữ liệu, vừa hỗ trợ bảo mật thông tin. Bằng cách tạo ra dữ liệu nhân tạo mô phỏng cấu trúc và đặc tính thống kê của dữ liệu thực, các nhà nghiên cứu có thể kiểm chứng giả thuyết, huấn luyện mô hình và đánh giá công bằng mà không phụ thuộc hoàn toàn vào dữ liệu có chứa thông tin nhạy cảm. Nhiều kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp đã được triển khai trong giáo dục cũng như trong các nghiên cứu về công bằng. Trước hết, các phương pháp Bayes tận dụng tri thức miền để xây dựng mạng Bayes và bảng xác suất có điều kiện, từ đó tạo ra dữ liệu có độ tương đồng cao với dữ liệu thực và thuận lợi cho việc kiểm chứng mô hình [177]. Tiếp đến, một số nghiên cứu so sánh chỉ ra rằng các mô hình xác suất thường mang lại hiệu quả cao hơn so với các phương pháp học sâu như mạng đối nghịch sinh (Generative Adversarial Network – GAN) trong bối cảnh dữ liệu giáo dục. Điển hình là nghiên cứu của Combrink và cộng sự, trong đó mô hình xác suất đạt độ chính xác 75% so với 38% của mô hình học sâu [153]. Ngoài ra, các kỹ thuật bảo vệ quyền riêng tư cũng đóng vai trò quan trọng, vừa duy trì tính hữu ích của dữ liệu tổng hợp cho nghiên cứu, vừa giảm thiểu rủi ro rò rỉ thông tin cá nhân [190]. Bên cạnh đó, SDG vẫn đối mặt với thách thức về khả năng phản ánh chính xác kịch bản thực tế cũng như nguy cơ bị lạm dụng. Do đó, cần có sự đánh giá liên tục và cải tiến kỹ thuật để tối đa hóa giá trị ứng dụng, không chỉ phục vụ nghiên cứu giáo dục

mà còn góp phần thúc đẩy công bằng trong các hệ thống học máy.

Giáo dục được lựa chọn làm miền nghiên cứu trọng tâm trong luận án vì đây là lĩnh vực có mức độ nhạy cảm cao về công bằng, nơi các mô hình học máy tham gia trực tiếp vào những quyết định ảnh hưởng lâu dài đến cơ hội học tập và phát triển của người học. Đồng thời, đặc trưng dữ liệu giáo dục với nhiều thuộc tính nhạy cảm đồng thời và các nhóm giao thoa có quy mô nhỏ tạo ra một bối cảnh điển hình để nghiên cứu công bằng giao thoa cũng như mối quan hệ đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất.

1.1.2. Các thách thức và khoảng trống nghiên cứu trong đảm bảo tính công bằng cho các hệ thống học máy trong lĩnh vực giáo dục

Nghiên cứu về đảm bảo tính công bằng cho các hệ thống học máy trong giáo dục đang đối mặt với nhiều thách thức đặc thù, phản ánh sự phức tạp của cả về kỹ thuật lẫn ứng dụng. Các thách thức chính có thể được khái quát như sau.

Thứ nhất: chưa thống nhất định nghĩa và thước đo công bằng. Các khái niệm và độ đo công bằng hiện nay vừa mang tính bổ sung vừa có thể mâu thuẫn lẫn nhau, dẫn đến khó khăn trong việc lựa chọn tiêu chí đánh giá phù hợp. Một mô hình có thể thỏa mãn một tiêu chí công bằng nhưng lại vi phạm tiêu chí khác, trong khi chưa tồn tại một khung đánh giá tổng hợp có khả năng dung hòa các quan điểm này.

Thứ hai: hạn chế trong việc xử lý đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm. Phần lớn các nghiên cứu hiện tại chỉ tập trung vào một thuộc tính nhạy cảm đơn lẻ, trong khi dữ liệu giáo dục thường mang tính đa chiều với nhiều yếu tố như *giới tính*, *chủng tộc*, *tình trạng khuyết tật* và *khu vực*. Việc bỏ qua các tương tác giữa các thuộc tính này có thể dẫn đến hiện tượng cải thiện được tính công bằng cho thuộc tính này nhưng lại vô tình làm trầm trọng hơn cho thuộc tính kia khi đánh giá công bằng.

Thứ ba: sự đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất mô hình. Việc cải thiện công bằng thường đi kèm với sự suy giảm về độ chính xác hoặc khả năng dự đoán.

Trong bối cảnh giáo dục, nơi các quyết định như dự đoán nguy cơ bỏ học hoặc đánh giá kết quả học tập có ảnh hưởng trực tiếp đến người học, việc cân bằng hai mục tiêu này trở thành một bài toán quan trọng nhưng chưa có lời giải tối ưu.

Thứ tư: hạn chế về dữ liệu giáo dục. Các bộ dữ liệu giáo dục thường có quy mô nhỏ, mất cân bằng giữa các nhóm và thiếu đại diện cho các nhóm thiểu số. Đồng thời, các rào cản về quyền riêng tư và bảo mật thông tin cá nhân làm hạn chế khả năng chia sẻ và tái sử dụng dữ liệu. Những yếu tố này gây khó khăn cho việc xây dựng và kiểm chứng các mô hình học máy đảm bảo cả hiệu suất và công bằng.

Thứ năm: ảnh hưởng của yếu tố con người. Công bằng trong hệ thống học máy không chỉ phụ thuộc vào thuật toán mà còn chịu tác động từ các quyết định trong quá trình thu thập dữ liệu, lựa chọn đặc trưng và thiết kế mô hình. Ngoài ra, sự khác biệt trong cách hiểu về công bằng giữa các bên liên quan có thể dẫn đến các tiêu chí đánh giá không nhất quán, làm gia tăng độ phức tạp trong triển khai thực tế.

Từ các thách thức đã nêu, có thể xác định một số khoảng trống nghiên cứu chính như sau. *(1)* Xuất phát từ sự thiếu thống nhất về định nghĩa công bằng, hiện chưa có khung đánh giá tích hợp cho phép kết hợp và so sánh các thước đo công bằng một cách nhất quán. *(2)* Từ hạn chế trong xử lý nhiều thuộc tính nhạy cảm, các phương pháp hiện nay vẫn thiếu khả năng đảm bảo công bằng đa thuộc tính. *(3)* Liên quan đến bài toán đánh đổi, còn thiếu các cơ chế định lượng và tối ưu sự đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất. *(4)* Do hạn chế dữ liệu giáo dục, việc khai thác dữ liệu tổng hợp để hỗ trợ tái cân bằng và cải thiện công bằng vẫn chưa được nghiên cứu đầy đủ. *(5)* Từ yếu tố con người, còn thiếu các cách tiếp cận toàn diện kết hợp giữa kỹ thuật và bối cảnh ứng dụng trong đánh giá công bằng.

Những khoảng trống này cho thấy nhu cầu phát triển các phương pháp tích hợp nhằm đồng thời xử lý đa thuộc tính nhạy cảm, tận dụng dữ liệu hiệu quả và kiểm soát tốt sự đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất.

1.2. Mục tiêu, đối tượng, phương pháp, và phạm vi nghiên cứu

1.2.1. Mục tiêu nghiên cứu

Xuất phát từ các khoảng trống nghiên cứu đã nêu ở Mục 1.1.2, luận án hướng tới mục tiêu tổng quát là tìm ra các phương pháp đảm bảo tính công bằng cho các hệ thống học máy trong giáo dục, trong bối cảnh dữ liệu dạng bảng có nhiều thuộc tính nhạy cảm và mất cân bằng giữa các nhóm người học. Nghiên cứu tiếp cận công bằng như một yêu cầu cốt lõi, đồng thời phân tích các nguồn gốc gây thiên lệch trong dữ liệu, đặc biệt là sự phụ thuộc giữa đặc trưng và thuộc tính nhạy cảm cũng như sự thiếu đại diện của các nhóm yếu thế. Trên cơ sở đó, luận án đề xuất các giải pháp can thiệp nhằm cải thiện công bằng ngay ở khâu tiền xử lý, đồng thời duy trì hiệu suất dự báo ở mức chấp nhận được, và làm rõ mối quan hệ đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất.

Mục tiêu cụ thể của luận án bao gồm:

- Nghiên cứu các cơ chế tiền xử lý nhằm giảm phụ thuộc giữa đặc trưng và thuộc tính nhạy cảm, hỗ trợ công bằng đa nhóm.
- Khai thác dữ liệu tổng hợp để cải thiện tính đại diện và cân bằng của các nhóm nhạy cảm trong dữ liệu huấn luyện.
- Xây dựng cách tiếp cận kết hợp các cơ chế can thiệp nhằm nâng cao công bằng mà không làm suy giảm đáng kể hiệu suất mô hình.
- Đề xuất tiêu chí đánh giá nhằm phân tích và định lượng sự đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất.

Thông qua các mục tiêu trên, luận án làm rõ cách đảm bảo công bằng cho các hệ thống học máy trong lĩnh vực giáo dục bằng phân tích lý thuyết và thực nghiệm. Các mục tiêu này tạo nền tảng cho việc nghiên cứu, đánh giá và triển khai các giải pháp cải thiện công bằng một cách có hệ thống và đảm bảo tính khả thi.

1.2.2. Đối tượng và phương pháp nghiên cứu

Đối tượng nghiên cứu của luận án là các hệ thống học máy ứng dụng trong lĩnh vực giáo dục, đặc biệt là những mô hình khai thác dữ liệu dạng bảng để dự đoán, đánh giá và hỗ trợ ra quyết định. Các mô hình được xem xét bao gồm nhóm thuật toán học máy truyền thống như *Hồi quy logistic*, *Cây quyết định*, *Rừng ngẫu nhiên*, các mô hình tăng cường như *Tăng cường gradient* và *Mạng nơ ron thần kinh* ở mức cơ bản.

Phương pháp nghiên cứu kết hợp tiếp cận định tính và định lượng. Về định tính, luận án tiến hành phân tích, tổng hợp các công trình nghiên cứu liên quan nhằm xác định thách thức, khoảng trống và xu hướng phát triển trong việc bảo đảm tính công bằng cho hệ thống học máy trong lĩnh giáo dục. Về định lượng, nghiên cứu triển khai thực nghiệm trên nhiều bộ dữ liệu giáo dục phổ biến (*Student Performance*, *Student Predict Dropout*, *Oulad*, *DNU Data*) chứa từ hai thuộc tính nhạy cảm trở lên bao gồm các thuộc tính như: *giới tính*, *tuổi*, *sức khỏe*, *tình trạng nợ*, *khu vực*,v.v.. Phương pháp can thiệp nhằm đảm bảo tính công bằng được sử dụng là phương pháp tiền xử lý và so sánh thông qua các thước đo công bằng như *"tác động khác biệt"*, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*, *"chênh lệch trung bình xác suất"*, và *"chênh lệch cơ hội công bằng"* và các thước đo hiệu suất bao gồm *"độ chuẩn xác"*, *"độ hồi tưởng"*, *"độ chính xác"*, và *"điểm số F1"*.

1.2.3. Phạm vi nghiên cứu

Luận án tập trung nghiên cứu các hệ thống học máy sử dụng dữ liệu dạng bảng ứng dụng trong lĩnh vực giáo dục. Các mô hình được xem xét bao gồm những thuật toán học máy có giám sát truyền thống như *Hồi quy logistic*, *Cây quyết định*, *Rừng ngẫu nhiên*, cùng với các mô hình tăng cường *Tăng cường gradient* và *Mạng nơ ron thần kinh* ở mức đơn giản.

Về dữ liệu, luận án sử dụng ba bộ dữ liệu mở phổ biến trong nghiên cứu AI/ML cho lĩnh vực giáo dục, bao gồm: *Student Performance*, *Student Predict Dropout*, *Oulad*, và một bộ dữ liệu riêng được lấy từ khoa Công nghệ thông tin,

trường Đại học Đại Nam là *DNU Data*. Các bộ dữ liệu này được lựa chọn vì phản ánh đa dạng bối cảnh giáo dục và chứa nhiều đặc trưng nhạy cảm cần được xem xét trong đánh giá công bằng.

Về thuộc tính nhạy cảm, phạm vi tập trung vào các thuộc tính nhạy cảm thường gặp trong các nghiên cứu về lĩnh vực giáo dục như: *giới tính*, *tình trạng khuyết tật*, *tuổi*, *sức khỏe*, *tình trạng nợ*, *khu vực*.

Phạm vi nghiên cứu của luận án không chỉ được xác định theo các yếu tố kỹ thuật như dữ liệu, mô hình học máy và thuộc tính nhạy cảm, mà còn được định hướng bởi các vấn đề cốt lõi về đảm bảo tính công bằng trong các hệ thống học máy ứng dụng cho giáo dục. Trên cơ sở đó, luận án tiếp cận công bằng như một yêu cầu mang tính hệ thống, gắn liền với đặc thù dữ liệu giáo dục và mục tiêu ứng dụng thực tiễn, thay vì xem công bằng như một ràng buộc đơn lẻ trong quá trình tối ưu mô hình.

Nhằm hệ thống hóa các vấn đề nghiên cứu, các hướng tiếp cận và làm rõ mối quan hệ giữa các đóng góp của luận án, Hình 1.1 trình bày cây nghiên cứu tổng quát về đảm bảo công bằng cho các hệ thống AI/ML trong lĩnh vực giáo dục. Cây nghiên cứu được tổ chức theo bốn nhánh chính, tương ứng với bốn trục nghiên cứu xuyên suốt của luận án: (i) công bằng đa thuộc tính nhạy cảm, (ii) mất cân bằng dữ liệu và công bằng nhóm con, (iii) can thiệp công bằng trên dữ liệu dạng bảng, và (iv) vấn đề đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất của mô hình. Các nhánh này đồng thời cũng xác định phạm vi và trọng tâm mà luận án tập trung khai thác.

Nhánh 1 – Công bằng đa thuộc tính nhạy cảm: Nhánh này tập trung vào vấn đề đảm bảo công bằng đồng thời cho nhiều thuộc tính nhạy cảm trong dữ liệu giáo dục, trong bối cảnh tồn tại sự phụ thuộc giữa các đặc trưng đầu vào và các thuộc tính nhạy cảm. Thực tế cho thấy phần lớn các nghiên cứu trước đây chủ yếu xử lý công bằng đối với một thuộc tính nhạy cảm đơn lẻ, dẫn đến hạn chế khi áp dụng cho dữ liệu giáo dục có tính đa chiều. Trong phạm vi này, luận án tiếp cận công bằng theo hướng tiền xử lý, nhằm giảm thiểu và loại bỏ sự phụ thuộc của dữ liệu huấn luyện vào các thuộc tính nhạy cảm, qua đó cải thiện công bằng ở mức nhóm cho nhiều thuộc tính đồng thời.

Nhánh 2 – Mất cân bằng dữ liệu và công bằng nhóm con: Nhánh này tập trung

vào hiện tượng mất cân bằng dữ liệu, đặc biệt là sự mất cân bằng giữa các nhóm con được hình thành từ các tổ hợp thuộc tính nhạy cảm. Đây là vấn đề phổ biến trong dữ liệu giáo dục, nơi các nhóm yếu thế thường có số lượng mẫu rất nhỏ, gây khó khăn cho việc huấn luyện mô hình và đảm bảo công bằng. Phạm vi nghiên cứu ở nhánh này hướng tới các cơ chế can thiệp vào phân bố dữ liệu thông qua phân hoạch và sinh dữ liệu tổng hợp, nhằm cải thiện tính đại diện và cân bằng giữa các nhóm con trong dữ liệu huấn luyện.

Nhánh 3 – Can thiệp công bằng trên dữ liệu dạng bảng: Nhánh này mở rộng phạm vi nghiên cứu sang việc xử lý công bằng trong bối cảnh dữ liệu dạng bảng, nơi đồng thời tồn tại cả sự phụ thuộc vào thuộc tính nhạy cảm và hiện tượng mất cân bằng dữ liệu. Thay vì các cách tiếp cận can thiệp đơn cơ chế, luận án tập trung vào việc kết hợp nhiều cơ chế can thiệp nhằm xử lý công bằng theo cả hai chiều của dữ liệu. Cụ thể, phạm vi nghiên cứu bao gồm các can thiệp theo chiều dọc (liên quan đến mối quan hệ giữa đặc trưng và thuộc tính nhạy cảm) và can thiệp theo chiều ngang (liên quan đến phân bố dữ liệu), từ đó hình thành cách tiếp cận can thiệp hai chiều trên dữ liệu dạng bảng.

Nhánh 4 – Đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất mô hình: Nhánh này tập trung vào vấn đề đánh giá và so sánh các phương pháp đảm bảo công bằng trong bối cảnh tồn tại sự đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất dự báo. Thực tế cho thấy các chỉ số công bằng và hiệu suất thường được đánh giá rời rạc, gây khó khăn cho việc lựa chọn mô hình trong ứng dụng thực tiễn. Do đó, phạm vi nghiên cứu của luận án bao gồm việc xây dựng và sử dụng một chỉ số đánh giá tổng hợp, dựa trên quan điểm cải thiện tương đối và tiếp cận Pareto, nhằm hỗ trợ phân tích và so sánh các cấu hình mô hình một cách có hệ thống.

Như vậy, phạm vi nghiên cứu của luận án không chỉ giới hạn ở dữ liệu và mô hình học máy, mà còn mở rộng sang các khía cạnh liên quan đến định nghĩa, đo lường và cơ chế can thiệp nhằm đảm bảo tính công bằng. Trên cơ sở đó, luận án hướng tới việc hình thành một khung nghiên cứu có tính hệ thống cho bài toán công bằng trong các hệ thống học máy ứng dụng cho giáo dục.

Hình 1.1: Cây nghiên cứu về tính công bằng cho các hệ thống học máy trong giáo dục liên quan đến luận án.

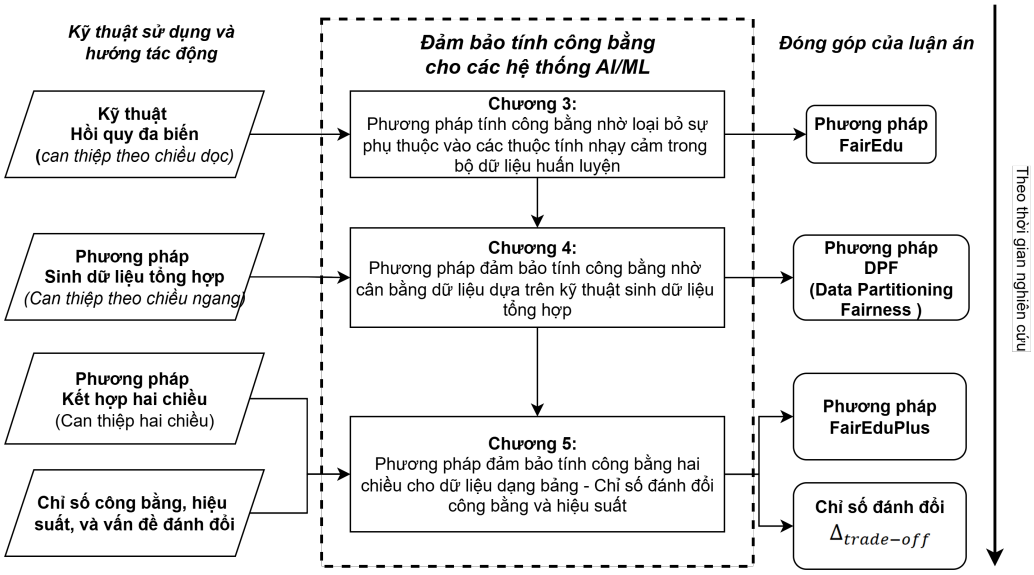
1.3. Các đóng góp chính của luận án

Dựa vào bốn mục tiêu cụ thể nêu ra trong Mục 1.2.1, luận án có bốn đóng góp chính, cụ thể như sau. *Một là, phát triển phương pháp Fairedu* nhằm nâng cao tính công bằng cho đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm thông qua việc loại bỏ sự phụ thuộc của các thuộc tính đầu vào trong bộ dữ liệu huấn luyện vào các thuộc tính nhạy cảm. *Hai là, xây dựng phương pháp DPF* dựa trên kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp, nhằm cân bằng phân bố giữa các tổ hợp thuộc tính nhạy cảm, qua đó đảm bảo tính công bằng trong dữ liệu huấn luyện. *Ba là, phát triển phương pháp FaireduPlus*, đảm bảo tính công bằng hai chiều cho bộ dữ liệu dạng bảng với đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm. *Bốn là, đề xuất "chỉ số đánh đổi"*, nhằm định lượng mối quan hệ giữa công bằng và hiệu suất mô hình từ đó hỗ trợ so sánh và lựa chọn mô hình một cách hệ thống.

Các kết quả này đóng góp các giải pháp quan trọng để đảm bảo công bằng đồng thời với nhiều thuộc tính nhạy cảm cho các hệ thống học máy trong lĩnh vực giáo dục. Các đóng góp này không chỉ có ý nghĩa đối với lĩnh vực Khoa học

máy tính, mà còn mang giá trị đặc biệt đối với các ngành hẹp. Trong Kỹ nghệ phần mềm, công bằng được nhìn nhận như một thuộc tính chất lượng phi chức năng quan trọng cần được kiểm chứng và đảm bảo. Trong Khai phá dữ liệu giáo dục, việc đảm bảo công bằng có ý nghĩa thiết thực vì các quyết định tự động của hệ thống AI/ML có thể tác động trực tiếp đến cơ hội học tập, kết quả học tập và sự phát triển lâu dài của người học.

Điểm nổi bật là các đóng góp này không tồn tại độc lập mà có mối quan hệ kế thừa và bổ trợ lẫn nhau. Mối quan hệ này được thể hiện trong một lộ trình nghiên cứu gồm ba giai đoạn, từ nền tảng lý thuyết đến giải pháp thực nghiệm, nhằm giải quyết toàn diện bài toán công bằng cho đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm cho các hệ thống học máy trong lĩnh vực giáo dục, được minh họa trong Hình 1.2.



Hình 1.2: Mối quan hệ giữa các chương đề xuất phương pháp trong luận án.

Ba giai đoạn cụ thể như sau.

Giai đoạn thứ nhất, luận án tập trung nghiên cứu các khái niệm và phương pháp liên quan đến tính công bằng cho các hệ thống học máy ứng dụng trong lĩnh vực giáo dục, với trọng tâm là các kỹ thuật tiền xử lý nhằm loại bỏ sự phụ thuộc giữa các thuộc tính đầu vào và đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm có trong dữ liệu huấn luyện. Nghiên cứu đề xuất phương pháp Fairedu, một kỹ thuật tiền xử lý dựa trên hồi quy tuyến tính đa biến, can thiệp theo chiều dọc

của dữ liệu bằng cách hiệu chỉnh các thuộc tính đầu vào nhằm giảm thiểu ảnh hưởng vào các thuộc tính nhạy cảm như *giới tính*, *chủng tộc*, *tuổi*, *sức khỏe*, *tình trạng nợ*, *khu vực*. Kết quả thực nghiệm cho thấy Fairedu cải thiện đáng kể các chỉ số công bằng như *"tác động khác biệt"*, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*, *"chênh lệch trung bình xác suất"*, *"chênh lệch cơ hội công bằng"* đối với đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm mà vẫn duy trì hiệu suất dự đoán ổn định (xem chi tiết Chương 3).

Giai đoạn thứ hai, luận án mở rộng nghiên cứu sang việc sử dụng kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp để tạo ra các tập dữ liệu huấn luyện cân bằng hơn cho các tổ hợp của các thuộc tính nhạy cảm (phương pháp DPF) (được trình bày chi tiết trong Chương 4). Phương pháp này áp dụng các kỹ thuật sinh dữ liệu như CTGAN và LLM để cân bằng phân bố dữ liệu theo tổ hợp các thuộc tính nhạy cảm, từ đó giảm thiểu thiên lệch tiềm ẩn trong dữ liệu huấn luyện. Kết quả thực nghiệm chứng minh rằng DPF có thể cải thiện các chỉ số công bằng một cách đáng kể cho đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm có trong bộ dữ liệu, mặc dù vẫn tồn tại một mức đánh đổi nhất định về hiệu suất.

Giai đoạn thứ ba, luận án đề xuất phương pháp FaireduPlus, phương pháp này là sự mở rộng của Fairedu kết hợp với DPF nhằm đảm bảo tính công bằng toàn diện cho các hệ thống học máy sử dụng dữ liệu dạng bảng, theo cả chiều dọc (loại bỏ phụ thuộc) và chiều ngang (cân bằng dữ liệu bằng SDG). FaireduPlus được triển khai với hai kỹ thuật sinh dữ liệu tiêu biểu là CTGAN và LLM, qua đó tăng cường dữ liệu cho các tổ hợp thuộc tính nhạy cảm có số lượng hạn chế (chi tiết xem trong Chương 5). Ngoài ra, trong giai đoạn này, luận án còn đề xuất một "chỉ số đánh đổi" nhằm hỗ trợ cân bằng giữa công bằng và hiệu suất của mô hình khi đánh giá trên nhiều độ đo công bằng và hiệu suất khác nhau. Kết quả thực nghiệm cho thấy FaireduPlus cải thiện rõ rệt các chỉ số công bằng trên nhiều mô hình học máy, đặc biệt trong các kịch bản dữ liệu chứa đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm. Tuy vậy, phương pháp này vẫn đối diện một số hạn chế, chẳng hạn như sự đánh đổi với hiệu suất và hiệu quả chưa cao đối với dữ liệu có sự mất cân bằng nghiêm trọng hoặc tồn tại các nhóm giao thoa không có đủ quan sát.

1.4. Bố cục của luận án

Luận án được cấu trúc thành *sáu* chương, trong đó các chương được sắp xếp theo trình tự logic từ cơ sở lý thuyết đến các đóng góp phương pháp và kết quả nghiên cứu. *Chương 1* giới thiệu bối cảnh nghiên cứu, các khái niệm cơ bản, những vấn đề còn tồn tại trong các phương pháp hiện có, đồng thời nêu bật mục tiêu và đóng góp chính của luận án. *Chương 2* cung cấp cái nhìn tổng quan về công bằng trong các hệ thống học máy trong lĩnh vực giáo dục. Nội dung chương đề cập đến định nghĩa và các khái niệm liên quan đến công bằng, các phương pháp đảm bảo tính công bằng trong học máy, kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp và ứng dụng trong nghiên cứu về đảm bảo tính công bằng, các tiêu chí đánh giá công bằng và hiệu suất, cùng với vấn đề đánh đổi giữa hai khía cạnh này. Các chương gồm *Chương 3, Chương 4, và Chương 5* trình bày chi tiết ba phương pháp do luận án đề xuất. Mối quan hệ giữa ba chương này chính là mối quan hệ của ba giai đoạn được trình bày trong Mục 1.3. Trong đó, *Chương 3* giới thiệu phương pháp Fairedu, một kỹ thuật tiền xử lý nhằm loại bỏ sự phụ thuộc của các thuộc tính đầu vào vào đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm, qua đó cải thiện công bằng mà vẫn duy trì hiệu suất mô hình. *Chương 4* trình bày phương pháp DPF, sử dụng kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp để cân bằng phân bố dữ liệu theo tổ hợp các thuộc tính nhạy cảm, khắc phục tình trạng mất cân bằng và thiếu đại diện trong các nhóm yếu thế. *Chương 5* giới thiệu phương pháp FaireduPlus, một sự kết hợp giữa Fairedu và DPF nhằm đảm bảo tính công bằng toàn diện các hệ thống học máy sử dụng dữ liệu dạng bảng, với khả năng can thiệp đồng thời theo cả chiều dọc và chiều ngang của bộ dữ liệu. Bên cạnh đó, chương này cũng đề xuất một chỉ số đánh đổi nhằm định lượng sự đánh đổi và cân bằng giữa công bằng và hiệu suất mô hình, qua đó hỗ trợ so sánh và lựa chọn mô hình phù hợp. Cuối cùng, *Chương 6* trình bày phần kết luận của luận án, trong đó tổng hợp các kết quả nghiên cứu chính, chỉ ra những hạn chế còn tồn tại, đồng thời đề xuất các hướng nghiên cứu tiếp theo nhằm khắc phục những hạn chế này.

Chương 2

TỔNG QUAN VỀ VIỆC ĐẢM BẢO TÍNH CÔNG BẰNG CHO CÁC HỆ THỐNG TRÍ TUỆ NHÂN TẠO/HỌC MÁY TRONG LĨNH VỰC GIÁO DỤC

Chương này trình bày tổng quan về vấn đề đảm bảo tính công bằng cho các hệ thống học máy trong lĩnh vực giáo dục. Cụ thể, chương sẽ trình bày chi tiết các khái niệm về trí tuệ nhân tạo, học máy, và các khái niệm về công bằng trong các hệ thống học máy. Bên cạnh đó, các vấn đề nổi bật trong nghiên cứu về công bằng, các phương pháp đảm bảo tính công bằng cho các hệ thống học máy trong lĩnh vực giáo dục cũng được đề cập. Ngoài ra, các tiêu chí đánh giá công bằng, hiệu suất của mô hình, các vấn đề đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất cũng được trình bày chi tiết. Để làm rõ các vấn đề trên, đầu tiên, các khái niệm trí tuệ nhân tạo và học máy, cũng như việc phân biệt các thuật toán học máy được đề cập. Tiếp theo, chương trình bày tổng quan về công bằng trong hệ thống học máy, bao gồm khái niệm về công bằng và các khái niệm liên quan, đồng thời các định nghĩa phổ biến về công bằng cũng được đề cập. Sau đó, chương giới thiệu các chỉ số đo lường công bằng thường được sử dụng trong thực nghiệm, bao gồm *"tác động khác biệt"*, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*, *"chênh lệch trung bình xác suất"*, và *"chênh lệch cơ hội công bằng"*. Chương cũng đề cập đến các chỉ số hiệu suất mô hình phổ biến như *"độ chuẩn xác"*, *"độ chính xác"*, *"độ hồi tưởng"*, và *"điểm số F1"*. Việc phân tích mối quan hệ đánh đổi giữa hiệu suất và công bằng được đề cập trong phần cuối của chương.

2.1. Trí tuệ nhân tạo, học máy và vai trò trong giáo dục

Trí tuệ nhân tạo và học máy không chỉ còn là công cụ hỗ trợ, mà đang dần trở thành nền tảng công nghệ cốt lõi trong quá trình thiết kế, triển khai và đánh giá hệ thống trong kỷ nguyên số [203]. Những công nghệ này đang làm thay đổi cách thức tổ chức và vận hành các ứng dụng trong giáo dục [43, 63, 202]. Chúng mở ra cơ hội đổi mới trong việc cá nhân hóa quá trình học tập, dự đoán sớm nguy cơ bỏ học, đánh giá năng lực người học và hỗ trợ ra quyết định cho nhà quản lý [12, 15, 32, 74, 111, 112, 138, 152]. Để làm rõ những nội dung trên, mục này sẽ trình bày các khái niệm nền tảng bao gồm trí tuệ nhân tạo, học máy, và hệ thống học máy. Đồng thời, phần này cũng phân biệt giữa các hình thức học phổ biến trong học máy, giúp hiểu rõ cơ chế hoạt động của các mô hình học máy. Bên cạnh đó, vai trò và ứng dụng cụ thể của AI/ML trong giáo dục sẽ được phân tích thông qua một số ví dụ minh họa. Cuối cùng, các tiêu chí đánh giá hiệu suất mô hình sẽ được đề cập nhằm đảm bảo tính hiệu quả và độ tin cậy của các hệ thống trí tuệ nhân tạo/học máy trong lĩnh vực giáo dục.

2.1.1. Các khái niệm

Trí tuệ nhân tạo (Artificial Intelligence – AI) là lĩnh vực nghiên cứu và phát triển các hệ thống máy tính có khả năng thực hiện những nhiệm vụ vốn đòi hỏi trí tuệ của con người, chẳng hạn như nhận thức, suy luận, học tập và ra quyết định [42]. *Học máy* (Machine Learning – ML) là một nhánh trọng yếu trong phạm vi rộng lớn của AI, tập trung vào việc phát triển các mô hình và thuật toán cho phép máy tính học hỏi từ dữ liệu, cải thiện hiệu suất theo thời gian mà không cần lập trình rõ ràng cho từng nhiệm vụ cụ thể [42, 166].

Hệ thống học máy là một ứng dụng cụ thể của ML, bao gồm bốn thành phần chính: *"dữ liệu đầu vào"*, *"thuật toán học máy"*, *"mô hình học máy"*, và *"cơ chế đánh giá"* [142]. Các thành phần này sẽ được trình bày chi tiết ngay dưới đây để làm rõ vai trò và mối quan hệ của chúng trong toàn bộ hệ thống.

Dữ liệu là nền tảng để xây dựng một hệ thống học máy. *Dữ liệu đầu vào* là tập hợp các ví dụ dùng để huấn luyện, kiểm tra mô hình. Một điểm dữ liệu có thể là một dòng trong dữ liệu dạng bảng, hoặc ở dạng khác như hình ảnh, đoạn âm thanh, văn bản hay chuỗi hành vi. Mỗi điểm dữ liệu thường được mô tả bằng một tập hợp các thuộc tính và được ánh xạ thành véc tơ trong không gian nhiều chiều. Cách biểu diễn này tạo điều kiện cho các mô hình AI/ML xử lý và học một cách hiệu quả [81]. Một tập dữ liệu bao gồm nhiều điểm dữ liệu, và thường được chia thành ba phần không giao nhau, gồm *"tập huấn luyện", "tập xác thực", và "tập kiểm tra". Tập huấn luyện* dùng để huấn luyện mô hình. *Tập xác thực* dùng để điều chỉnh tham số hoặc lựa chọn mô hình. *Tập kiểm tra* dùng để đánh giá hiệu suất của mô hình. Việc phân chia hợp lý các tập dữ liệu này giúp đảm bảo mô hình học máy được tổng quát tốt. Đồng thời giúp cho mô hình không chỉ hoạt động tốt trên dữ liệu đã có mà còn trên dữ liệu mới trong thực tế [81].

Thuật toán học máy là quy trình hoặc công thức toán học dùng để huấn luyện mô hình từ dữ liệu. *Các thuật toán học máy cơ bản* có thể được phân thành ba nhóm chính, bao gồm: *"học có giám sát", "học không giám sát"* và *"học tăng cường"* [166]. *Học có giám sát* là phương pháp học máy trong đó mô hình học từ dữ liệu đã gắn nhãn để dự đoán một giá trị đầu ra. Các thuật toán học máy điển hình trong nhóm phương pháp này bao gồm *Hồi quy logistic*, *Cây quyết định*, *Rừng ngẫu nhiên* và *Máy véc tơ hỗ trợ* [166]. *Học không giám sát* là phương pháp học dựa trên dữ liệu không có nhãn, nhằm khám phá các cấu trúc tiềm ẩn hoặc mối quan hệ ẩn trong dữ liệu. Phương pháp này thường dùng các kỹ thuật phân cụm để nhóm các đối tượng tương đồng và giảm chiều dữ liệu nhằm biểu diễn dữ liệu trong không gian có số chiều thấp hơn mà vẫn giữ được thông tin quan trọng [166]. *Học tăng cường* là một phương pháp học máy trong đó mô hình học đưa ra các hành động thông qua quá trình tương tác với môi trường và nhận phản hồi dưới dạng điểm thưởng. Mục tiêu là tối đa hóa tổng điểm thưởng tích lũy theo thời gian. Khác với học có giám sát, học tăng cường cho phép mô hình tự học từ kinh nghiệm bằng cách thử sai trong môi trường. Phương pháp này đã được ứng dụng rộng rãi trong các lĩnh vực như thị giác máy tính và xử lý ngôn ngữ tự nhiên [166, 184].

Mô hình học máy là sản phẩm đầu ra của quá trình huấn luyện, biểu diễn tri

thức được hệ thống học từ dữ liệu. Mô hình này được dùng để đưa ra dự đoán hoặc quyết định trên dữ liệu mới.

Cơ chế đánh giá là hệ thống các tiêu chí và phương pháp dùng để đánh giá hiệu suất của mô hình. Các độ đo hiệu suất phổ biến có thể kể đến như *"độ chuẩn xác"*, *"độ chính xác"*, *"độ hồi tưởng"*, *"điểm số F1"*. Các độ đo này sẽ được trình bày chi tiết trong Mục 2.1.3.

2.1.2. Vai trò của trí tuệ nhân tạo và học máy trong giáo dục

Vai trò của trí tuệ nhân tạo và học máy trong giáo dục có thể khái quát ở bốn khía cạnh chính. *Thứ nhất, AI/ML là động lực của quá trình chuyển đổi số trong giáo dục.* Các công nghệ này tái định hình mô hình giáo dục truyền thống, xây dựng môi trường học tập thông minh, linh hoạt và cá nhân hóa. Nhờ khả năng xử lý dữ liệu học tập của từng cá nhân, AI/ML cho phép triển khai các phương pháp học tập thích ứng, trong đó nội dung và tiến độ được điều chỉnh theo nhu cầu và năng lực của người học [147]. *Thứ hai, AI/ML là công cụ phân tích và dự đoán mạnh mẽ.* Với năng lực xử lý dữ liệu quy mô lớn, các hệ thống ML có thể phát hiện xu hướng, dự đoán kết quả học tập và cảnh báo sớm nguy cơ bỏ học [3, 188, 201]. Những thông tin này là cơ sở quan trọng để giảng viên và nhà quản lý thực hiện các can thiệp kịp thời và hiệu quả. *Thứ ba, AI/ML hoạt động như một người đồng hành thông minh trong dạy và học.* Đối với giảng viên, AI/ML cung cấp các công cụ chấm điểm và đánh giá tự động dựa trên xử lý ngôn ngữ tự nhiên [32, 33, 49], giảm tải khối lượng công việc hành chính và tăng thời gian cho hoạt động giảng dạy. Đối với sinh viên, các hệ thống học tập thông minh phân tích hành vi học tập để nhận diện phong cách cá nhân [179], đồng thời gợi ý môn học, nội dung hoặc lộ trình học tập phù hợp với nhu cầu riêng [196]. *Thứ tư, AI/ML thúc đẩy đổi mới phương pháp đánh giá và ra quyết định.* Các công cụ phân tích học tập cho phép đánh giá năng lực đa chiều thay vì chỉ dựa vào điểm số. Các mô hình dự đoán và hệ thống gợi ý còn hỗ trợ nhà quản lý thiết kế chương trình đào tạo, phân bổ nguồn lực và hoạch định chính sách một cách chính xác hơn [44, 206]. Như vậy, AI/ML không chỉ góp phần đổi mới phương pháp dạy và học mà còn nâng cao năng lực quản lý giáo dục, khẳng định vai trò ngày càng quan trọng trong giáo dục hiện đại.

2.1.3. Đánh giá hiệu suất của các mô hình học máy

Việc đánh giá hiệu suất của các mô hình học máy là một bước thiết yếu trong toàn bộ quy trình xây dựng hệ thống học máy. Mục tiêu của bước này là xác định các chỉ số hiệu suất và khả năng tổng quát hóa của mô hình đối với dữ liệu mới. Trong bối cảnh giáo dục, hiệu suất của mô hình không chỉ ảnh hưởng đến tính đúng đắn của dự đoán mà còn tác động lớn đến người học và cơ sở giáo dục thông qua những quyết định quan trọng như đánh giá năng lực, xác định nguy cơ bỏ học hoặc phân nhóm người học, v.v.. [178].

Hiệu suất của mô hình học máy thường được đánh giá dựa trên mục tiêu cụ thể của bài toán, chẳng hạn như phân loại hoặc hồi quy. Do đó, các chỉ số hiệu suất có thể khác nhau tùy vào loại bài toán [81]. Trong lĩnh vực giáo dục, nhiều nghiên cứu tập trung vào các bài toán phân loại nhị phân (ví dụ: sinh viên tốt nghiệp hay không, đạt chuẩn đầu ra hay không), với các chỉ số phổ biến được sử dụng để đánh giá hiệu suất mô hình bao gồm: "*độ chuẩn xác*", "*độ chính xác*", "*độ hồi tưởng*", và "*điểm số F1*" [30]. Các chỉ số này sẽ được trình bày chi tiết trong phần dưới đây.

Độ chuẩn xác (Accuracy): Là tỷ lệ tổng số dự đoán đúng (cả dương và âm) trên toàn bộ dữ liệu, dùng để đo lường mức độ tổng quát của mô hình. Giá trị độ chuẩn xác được xác định bằng Công thức 2.1.

$$Accuracy = \frac{TP + TN}{TP + TN + FP + FN} \tag{2.1}$$

Trong đó:

- TP (True Positive): Số trường hợp thực sự dương và được mô hình dự đoán đúng là dương,
- TN (True Negative): Số trường hợp thực sự âm và được mô hình dự đoán đúng là âm,
- FP (False Positive): Số trường hợp thực sự âm nhưng được mô hình dự đoán sai là dương, và
- FN (False Negative): Số trường hợp thực sự dương nhưng được mô hình dự

đoán sai là âm.

Độ chính xác (Precision): Là tỷ lệ các trường hợp dương được mô hình dự đoán đúng trên tổng số trường hợp được dự đoán là dương. Độ chính xác phản ánh mức độ tin cậy của các dự đoán dương. Giá trị độ chính xác được xác định bằng Công thức 2.2.

$$Precision = \frac{TP}{TP + FP} \tag{2.2}$$

Độ hồi tưởng (Recall): Là tỷ lệ các trường hợp dương được mô hình dự đoán đúng trên tổng số trường hợp thực sự dương. Độ hồi tưởng phản ánh khả năng phát hiện đầy đủ các trường hợp dương. Giá trị độ hồi tưởng được xác định bằng Công thức 2.3.

$$Recall = \frac{TP}{TP + FN} \tag{2.3}$$

Điểm số F1 (F1-score): Là trung bình điều hòa giữa độ chính xác và đội hồi tưởng. Điểm số F1 giúp cân bằng giữa độ chính xác và hồi tưởng, đặc biệt hữu ích trong trường hợp dữ liệu mất cân bằng. Giá trị điểm số F1 được xác định bằng Công thức 2.4.

$$F1 = 2 \cdot \frac{Precision \cdot Recall}{Precision + Recall} \tag{2.4}$$

Việc sử dụng kết hợp các chỉ số trên giúp đánh giá hiệu suất của mô hình một cách toàn diện, tránh sự sai lệch khi chỉ dựa vào một chỉ số đơn lẻ. Điều này đặc biệt quan trọng trong các tình huống dữ liệu mất cân bằng, vốn rất phổ biến trong các hệ thống giáo dục thực tế [157, 178].

2.2. Công bằng trong các hệ thống học máy

Các hệ thống học máy ngày càng đóng vai trò then chốt trong nhiều lĩnh vực, trong đó có lĩnh vực giáo dục [178, 203, 206]. Khi các hệ thống này tham gia trực tiếp vào các quyết định có ảnh hưởng lâu dài đến người học, chẳng hạn như đánh giá năng lực, dự đoán nguy cơ bỏ học hay hỗ trợ định hướng học tập, yêu cầu đảm bảo tính công bằng trong quá trình thiết kế và vận hành hệ thống trở nên đặc biệt quan trọng [13, 140].

Trong những năm gần đây, nhiều nghiên cứu đã tập trung hệ thống hóa các khái niệm liên quan đến công bằng trong các hệ thống học máy, làm rõ các định nghĩa nền tảng, phân loại các hướng tiếp cận đảm bảo công bằng, cũng như phân tích những thách thức và xu hướng nghiên cứu nổi bật trong lĩnh vực này. Các tổng hợp này cung cấp một khung tham chiếu quan trọng cho việc nhận diện khoảng trống nghiên cứu và định hướng phát triển các phương pháp đảm bảo công bằng cho các hệ thống học máy [5, 96, 154].

Trên cơ sở các kết quả tổng hợp đó, trong phần tiếp theo luận án sẽ trình bày chi tiết các khái niệm, hướng tiếp cận và vấn đề cốt lõi liên quan đến công bằng trong các hệ thống học máy, làm nền tảng cho các phương pháp được đề xuất trong luận án.

2.2.1. Khái niệm về công bằng trong các hệ thống học máy

Khái niệm công bằng trong các hệ thống học máy đã được quan tâm trong nhiều thập kỷ qua. Các định nghĩa công bằng đã xuất hiện từ lâu trong nghiên cứu về giáo dục và tuyển dụng, một số khái niệm trước đây tương đồng với các định nghĩa hiện đang được sử dụng trong học máy [96].

Trong bối cảnh học máy, công bằng thường được hiểu là việc đảm bảo các quyết định không bị thiên vị đối với các thuộc tính nhạy cảm như *tuổi*, *chủng tộc* hoặc *giới tính* [39, 96, 140]. Hai quan điểm phổ biến là *công bằng nhóm*, tập trung so sánh kết quả giữa các nhóm xã hội khác nhau, và *công bằng cá nhân*, nhấn mạnh rằng các cá nhân tương đồng cần nhận được kết quả tương tự [34].

Tuy nhiên, nhiều nghiên cứu chỉ ra rằng hai khái niệm này thường khó đạt được đồng thời trong thực tế [169, 189].

Các khái niệm công bằng có thể được hình thức hóa thông qua nhiều định nghĩa toán học khác nhau [34, 39]. Tuy nhiên, vẫn chưa tồn tại sự đồng thuận về một định nghĩa duy nhất cho công bằng trong các hệ thống học máy [96]. Những định nghĩa phổ biến như *công bằng nhân khẩu học*, *cơ hội công bằng*, *công bằng theo xác suất*, *kiểm tra công bằng*, *công bằng qua nhận thức*, *công bằng qua không nhận thức*, *đối xử công bằng*, *công bằng phản sự kiện* và *công bằng trong miền quan hệ* phản ánh các khía cạnh công bằng khác nhau. Dựa trên mục tiêu đánh giá, các định nghĩa này thường được phân loại thành ba nhóm: *công bằng nhóm*, *công bằng cá nhân*, và các khái niệm công bằng khác [34, 39]. Mặc dù nhiều định nghĩa công bằng được đề xuất, việc lựa chọn định nghĩa phù hợp cần phụ thuộc vào bối cảnh ứng dụng, đặc điểm dữ liệu và các chuẩn mực đạo đức–xã hội của từng lĩnh vực [96]

2.2.2. Khái niệm thiên vị trong học máy

Trong nghiên cứu công bằng trong học máy, khái niệm thiên vị thường đi kèm với công bằng và có thể được xem như trạng thái đối lập của công bằng, tức là công bằng có thể được hiểu là không thiên vị [15]. Do đó, việc phát hiện và nhận diện thiên vị đóng vai trò quan trọng trong việc đánh giá mức độ công bằng của một hệ thống. Việc điều chỉnh thiên vị cụ thể sẽ giúp tiến gần hơn tới việc đạt được tính công bằng trong các hệ thống học máy [15].

Khái niệm thiên vị ngày càng được quan tâm trong các nghiên cứu về công bằng trong học máy [15, 140]. Tuy nhiên, tương tự như công bằng, hiện vẫn chưa tồn tại một định nghĩa thống nhất về thiên vị do sự đa dạng về góc nhìn lý thuyết và bối cảnh ứng dụng. Nhiều nghiên cứu đã phân loại các dạng thiên vị xuất hiện trong các giai đoạn khác nhau của hệ thống học máy như thu thập dữ liệu, huấn luyện mô hình và triển khai hệ thống. Bảng A.3 (Phụ lục A) tổng hợp các loại thiên vị phổ biến và đóng vai trò như tài liệu tham chiếu cho việc lựa chọn các độ đo và phương pháp đánh giá công bằng trong các phần tiếp theo của luận án.

Bảng 2.1: Các định nghĩa về công bằng trong hệ thống học máy

Loại công bằng	**Định nghĩa**	**Giải thích**	**Tham khảo**
Công bằng theo nhóm			
Cân bằng nhân khẩu học	$P(\hat{Y}\|A=0) = P(\hat{Y}\|A=1)$	Xác suất dự đoán tích cực phải bằng nhau giữa các nhóm bất kể nhãn thực tế	[114, 141, 189, 207]
Cơ hội công bằng	$P(\hat{Y}=1\|A=0, Y=1) = P(\hat{Y}=1\|A=1, Y=1)$	Đảm bảo tỷ lệ đúng dương (TPR) bằng nhau giữa các nhóm	[86, 189, 207]
Xác suất công bằng	$P(\hat{Y}=1\|A=0, Y=y) = P(\hat{Y}=1\|A=1, Y=y)$ với $y \in \{0,1\}$	Đảm bảo TPR và FPR bằng nhau giữa các nhóm (ví dụ: nam và nữ)	[86, 207]
Cân bằng thống kê có điều kiện	$P(\hat{Y}\|L=1, A=0) = P(\hat{Y}\|L=1, A=1)$	Với điều kiện như nhau (ví dụ: điểm đầu vào), xác suất dự đoán phải như nhau	[50, 189, 207]
Đối xử công bằng	FN/FP bằng nhau giữa các nhóm	Tỷ lệ dự đoán sai cần được cân bằng giữa các nhóm	[21, 207]
Kiểm tra công bằng	$P(Y=1\|S=s, R=b) = P(Y=1\|S=s, R=w)$ với mọi s	Với cùng điểm dự đoán, xác suất kết quả thực tế phải như nhau giữa các nhóm	[48, 189, 207]
Công bằng cá nhân			
Công bằng qua nhận thức	Dự đoán tương tự cho cá nhân tương đồng theo một hàm đo khoảng cách phù hợp	Sinh viên có hồ sơ học tương tự nên được dự đoán như nhau, bất kể *giới tính*/sắc tộc	[114, 189, 207]
Công bằng phản sự kiện	Dự đoán không thay đổi nếu thay đổi giá trị thuộc tính nhạy cảm trong thế giới phản sự kiện	Ví dụ: kết quả dự đoán GPA không thay đổi khi đổi *giới tính* từ nữ sang nam	[114, 207]
Các khái niệm công bằng khác			
Công bằng qua không nhận thức	Không sử dụng trực tiếp thuộc tính nhạy cảm trong mô hình	Ví dụ: không sử dụng *giới tính* trong mô hình dự đoán	[141, 189, 207]
Công bằng trong miền quan hệ	Xét đến cả thuộc tính cá nhân và quan hệ xã hội giữa các cá nhân	Ví dụ: ảnh hưởng từ nhóm học tập, câu lạc bộ trong trường	[69, 207]

Mặc dù thiên vị và công bằng thường được sử dụng song song để phân tích mức độ bất công trong các hệ thống học máy [15, 40, 140], việc lựa chọn cách tiếp cận "loại bỏ thiên vị" hay "đảm bảo công bằng" phụ thuộc vào bối cảnh ứng dụng cụ thể [40]. Trong một số lĩnh vực như giáo dục hoặc y tế, việc ưu tiên *công bằng nhóm* có thể cần thiết để giảm bất bình đẳng mang tính lịch sử [38, 120], trong khi ở các lĩnh vực nhấn mạnh tính cá nhân hóa như tuyển dụng, việc giảm thiên vị ở cấp độ cá nhân trở nên quan trọng hơn [5, 154, 161]. Vì vậy, thiên vị và công bằng nên được xem là các khái niệm bổ trợ, giúp xây dựng các hệ thống học máy đáng tin cậy và có trách nhiệm.

2.2.3. Thuộc tính nhạy cảm trong nghiên cứu về công bằng

Thuộc tính nhạy cảm là các thuộc tính phản ánh đặc điểm nhân khẩu học hoặc xã hội mà theo luật pháp và chuẩn mực đạo đức cần được bảo vệ khỏi sự phân biệt đối xử [16, 140]. Trong nghiên cứu về công bằng của các hệ thống học máy, biến nhạy cảm là những thuộc tính của dữ liệu có thể dẫn đến sự phân biệt trong quá trình ra quyết định của mô hình học máy. Do đó, chúng đóng vai trò quan trọng trong việc phát hiện, đo lường và điều chỉnh thiên vị. Việc xác định thuộc tính nhạy cảm thường phụ thuộc vào bối cảnh ứng dụng và quy định pháp lý của từng quốc gia.

Các thuộc tính nhạy cảm thường được phân loại dựa trên ba tiêu chí: *định danh*, *ngữ cảnh xã hội*, và *quy định pháp lý* [7, 86, 185]. Nhóm *định danh* bao gồm các thuộc tính như *giới tính*, *chủng tộc*, quốc tịch, tôn giáo hoặc dân tộc [7]. Nhóm *ngữ cảnh xã hội* đề cập đến các thuộc tính có thể trở nên nhạy cảm trong các hệ thống ra quyết định quan trọng, ví dụ như trình độ học vấn hoặc tình trạng hôn nhân [86]. Trong khi đó, theo các quy định pháp lý như Đạo luật dân quyền Hoa Kỳ hoặc GDPR của Liên minh Châu Âu, các thuộc tính như *tuổi*, *giới tính*, *tình trạng khuyết tật* và *chủng tộc* được xem là các thông tin cá nhân cần được bảo vệ [7, 185].

Trong lĩnh vực giáo dục, các thuộc tính nhạy cảm thường được xem xét theo ba nhóm chính: *nhân khẩu học*, *địa lý – kinh tế*, và *xã hội – giáo dục*. Các nhóm này bao gồm các yếu tố như *giới tính*, *chủng tộc*, *tuổi*, *khu vực*, *mức thu nhập, trình độ học vấn của cha mẹ*, *sức khỏe*, hoặc những yếu tố có thể ảnh hưởng đến

cơ hội tiếp cận và kết quả học tập [146]. Dựa trên tổng hợp từ các nghiên cứu liên quan, Bảng 2.2 trình bày các thuộc tính nhạy cảm thường được sử dụng trong nghiên cứu công bằng học máy trong giáo dục.

Bảng 2.2: Phân loại các thuộc tính nhạy cảm thường dùng trong nghiên cứu giáo dục

Nhóm 1: thuộc tính nhân khẩu học	
Giới tính (Gender)	Nam, nữ hoặc phi nhị nguyên giới
Chủng tộc (Race)	Màu da, nét mặt, chất tóc dùng để phân nhóm (ví dụ: da trắng, da đen, gốc Á, v.v.)
Tình trạng khuyết tật (Disability)	Bản sắc dân tộc hoặc tình trạng khuyết tật về thể chất/tâm thần
Tuổi (Age)	Độ tuổi theo năm dương lịch
Ngôn ngữ (Language)	Ngôn ngữ mẹ đẻ hoặc ngôn ngữ sử dụng thành thạo nhất
Tôn giáo (Religion)	Niềm tin tôn giáo có thể ảnh hưởng đến cách tiếp cận giáo dục
Nhóm 2: thuộc tính địa lý và kinh tế	
Quốc gia / Xuất xứ (Country / Origin)	Quốc gia sinh sống hoặc nơi sinh ra, nguồn gốc tổ tiên
Vùng miền / Địa phương (Region, Zone) / Locality	Địa điểm cư trú (nông thôn, thành thị, vùng sâu vùng xa, v.v.)
Thu nhập (Income)	Mức thu nhập của cá nhân hoặc gia đình
Nhóm 3: thuộc tính xã hội và giáo dục	
Năm nhất (First-gen)	Sinh viên năm nhất, lần đầu vào đại học
Trình độ học vấn của cha mẹ	Mức học vấn cao nhất của cha mẹ hoặc người giám hộ
Môi trường đọc tại nhà	Sự sẵn có của sách, tài liệu đọc và hoạt động đọc tại nhà
Tình trạng sức khỏe (Health)	Tình trạng thể chất hoặc tinh thần ảnh hưởng đến học tập

Việc xác định các thuộc tính nhạy cảm là nền tảng để bảo đảm công bằng trong các hệ thống học máy ứng dụng cho giáo dục. Các bộ dữ liệu giáo dục thường bao gồm nhiều thuộc tính nhạy cảm tiềm ẩn. Việc chỉ xem xét từng yếu

tố riêng lẻ sẽ không nhận diện hết các dạng bất bình đẳng trong mô hình [47]. Từ đó, nhu cầu phát triển các phương pháp bảo đảm tính công bằng cho đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm trở nên đặc biệt quan trọng và là định hướng trọng tâm cho các nghiên cứu hiện nay. Hướng tiếp cận này cho phép phát hiện và xử lý các dạng thiên vị giao thoa mà các hệ thống học máy có thể tạo [36].

2.2.4. Độ đo công bằng trong các hệ thống học máy

Độ đo công bằng là các chỉ số định lượng được sử dụng để đánh giá mức độ công bằng hoặc thiên vị của một hệ thống học máy đối với các nhóm khác nhau. Các độ đo này giúp xác định liệu mô hình có tạo ra sự khác biệt về kết quả dự đoán giữa các nhóm nhạy cảm hay không, từ đó hỗ trợ việc giám sát và điều chỉnh mô hình nhằm đảm bảo các nguyên tắc công bằng được duy trì, đặc biệt trong các ứng dụng giáo dục nơi quyết định của mô hình có thể ảnh hưởng lâu dài đến người học. Nhiều độ đo công bằng đã được đề xuất, các độ đo phổ biến bao gồm *"tác động khác biệt"*, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*, *"chênh lệch trung bình xác suất"* và *"chênh lệch cơ hội công bằng"* [16, 140].

Gọi S_{ML} là một mô hình phân loại nhị phân ánh xạ một vectơ đặc trưng $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \ldots, x_d] \in \mathbb{R}^d$ thành đầu ra dự đoán nhị phân $\hat{y} \in \{0, 1\}$. Khi đó, mô hình có thể được biểu diễn theo Công thức 2.5

$$S_{\text{ML}} : \mathbb{R}^d \to \{0, 1\}. \tag{2.5}$$

trong đó $y \in \{0, 1\}$ là nhãn thực tế và $A \in \{0, 1\}$ là thuộc tính nhạy cảm dùng để phân chia đối tượng thành các nhóm (ví dụ *giới tính*) [142].

Trong đánh giá công bằng, A được sử dụng để phân chia dữ liệu thành hai nhóm: *nhóm ưu tiên* và *nhóm không ưu tiên*. Nhóm ưu tiên là nhóm có xu hướng nhận được kết quả dự đoán thuận lợi hơn, trong khi nhóm không ưu tiên có nguy cơ chịu bất lợi. Việc xác định hai nhóm này phụ thuộc vào ngữ cảnh cụ thể của bài toán và là cơ sở để tính toán các độ đo công bằng. Chi tiết các độ đo công bằng được trình bày dưới đây.

Tác động khác biệt (Disparate Impact–DI): Là tỷ lệ giữa xác suất dự

đoán kết quả tích cực cho nhóm không ưu tiên và nhóm ưu tiên. Phản ánh mức độ bình đẳng về cơ hội giữa các nhóm [140]. Giá trị này được xác định bằng Công thức 2.6.

$$DI = \frac{P(\hat{Y} = 1 \mid A = 0)}{P(\hat{Y} = 1 \mid A = 1)} \tag{2.6}$$

Trong đó $P(\hat{Y} = 1 \mid A = 0)$ và $P(\hat{Y} = 1 \mid A = 1)$ lần lượt là xác suất dự đoán kết quả tích cực cho nhóm không ưu tiên và xác suất dự đoán kết quả tích cực cho nhóm ưu tiên. Giá trị DI nằm trong khoảng $[0.8, 1.25]$ được xem là công bằng theo quy tắc 80% [185].

Hiệu số chênh lệch thống kê (Statistical Parity Difference–SPD): Là giá trị chênh lệch giữa xác suất được dự đoán là tích cực giữa hai nhóm nhạy cảm [140]. Giá trị này được xác định bằng Công thức 2.7.

$$SPD = P(\hat{Y} = 1 \mid A = 0) - P(\hat{Y} = 1 \mid A = 1) \tag{2.7}$$

Tương tự như trong Công thức 2.6, $P(\hat{Y} = 1 \mid A = 0)$ và $P(\hat{Y} = 1 \mid A = 1)$ lần lượt là xác suất dự đoán kết quả tích cực cho nhóm không ưu tiên và xác suất dự đoán kết quả tích cực cho nhóm ưu tiên. Giá trị SPD càng nhỏ (càng gần 0) thể hiện sự công bằng theo định nghĩa *công bằng nhân khẩu học* (xem Mục 2.2.1).

Chênh lệch trung bình xác suất (Average Odds Difference–AOD): Là giá trị trung bình của sự khác biệt giữa tỷ lệ dương tính thực (TPR) và tỷ lệ dương tính giả (FPR) giữa hai nhóm, [140]. Giá trị này được xác định bằng Công thức 2.8.

$$AOD = \frac{1}{2}\left[(TPR_{A=0} - TPR_{A=1}) + (FPR_{A=0} - FPR_{A=1})\right] \tag{2.8}$$

Trong đó, TPR và FPR lần lượt được xác định bởi các Công thức 2.9 và 2.10.

$$TPR_A = \frac{TP_A}{TP_A + FN_A} \tag{2.9}$$

$$FPR_A = \frac{FP_A}{FP_A + TN_A} \tag{2.10}$$

Các giá trị TP, TN, FP, và FN lần lượt là các giá trị *dương tính thực, âm tính thực, dương tính giả*, và *âm tính giả* (xem Mục 2.1.3). Giá trị AOD càng gần 0 cho thấy mô hình càng công bằng theo định nghĩa *công bằng theo xác suất*[16].

Chênh lệch cơ hội công bằng (Equal Opportunity Difference–EOD): Là giá trị chênh lệch về *tỷ lệ dương tính thực* giữa hai nhóm nhạy cảm, chỉ tính trên các trường hợp có nhãn thực là tích cực [140]. Giá trị này được xác định bằng Công thức 2.11. EOD càng gần 0 cho thấy mô hình càng công bằng theo tiêu chí *cơ hội công bằng*[16].

$$EOD = TPR_{A=0} - TPR_{A=1} \tag{2.11}$$

ABROCA (Area Between ROC Curves): là một độ đo công bằng dùng để đánh giá sự khác biệt về hiệu suất phân loại giữa hai nhóm nhạy cảm thông qua so sánh các đường cong ROC. Cụ thể, ABROCA đo diện tích tuyệt đối giữa hai đường ROC ứng với hai nhóm khác nhau trong không gian FPR–TPR. Giá trị ABROCA càng nhỏ cho thấy mô hình có hiệu suất gần như nhau trên cả hai nhóm [57, 74, 97, 101, 160, 163, 164, 172, 173, 174, 188]. Giá trị này được xác định bằng Công thức 2.12:

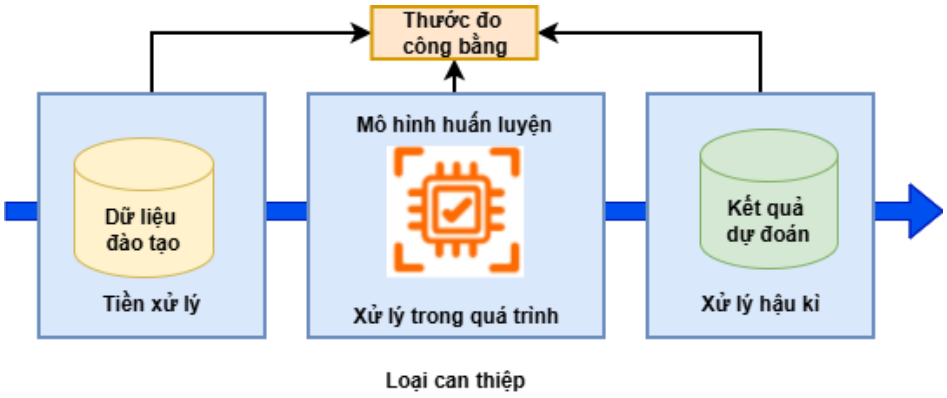
$$ABROCA = \int_0^1 |TPR_{A=0}(x) - TPR_{A=1}(x)|\, dx \tag{2.12}$$

Trong đó:

- $x \in [0, 1]$: là giá trị trục hoành tương ứng với False Positive Rate (FPR) và
- $TPR_{A=0}(x), TPR_{A=1}(x)$: là các giá trị True Positive Rate tương ứng tại mỗi FPR của hai nhóm nhạy cảm.

2.2.5. Các hướng tiếp cận đảm bảo tính công bằng cho các hệ thống học máy

Khung tham chiếu nhằm phân loại các phương pháp can thiệp để đảm bảo tính công bằng trong các hệ thống học máy được Caton và cộng sự đã đề xuất năm 2020 bao gồm ba giai đoạn được minh họa trong Hình 2.1 [39]. Ba giai đoạn này tương ứng với các hình thức can thiệp vào quá trình học máy, bao gồm: *trước khi huấn luyện mô hình (tiền xử lý)*, *trong quá trình huấn luyện mô hình (xử lý trong quá trình)*, và *sau khi mô hình được huấn luyện (hậu xử lý)* [135]. Mặc dù không phải mọi phương pháp đều hoàn toàn phù hợp nhưng nó cung cấp một cấu trúc nhất quán giúp hệ thống hóa các cách tiếp cận nhằm tăng cường tính công bằng trong học máy.



Hình 2.1: Minh họa về các giai đoạn can thiệp công bằng trong các hệ thống học máy [39].

Giai đoạn Tiền xử lý: Ở giai đoạn này, thiên vị thường xuất hiện trong dữ liệu và phân phối của các thuộc tính nhạy cảm [16]. Vì vậy, các phương pháp tiền xử lý tập trung điều chỉnh phân phối mẫu hoặc biến đổi dữ liệu nhằm loại bỏ sự phân biệt đối xử trong dữ liệu huấn luyện [37, 39]. Mô hình sau đó được huấn luyện trên tập dữ liệu đã được điều chỉnh. Một số hướng tiếp cận phổ biến gồm *giảm thiểu thiên vị*, *phát hiện cộng đồng công bằng*, *suy luận nhân quả công bằng*, *học biểu diễn công bằng*, và *xử lý ngôn ngữ tự nhiên công bằng* [140]. Các kỹ thuật này nhằm giảm ảnh hưởng của thiên vị trong dữ liệu [35, 39, 46, 92, 139].

Giai đoạn Xử lý trong quá trình: Trong giai đoạn này, các phương pháp can thiệp trực tiếp vào quá trình huấn luyện mô hình nhằm kiểm soát ảnh hưởng

của các thuộc tính nhạy cảm. Một cách tiếp cận phổ biến là tích hợp các độ đo công bằng vào hàm mất mát hoặc bổ sung các ràng buộc công bằng trong quá trình tối ưu [16]. Các kỹ thuật điển hình gồm *phân loại công bằng* và *hồi quy công bằng* [140]. Những phương pháp này hướng tới việc tối ưu đồng thời hiệu suất dự đoán và công bằng, đồng thời kiểm soát mức đánh đổi giữa hai yếu tố này.

Giai đoạn Hậu xử lý: Ở giai đoạn hậu xử lý, các phương pháp điều chỉnh trực tiếp đầu ra của mô hình để giảm sự khác biệt giữa các nhóm nhạy cảm mà không cần thay đổi dữ liệu huấn luyện hoặc cấu trúc mô hình [16]. Cách tiếp cận này đặc biệt hữu ích với các mô hình hộp đen. Một số kỹ thuật tiêu biểu bao gồm các phương pháp *dự đoán có cấu trúc*, chẳng hạn thuật toán RBA nhằm giảm khuếch đại thiên vị trong dự đoán [9], và các phương pháp áp dụng cho *mô hình ngôn ngữ* để phát hiện và đánh giá thiên vị trong văn bản sinh ra bởi mô hình [28, 140].

Bên cạnh ba nhóm kỹ thuật chính trên, nhiều hướng tiếp cận khác cũng được phát triển nhằm tăng cường tính công bằng trong các hệ thống học máy. Một số nghiên cứu đề xuất xây dựng các tiêu chí công bằng dưới dạng hàm lồi để đơn giản hóa và ổn định quá trình tối ưu hóa [76]. Ngoài ra, các kỹ thuật biến đổi dữ liệu như tái cân bằng dữ liệu [106] hoặc học biểu diễn trung tính [209] cũng được sử dụng nhằm giảm ảnh hưởng của các thuộc tính nhạy cảm. Những hướng tiếp cận này mở rộng khung nghiên cứu về công bằng nhưng cũng cho thấy những thách thức trong việc lựa chọn và cân bằng các mục tiêu công bằng khác nhau.

2.2.6. Những thách thức trong việc đảm bảo tính công bằng trong các hệ thống học máy

Các nghiên cứu tổng quan gần đây cho thấy những thách thức trong đảm bảo công bằng cho hệ thống học máy có thể được phân thành bốn nhóm chính: *(i) xây dựng và hình thức hóa khái niệm công bằng*, *(ii) đánh giá công bằng theo các thuộc tính nhạy cảm*, *(iii) mối quan hệ đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất*, và *(iv) các yếu tố liên quan đến con người và bối cảnh sử dụng hệ thống* [96, 140].

Chi tiết của từng nhóm thách thức này được trình bày và phân tích cụ thể dưới đây.

Nhóm 1. Xây dựng và hình thức hóa khái niệm công bằng: Nhóm thách thức này liên quan đến việc định nghĩa và lượng hóa khái niệm công bằng trong các hệ thống học máy. Mặc dù nhiều nghiên cứu đã đề xuất các định nghĩa khác nhau, hiện vẫn chưa có sự đồng thuận về một định nghĩa chung. Thậm chí, một số định nghĩa công bằng có thể mâu thuẫn với nhau, chẳng hạn như giữa công bằng cá nhân và công bằng nhóm. [16, 39, 72, 96, 140]. Bên cạnh đó, việc lượng hóa các khái niệm công bằng cũng trở nên phức tạp do chúng chịu ảnh hưởng bởi các yếu tố xã hội, chính trị và bối cảnh ứng dụng cụ thể.

Nhóm 2. Đánh giá công bằng theo các thuộc tính nhạy cảm: Nhóm thách thức này liên quan đến việc đánh giá công bằng dựa trên các thuộc tính nhạy cảm trong bộ dữ liệu. Phần lớn các nghiên cứu hiện nay thường xem xét công bằng đối với từng thuộc tính nhạy cảm riêng lẻ. Tuy nhiên, cách tiếp cận này có thể dẫn đến việc cải thiện công bằng cho một thuộc tính nhưng lại làm gia tăng thiên lệch đối với các thuộc tính khác. Sự hạn chế này gây khó khăn cho việc đánh giá và đảm bảo tính công bằng một cách toàn diện trong các mô hình AI, đặc biệt với các ứng dụng AI trong lĩnh vực giáo dục [203].

Nhóm 3. Mối quan hệ giữa công bằng và hiệu suất: Nhóm này tập trung những thách thức về đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất của mô hình. Một số nghiên cứu đã chỉ ra rằng các phương pháp đảm bảo tính công bằng hiện tại có xu hướng làm giảm độ chính xác của mô hình, từ đó đặt ra vấn đề đánh đổi giữa hiệu suất và tính công bằng trong quá trình thiết kế hệ thống [34].

Nhóm 4. Yếu tố con người: Nhóm này tập trung vào những thách thức liên quan đến tác động của con người đối với sự thành công trong nghiên cứu công bằng cho các hệ thống học máy. Những tiến bộ nhanh chóng trong công nghệ đã tạo ra khoảng cách về nhận thức giữa các bên liên quan, dẫn đến yêu cầu ngày càng cao trong việc nâng cao nhận thức của con người trong thiết kế và triển khai các hệ thống học máy [39].

Từ bốn nhóm thách thức nêu trên có thể thấy rằng việc đảm bảo tính công bằng trong các hệ thống học máy không chỉ là vấn đề kỹ thuật mà còn gắn liền với các yếu tố xã hội, đạo đức và tổ chức. Sự phức tạp trong định nghĩa và đánh

giá công bằng, cùng với mối quan hệ đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất và ảnh hưởng của yếu tố con người, đã làm cho việc xây dựng các hệ thống học máy thực sự công bằng trở nên khó khăn. Việc nhận diện và giải quyết các thách thức này là nền tảng để phát triển các hệ thống học máy minh bạch, đáng tin cậy và hướng tới lợi ích của con người.

2.3. Sinh dữ liệu tổng hợp trong đảm bảo tính công bằng cho các hệ thống học máy

2.3.1. Các khái niệm

Dữ liệu tổng hợp là loại dữ liệu được tạo ra một cách nhân tạo thông qua các mô hình toán học hoặc thuật toán nhằm phục vụ cho các tác vụ cụ thể trong khoa học dữ liệu [104]. Dữ liệu tổng hợp có thể mô phỏng cấu trúc và các đặc tính thống kê của dữ liệu thực, đồng thời cung cấp tính linh hoạt cao và khả năng bảo vệ quyền riêng tư tốt hơn. Tương tự như dữ liệu thực, dữ liệu tổng hợp có thể có dạng có cấu trúc, bán cấu trúc hoặc phi cấu trúc [104]. Trong phạm vi này, nghiên cứu chỉ tập trung vào *dữ liệu bảng tổng hợp*, được tổ chức dưới dạng hàng và cột [68]. Thuật ngữ "dữ liệu tổng hợp" trong toàn bộ nghiên cứu sẽ được hiểu là dữ liệu bảng tổng hợp.

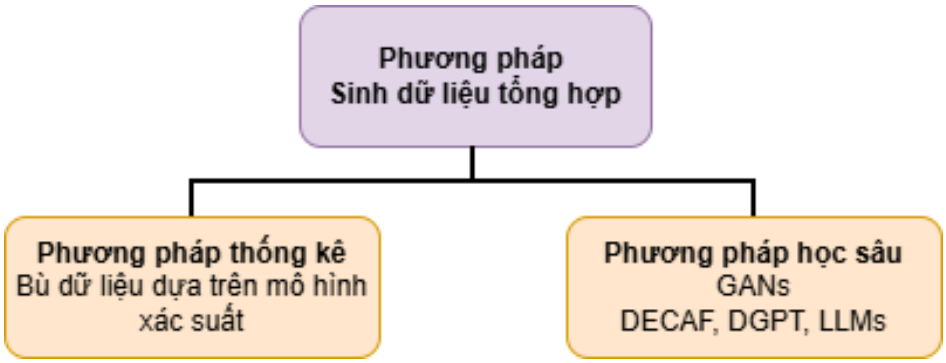
Sinh dữ liệu tổng hợp là quá trình tạo ra dữ liệu tổng hợp dựa trên phân bố và đặc tính thống kê của dữ liệu thực. Quá trình này thường sử dụng các mô hình xác suất, học sâu hoặc mạng đối kháng sinh dữ liệu như GAN nhằm đảm bảo dữ liệu sinh ra có đặc điểm tương tự dữ liệu gốc nhưng không làm lộ thông tin nhạy cảm. Trong lĩnh vực giáo dục, sinh dữ liệu tổng hợp ngày càng được ứng dụng để tăng cường dữ liệu đầu vào cho các hệ thống phân tích học tập, huấn luyện mô hình dự đoán, hoặc chia sẻ dữ liệu một cách bảo mật [124, 190].

Một nhánh quan trọng trong kỹ thuật này là *sinh dữ liệu có điều kiện*, trong đó quá trình sinh dữ liệu được kiểm soát bởi một hoặc nhiều thuộc tính cụ thể, gọi là điều kiện (ví dụ: giới tính, nhóm nguy cơ bỏ học, khu vực địa lý, v.v.). Phương pháp này cho phép tạo ra dữ liệu tổng hợp tương ứng với các nhóm mục

tiêu, từ đó giúp tăng cường đại diện cho các nhóm thiểu số, khắc phục mất cân bằng dữ liệu, và đặc biệt hữu ích trong đánh giá tính công bằng của mô hình học máy [109]. Nghiên cứu sẽ đặc biệt chú trọng đến *phương pháp sinh dữ liệu tổng hợp có điều kiện*, sử dụng các mô hình như CTGAN và LLM.

2.3.2. Kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp

Trong những năm gần đây, sinh dữ liệu tổng hợp đã trở thành một hướng tiếp cận phổ biến nhằm giải quyết các thách thức về quyền riêng tư, tính đại diện và công bằng trong học máy [71, 175]. Hình 4.1 minh họa sự phân loại các phương pháp sinh dữ liệu hiện nay thành hai nhóm chính, bao gồm các phương pháp thống kê và các phương pháp học sâu [54, 71, 126]. Sự phân chia này phản ánh sự khác biệt về nguyên lý kỹ thuật và phạm vi ứng dụng, đồng thời là cơ sở để lựa chọn phương pháp phù hợp với từng bài toán cụ thể.



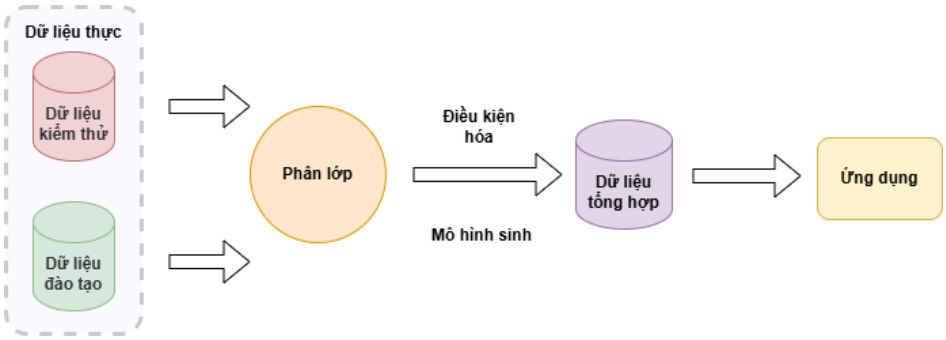
Hình 2.2: Các phương pháp sinh dữ liệu tổng hợp

Phương pháp thống kê: Đây là các kỹ thuật sử dụng mô hình xác suất hoặc các phương pháp bù đắp dữ liệu thiếu để tạo ra dữ liệu tổng hợp có đặc điểm tương tự dữ liệu gốc. Các phương pháp này cố gắng duy trì phân phối giá trị của từng thuộc tính và mối quan hệ giữa các biến, nhờ đó dữ liệu sinh ra có thể phản ánh hợp lý cấu trúc thống kê của dữ liệu thật. Ưu điểm của các phương pháp thống kê là đơn giản, hiệu quả về mặt tính toán và phù hợp với các bộ dữ liệu nhỏ hoặc vừa [168]. Tuy nhiên, chúng thường gặp khó khăn khi mô phỏng chính xác các mối quan hệ phi tuyến hoặc dữ liệu có nhiều chiều [151].

Phương pháp học sâu: Nhóm phương pháp này sử dụng mạng nơ-ron nhân tạo để học các đặc điểm phức tạp của dữ liệu và sinh ra các bản ghi dữ liệu tổng hợp

có tính chân thực cao. Một hướng tiếp cận phổ biến là các mô hình dựa trên Mạng Đối Kháng Sinh (GAN) như CTGAN, ADSGAN và PATEGAN [105]. Các mô hình này cho thấy khả năng sinh dữ liệu vừa chính xác vừa hữu ích cho các nhiệm vụ học máy [71, 151]. Gần đây, các mô hình ngôn ngữ lớn (LLMs) cũng được áp dụng để sinh dữ liệu bảng tổng hợp; các mô hình như DGPT có thể tạo dữ liệu có cấu trúc gần với dữ liệu thực và linh hoạt hơn khi mở rộng trên các tập dữ liệu lớn và đa dạng [29, 68, 78, 109].

Mặc dù cả hai nhóm phương pháp đều có những ưu điểm riêng, các phương pháp học sâu ngày càng được ưa chuộng nhờ khả năng mô hình hóa dữ liệu phức tạp và đa chiều [176]. Tuy nhiên, việc cân bằng giữa chi phí tính toán và chất lượng dữ liệu sinh ra vẫn là một thách thức [176]. Trong nghiên cứu này, chúng tôi tập trung áp dụng hai kỹ thuật học sâu phổ biến là GAN và LLM để sinh dữ liệu bảng tổng hợp trong bối cảnh giáo dục, nhằm tăng cường tính đại diện và cân bằng dữ liệu huấn luyện cho các nhóm người học khác nhau, từ đó hỗ trợ cải thiện công bằng ngay từ giai đoạn tiền xử lý. Quy trình sinh dữ liệu tổng hợp điển hình được minh họa trong Hình 2.3, trong đó mô hình được huấn luyện trên dữ liệu thực và sau đó sinh ra các bản ghi tổng hợp có đặc tính thống kê tương tự dữ liệu gốc, phục vụ các mục tiêu như cân bằng dữ liệu, huấn luyện mô hình và phân tích bảo vệ quyền riêng tư [128].



Hình 2.3: Quy trình sinh dữ liệu tổng hợp [128]

2.3.3. Thách thức và cơ hội của dữ liệu tổng hợp trong việc đảm bảo tính công bằng

Việc sử dụng dữ liệu tổng hợp mang lại cả cơ hội và thách thức trong việc tăng cường tính công bằng cho các hệ thống học máy. Một mặt, dữ liệu tổng hợp có thể giúp giảm thiên vị và cải thiện sự đa dạng của dữ liệu huấn luyện [175]. Mặt khác, quá trình tạo dữ liệu nhân tạo cũng có thể sao chép hoặc khuếch đại các thành kiến vốn có trong dữ liệu gốc, làm suy giảm khả năng đại diện của các nhóm thiểu số [182].

Những thách thức chính khi sử dụng dữ liệu tổng hợp bao gồm: (i) sao chép thiên vị từ dữ liệu gốc, (ii) thiếu đa dạng dữ liệu, (iii) thiếu cơ chế kiểm soát công bằng, và (iv) đánh giá công bằng chưa toàn diện. Dữ liệu tổng hợp có thể kế thừa các sai lệch từ dữ liệu huấn luyện ban đầu [84]. Ngoài ra, một số mô hình sinh dữ liệu tổng hợp như GAN có xu hướng sinh ra các mẫu tương tự nhau, dẫn đến hạn chế về tính đa dạng và khả năng đại diện cho các nhóm thiểu số [67]. Bên cạnh đó, bản thân quá trình sinh dữ liệu không tự động đảm bảo công bằng nếu không tích hợp các ràng buộc phù hợp [84]. Hơn nữa, nhiều nghiên cứu hiện nay chỉ đánh giá công bằng dựa trên một số chỉ số riêng lẻ mà chưa xem xét đầy đủ các mối quan hệ giao thoa giữa các thuộc tính nhạy cảm [41, 186]. Tuy nhiên, một số nghiên cứu cho rằng dữ liệu tổng hợp có thể được thiết kế có chủ đích để giảm thiên vị và cải thiện công bằng nếu được phát triển với định hướng phù hợp [102, 155].

2.4. Tổng quan nghiên cứu về công bằng cho các hệ thống học máy ứng dụng trong lĩnh vực giáo dục

Trong lĩnh vực giáo dục, các hệ thống học máy ngày càng được sử dụng rộng rãi để hỗ trợ hoặc thay thế con người trong các quyết định quan trọng như chấm bài luận tự động, dự đoán khả năng tốt nghiệp, tuyển sinh hoặc học tập cá nhân hóa [15]. Tuy nhiên, nhiều nghiên cứu cho thấy các hệ thống này có thể tiềm ẩn nguy cơ thiên vị, chẳng hạn quá trình chấm bài có thể bị ảnh hưởng bởi ngôn

ngữ mẹ đẻ của sinh viên [21], hoặc các mô hình dự đoán kết quả học tập và tuyển sinh có thể chịu tác động của các thuộc tính nhạy cảm như *giới tính* hoặc *chủng tộc* [12, 93, 205]. Điều này cho thấy việc xem xét yếu tố công bằng là cần thiết khi áp dụng học máy trong giáo dục, bởi các quyết định này ảnh hưởng trực tiếp đến cơ hội học tập và phát triển của người học [111]. Do đó, đảm bảo công bằng trở thành điều kiện quan trọng để xây dựng niềm tin khi triển khai các hệ thống ra quyết định tự động [46, 208].

Công bằng trong học máy giáo dục đã trở thành một chủ đề nghiên cứu nổi bật trong những năm gần đây [15, 111]. Nhiều nghiên cứu tổng quan đã phân tích nguồn gốc của thiên vị, các thuộc tính nhạy cảm, thước đo công bằng và các chiến lược giảm thiểu thiên vị trong các hệ thống giáo dục [15, 111, 120]. Trên cơ sở đó, một nghiên cứu tổng quan có hệ thống được thực hiện vào năm 2023. Nghiên cứu đã khảo sát 63 công trình liên quan đến công bằng trong học máy cho giáo dục giai đoạn 2002–2023, tập trung vào các thuật toán học máy, định nghĩa công bằng, đặc điểm dữ liệu giáo dục, các phương pháp can thiệp và các thước đo đánh giá công bằng. Kết quả khảo sát đã cung cấp cái nhìn toàn diện về sự phát triển của lĩnh vực này, đồng thời chỉ ra các xu hướng nghiên cứu, hạn chế và khoảng trống còn tồn tại. Những kết quả này đóng vai trò là cơ sở lý luận quan trọng cho việc đề xuất các phương pháp đảm bảo công bằng trong các chương tiếp theo của luận án.

2.4.1. Những thuật toán học máy phổ biến được sử dụng trong bối cảnh giáo dục

Kết quả tổng hợp từ 63 bài báo cho thấy phần lớn các nghiên cứu trong lĩnh vực giáo dục sử dụng các thuật toán học máy truyền thống có khả năng diễn giải cao, phù hợp với các bài toán như dự đoán kết quả học tập, phân loại nguy cơ bỏ học hoặc chấm điểm tự động. Trong đó, *Hồi quy logistic* là thuật toán được sử dụng phổ biến nhất với 21 nghiên cứu, tiếp theo là *Rừng ngẫu nhiên* (15 nghiên cứu), *Cây quyết định* (13 nghiên cứu) và *Máy véc tơ hỗ trợ* (tám nghiên cứu). Các mô hình đơn giản khác như *Naive Bayes* và *K-Nearest Neighbors* cũng xuất hiện với tần suất đáng kể.

Bên cạnh đó, một số phương pháp nâng cao như *Gradient Boosting*, *Mạng nơ-ron nhiều lớp*, *LSTM* và các mô hình theo dõi tri thức như *Bayesian Knowledge Tracing* hoặc *Deep Knowledge Tracing* cũng được đề cập nhưng với tần suất thấp hơn. Điều này phản ánh hạn chế trong việc áp dụng các mô hình học sâu phức tạp do yêu cầu dữ liệu lớn, chi phí tính toán cao và khó giải thích — yếu tố quan trọng trong bối cảnh giáo dục.

Ngoài ra, một số nghiên cứu sử dụng các mô hình kết hợp như MCCM hoặc các mô hình giả lập (RANDOM, META, PERFECT) cho các mục đích cụ thể. Tuy nhiên, kết quả tổng hợp cho thấy các mô hình đơn giản vẫn được ưa chuộng nhờ khả năng diễn giải, dễ triển khai và phù hợp với đặc điểm dữ liệu giáo dục. Danh sách đầy đủ các thuật toán học máy được trình bày trong Bảng A.1 tại Phụ lục A.

2.4.2. Những vấn đề phổ biến được đề cập khi nghiên cứu học máy trong giáo dục

Dựa trên phân tích mục tiêu nghiên cứu, đối tượng nghiên cứu, các thuộc tính nhạy cảm và cách tiếp cận công bằng/thiên vị trong 63 công trình được khảo sát, kết quả nghiên cứu cho thấy các nghiên cứu chủ yếu tập trung vào năm nhóm vấn đề chính: *(i) dự đoán đặc điểm học tập của sinh viên*, *(ii) đánh giá thực nghiệm tác động của công bằng trong giáo dục*, *(iii) dự đoán và phân loại điểm số*, *(iv) công bằng trong chấm điểm tự động*, và *(v) đánh giá và hỗ trợ ra quyết định*. Phần lớn các nghiên cứu hướng tới việc đề xuất hoặc đánh giá các phương pháp cải thiện công bằng trong các hệ thống học máy, đồng thời phân tích mối quan hệ đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất mô hình.

Dự đoán đặc điểm học tập của sinh viên: Đây là nhóm phổ biến nhất với 23 nghiên cứu, tập trung vào các bài toán như phát hiện yếu tố ảnh hưởng đến kết quả học tập, dự đoán nguy cơ bỏ học hoặc nhận diện rủi ro học tập [56, 57, 62, 74, 75, 80, 95, 97, 101, 111, 113, 117, 121, 130, 134, 160, 163, 164, 173, 187, 188, 197, 200, 201].

Đánh giá thực nghiệm tác động của công bằng trong giáo dục: Với 20 nghiên cứu, nhóm này phân tích ảnh hưởng của các yếu tố công bằng trong hệ thống

học máy và đề xuất các khuyến nghị nhằm giảm thiên vị, bao gồm cả việc xem xét công bằng trong quá trình thiết kế hệ thống học máy [10, 14, 27, 49, 59, 60, 65, 70, 90, 91, 95, 108, 136, 137, 152, 165, 172, 183, 187, 194].

Dự đoán và phân loại điểm số của sinh viên: Nhóm này gồm chín nghiên cứu, tập trung vào các bài toán như phân loại kết quả học tập, dự đoán tốt nghiệp hoặc nguy cơ bỏ học, vốn phổ biến trong khai phá dữ liệu giáo dục [11, 12, 58, 74, 103, 111, 145, 173].

Công bằng trong chấm điểm tự động: Với năm nghiên cứu, nhóm này tập trung vào các hệ thống chấm bài luận hoặc đánh giá năng lực tự động, trong đó vấn đề công bằng có thể bị ảnh hưởng bởi các yếu tố như ngôn ngữ hoặc giọng nói [32, 33, 49, 111, 127].

Đánh giá và hỗ trợ ra quyết định: Nhóm này gồm bốn nghiên cứu liên quan đến các hệ thống hỗ trợ ra quyết định trong giáo dục, như đánh giá năng lực, gợi ý khóa học hoặc hỗ trợ tuyển sinh dựa trên kết quả phân tích dữ liệu [15, 111, 174, 199].

2.4.3. Định nghĩa về công bằng và thiên vị trong các hệ thống học máy trong giáo dục

Qua khảo sát 63 nghiên cứu chính, nghiên cứu ghi nhận nhiều định nghĩa công bằng được áp dụng để đánh giá các hệ thống học máy trong giáo dục. Các định nghĩa này thuộc ba nhóm chính gồm *"công bằng nhóm", "công bằng cá nhân"* và *"các khái niệm công bằng khác"*. Trong đó, *công bằng nhóm tổng quát* được sử dụng phổ biến nhất (24 nghiên cứu), tiếp theo là *"công bằng theo xác suất"* (15 nghiên cứu) và *"công bằng nhân khẩu học"* (14 nghiên cứu). Thông tin chi tiết được trình bày trong Bảng A.2 tại Phụ lục A.

Kết quả khảo sát cho thấy mặc dù tồn tại nhiều định nghĩa công bằng, cộng đồng nghiên cứu vẫn chưa đạt được sự đồng thuận về việc ưu tiên loại công bằng nào, do mỗi định nghĩa đều có những ưu và hạn chế riêng. Trong bối cảnh giáo dục, nhiều nghiên cứu có xu hướng ưu tiên *công bằng nhóm* vì ba lý do chính. Thứ nhất, *công bằng cá nhân* phụ thuộc vào các độ đo khoảng cách giữa

cá nhân, vốn khó phản ánh đầy đủ sự khác biệt về bối cảnh xã hội của người học. Thứ hai, *công bằng cá nhân* và *công bằng nhóm* có thể mâu thuẫn với nhau, khi công bằng ở cấp cá nhân không nhất thiết đảm bảo công bằng ở cấp nhóm. Thứ ba, dữ liệu giáo dục thường mất cân bằng theo các thuộc tính nhạy cảm như *giới tính* hoặc tình trạng kinh tế, khiến các nhóm thiểu số dễ bị bất lợi nếu không xem xét công bằng ở cấp độ nhóm. Mặc dù *công bằng nhóm* hiện được sử dụng phổ biến, việc xem xét đồng thời cả hai khía cạnh cá nhân và nhóm vẫn là hướng nghiên cứu quan trọng nhằm xây dựng các hệ thống học máy công bằng và toàn diện hơn trong giáo dục.

2.4.4. Đặc điểm chính của các bộ dữ liệu dùng trong nghiên cứu học máy trong giáo dục

Kết quả phân tích cho thấy có sự khác biệt đáng kể về nguồn dữ liệu được sử dụng trong các nghiên cứu: 24 nghiên cứu sử dụng bộ dữ liệu đóng, trong khi chỉ tám nghiên cứu sử dụng dữ liệu mở. Các bộ dữ liệu giáo dục thường bao gồm thông tin nhân khẩu học của sinh viên, dữ liệu về khóa học và kết quả học tập. Thông tin chi tiết về các bộ dữ liệu được tổng hợp trong Bảng A.4 tại Phụ lục A.

Việc sử dụng phổ biến các bộ dữ liệu đóng chủ yếu do lo ngại về quyền riêng tư và tính nhạy cảm của dữ liệu, đặc biệt khi dữ liệu giáo dục chứa các thông tin như *giới tính*, *chủng tộc*, điểm số hoặc hành vi học tập, trong bối cảnh các quy định bảo vệ dữ liệu như GDPR ngày càng nghiêm ngặt [7, 183]. Ngoài ra, nhiều cơ sở giáo dục xây dựng bộ dữ liệu nội bộ phục vụ mục tiêu nghiên cứu riêng, khiến việc chia sẻ dữ liệu trở nên hạn chế [91]. Điều này làm giảm khả năng tái lập và đánh giá độc lập trong nghiên cứu công bằng học máy [66, 171].

Phân tích cũng cho thấy hầu hết các nghiên cứu đều xem xét ít nhất một *thuộc tính nhạy cảm*. Trong đó, *giới tính* được sử dụng phổ biến nhất (36 nghiên cứu), tiếp theo là *chủng tộc*, dân tộc, *tuổi*, quốc tịch và ngôn ngữ. Một số thuộc tính khác như thu nhập, năm học, nguồn gốc và nền tảng học vấn của phụ huynh cũng được đề cập nhưng với tần suất thấp hơn. Bảng 2.3 trình bày chi tiết các thuộc tính này.

Bảng 2.3: Tổng hợp các thuộc tính nhạy cảm được sử dụng trong các nghiên cứu chính

Thuộc tính nhạy cảm	**Số lượng nghiên cứu**	**Nghiên cứu chính**
Giới tính	36	[10, 15, 17, 19, 32, 33, 56, 57, 59, 72, 74, 79, 83, 94, 96, 98, 111, 112, 113, 116, 117, 121, 133, 145, 152, 160, 163, 164, 173, 174, 187, 188, 194, 199, 200, 201]
Chủng tộc	17	[11, 17, 19, 58, 65, 72, 75, 79, 83, 94, 96, 101, 121, 145, 152, 194]
Dân tộc/Khuyết tật	11	[15, 17, 33, 56, 59, 60, 108, 152, 183, 188, 201]
Tuổi	9	[56, 79, 83, 96, 113, 160, 188, 194, 199]
Quốc tịch	6	[15, 32, 33, 82, 98, 127]
Ngôn ngữ	5	[56, 163, 164, 173, 174]

2.4.5. Các phương pháp đảm bảo tính công bằng cho hệ thống học máy trong giáo dục

Để đảm bảo tính công bằng trong các hệ thống học máy ứng dụng cho giáo dục, nhiều nghiên cứu đã đề xuất các phương pháp nhằm phát hiện, đo lường và giảm thiểu thiên vị. Các phương pháp này bao gồm các kỹ thuật can thiệp ở mức dữ liệu, điều chỉnh quá trình huấn luyện mô hình, cũng như đánh giá và điều chỉnh đầu ra. Những hướng tiếp cận phổ biến được ghi nhận trong các nghiên cứu gồm: *tính toán các chỉ số chênh lệch công bằng*, *kỹ thuật cân bằng lớp*, *công cụ phát hiện và giảm thiên vị*, *phân tích lát cắt theo nhóm con*, *huấn luyện đối kháng*, *thuật toán Seldonian*, và *FairProjection*. Trong đó, phương pháp *tính toán chỉ số chênh lệch* được sử dụng phổ biến nhất. Chi tiết các phương pháp được trình bày trong Bảng Phụ lục A.5.

Kết quả tổng hợp cho thấy việc lựa chọn phương pháp đảm bảo công bằng

phụ thuộc nhiều vào đặc điểm dữ liệu, mục tiêu ứng dụng và loại công bằng được theo đuổi (ví dụ: *công bằng nhóm* hay *công bằng cá nhân*). Vì vậy, việc lựa chọn và triển khai phương pháp phù hợp với từng bối cảnh cụ thể là yếu tố quan trọng để cải thiện tính công bằng của các hệ thống học máy trong giáo dục.

2.4.6. Những độ đo công bằng được sử dụng phổ biến trong giáo dục

Nghiên cứu cho thấy nhiều độ đo công bằng đã được áp dụng nhằm đánh giá mức độ công bằng trong các mô hình học máy. Các độ đo phổ biến được áp dụng trong các nghiên cứu chính bao gồm: *Độ đo giá trị tuyệt đối của diện tích giữa đường cong ROC của nhóm cơ sở với nhóm so sánh khác (ABROCA)* (được nhắc đến trong 11 nghiên cứu chính), *Độ đo "tác động khác biệt" (DI)* (được nhắc đến trong 10 nghiên cứu), các độ đo *"chênh lệch trung bình xác suất" (AOD)* và *"chênh lệch cơ hội công bằng" (EOD)* được nhắc đến trong năm nghiên cứu, và *"hiệu số chênh lệch thống kê" (SPD)* được nhắc đến trong hai nghiên cứu. Chi tiết các độ đo công bằng được sử dụng nhiều (có mặt trong ít nhất hai nghiên cứu chính trở lên) được trình bày trong Bảng 2.4.

Bảng 2.4: Tổng hợp các độ đo công bằng được sử dụng trong các nghiên cứu chính

Độ đo	**SL nghiên cứu**	**Nghiên cứu chính**
ABROCA	11	[57, 74, 97, 101, 160, 163, 164, 172, 173, 174, 188]
DI	10	[12, 57, 62, 72, 79, 96, 133, 160, 167, 187]
AOD/EOD	5	[80, 83, 163, 164, 187]
SPD	2	[11, 62, 112]

Một số nghiên cứu cho thấy các chỉ số công bằng có thể giảm đáng kể thiên lệch (ví dụ 0.003 theo *giới tính* [94] và 0.008 ABROCA [97]) trong khi vẫn duy trì độ chính xác mô hình từ 0.6 đến 0.84 [94, 97, 117, 201]. Những kết quả này cho thấy các độ đo công bằng đang dần được chuẩn hóa và đóng vai trò quan trọng trong việc phát triển các hệ thống hệ thống học máy công bằng và đáng tin cậy trong giáo dục.

2.4.7. Những phương pháp phổ biến nhằm đánh giá công bằng và hiệu suất của các mô hình học máy

Các nghiên cứu đã áp dụng nhiều phương pháp khác nhau để đánh giá hiệu quả của các kỹ thuật đảm bảo công bằng trong mô hình học máy. Các phương pháp này có thể được phân thành bốn nhóm chính: *thiết lập thực nghiệm*, *đối sánh mô hình*, *kỹ thuật đánh giá*, và *kết quả đánh giá*. Chi tiết về các phương pháp thiết lập thực nghiệm, đối sánh mô hình, kỹ thuật đánh giá và kết quả đánh giá trong các nghiên cứu được tổng hợp và trình bày trong Bảng A.6 tại Phụ lục A.

2.4.8. Những thách thức và khoảng trống trong nghiên cứu về công bằng trong giáo dục

Song song với các khoảng trống trong nghiên cứu về công bằng trong học máy nói chung đã được trình bày trong Mục 1.1.2, nghiên cứu về công bằng trong các hệ thống học máy ứng dụng trong giáo dục cũng tồn tại nhiều thách thức và khoảng trống đặc thù gắn với bối cảnh dữ liệu và bài toán giáo dục.

Thứ nhất, thiếu sự thống nhất về định nghĩa và thước đo công bằng. Mặc dù nhiều định nghĩa công bằng đã được áp dụng, các tiêu chí này có thể mâu thuẫn với nhau, dẫn đến khó khăn trong việc lựa chọn và đánh giá công bằng một cách nhất quán trong các hệ thống giáo dục [16, 39, 72, 96, 140].

Thứ hai, chưa xem xét đầy đủ đa thuộc tính nhạy cảm. Phần lớn các nghiên cứu chỉ tập trung vào một thuộc tính nhạy cảm đơn lẻ, trong khi thực tế các yếu tố như giới tính, hoàn cảnh kinh tế và môi trường học tập có thể tác động đồng thời đến người học. Việc bỏ qua các nhóm giao thoa làm hạn chế khả năng phát hiện và xử lý thiên vị [203].

Thứ ba, vấn đề đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất. Việc cải thiện công bằng thường đi kèm với sự suy giảm hiệu suất mô hình, tuy nhiên hiện nay vẫn thiếu các thước đo tích hợp để đánh giá và kiểm soát hiệu quả mối quan hệ đánh đổi này trong bối cảnh giáo dục [34].

Thứ tư, hạn chế về dữ liệu, các mô hình học máy trong giáo dục thường được xây dựng dựa trên các bộ dữ liệu đóng do tính đặc thù, dẫn đến sự khan hiếm, mất cân bằng dữ liệu và thiếu đại diện cho các nhóm thiểu số. Điều này làm trầm trọng thêm sự mất công bằng của mô hình vốn tiềm ẩn trong dữ liệu huấn luyện [71, 175].

Thứ năm: ảnh hưởng của yếu tố con người. Công bằng trong hệ thống học máy không chỉ phụ thuộc vào thuật toán mà còn chịu tác động từ các quyết định của con người trong nghiên cứu công bằng cho các hệ thống học máy, đặc biệt trong quá trình thu thập dữ liệu, lựa chọn đặc trưng và thiết kế mô hình [39].

Từ các phân tích trên, có thể thấy rằng bên cạnh những thách thức chung của lĩnh vực công bằng trong học máy, bối cảnh giáo dục đặt ra thêm các yêu cầu riêng liên quan đến dữ liệu, khả năng diễn giải và tính đa dạng của người học. Đây chính là những khoảng trống quan trọng cần được giải quyết nhằm phát triển các hệ thống học máy công bằng, đáng tin cậy và phù hợp với thực tiễn giáo dục.

2.5. Mối quan hệ giữa công bằng và hiệu suất của các hệ thống học máy

Mối quan hệ giữa công bằng và hiệu suất trong các hệ thống học máy là một chủ đề nghiên cứu then chốt, đặc biệt trong bối cảnh học máy ngày càng được tích hợp sâu vào các quy trình ra quyết định tại các lĩnh vực quan trọng như giáo dục, y tế và tài chính. Theo quan điểm truyền thống, việc tối ưu hóa công bằng trong các mô hình học máy có thể dẫn đến suy giảm hiệu suất, đặc biệt là độ chính xác dự đoán. Tuy nhiên, các nghiên cứu gần đây cho thấy mối quan hệ này không hoàn toàn bất biến, và trong nhiều trường hợp, hai mục tiêu này có thể được hài hòa thông qua các phương pháp kỹ thuật thích hợp. Mục này sẽ trình bày sâu hơn về mối quan hệ đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất, bao gồm các nguyên nhân tiềm ẩn của sự đánh đổi này cũng như các hướng tiếp cận tiêu biểu nhằm cân bằng hoặc giảm thiểu mâu thuẫn giữa hai mục tiêu quan trọng này trong thực tiễn phát triển và triển khai hệ thống học máy.

2.5.1. Sự đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất

Có nhiều nghiên cứu đã ghi nhận sự đánh đổi rõ rệt giữa công bằng và hiệu suất của mô hình, trong đó việc tăng cường công bằng có thể dẫn đến suy giảm độ chính xác của mô hình. Trong một nghiên cứu vào năm 2024 của Nathim và cộng sự chỉ ra rằng khi áp dụng các biện pháp can thiệp nhằm cải thiện công bằng, sai lệch trong mô hình giảm trung bình 23%, trong khi độ chính xác tổng thể giảm khoảng 9% [143]. Điều này làm dấy lên câu hỏi về mức độ sẵn sàng đánh đổi hiệu suất để đạt được mức công bằng cao hơn, đặc biệt trong các lĩnh vực yêu cầu độ chính xác nghiêm ngặt như dự đoán năng lực học tập, sàng lọc người học có nguy cơ, hoặc xếp lớp. Ngược lại với quan điểm đánh đổi truyền thống, một số nghiên cứu đã chỉ ra rằng công bằng có thể được cải thiện mà không làm tổn hại, thậm chí có thể nâng cao hiệu suất mô hình. Nghiên cứu của Islam và cộng sự năm 2021 cho thấy việc điều chỉnh siêu tham số có thể đồng thời cải thiện cả hiệu suất và công bằng [99]. Các mô hình học máy khi được huấn luyện trên dữ liệu đã được xử lý để loại bỏ thiên vị thường có khả năng tổng quát hóa tốt hơn và cho kết quả ổn định hơn trên dữ liệu kiểm thử không thiên vị [118].

Đứng ở góc độ nhân quả, một số nghiên cứu gần đây đã chỉ ra rằng nguồn gốc của sự đánh đổi nằm ở các sai lệch cấu trúc trong dữ liệu huấn luyện [118, 132]. Khi các sai lệch này được khắc phục thông qua các kỹ thuật tiền xử lý, chẳng hạn như loại bỏ thành kiến thông qua hồi quy hoặc cân bằng phân phối theo nhóm, mô hình học máy không chỉ trở nên công bằng hơn mà còn có thể đạt hiệu suất cao hơn trên dữ liệu không thiên vị [118, 132]. Leininger và cộng sự thậm chí còn chỉ ra rằng một số phương pháp tiền xử lý có thể mô phỏng gần đúng một thế giới "công bằng", nơi các thuộc tính nhạy cảm không còn ảnh hưởng đến đầu ra mô hình. Khi đó, hai mục tiêu tưởng như mâu thuẫn là công bằng và hiệu suất có thể được tối ưu song song trong thực tiễn [118].

2.5.2. Các hướng tiếp cận để xử lý đánh đổi

Mặc dù vẫn tồn tại những tình huống có sự đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất, nhưng ngày càng có nhiều bằng chứng cho thấy hai mục tiêu này không

nhất thiết loại trừ nhau. Với các phương pháp tiếp cận phù hợp như tiền xử lý dữ liệu, điều chỉnh siêu tham số, hoặc sử dụng khuôn khổ nhân quả có thể xây dựng các mô hình học máy vừa công bằng, vừa hiệu quả. Điều này đặc biệt quan trọng trong lĩnh vực giáo dục, nơi tính công bằng không chỉ là yêu cầu đạo đức, mà còn liên quan trực tiếp đến quyền tiếp cận cơ hội học tập và phát triển của người học. Với mục tiêu đạt được sự cân bằng tối ưu giữa việc giảm thiên vị và duy trì độ chính xác của mô hình. Một số giải pháp chính được ghi nhận trong các nghiên cứu gần đây có thể kể đến như: *"giảm thiểu thiên vị trong quá trình huấn luyện", "tiền xử lý dựa trên nhân quả"*, và *"tối ưu hóa đa mục tiêu"*. *Kỹ thuật giảm thiểu thiên vị trong quá trình huấn luyện*: Một số phương pháp như học tập chuyển đổi với tối ưu hóa công bằng được đề xuất bởi Wang và cộng sự năm 2024 đã đề xuất việc tối ưu hóa hiệu suất mô hình trước, sau đó điều chỉnh để cải thiện công bằng. Cách tiếp cận này nhằm giảm thiểu sự đánh đổi tiêu cực giữa hai mục tiêu, bằng cách bảo toàn hiệu suất trong khi nâng cao tính công bằng [192]. *Tiền xử lý dựa trên nhân quả*: Phương pháp này tìm cách tiệm cận với công bằng bằng cách loại bỏ hoặc trung hòa ảnh hưởng nhân quả của các thuộc tính nhạy cảm. Điều này đảm bảo mô hình có thể vừa đảm bảo được công bằng, vừa đạt được hiệu suất dự đoán cao [118, 123]. *Tối ưu hóa đa mục tiêu*: Một hướng tiếp cận khác là coi công bằng và hiệu suất như hai mục tiêu cần tối ưu đồng thời trong một bài toán đa mục tiêu. Các phương pháp tối ưu hóa ngẫu nhiên cho phép xác định biên Pareto thể hiện sự đánh đổi giữa độ chính xác và công bằng, từ đó cung cấp góc nhìn sâu sắc và nhiều sắc thái hơn về mối quan hệ giữa hai khía cạnh này [125].

Mặc dù các kỹ thuật trên cho thấy tiềm năng trong việc cân bằng giữa hiệu suất và công bằng, nhưng bản chất phức tạp của các thành kiến xã hội, cùng với yêu cầu thích ứng mô hình theo từng miền ứng dụng cụ thể, vẫn đặt ra những thách thức đáng kể. Do đó, việc thiết kế các hệ thống học máy công bằng cần được tiếp cận một cách linh hoạt, đồng thời có nhận thức rõ về bối cảnh dữ liệu và người dùng mục tiêu.

2.6. Câu hỏi nghiên cứu

Thông qua việc tổng quan và phân tích có hệ thống các công trình nghiên cứu về công bằng trong các hệ thống học máy ứng dụng cho lĩnh vực giáo dục, Chương 2 đã chỉ ra những hướng tiếp cận chủ đạo, các kết quả đạt được, cũng như những hạn chế và khoảng trống nghiên cứu còn tồn tại. Đặc biệt, các vấn đề liên quan đến dữ liệu giáo dục dạng bảng, sự tồn tại đồng thời của nhiều thuộc tính nhạy cảm, tình trạng mất cân bằng dữ liệu giữa các nhóm con, và việc đánh giá mối quan hệ đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất của mô hình vẫn chưa được giải quyết một cách toàn diện trong các nghiên cứu hiện có.

Trên cơ sở các khoảng trống nghiên cứu được xác định, luận án tập trung làm rõ các câu hỏi nghiên cứu sau đây, đóng vai trò định hướng cho các chương nghiên cứu tiếp theo:

- *RQ1:* Trong bối cảnh dữ liệu giáo dục dạng bảng có chứa nhiều thuộc tính nhạy cảm, làm thế nào để đảm bảo tính công bằng cho đồng thời tất cả các thuộc tính mà không làm ảnh hưởng đến hiệu suất của mô hình?
- *RQ2:* Việc mất cân bằng dữ liệu cũng như thiếu dữ liệu đào tạo có ảnh hưởng như thế nào đến tính công bằng của các mô hình học máy trong giáo dục, và liệu việc sinh thêm dữ liệu tự động cùng các cơ chế can thiệp dựa trên phân bố dữ liệu có thể cải thiện công bằng cho các mô hình học máy trong lĩnh vực giáo dục?
- *RQ3:* việc kết hợp nhiều cơ chế can thiệp có giúp cải thiện công bằng cho các mô hình học máy trong lĩnh vực giáo dục một cách hiệu quả và bền vững hơn so với các cách tiếp cận đơn lẻ hay không?
- *RQ4:* Mối quan hệ đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất của các hệ thống học máy trong lĩnh vực giáo dục được thể hiện như thế nào, và liệu có thể xây dựng một thước đo tổng hợp nhằm hỗ trợ việc đánh giá, so sánh và lựa chọn mô hình một cách có hệ thống hay không?

Các câu hỏi nghiên cứu trên được xây dựng dựa trên việc nghiên cứu có tính hệ thống đã được trình bày trong phần tổng quan, đồng thời định hướng cho

toàn bộ nội dung nghiên cứu của luận án. Việc trả lời các câu hỏi này được triển khai lần lượt trong các chương tiếp theo, tương ứng với các hướng nghiên cứu và đóng góp chính của luận án về đảm bảo công bằng trong các hệ thống học máy ứng dụng cho giáo dục.

2.7. Tổng kết chương

Chương 2 đã xây dựng nền tảng lý thuyết và bức tranh tổng quan có hệ thống về vấn đề công bằng trong các hệ thống học máy, với trọng tâm là bối cảnh ứng dụng trong giáo dục. Nội dung chương không chỉ làm rõ các khái niệm cốt lõi mà còn định hình rõ các hướng tiếp cận và khoảng trống nghiên cứu, tạo cơ sở khoa học cho các phương pháp được đề xuất trong các chương tiếp theo của luận án.

Trước hết, chương đã khái quát các khái niệm nền tảng liên quan đến hệ thống học máy, bao gồm các mô hình học có giám sát và không giám sát, vai trò của trí tuệ nhân tạo và học máy trong giáo dục, cũng như các chỉ số đánh giá hiệu suất phổ biến như *"độ chuẩn xác"*, *"độ chính xác"*, *"độ hồi tưởng"* và *"điểm số F1"*. Phần này cung cấp bối cảnh kỹ thuật cần thiết để hiểu rõ mối quan hệ giữa hiệu suất dự đoán và các yêu cầu chất lượng khác của hệ thống học máy.

Tiếp theo, chương phân tích sâu các khái niệm về công bằng và thiên vị trong học máy, làm rõ sự khác biệt giữa các cách tiếp cận công bằng như công bằng theo nhóm, công bằng cá nhân và các định nghĩa công bằng dựa trên phân phối, điều kiện hoặc phản thực. Trên cơ sở đó, chương đã hệ thống hóa các độ đo công bằng thường được sử dụng trong nghiên cứu và thực tiễn, đồng thời chỉ ra những hạn chế khi áp dụng riêng lẻ từng độ đo trong các bài toán có nhiều thuộc tính nhạy cảm.

Bên cạnh đó, chương đã phân loại và tổng hợp các nhóm phương pháp đảm bảo tính công bằng trong học máy, bao gồm các phương pháp tiền xử lý, xử lý trong quá trình huấn luyện và hậu xử lý. Phân tích này cho thấy mỗi nhóm phương pháp đều có ưu điểm và giới hạn riêng, đặc biệt trong bối cảnh dữ liệu giáo dục thường mất cân bằng, khan hiếm ở các nhóm giao thoa và chịu ảnh

hưởng của nhiều yếu tố xã hội nhạy cảm. Chương cũng nhấn mạnh rằng các phương pháp đơn lẻ khó có thể xử lý triệt để các dạng thiên lệch phức tạp phát sinh khi nhiều thuộc tính nhạy cảm cùng tồn tại.

Cuối cùng, chương đã thảo luận mối quan hệ đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất trong các hệ thống học máy. Mặc dù nhiều nghiên cứu chỉ ra rằng sự đánh đổi này là khó tránh khỏi, tổng quan cho thấy vẫn tồn tại những phương pháp có thể đạt được sự cân bằng hợp lý thông qua các chiến lược như tiền xử lý dữ liệu, loại bỏ phụ thuộc giữa đặc trưng và thuộc tính nhạy cảm, cân bằng phân phối dữ liệu và tối ưu hóa đa mục tiêu. Những phân tích này đóng vai trò quan trọng trong việc định hướng luận án lựa chọn cách tiếp cận tập trung vào can thiệp ở mức dữ liệu và đặc trưng, thay vì chỉ điều chỉnh mô hình hoặc đầu ra.

Chương 2 đã xác lập rõ bối cảnh khoa học, các thách thức then chốt và khoảng trống nghiên cứu trong lĩnh vực công bằng cho học máy ứng dụng trong giáo dục. Các kết quả tổng hợp trong chương là nền tảng trực tiếp cho việc đề xuất và phát triển các phương pháp Fairedu, DPF và FaireduPlus trong các chương tiếp theo, cũng như cho việc xây dựng chỉ số đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất.

Các nội dung tổng quan trong chương này đã được công bố trong hai công trình khoa học do tác giả đóng vai trò tác giả chính, bao gồm: (i) một bài viết đăng trong tuyển tập Lecture Notes in Information Systems and Organisation (Springer, 2023); và (ii) một bài báo công bố trên tạp chí Journal of Systems and Software (Q1, Elsevier, 2024).

Chương 3

PHƯƠNG PHÁP ĐẢM BẢO TÍNH CÔNG BẰNG NHỜ LOẠI BỎ SỰ PHỤ THUỘC VÀO CÁC THUỘC TÍNH NHẠY CẢM TRONG BỘ DỮ LIỆU HUẤN LUYỆN

Chương này tập trung giải quyết câu hỏi nghiên cứu *RQ1* đã được đặt ra trong Chương 2, trong đó xem xét bài toán đảm bảo tính công bằng cho các hệ thống học máy trong lĩnh vực giáo dục khi có dữ liệu huấn luyện dạng bảng đồng thời chứa nhiều thuộc tính nhạy cảm và tồn tại sự phụ thuộc giữa các đặc trưng đầu vào và các thuộc tính này. Thực tế cho thấy, ngay cả khi các thuộc tính nhạy cảm không được sử dụng trực tiếp trong quá trình huấn luyện, sự phụ thuộc tiềm ẩn giữa các đặc trưng không nhạy cảm và các thuộc tính nhạy cảm vẫn có thể dẫn đến thiên lệch trong kết quả dự đoán của mô hình. Để giải quyết vấn đề này, chương trình bày phương pháp *FairEdu*, một cách tiếp cận tiền xử lý dữ liệu nhằm loại bỏ sự phụ thuộc giữa các đặc trưng đầu vào và các thuộc tính nhạy cảm trước khi huấn luyện mô hình học máy. Phương pháp được xây dựng trên cơ sở kỹ thuật hồi quy đa biến, cho phép mô hình hóa và loại bỏ ảnh hưởng đồng thời của nhiều thuộc tính nhạy cảm lên không gian đặc trưng. Cách tiếp cận này mở rộng và khắc phục hạn chế của các phương pháp tiền nhiệm, vốn chủ yếu xử lý sự phụ thuộc đối với một thuộc tính nhạy cảm đơn lẻ.

Nội dung của chương được tổ chức như sau. Phần đầu trình bày nguyên lý hoạt động và kiến trúc tổng thể của phương pháp FairEdu, làm rõ cơ chế loại bỏ sự phụ thuộc giữa các đặc trưng đầu vào và các thuộc tính nhạy cảm. Tiếp theo, chương đi sâu phân tích kỹ thuật hồi quy đa biến được sử dụng để thực hiện quá trình loại bỏ phụ thuộc, đồng thời thảo luận khả năng xử lý đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm trong cùng một quy trình tiền xử lý. Đây là điểm khác biệt cốt lõi của FairEdu so với các phương pháp hiện có trong nghiên cứu công bằng cho học máy. Cuối cùng, chương trình bày các thí nghiệm đánh giá nhằm

kiểm chứng hiệu quả của phương pháp đề xuất trên nhiều bộ dữ liệu giáo dục và dữ liệu chuẩn trong học máy, bao gồm các bộ dữ liệu *Student Performance*, *Student Predict Dropout*, *Oulad*, và bộ dữ liệu riêng *DNU Data*. Các mô hình học máy như *Hồi quy logistic*, *Rừng ngẫu nhiên* và *Cây quyết định* được sử dụng để đánh giá mức độ cải thiện công bằng cũng như khả năng duy trì hiệu suất của FairEdu so với mô hình gốc và các phương pháp hiện hành.

3.1. Giới thiệu

Trong lĩnh vực giáo dục, nơi mà các quyết định học thuật có thể tác động lâu dài đến cơ hội học tập, định hướng nghề nghiệp và sự phát triển cá nhân, tính công bằng trong các hệ thống học máy ngày càng trở thành một yêu cầu thiết yếu. Nếu các hệ thống này được huấn luyện trên dữ liệu vốn phản ánh sự bất bình đẳng xã hội, chúng có nguy cơ duy trì hoặc thậm chí khuếch đại các thiên vị tiềm ẩn. Như đã được thảo luận trong Chương 2, một hệ thống học máy hiệu quả trong giáo dục cần đạt được sự cân bằng giữa hai mục tiêu then chốt là công bằng và hiệu suất. Tuy nhiên, việc tối ưu đồng thời cả hai mục tiêu này vẫn còn là một thách thức lớn [22, 50, 195].

Trong số các phương pháp tiền xử lý, *phương pháp gỡ lỗi dữ liệu đào tạo bằng hồi quy tuyến tính* do Li và cộng sự đề xuất năm 2022 là một kỹ thuật tiêu biểu nhằm loại bỏ sự phụ thuộc giữa các thuộc tính đầu vào và thuộc tính nhạy cảm trong dữ liệu huấn luyện [123]. Phương pháp này dựa trên hồi quy tuyến tính đơn, trong đó mỗi thuộc tính không nhạy cảm X được biểu diễn như một hàm của thuộc tính nhạy cảm A, phần dư $\hat{\epsilon} = X - \hat{X}$ được sử dụng thay thế cho X trong quá trình huấn luyện nhằm loại bỏ sự phụ thuộc vào các thuộc tính nhạy cảm. Cách tiếp cận này cho phép tách biệt phần thông tin của dữ liệu không bị ảnh hưởng bởi thuộc tính nhạy cảm, từ đó giảm khả năng mô hình học được các mối quan hệ thiên lệch. Nhờ tính đơn giản, hiệu quả và khả năng áp dụng độc lập với mô hình học máy, LTDD được xem là một giải pháp tiền xử lý thực tiễn. Tuy nhiên, phương pháp này chỉ xử lý cho từng thuộc tính nhạy cảm riêng lẻ, khi tồn tại nhiều thuộc tính nhạy cảm, việc áp dụng tuần tự có thể dẫn đến xung đột trong điều chỉnh và không đảm bảo loại bỏ phụ thuộc một cách nhất

quán.

Để giải quyết vấn đề công bằng cho đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm, năm 2024, Chen và cộng sự đã đưa ra khái niệm công bằng giao thoa [47]. Thay vì xem xét từng thuộc tính riêng lẻ, các thuộc tính nhạy cảm được kết hợp để tạo thành các nhóm con giao thoa như "nữ – da màu – trẻ" hoặc "nam – da trắng – lớn tuổi", và công bằng được đánh giá dựa trên độ chênh lệch lớn nhất giữa các nhóm này thông qua các chỉ số như SPD, AOD và EOD. Cách tiếp cận này cho phép phát hiện các dạng thiên lệch tiềm ẩn ở các nhóm thiểu số giao thoa, vốn thường bị bỏ sót trong các phương pháp truyền thống, đồng thời cung cấp cái nhìn chi tiết hơn về mức độ công bằng giữa các nhóm trong quần thể. Tuy nhiên, phương pháp này cũng gặp phải những thách thức đáng kể. Việc kết hợp nhiều thuộc tính nhạy cảm dẫn đến số lượng nhóm con tăng theo cấp số nhân, gây ra hiện tượng bùng nổ tổ hợp và làm gia tăng độ phức tạp tính toán. Đồng thời, nhiều nhóm con có kích thước rất nhỏ, dẫn đến tình trạng dữ liệu thưa và mất cân bằng nghiêm trọng, ảnh hưởng đến độ ổn định và độ tin cậy của mô hình.

Những hạn chế trên cho thấy các phương pháp hiện tại chưa cung cấp được một giải pháp hiệu quả để xử lý đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm trong dữ liệu giáo dục dạng bảng. Để khắc phục, luận án đề xuất khái niệm *"công bằng đồng thời"* và phương pháp tiền xử lý *Fairedu*, nhằm loại bỏ sự phụ thuộc của dữ liệu vào nhiều thuộc tính nhạy cảm cùng lúc.

Fairedu được phát triển từ *phương pháp gỡ lỗi dữ liệu đào tạo bằng hồi quy tuyến tính* nhưng mở rộng từ hồi quy tuyến tính đơn sang hồi quy đa biến, cho phép điều chỉnh đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm. Phương pháp gồm ba bước chính: phát hiện phụ thuộc, ước lượng bằng hồi quy đa biến, và điều chỉnh dữ liệu để loại bỏ ảnh hưởng của thuộc tính nhạy cảm.

Kết quả thực nghiệm trên nhiều bộ dữ liệu và mô hình học máy cho thấy Fairedu cải thiện đáng kể các chỉ số công bằng (như DI, SPD, AOD, EOD) trong khi chỉ làm suy giảm rất nhỏ hiệu suất dự đoán. Điều này khẳng định Fairedu là một phương pháp đơn giản, hiệu quả và khả thi cho bài toán đảm bảo công bằng trong học máy giáo dục.

3.2. Phương pháp Fairedu

3.2.1. Nguyên lý hoạt động

Phương pháp Fairedu được đề xuất như một mở rộng tổng quát của LTDD, vừa kế thừa tính đơn giản vừa khắc phục hạn chế quan trọng của phương pháp này trong việc chỉ xử lý từng thuộc tính nhạy cảm riêng lẻ. Cụ thể, trong khi LTDD sử dụng hồi quy tuyến tính đơn biến để loại bỏ sự phụ thuộc giữa từng cặp thuộc tính đầu vào và thuộc tính nhạy cảm, thì Fairedu áp dụng hồi quy đa biến, cho phép xử lý đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm. Nhờ đó, Fairedu phù hợp hơn với các bài toán công bằng giao thoa phức tạp trong lĩnh vực giáo dục.

Giả sử một mô hình học máy S_{ML} ánh xạ véc tơ đặc trưng $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \ldots, x_d] \in \mathbb{R}^d$ tới nhãn lớp $y \in 0, 1$, được biểu diễn như trong Công thức 3.1.

$$S_{\text{ML}} : \mathbb{R}^d \to \{0, 1\} \tag{3.1}$$

Fairedu xử lý để loại bỏ mối quan hệ của mỗi thuộc tính không nhạy cảm x_i $(k + 1 \leq i \leq d)$ với k thuộc tính nhạy cảm $x_1, ..., x_k$ bằng kỹ thuật hồi quy đa biến. Qua mô hình hồi quy tuyến tính đa biến, mỗi giá trị x_i tương ứng với giá trị $\hat{x_i}$ được xác định bằng Công thức 3.2.

$$\hat{x_i} = \beta_{i0} + \beta_{i1}x_1 + \beta_{i2}x_2 + \cdots + \beta_{ik}x_k, i \in \{k + 1, \ldots, d\} \tag{3.2}$$

Khi đó, mỗi giá trị $x_i, i \in \{k+1, \ldots, d\}$ được biểu diễn tuyến tính theo $\hat{x_i}$ bằng Công thức 3.3.

$$x_i = \hat{x_i} + \epsilon, i \in \{k + 1, \ldots, d\} \tag{3.3}$$

Sau đó, các thuộc tính mới (đã loại bỏ thành phần phụ thuộc vào các thuộc

tính nhạy cảm) được tính bằng Công thức 3.4.

$$x_i^{\text{new}} = x_i - \hat{x_i} \tag{3.4}$$

Việc loại bỏ này đồng thời được áp dụng trên cả tập huấn luyện và tập kiểm tra để đảm bảo tính công bằng trong dự đoán.

3.2.2. Kiến trúc tổng thể

Kiến trúc tổng thể của phương pháp Fairedu được minh họa trong Hình 3.1, thể hiện toàn bộ quy trình xử lý dữ liệu nhằm đảm bảo tính công bằng cho các hệ thống học máy trong lĩnh vực giáo dục. Quy trình này gồm năm bước chính: *chuẩn bị dữ liệu, loại bỏ sự phụ thuộc trên tập huấn luyện, huấn luyện mô hình, loại bỏ sự phụ thuộc trên tập kiểm tra, và đánh giá mô hình.* Thiết kế này cho phép Fairedu giảm thiểu tác động của các thuộc tính nhạy cảm trong quá trình học mà không cần thay đổi kiến trúc mô hình học máy, nhờ đó có thể tích hợp linh hoạt vào nhiều hệ thống khác nhau. Chi tiết từng bước được trình bày dưới đây:

Bước 1. *Chuẩn bị dữ liệu:* Tập dữ liệu đầu vào bao gồm cả thuộc tính nhạy cảm và không nhạy cảm. Dữ liệu được chia thành hai phần: 85% dành cho huấn luyện và 15% dành cho kiểm tra. Nhằm đảm bảo tính ổn định và giảm phương sai mô hình, kỹ thuật xác thực chéo 10 lần được áp dụng trên tập huấn luyện.

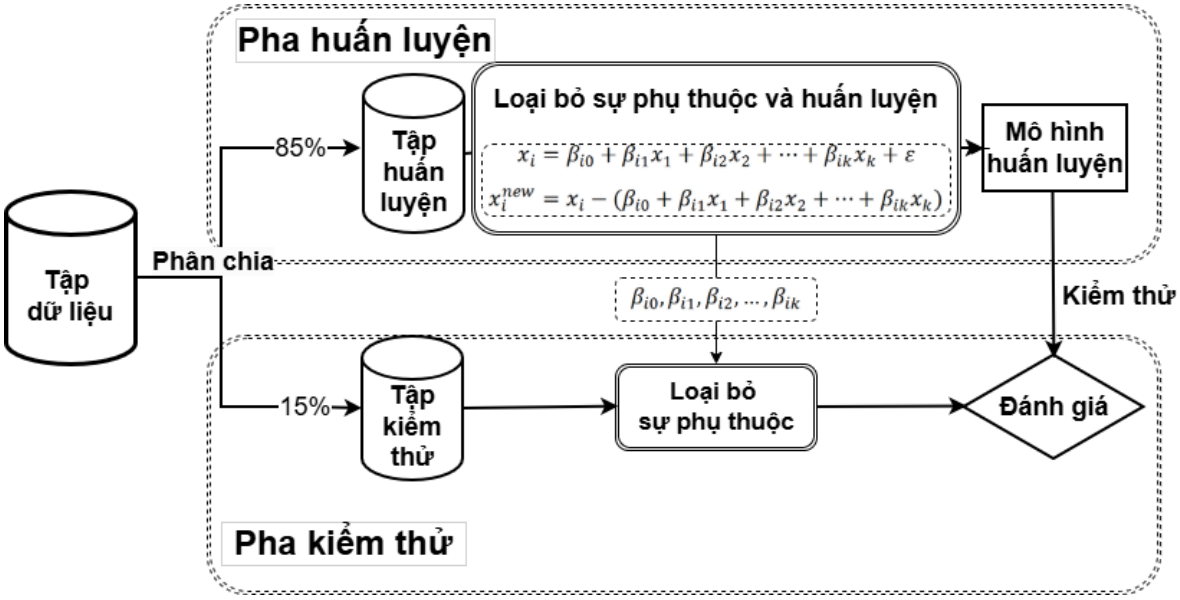
Bước 2. *Loại bỏ phụ thuộc trên tập huấn luyện:* Với mỗi thuộc tính không nhạy cảm $x_i, i \in \{k+1, \ldots, d\}$, tiến hành hồi quy đa biến theo các thuộc tính nhạy cảm $x_1, ..., x_k$ làm biến đầu vào. Nếu kết quả kiểm định Wald cho thấy p-value < 0.05, tức tồn tại mối liên hệ tuyến tính có ý nghĩa thống kê, thì thuộc tính x_i sẽ được điều chỉnh theo Công thức 3.4 nhằm loại bỏ ảnh hưởng từ các thuộc tính nhạy cảm.

Bước 3. *Huấn luyện mô hình:* Mô hình học máy được huấn luyện trên tập dữ liệu đã điều chỉnh.

Bước 4. *Loại bỏ phụ thuộc trên tập kiểm tra và đánh giá mô hình:* Sử dụng các hệ số hồi quy thu được từ Bước 2 để điều chỉnh các thuộc tính tương ứng trong

tập kiểm tra. Điều này đảm bảo tính nhất quán giữa tập huấn luyện và kiểm tra trong việc loại bỏ thiên vị.

Bước 5. *Đánh giá mô hình:* Đánh giá về cả hiệu suất và tính công bằng của mô hình trên tập kiểm tra đã được xử lý trong Bước 4.



Hình 3.1: Kiến trúc tổng thể của phương pháp Fairedu.

3.2.3. Thuật toán

Thuật toán Fairedu sử dụng kỹ thuật hồi quy tuyến tính đa biến để loại bỏ sự phụ thuộc của các thuộc tính đầu vào khỏi các thuộc tính nhạy cảm trong dữ liệu huấn luyện và kiểm tra. Mục tiêu của thuật toán là điều chỉnh dữ liệu đầu vào nhằm giảm thiểu thiên vị do các thuộc tính nhạy cảm gây ra, mà không cần thay đổi kiến trúc hoặc thuật toán của mô hình học máy. Chi tiết quy trình thực hiện thuật toán Fairedu được trình bày trong Thuật toán 3.1

Thuật toán nhận đầu vào là tập huấn luyện gồm các mẫu dữ liệu và nhãn tương ứng, trong đó mỗi mẫu bao gồm d thuộc tính, với k thuộc tính đầu tiên là nhạy cảm (ví dụ: *giới tính*, *chủng tộc*), và phần còn lại là các thuộc tính không nhạy cảm. Ngoài ra, một mẫu kiểm tra cũng được đưa vào để đánh giá dự đoán đầu ra. Đầu tiên, thuật toán khởi tạo các mảng để lưu hệ số chệch và các hệ số hồi quy giữa từng thuộc tính không nhạy cảm và các thuộc tính nhạy cảm.

Sau đó, với mỗi thuộc tính không nhạy cảm, thuật toán thực hiện hồi quy tuyến tính với các thuộc tính nhạy cảm là biến độc lập. Nếu kết quả kiểm định Wald cho thấy mối quan hệ có ý nghĩa thống kê (p-value < 0.05), các hệ số hồi quy ước lượng sẽ được lưu lại. Tiếp theo, với từng mẫu trong tập huấn luyện, thuật toán sẽ loại bỏ phần thiên vị từ các thuộc tính không nhạy cảm bằng cách trừ đi thành phần dự đoán từ các thuộc tính nhạy cảm. Sau khi điều chỉnh dữ liệu, mô hình học máy sẽ được huấn luyện từ tập dữ liệu đã xử lý. Cuối cùng, mẫu kiểm tra cũng được xử lý tương tự để loại bỏ thiên vị, sau đó được đưa vào mô hình để dự đoán kết quả.

Thuật toán 3.1 Thuật toán Fairedu dựa trên hồi quy đa biến

Input: Tập huấn luyện $D_{tr} = \{\langle x_1, y_1\rangle, \ldots, \langle x_n, y_n\rangle\}$ với mỗi véc tơ $x_j = [x_1^j, \ldots, x_d^j]$, trong đó $x_1^j, \ldots, x_k^j$ là các thuộc tính nhạy cảm. Mẫu kiểm tra: $x^{te} = [x_1^{te}, \ldots, x_d^{te}]$
Output: Mô hình học máy S_{ML} và nhãn dự đoán $S_{ML}(x^{te})$
Khởi tạo mảng hệ số chệch $E_a[k+1:d] = 0$
Khởi tạo k mảng hệ số $E_{b^1}, \ldots, E_{b^k}$ có kích thước $d-k$ và gán giá trị ban đầu bằng 0
Trích xuất các véc tơ cột $V_1, \ldots, V_k$ của các thuộc tính nhạy cảm từ tập huấn luyện
for $i = k+1$ **đến** d **do**
    Tạo véc tơ V_i tương ứng với thuộc tính không nhạy cảm x_i
    Áp dụng mô hình hồi quy:

$$V_i = a_i + b_i^1 \cdot V_1 + \cdots + b_i^k \cdot V_k + \epsilon$$

    Thực hiện kiểm định Wald để kiểm tra ý nghĩa thống kê của mối liên hệ
    if p-value < 0.05 **then**
        Ước lượng các hệ số $\hat{a}_i, \hat{b}_i^1, \ldots, \hat{b}_i^k$
        Gán vào: $E_a[i] = \hat{a}_i$, $E_{b^1}[i] = \hat{b}_i^1$, $\ldots$, $E_{b^k}[i] = \hat{b}_i^k$
    end if
end for
for mỗi mẫu $\langle x_j, y_j\rangle \in D_{tr}$ **do**
    Loại bỏ các thuộc tính nhạy cảm khỏi x_j
    for $i = k+1$ **đến** d **do**
        Cập nhật thuộc tính:

$$x_i^j = x_i^j - \left(E_a[i] + E_{b^1}[i] \cdot x_1^j + \cdots + E_{b^k}[i] \cdot x_k^j\right)$$

    end for
end for
Huấn luyện mô hình S_{ML} với tập dữ liệu huấn luyện đã điều chỉnh
Loại bỏ thuộc tính nhạy cảm khỏi mẫu kiểm tra x^{te}
for $i = k+1$ **đến** d **do**
    Cập nhật thuộc tính:

$$x_i^{te} = x_i^{te} - \left(E_a[i] + E_{b^1}[i] \cdot x_1^{te} + \cdots + E_{b^k}[i] \cdot x_k^{te}\right)$$

end for
return S_{ML} và $S_{ML}(x^{te})$ =0

Phương pháp Fairedu có thể được áp dụng cho cả các thuộc tính định tính và định lượng, với điều kiện các thuộc tính phân loại được mã hóa thành giá trị số trước khi thực hiện hồi quy. Do đó, thuật toán có khả năng mở rộng tốt trong các hệ thống học máy sử dụng dữ liệu dạng bảng, đặc biệt trong lĩnh vực giáo dục. Điều này đảm bảo khả năng áp dụng Fairedu trên nhiều bộ dữ liệu trong giáo dục với tính chất đa dạng.

Độ phức tạp của thuật toán Fairedu. Giả sử tập dữ liệu có n mẫu, d thuộc tính và k thuộc tính nhạy cảm. Độ phức tạp của phương pháp Fairedu chủ yếu đến từ hai bước: hồi quy đa biến và điều chỉnh dữ liệu. Trong bước hồi quy, với mỗi thuộc tính không nhạy cảm (tổng cộng $d-k$ thuộc tính), thuật toán thực hiện hồi quy tuyến tính đa biến với k biến độc lập, có độ phức tạp xấp xỉ $O(n \cdot k^2)$. Do đó, tổng chi phí của bước này là $O((d-k) \cdot n \cdot k^2)$. Trong bước điều chỉnh dữ liệu, với mỗi mẫu và mỗi thuộc tính không nhạy cảm, thuật toán thực hiện phép cập nhật tuyến tính với k biến, dẫn đến độ phức tạp $O(n \cdot (d-k) \cdot k)$.

Tổng thể, độ phức tạp của thuật toán Fairedu là:

$$O((d-k) \cdot n \cdot k^2 + n \cdot (d-k) \cdot k),$$

trong đó thành phần chi phối là bước hồi quy đa biến. Trong thực tế, do số lượng thuộc tính nhạy cảm k thường nhỏ, phương pháp vẫn đảm bảo tính khả thi đối với các bộ dữ liệu giáo dục dạng bảng.

So với *phương pháp gỡ lỗi dữ liệu đào tạo bằng hồi quy tuyến tính*, vốn chỉ sử dụng hồi quy tuyến tính đơn với độ phức tạp xấp xỉ $O(n)$ cho mỗi thuộc tính. Tuy nhiên, nếu áp dụng *phương pháp gỡ lỗi dữ liệu đào tạo bằng hồi quy tuyến tính* một cách tuần tự cho nhiều thuộc tính nhạy cảm (k thuộc tính), chi phí tính toán sẽ tăng lên đáng kể. Cụ thể, với mỗi thuộc tính nhạy cảm, LTDD cần thực hiện hồi quy tuyến tính đơn cho từng thuộc tính không nhạy cảm, với độ phức tạp xấp xỉ $O(n)$ cho mỗi lần hồi quy. Do có tổng cộng $d-k$ thuộc tính không nhạy cảm, chi phí cho một thuộc tính nhạy cảm là $O(n \cdot (d-k))$. Khi áp dụng lần lượt cho k thuộc tính nhạy cảm, tổng độ phức tạp sẽ là: $O(k \cdot n \cdot (d-k))$. Ngoài ra, do mỗi lần áp dụng LTDD đều điều chỉnh lại dữ liệu đầu vào, các bước xử lý tiếp theo phải thực hiện trên dữ liệu đã biến đổi, dẫn đến khả năng tích lũy sai lệch và ảnh hưởng đến tính ổn định của dữ liệu. Vì vậy, mặc dù mỗi

lần áp dụng LTDD có chi phí thấp, việc lặp lại cho nhiều thuộc tính nhạy cảm không chỉ làm gia tăng độ phức tạp tính toán mà còn tiềm ẩn rủi ro về độ tin cậy của kết quả. Ngược lại, các kết quả thực nghiệm cho thấy Fairedu đạt hiệu quả vượt trội trong việc cải thiện công bằng đồng thời vẫn duy trì hiệu suất dự đoán. Điều này khẳng định Fairedu là một giải pháp hiệu quả và phù hợp cho bài toán đảm bảo công bằng với nhiều thuộc tính nhạy cảm.

3.2.4. Ví dụ minh họa

Áp dụng phương pháp Fairedu cho hệ thống dự đoán điểm tốt nghiệp dựa trên tập dữ liệu điểm của Khoa Công nghệ thông tin, Trường đại học Đại Nam bao gồm thông tin về kết quả học tập năm nhất của sinh viên, cùng với ba thuộc tính nhạy cảm là *giới tính* (nam/nữ) (x_1), *khu vực* (thành thị/nông thôn) (x_2) và *tuổi* (đúng tuổi/quá tuổi) (x_3). Mục tiêu là xây dựng một hệ thống dự đoán điểm trung bình tích lũy (GPA) khi tốt nghiệp cho sinh viên ngành CNTT, đồng thời đồng thời giảm thiểu và kiểm soát ảnh hưởng mang tính thiên lệch của các thuộc tính nhạy cảm đến kết đến dự đoán. Các bước áp dụng phương pháp Fairedu cụ thể như sau:

Bước 1. *Chuẩn bị dữ liệu:* Tập dữ liệu đầu vào bao gồm cả thuộc tính nhạy cảm và không nhạy cảm. Dữ liệu được chia thành hai phần: 85% dành cho huấn luyện và 15% dành cho kiểm tra.

Bước 2. *Loại bỏ phụ thuộc trên tập huấn luyện:* Trong bước này tiến hành hai bước nhỏ:

Bước 2.1. Xác định hệ số hồi quy cho các thuộc tính không nhạy cảm: Giả sử điểm Toán năm nhất (*Math*) là một thuộc tính không nhạy cảm. Ta thực hiện hồi quy tuyến tính đa biến để dự đoán *Math* dựa trên ba thuộc tính nhạy cảm theo Công thức 3.5:

$$Math = a + b_1 \cdot x_1 + b_2 \cdot x_2 + b_3 \cdot x_3 + \epsilon \tag{3.5}$$

Trong đó:

– a: hệ số chệch,

– b_1, b_2, b_3: các hệ số hồi quy ứng với các thuộc tính nhạy cảm x_1, x_2, x_3, và

– ϵ: sai số

Bước 2.2. Loại bỏ ảnh hưởng từ các thuộc tính nhạy cảm: Loại bỏ sự ảnh hưởng vào các thuộc tính nhạy cảm trong biến điểm toán bằng cách thay thế điểm toán mới bằng Công thức 3.6. Khi đó $Math_{new}$ là điểm Toán đã được điều chỉnh, không còn chịu ảnh hưởng từ *giới tính*, *khu vực* hoặc *tuổi*.

$$Math_{new} = Math - (a + b_1 \cdot x_1 + b_2 \cdot x_2 + b_3 \cdot x_3) \tag{3.6}$$

Thực hiện điều chỉnh tương tự cho tất cả các thuộc tính không nhạy cảm khác trước khi đưa vào mô hình học máy.

Bước 3. *Huấn luyện mô hình trên dữ liệu đã điều chỉnh*: Sau khi loại bỏ ảnh hưởng của các thuộc tính nhạy cảm, sử dụng dữ liệu đã điều chỉnh để huấn luyện mô hình dự đoán (S_{ML}) cho GPA khi tốt nghiệp, đảm bảo đầu ra không bị thiên vị.

Bước 4. *Áp dụng điều chỉnh tương tự cho dữ liệu kiểm tra*: Đối với các mẫu trong tập kiểm tra, cũng thực hiện điều chỉnh tương tự để loại bỏ ảnh hưởng từ các thuộc tính nhạy cảm, trước khi đưa vào mô hình đã huấn luyện (S_{ML}).

Bước 5. *Đánh giá mô hình:* Đánh giá về cả hiệu suất và tính công bằng của mô hình trên tập kiểm tra đã được xử lý trong Bước 4.

Bằng cách áp dụng phương pháp Fairedu, kết quả đạt được là mô hình dự đoán điểm tốt nghiệp tại khoa CNTT trường đại học Đại Nam sẽ giảm được thiên vị với các thuộc tính nhạy cảm *giới tính*, *khu vực*, và *tuổi*. Fairedu đã góp phần thúc đẩy một phương pháp tiếp cận công bằng hơn trong bối cảnh giáo dục.

3.3. Thực nghiệm

Phần này trình bày chi tiết quá trình chuẩn bị dữ liệu và thiết lập thực nghiệm nhằm kiểm chứng hiệu quả của phương pháp FairEdu trong việc tăng cường tính công bằng cho các hệ thống học máy ứng dụng trong lĩnh vực giáo dục.

Các nội dung này lần lượt được trình bày chi tiết trong các mục tiếp theo, bao gồm: mô tả và phân tích các tập dữ liệu sử dụng (Mục 3.3.1), lựa chọn và cấu hình mô hình học máy (Mục 3.3.2), quy trình chuẩn bị dữ liệu và thiết lập thực nghiệm (Mục 3.3.3), và các chỉ số được sử dụng để đánh giá mô hình theo cả khía cạnh công bằng và độ chính xác (Mục 3.3.4).

3.3.1. Dữ liệu

Dữ liệu sử dụng cho thực nghiệm này bao gồm ba bộ dữ liệu phổ biến từ Kaggle[1] và một bộ dữ liệu được thu thập từ khoa Công nghệ Thông tin, Trường Đại học Đại Nam (DNU), Hà Nội, Việt Nam[2]. Để đảm bảo quá trình huấn luyện ổn định trên tất cả các bộ dữ liệu, các thuộc tính dạng số được chuẩn hóa bằng phương pháp chuẩn hoá min-max. Các thuộc tính nhạy cảm có trong bộ dữ liệu như *giới tính*, *tuổi*, *tình trạng nợ*, *tình trạng khuyết tật*, *sức khỏe* và *khu vực* được mã hóa nhị phân, chi tiết có trong Bảng 3.1. Đặc điểm cụ thể và các bước tiền xử lý của từng bộ dữ liệu được trình bày dưới đây:

1. *Bộ dữ liệu dự đoán bỏ học và thành công học tập (Student Predict Dropout – SD).* Gồm 4.425 mẫu và 34 thuộc tính, phản ánh thông tin về nhân khẩu học, hoàn cảnh xã hội – kinh tế, và kết quả học tập của sinh viên đại học. Hai thuộc tính nhạy cảm được xét đến trong bộ dữ liệu gồm *giới tính* và *tình trạng nợ*. Biến mục tiêu là khả năng tốt nghiệp được nhị phân hóa, cụ thể 1 nếu sinh viên tốt nghiệp, 0 nếu sinh viên không tốt nghiệp [4].
2. *Bộ dữ liệu dự đoán hiệu suất học tập của sinh viên (Student Performance – SP).* Gồm 395 mẫu và 33 thuộc tính, thu thập tại hai trường trung học

[1] Kaggle.com
[2] https://dainam.edu.vn/en

Bảng 3.1: Bảng mã hóa các thuộc tính nhạy cảm

STT	Thuộc tính nhạy cảm	Giá trị	Mã hóa	Bộ dữ liệu
1	***Giới tính***	Nam	1	***SD; SP; Olad; DNU***
		Nữ	0	
2	***Sức khỏe***	Tốt	1	***SP***
		Khác	0	
3	***Tình trạng nợ***	Không nợ	1	***SD***
		Có nợ	0	
4	***Tình trạng khuyết tật***	Không	1	***Oulad***
		Có	0	
5	***Tuổi***	Đúng tuổi	1	***DNU***
		Quá tuổi	0	
6	***Khu vực***	Thành thị	1	***DNU***
		Nông thôn	0	

ở Bồ Đào Nha. Bộ dữ liệu bao gồm điểm số, đặc điểm xã hội – nhân khẩu học và thông tin hỗ trợ học tập [51]. Hai thuộc tính nhạy cảm là *giới tính* và *sức khỏe*. Nhãn kết quả được nhị phân hóa: nếu điểm số lớn hơn hoặc bằng điểm trung bình thì gán là 1, ngược lại là 0.

3. *Bộ dữ liệu thông tin khóa học của đại học Mở Vương Quốc Anh (Oulad)* Dữ liệu với 32.593 mẫu và 12 thuộc tính, bao gồm thông tin khóa học, sinh viên và mức độ tương tác với hệ thống học tập trực tuyến [115]. Hai thuộc tính nhạy cảm là *giới tính* và *tình trạng khuyết tật*. Biến mục tiêu *kết quả học tập* được mã hóa: "Fail" hoặc "Withdrawn" là 0, các trường hợp còn lại là 1.

4. *Bộ dữ liệu DNU.* Thu thập từ 13 khóa sinh viên đã ra trường, với ba chương trình đào tạo khác nhau thuộc Khoa CNTT, Trường đại học Đại Nam. Dữ liệu bao các thuộc tính về thông tin cá nhân và điểm học tập của từng sinh viên trong toàn bộ chương trình đào tạo. Dữ liệu bao gồm 426 mẫu với 59 thuộc tính ban đầu. Vì dữ liệu được lấy từ 13 khóa với ba chương trình đào tạo khác nhau nên các học phần có sự khác nhau về số lượng và nội dung. Để thống nhất, các học phần đã được đánh giá là tương dương nếu có sự trùng lặp trên 70% nội dung. Chính vì vậy, sau khi chuẩn hóa, 59 thuộc tính ban đầu rút gọn còn lại 42 thuộc tính, bao gồm: sáu thuộc tính định danh sinh viên, 33 thuộc tính điểm các học phần, và ba thuộc tính tổng hợp (điểm trung bình, xếp hạng, nhãn dự đoán rủi ro). Các thuộc tính điểm số

đều được quy về thang điểm 10. Ba thuộc tính nhạy cảm là *giới tính, khu vực* và *tuổi*. Bộ dữ liệu này được sử dụng để dự đoán kết quả học tập dựa vào điểm học tập của hai năm đầu. Ngoài ra, dữ liệu được chuẩn hóa nhằm bảo vệ quyền riêng tư; tất cả các cột nhạy cảm đều được mã hóa thành giá trị số. Các thuộc tính *giới tính*, *khu vực* và *tuổi* đều được nhị phân hóa. Biến mục tiêu là *Khả năng rủi ro* được mã hóa nhị phân là 1 nếu nhận giá trị *Không* và 0 nếu nhận giá trị *Có*.

3.3.2. Lựa chọn mô hình học máy

Việc lựa chọn các mô hình học máy trong thực nghiệm được dựa trên kết quả tổng quan nghiên cứu trình bày tại Mục 2.4.1. Cụ thể, ba mô hình phổ biến trong các ứng dụng giáo dục được sử dụng gồm: *Hồi quy logistic*, *Cây quyết định* và *Rừng ngẫu nhiên* [8, 110, 129]. Sự lựa chọn này nhằm đánh giá và so sánh mức độ công bằng cũng như hiệu quả dự đoán giữa các mô hình có độ phức tạp khác nhau trong cùng một bối cảnh.

Hồi quy logistic (LR): một mô hình thống kê thường được sử dụng cho các bài toán phân loại nhị phân, trong đó mục tiêu là dự đoán một trong hai khả năng xảy ra. Đây là một dạng phân tích hồi quy trong đó biến phụ thuộc là biến phân loại [61]. Trong nghiên cứu này, mô hình sử dụng kỹ thuật chuẩn hoá L2 với bộ giải *liblinear* – một thuật toán tối ưu hiệu quả dành cho các mô hình tuyến tính. Việc huấn luyện mô hình được giới hạn ở tối đa 100 vòng lặp để đảm bảo tính ổn định và hiệu suất tính toán.

Cây quyết định (DT): một mô hình học máy phổ biến, được sử dụng trong cả bài toán phân loại và hồi quy. Mô hình hoạt động bằng cách chia nhỏ tập dữ liệu thành các tập con dựa trên các quy tắc ra quyết định, và xây dựng một cây quyết định. Mỗi nút trong cây đại diện cho một thuộc tính, mỗi nhánh tương ứng với giá trị của thuộc tính đó, và các lá là nhãn hoặc giá trị dự đoán [52]. Cấu hình cụ thể trong nghiên cứu này là cây có độ sâu tối đa là 3 và sử dụng chỉ số độ tinh khiết Gini.

Rừng ngẫu nhiên (RF): một mô hình học máy có cấu trúc dựa trên khái niệm *Cây quyết định*, nhưng thay vì chỉ sử dụng một cây, mô hình sử dụng một tập

hợp (rừng) gồm nhiều *Cây quyết định*. Mỗi cây trong rừng được xây dựng từ một tập con ngẫu nhiên của dữ liệu huấn luyện, và các thuộc tính được chọn ngẫu nhiên tại mỗi nút trong quá trình xây dựng [23]. Trong nghiên cứu này, mô hình sử dụng 100 cây (estimator), mỗi cây có độ sâu tối đa là 3, và cũng sử dụng chỉ số Gini để đánh giá độ tinh khiết.

3.3.3. Thiết lập thực nghiệm

Tập dữ liệu sau khi tiền xử lý được chia thành hai phần: 85% dùng để huấn luyện và 15% để kiểm tra. Quy trình thực nghiệm được tiến hành lần lượt theo các bước sau: (1) Trên tập huấn luyện, áp dụng phương pháp Fairedu để loại bỏ mối phụ thuộc giữa các thuộc tính không nhạy cảm và các thuộc tính nhạy cảm, đảm bảo dữ liệu đầu vào cho mô hình không mang thiên vị tiềm ẩn. (2) Mô hình học máy được huấn luyện trên dữ liệu đã được điều chỉnh bởi Fairedu. (3) Áp dụng cùng phép điều chỉnh (sử dụng hệ số hồi quy thu được từ tập huấn luyện) lên tập kiểm tra để đảm bảo tính nhất quán trước khi đánh giá hiệu suất và công bằng của mô hình. Tất cả các thí nghiệm được lặp lại 100 lần để lấy giá trị trung bình và thực hiện kiểm định thống kê nhằm đảm bảo độ tin cậy và tổng quát hóa. Các kết quả chi tiết sẽ được trình bày trong các tiểu mục tiếp theo tương ứng với các câu hỏi nghiên cứu đã nêu.

3.3.4. Chỉ số đánh giá

Như đã trình bày trong Mục 2.2.4, đánh giá công bằng trong các mô hình học máy là một nhiệm vụ phức tạp và đa chiều, bởi thiên vị có thể phát sinh dưới nhiều hình thức và ở nhiều giai đoạn khác nhau trong quá trình huấn luyện và dự đoán. Do đó, không tồn tại một chỉ số duy nhất nào có thể phản ánh đầy đủ toàn bộ khía cạnh của công bằng. Để đảm bảo đánh giá toàn diện hơn, nghiên cứu này sử dụng kết hợp bốn chỉ số công bằng được công nhận rộng rãi, bao gồm *"tác động khác biệt"*, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*, *"chênh lệch trung bình xác suất"*, và *"chênh lệch cơ hội công bằng"*. Việc kết hợp các chỉ số này không chỉ giúp đánh giá công bằng ở cấp độ nhóm mà còn góp phần phát hiện các tình huống mô hình có thể đạt được công bằng theo một chỉ số nhưng lại vi phạm

nghiêm trọng theo chỉ số khác. Đây là cơ sở để đưa ra đánh giá toàn diện về hiệu quả của phương pháp Fairedu trong bối cảnh dữ liệu giáo dục có tính đa dạng và chồng chéo giữa các thuộc tính nhạy cảm.

Bên cạnh việc đánh giá công bằng, để kiểm tra mối quan hệ đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất dự đoán, nghiên cứu cũng sử dụng bốn chỉ số phổ biến như đã trình bày trong Mục 2.1.3 để đánh giá hiệu suất của mô hình, bao gồm *"độ chuẩn xác"* và *"độ hồi tưởng"*. Sử dụng kết hợp nhiều chỉ số cho phép phản ánh hiệu suất mô hình một cách toàn diện hơn, đặc biệt trong các tình huống mất cân bằng lớp. Việc đánh giá đồng thời cả công bằng và hiệu suất cho phép xác định mức độ phù hợp của phương pháp Fairedu trong việc đạt được sự cân bằng giữa hai mục tiêu thường mâu thuẫn trong thiết kế mô hình học máy, đặc biệt là trong các ứng dụng giáo dục nhạy cảm với bất bình đẳng xã hội.

3.4. Kết quả thực nghiệm

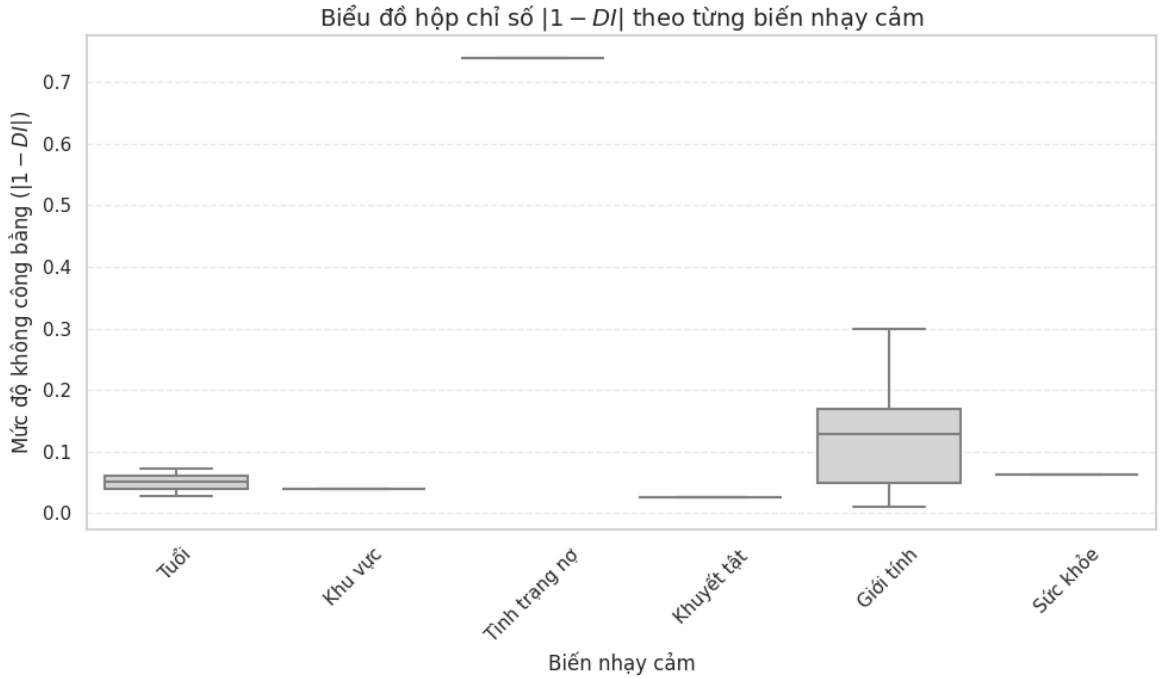
Phần này trình bày và phân tích chi tiết các kết quả thực nghiệm nhằm đánh giá hiệu quả của phương pháp FairEdu trong việc cải thiện tính công bằng cho các hệ thống học máy trong lĩnh vực giáo dục. Các kết quả được tổ chức theo từng khía cạnh phân tích cụ thể, phản ánh các vấn đề cốt lõi đã được xác định trong quá trình thiết kế thực nghiệm.

Cụ thể, Mục 3.4.1 tập trung phân tích sự tồn tại và mức độ của thiên vị hệ thống liên quan đến các thuộc tính nhạy cảm trong các tập dữ liệu giáo dục, qua đó làm rõ bối cảnh và động cơ của bài toán đảm bảo công bằng. Mục 3.4.2 đánh giá sự khác biệt về mức độ công bằng khi áp dụng các mô hình học máy khác nhau, nhằm phân tích ảnh hưởng của thuật toán học máy đến kết quả công bằng. Tiếp theo, Mục 3.4.3 phân tích khả năng xử lý đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm của phương pháp FairEdu và so sánh với các phương pháp hiện có, từ đó làm rõ hiệu quả của cách tiếp cận tiền xử lý dựa trên loại bỏ sự phụ thuộc. Cuối cùng, Mục 3.4.4 xem xét mối quan hệ giữa cải thiện công bằng và hiệu suất dự đoán của mô hình khi áp dụng FairEdu, nhằm đánh giá tính khả thi của phương pháp trong bối cảnh ứng dụng thực tiễn.

3.4.1. Thiên vị hệ thống trong dữ liệu giáo dục

Để xác định sự tồn tại của thiên vị hệ thống, nghiên cứu đo lường mức độ công bằng theo cả bốn chỉ số $|1 - DI|$, SPD, AOD, và EOD đối với sáu thuộc tính nhạy cảm có trên bốn bộ dữ liệu, bao gồm: *giới tính*, *tuổi*, *tình trạng khuyết tật*, *sức khỏe*, *tình trạng nợ*, và *khu vực*. Kết quả theo chỉ số $|1 - DI|$ được tổng hợp trong Hình 3.2. Trong biểu đồ này, mức độ không công bằng tương ứng với từng thuộc tính nhạy cảm (đo bằng chỉ số $|1 - DI|$) được minh họa chi tiết, trong đó giá trị càng gần 0 cho thấy mô hình càng công bằng.

Biểu đồ hộp chỉ số $|1 - DI|$ theo từng thuộc tính nhạy cảm cho thấy sự khác biệt rõ rệt về mức độ không công bằng giữa các thuộc tính. Biến *giới tính* là thuộc tính có số lượng quan sát nhiều nhất và thể hiện mức độ dao động lớn nhất, với giá trị $|1 - DI|$ dao động từ rất nhỏ (0.0097) đến tương đối cao (0.2981). Điều này cho thấy mức độ ảnh hưởng của *giới tính* đến kết quả mô hình là không đồng đều giữa các trường hợp, phản ánh sự khó kiểm soát thiên vị liên quan đến giới tính và nhấn mạnh sự cần thiết của việc xử lý công bằng cho thuộc tính này. Biến *tình trạng nợ* có giá trị $|1 - DI|$ lên tới 0.7404 — cao nhất trong toàn bộ bảng. Mặc dù chỉ xuất hiện một lần, kết quả này cho thấy đây có thể là một thuộc tính đặc biệt nhạy cảm và cần được chú ý trong các phân tích công bằng. Biến *tuổi* thể hiện mức độ không công bằng thấp hơn, với các giá trị lần lượt 0.0279 và 0.0722. Mức biến thiên nhỏ cho thấy mô hình có xu hướng ổn định hơn trong việc xử lý các biến này. Các thuộc tính khác như *tình trạng khuyết tật*, *khu vực* và *sức khỏe* đều có giá trị $|1 - DI|$ tương đối thấp (dưới 0.07), cho thấy mức độ công bằng cao hơn hoặc ít thiên vị hơn trong các tình huống được quan sát.



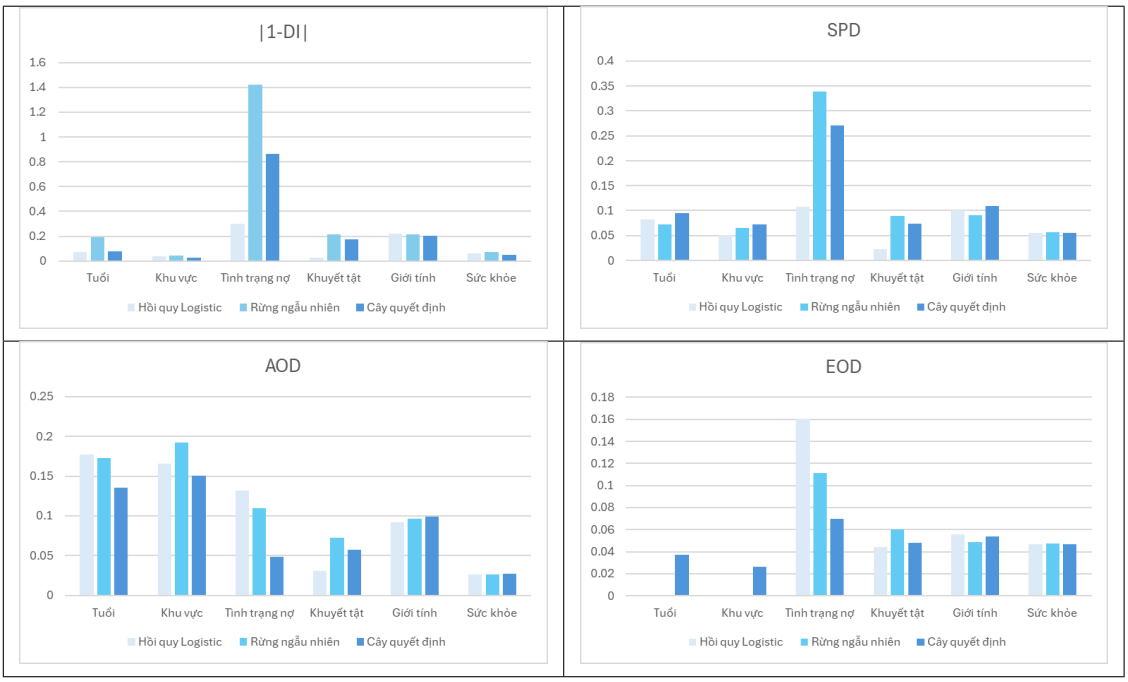
Hình 3.2: So sánh chỉ số $|1 - DI|$ giữa các thuộc tính nhạy cảm trên các tập dữ liệu

Kết quả phân tích cho thấy không thuộc tính nhạy cảm nào thể hiện mức độ thiên vị một cách nhất quán và nổi trội hơn so với các thuộc tính khác. Quan sát tương tự cũng được ghi nhận khi sử dụng các chỉ số công bằng khác, cho thấy xu hướng này không phụ thuộc vào cách đo lường. Do đó, việc xem xét toàn diện tất cả các thuộc tính nhạy cảm là cần thiết để đảm bảo đánh giá công bằng được thực hiện một cách đầy đủ và khách quan.

3.4.2. Ảnh hưởng của mô hình học máy đến mức độ công bằng

Để đánh giá mức độ ảnh hưởng của thuật toán học máy đến công bằng, thực nghiệm tiến hành so sánh bốn chỉ số công bằng phổ biến $|1 - DI|$, SPD, AOD, và EOD, tương ứng với sáu thuộc tính nhạy cảm, trên ba mô hình truyền thống gồm *Hồi quy logistic*, *Rừng ngẫu nhiên*, và *Cây quyết định*. Kết quả tổng hợp cho thấy sự khác biệt rõ rệt về mức độ công bằng giữa các thuật toán, ngay cả khi được áp dụng trên cùng một bộ dữ liệu và cùng một thuộc tính nhạy cảm. Kết quả được tổng hợp trong Bảng 3.2 với bốn biểu đồ trực quan tương ứng từng chỉ số.

Bảng 3.2: So sánh các chỉ số công bằng đối với các thuộc tính nhạy cảm trong các thuật toán học máy khác nhau



Trước hết, chỉ số $|1-DI|$ phản ánh rõ sự khác biệt về mức độ không công bằng giữa các mô hình học máy. Trên thuộc tính *tình trạng nợ*, mô hình *Rừng ngẫu nhiên* ghi nhận giá trị cao nhất (1.4223), tiếp theo là *Cây quyết định* (0.8634) và *Hồi quy logistic* (0.2981), cho thấy sự thiên lệch rất lớn trong phân phối đầu ra đối với biến này, đặc biệt khi sử dụng các mô hình phi tuyến. Tương tự, với thuộc tính *giới tính*, cả ba mô hình đều có mức độ thiên lệch đáng kể, trong đó *Hồi quy logistic* (0.2225) và *Rừng ngẫu nhiên* (0.2172) cao hơn so với *Cây quyết định* (0.2018). Đối với thuộc tính *tuổi*, *Rừng ngẫu nhiên* thể hiện mức độ không công bằng cao nhất (0.1917), trong khi *Hồi quy logistic* (0.0722) và *Cây quyết định* (0.0788) có mức thấp hơn. Trên biến *tình trạng khuyết tật*, sự khác biệt giữa các mô hình trở nên rõ rệt hơn khi *Rừng ngẫu nhiên* (0.2173) và *Cây quyết định* (0.1738) có giá trị cao hơn đáng kể so với *Hồi quy logistic* (0.0251), cho thấy mô hình tuyến tính trong trường hợp này ít khuếch đại thiên lệch hơn. Ngược lại, với các thuộc tính như *nơi sinh* và *sức khỏe*, tất cả các mô hình đều có giá trị $|1-DI|$ tương đối thấp, trong đó *Cây quyết định* thường đạt mức thấp nhất (lần lượt là 0.0247 và 0.0507), cho thấy khả năng duy trì công bằng tốt hơn trong các trường hợp này.

Nhìn chung, kết quả cho thấy mức độ công bằng phụ thuộc đáng kể vào cả

mô hình học máy và từng thuộc tính nhạy cảm cụ thể. Đặc biệt, các mô hình phi tuyến như *Rừng ngẫu nhiên* và *Cây quyết định* có xu hướng tạo ra mức độ thiên lệch cao hơn trong một số trường hợp (như *tình trạng nợ*), trong khi *Hồi quy logistic* lại thể hiện tốt hơn ở một số thuộc tính khác (như *tình trạng khuyết tật*). Điều này cho thấy không tồn tại một mô hình đơn lẻ nào luôn đảm bảo công bằng tối ưu, nhấn mạnh sự cần thiết của các phương pháp can thiệp như Fairedu để kiểm soát thiên lệch một cách hệ thống.

3.4.3. Khả năng xử lý đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm của FairEdu

Để đánh giá khả năng cải thiện công bằng của phương pháp Fairedu, nghiên cứu đã tiến hành so sánh với một số phương pháp hiện đại khác đã được công bố và sử dụng phổ biến trong nhiều nghiên cứu gần đây, bao gồm: *Cân lại dữ liệu (Reweighing)* [107], *FairSmote* [40], và *phương pháp gỡ lỗi dữ liệu đào tạo bằng hồi quy tuyến tính* (*LTDD*) [123]. Việc so sánh được thực hiện trên nhiều mô hình học máy tiêu biểu như *Hồi quy logistic*, *Rừng ngẫu nhiên* và *Cây quyết định*, nhằm đảm bảo tính khái quát và độ tin cậy của kết quả. Các thí nghiệm được tiến hành trên ba bộ dữ liệu thường được sử dụng trong các nghiên cứu về đảm bảo tính công bằng trong lĩnh vực giáo dục: *Oulad*, *Student Performance*, *Student Predict Dropout*, và một bộ dữ liệu riêng *DNU Data*. Các bộ dữ liệu này đều chứa ít nhất một thuộc tính nhạy cảm như *giới tính* hoặc *tình trạng khuyết tật*, là điều kiện cần thiết để đánh giá hiệu quả cải thiện công bằng.

Kết quả chi tiết về các chỉ số công bằng cho từng phương pháp được cho trong Bảng 3.3. Kết quả cho thấy FairEdu đạt ưu thế rõ rệt trong việc cải thiện các chỉ số công bằng, bao gồm *DI*, *SPD*, *AOD* và *EOD*, trên phần lớn các cấu hình thí nghiệm. Điều này cho thấy phương pháp FairEdu có khả năng giảm thiểu hiệu quả sự chênh lệch giữa các nhóm nhạy cảm, đồng thời mang lại mức độ công bằng ổn định hơn so với các phương pháp hiện có.

Kết quả so sánh sâu hơn giữa Fairedu và phương pháp LTDD được thể hiện trong Bảng 3.4, trong phần Phụ lục B, trong bảng này Các ô được tô màu xám thể hiện những trường hợp Fairedu đạt kết quả tốt hơn (W). Tất cả kết quả

Bảng 3.3: Bảng so sánh giữa Fairedu và các phương pháp hiện có

Kỹ thuật	**O_ GT**	**O_ K.tật**	**SP_ GT**	**SP_ SK**	**SD_ Nợ**	**DNU GT**	**DNU Tuổi**	**Thắng/ hòa/thua**
	|1-DI|							
Origin	0.3065	0.7264	0.1461	0.0666	2.4814	0.0705	0.1242	**7/0/0**
LTDD	0.0390	0.0146	0.1291	0.0606	0.2612	0.0705	0.1242	**4/0/3**
Reweighing	0.2531	0.7061	0.1422	0.0983	1.9805	0.0727	0.0233	**6/0/1**
FairSmote	0.0273	0.6781	0.1422	0.0983	0.9843	-	-	**5/0/0**
Fairedu	0.0097	0.0251	0.1283	0.0616	0.2981	0.0136	0.0778	
Kỹ thuật	**SPD**							
Origin	0.1036	0.3031	0.0792	0.0564	0.4106	0.0632	0.1194	**7/0/0**
LTDD	0.0178	0.0217	0.0763	0.0551	0.1076	0.0632	0.1194	**5/1/1**
Reweighing	0.0833	0.2793	0.0682	0.0486	0.4570	0.0678	0.0221	**4/0/3**
FairSmote	0.0135	0.3651	0.0682	0.0486	0.3180	-	-	**3/0/2**
Fairedu	0.0125	0.0224	0.0756	0.0551	0.1074	0.0115	0.0688	

Ghi chú: Trong bảng này, các ô được tô màu xám biểu thị những trường hợp cho kết quả kém hơn so với FairEdu. Cột cuối cùng tổng hợp số lượt thắng/hòa/thua của từng phương pháp khi so sánh trực tiếp với FairEdu.

đều có ý nghĩa thống kê với $p_{value} < 0.05$. Thực tế khi tiến hành thực nghiệm, nhằm mở rộng việc đánh giá tính hiệu quả của các cấu hình, với mô hình *Hồi quy logistic*, cả hai phương pháp được áp dụng cho toàn bộ bốn bộ dữ liệu, đánh giá tổng cộng sáu thuộc tính nhạy cảm. Mỗi kịch bản được chạy lặp lại 100 lần để đảm bảo độ tin cậy về thống kê và giảm thiểu ảnh hưởng của biến động ngẫu nhiên. Tổng cộng, Với chỉ số cả hai chỉ số |1-DI| và SPD, FairEdu giành chiến thắng gần như tuyệt đối khi so với Origin với tỷ lệ Thắng/Hòa/Thua lần lượt là 8/0/1 và 9/0/0. Khi so với LTDD, FairEdu cũng cho thấy lợi thế khi tỷ lệ Thắng/Hòa/Thua lần lượt ở hai chỉ số là 5/0/4 và 6/2/1 trong tổng số chín phép so sánh trên tất cả các biến nhạy cảm và các mô hình. Điều này cho thấy tính vượt trội cảu FairEdu trong trong phần lớn tình huống thử nghiệm.

Tương tự, đối với các mô hình *Rừng ngẫu nhiên* và *Cây quyết định*, phương pháp FairEdu tiếp tục thể hiện hiệu quả tích cực về các chỉ số công bằng. Kết quả chi tiết được cho trong các Bảng 3.5 và 3.6, cho thấy FairEdu đạt từ 5 đến 7 lượt thắng trên tổng số 8 lượt so sánh với hai phương pháp LTDD và Origin.

Tổng hợp các kết quả trên cho thấy *FairEdu* duy trì ưu thế rõ rệt so với các phương pháp so sánh trên nhiều mô hình, bộ dữ liệu và thuộc tính nhạy cảm,

Bảng 3.4: Bảng so sánh chỉ số công bằng giữa Fairedu với các phương pháp LTDD và Origin với mô hình *Hồi quy logistic*

Chỉ sốcông bằng	**|1-DI|**			**SPD**		
Biến nhạy cảm	**Origin**	**LTDD**	**FairEdu**	**Origin**	**LTDD**	**FairEdu**
O_ GT	0.306	0.039	0.010	0.104	0.018	0.012
O_ K.tật	0.726	0.015	0.025	0.303	0.022	0.022
SP_ GT	0.146	0.129	0.128	0.079	0.076	0.076
SP_ SK	0.067	0.061	0.062	0.056	0.055	0.055
SD_ Nợ	2.481	0.261	0.298	0.411	0.108	0.107
SD_ GT	0.816	0.141	0.740	0.287	0.070	0.240
DNU_ GT	0.071	0.071	0.014	0.063	0.063	0.012
DNU_ Tuổi	0.124	0.124	0.078	0.119	0.119	0.069
DNU_ KV	0.049	0.040	0.015	0.053	0.071	0.051
Thắng/Hòa/Thua	**8/0/1**	**5/0/4**		**9/0/0**	**6/2/1**	

Ghi chú: Trong bảng này, các ô được tô màu xám và màu xanh lam lần lượt biểu thị những trường hợp cho kết quả Thua (kém hơn) và Hòa (tương đương) so với FairEdu. Dòng dưới cùng tổng hợp số lượt thắng/hòa/thua của FairEdu so với từng phương pháp tương ứng trong cột.

Bảng 3.5: Bảng so sánh chỉ số công bằng giữa Fairedu với các phương pháp LTDD và Origin với mô hình *Rừng ngẫu nhiên*

Chỉ sốcông bằng	**|1-DI|**			**SPD**		
Biến nhạy cảm	**Origin**	**LTDD**	**FairEdu**	**Origin**	**LTDD**	**FairEdu**
O_ GT	0.004	0.103	0.086	0.015	0.038	0.034
O_ K.tật	0.598	0.337	0.217	0.257	0.142	0.089
SP_ GT	0.147	0.130	0.132	0.078	0.075	0.076
SP_ SK	0.081	0.067	0.069	0.056	0.055	0.056
SD_ Nợ	1.418	2.146	1.422	0.340	0.404	0.339
SD_ GT	0.633	0.396	0.631	0.246	0.179	0.245
DNU_ GT	0.044	0.057	0.019	0.065	0.075	0.006
DNU_ Tuổi	0.075	0.056	0.192	0.083	0.087	0.072
DNU_ KV	0.050	0.048	0.043	0.058	0.076	0.066
Thắng/Hòa/Thua	**6/0/3**	**5/0/4**		**5/1/3**	**6/0/3**	

Ghi chú: Trong bảng này, các ô được tô màu xám và màu xanh lam lần lượt biểu thị những trường hợp cho kết quả Thua (kém hơn) và Hòa (tương đương) so với FairEdu. Dòng dưới cùng tổng hợp số lượt thắng/hòa/thua của FairEdu so với từng phương pháp tương ứng trong cột.

Bảng 3.6: Bảng so sánh chỉ số công bằng giữa Fairedu với các phương pháp LTDD và Origin với mô hình *Cây quyết định*

Chỉ sốcông bằng	**|1-DI|**			**SPD**		
Biến nhạy cảm	**Origin**	**LTDD**	**FairEdu**	**Origin**	**LTDD**	**FairEdu**
O_ GT	0.030556	0.112145	0.065006	0.0175	0.0453	0.0344
O_ K.tật	0.226473	0.226417	0.173827	0.1015	0.1015	0.0743
SP_ GT	0.132103	0.138954	0.124851	0.0765	0.0778	0.0767
SP_ SK	0.052825	0.059959	0.050685	0.0564	0.0560	0.0554
SD_ Nợ	1.360778	0.925377	0.863366	0.331947	0.279899	0.270915
SD_ GT	0.61295	0.305683	0.581779	0.238742	0.148491	0.237721
DNU_ GT	0.0361	0.0448	0.0354	0.0884	0.0771	0.0857
DNU_ Tuổi	0.0621	0.0464	0.0788	0.0702	0.0854	0.0953
DNU_ KV	0.0485	0.015	0.0247	0.0831	0.0705	0.072
Thắng/Hòa/Thua	**7/0/2**	**6/0/3**		**6/0/3**	**5/0/4**	

Ghi chú: Trong bảng này, các ô được tô màu xám và màu xanh lam lần lượt biểu thị những trường hợp cho kết quả Thua (kém hơn) và Hòa (tương đương) so với FairEdu. Dòng dưới cùng tổng hợp số lượt thắng/hòa/thua của FairEdu so với từng phương pháp tương ứng trong cột.

với mức cải thiện công bằng ổn định và có ý nghĩa thống kê. Điều này khẳng định tính hiệu quả và khả năng tổng quát của FairEdu trong việc nâng cao công bằng cho các hệ thống học máy trong lĩnh vực giáo dục.

3.4.4. Mối quan hệ giữa công bằng và hiệu suất dự đoán

Để đánh giá tác động của phương pháp Fairedu đến hiệu suất mô hình, nghiên cứu tiến hành so sánh các chỉ số *"độ chuẩn xác"*, *"độ chính xác"*, *"độ hồi tưởng"* và *"điểm số F1"* trên ba mô hình học máy *Hồi quy logistic*, *Rừng ngẫu nhiên* và *Cây quyết định*, với bốn bộ dữ liệu và sáu thuộc tính nhạy cảm. Ba cấu hình được xem xét bao gồm: mô hình gốc (Origin), phương pháp LTDD và phương pháp Fairedu. Kết quả chi tiết được trình bày trong Phụ lục B, tại Bảng B.1 (ACC–Recall) và Bảng B.2 (F1-Score và Precision).

Kết quả thực nghiệm cho thấy Fairedu có khả năng duy trì hiệu suất dự đoán ổn định trong khi vẫn cải thiện đáng kể tính công bằng. Cụ thể, đối với *"độ chuẩn xác"*, Fairedu đạt kết quả cao hơn so với Origin và LTDD trong 11/27 trường hợp, với mức suy giảm tối đa chỉ 5.71%, cho thấy ảnh hưởng tiêu cực là không đáng kể. Với *"độ hồi tưởng"*, Fairedu vượt Origin trong 6 trường hợp

và vượt LTDD trong 12 trường hợp, trong khi mức giảm lớn nhất chỉ khoảng 8%. Đối với *"điểm số F1"*, Fairedu đạt kết quả tốt hơn Origin trong 6 trường hợp và LTDD trong 9 trường hợp. Đáng chú ý, ở chỉ số *"độ chính xác"*, Fairedu thể hiện ưu thế rõ rệt khi vượt Origin trong 17 trường hợp và LTDD trong 19 trường hợp; tiêu biểu là trên mô hình Random Forest với bộ dữ liệu DNU-BP, precision tăng từ 0.929 lên 0.962 (tăng 3.5%).

Nhìn chung, các kết quả cho thấy việc áp dụng Fairedu có thể dẫn đến một mức đánh đổi hiệu suất nhất định, nhưng mức độ này là nhỏ và có thể kiểm soát. Trong bối cảnh các bài toán giáo dục và các lĩnh vực nhạy cảm, nơi yêu cầu về công bằng và đạo đức được đặt lên hàng đầu, Fairedu là một giải pháp hiệu quả giúp nâng cao công bằng mà vẫn đảm bảo hiệu suất mô hình ở mức chấp nhận được.

3.5. Thảo luận

Phần thảo luận này nhằm tổng hợp, diễn giải và đặt các kết quả thực nghiệm của Chương 3.4 trong bối cảnh nghiên cứu tổng thể của luận án. Thông qua việc phân tích các kết quả đạt được trên nhiều bộ dữ liệu giáo dục và nhiều mô hình học máy khác nhau, phần này làm rõ các vấn đề cốt lõi liên quan đến thiên vị dữ liệu, ảnh hưởng của thuật toán học máy đến công bằng, hiệu quả của phương pháp FairEdu trong xử lý đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm, cũng như mối quan hệ đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất dự đoán.

3.5.1. Thảo luận các phát hiện chính từ kết quả thực nghiệm

Mục này tập trung phân tích và tổng hợp các phát hiện chính rút ra từ kết quả thực nghiệm, qua đó làm rõ cách các vấn đề về thiên vị dữ liệu, lựa chọn mô hình học máy và phương pháp tiền xử lý ảnh hưởng đến mức độ công bằng và hiệu suất của hệ thống. Các phân tích được trình bày theo từng khía cạnh cụ thể, tương ứng với các mục tiêu nghiên cứu đã được xác định trong luận án.

Về thiên vị hệ thống trong dữ liệu giáo dục, kết quả phân tích các chỉ số

công bằng trên sáu thuộc tính nhạy cảm trong các tập dữ liệu giáo dục cho thấy không có thuộc tính nào thể hiện mức độ thiên vị một cách nổi bật và nhất quán hơn các thuộc tính còn lại. Một số thuộc tính như *giới tính* có mức dao động lớn giữa các tập, phản ánh ảnh hưởng không ổn định đến kết quả mô hình và cho thấy khó khăn trong việc kiểm soát thiên lệch liên quan đến thuộc tính này. Ngược lại, thuộc tính như *tuổi* có mức biến thiên nhỏ hơn, cho thấy mô hình có xu hướng ổn định hơn trong việc xử lý các đặc trưng này. Dù chỉ xuất hiện trong một số bộ dữ liệu, các thuộc tính như *tình trạng nợ*, *sức khỏe*, và *khu vực* vẫn ghi nhận những giá trị không công bằng khá cao trong một số trường hợp, cho thấy tiềm năng ảnh hưởng đáng kể đến công bằng tổng thể. Những quan sát trên, có thể rút ra rằng việc đánh giá công bằng không nên tập trung vào một vài thuộc tính riêng lẻ mà cần được thực hiện đồng thời trên toàn bộ các đặc trưng nhạy cảm để nhận diện đầy đủ các nguy cơ thiên vị. Điều này cho thấy, việc tìm ra một giải pháp có thể xử lý đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm trong một bộ dữ liệu là rất cần thiết. Cách tiếp cận này đặc biệt cần thiết trong các bài toán học máy có yếu tố xã hội, nơi các đặc trưng nhạy cảm có thể ảnh hưởng khác nhau tùy theo ngữ cảnh và dữ liệu như trong lĩnh vực giáo dục.

Xét ảnh hưởng của mô hình học máy, kết quả thực nghiệm khẳng định rằng mức độ công bằng thay đổi đáng kể theo từng thuật toán học máy, ngay cả khi cùng áp dụng trên một bộ dữ liệu và một thuộc tính nhạy cảm. Các chỉ số công bằng như $|1 - DI|$, SPD, AOD và EOD đều cho thấy sự khác biệt rõ rệt giữa các mô hình. Trong nhiều trường hợp, *Hồi quy logistic* thể hiện mức công bằng cao hơn so với *Rừng ngẫu nhiên* và *Cây quyết định*. Đặc biệt, mô hình *Rừng ngẫu nhiên* thường cho mức thiên vị cao nhất trên nhiều chỉ số và thuộc tính, mặc dù đôi khi vẫn có ngoại lệ. Những kết quả này cho thấy việc lựa chọn mô hình không chỉ ảnh hưởng đến hiệu suất mà còn quyết định mức độ công bằng đầu ra, do đó cần được cân nhắc kỹ lưỡng trong các bài toán học máy có liên quan đến các đặc trưng nhạy cảm.

Đối với khả năng đảm bảo tính công bằng đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm, Fairedu đã chứng minh được khả năng giảm thiểu sự phụ thuộc giữa thuộc tính đầu vào và các thuộc tính nhạy cảm, từ đó nâng cao mức độ công bằng tổng thể. Phương pháp này đặc biệt hiệu quả trong các tình huống tồn tại nhiều thuộc tính nhạy cảm nhờ khả năng điều chỉnh đồng thời nhiều quan hệ giao

thoa. Kỹ thuật hồi quy tuyến tính đa biến mà Fairedu sử dụng cho phép mô hình hóa ảnh hưởng của các thuộc tính nhạy cảm đến từng đặc trưng đầu vào, sau đó loại bỏ ảnh hưởng đó khỏi dữ liệu. Ví dụ, nếu điểm Toán chịu ảnh hưởng của *giới tính* và *khu vực*, Fairedu xây dựng một mô hình hồi quy để tách phần ảnh hưởng này ra khỏi dữ liệu đầu vào, tạo ra phiên bản đã điều chỉnh. Cách tiếp cận này cũng đặc biệt hiệu quả trong việc xử lý công bằng giao thoa, tức là những tình huống mà một cá nhân nằm tại giao điểm của nhiều đặc trưng nhạy cảm (ví dụ: nữ giới da đen), từ đó cung cấp một nền tảng công bằng hơn trong toàn bộ quá trình học máy.

Xét mối quan hệ giữa công bằng và hiệu suất, kết quả thực nghiệm cho thấy Fairedu duy trì được hiệu suất mô hình ở mức ổn định, với mức suy giảm trong *"độ chuẩn xác"* và *"độ hồi tưởng"* là rất nhỏ. Cụ thể, *"độ chuẩn xác"* tăng trong 10 trường hợp, tương đương trong 15 trường hợp, và giảm trong 20 trường hợp, với mức giảm tối đa chỉ 5.71%. Với chỉ số *"độ hồi tưởng"*, phương pháp cho kết quả cao hơn trong bốn trường hợp, tương đương trong 16 trường hợp, và giảm trong 25 trường hợp, nhưng độ lệch lớn nhất vẫn dưới 10%. Mặc dù *"điểm số F1"* có sự suy giảm nhiều hơn (chỉ bảy trường hợp tăng trên tổng số 43 trường hợp), *"độ chính xác"* lại được cải thiện rõ rệt trong 20 trường hợp. Những kết quả này cho thấy Fairedu chỉ gây ra đánh đổi hiệu suất nhẹ và vẫn đảm bảo chất lượng dự đoán tốt.

Tổng thể, các kết quả thực nghiệm cho thấy FairEdu là một phương pháp tiền xử lý hiệu quả và linh hoạt trong việc cải thiện công bằng cho các hệ thống học máy ứng dụng trong giáo dục. Phương pháp không chỉ xử lý đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm mà còn thích ứng tốt với các bộ dữ liệu đa chiều và các mô hình học máy khác nhau. Tuy nhiên, để đánh giá đầy đủ tính tổng quát của phương pháp, cần tiếp tục mở rộng nghiên cứu trên các tập dữ liệu đa dạng hơn và các kiến trúc mô hình học máy phức tạp hơn trong tương lai.

3.5.2. Hạn chế của nghiên cứu

Mặc dù Fairedu thể hiện tiềm năng rõ rệt trong việc cải thiện tính công bằng trên nhiều thuộc tính nhạy cảm trong các bộ dữ liệu giáo dục, vẫn tồn tại một số hạn chế liên quan đến *độ tin cậy nội tại, độ tin cậy bên ngoài, giá trị cấu*

trúc và *giá trị kết luận* cần được thừa nhận [53, 89, 162]. Để đảm bảo tính hợp lệ của nghiên cứu, nghiên cứu đã tuân thủ các nguyên tắc đánh giá độ tin cậy theo Runeson [162].

Độ tin cậy nội tại: Fairedu dựa trên hồi quy tuyến tính đa biến để phát hiện và loại bỏ sự phụ thuộc giữa các thuộc tính và các thuộc tính nhạy cảm. Tuy nhiên, giả định tính tuyến tính có thể hạn chế khả năng của phương pháp trong việc nắm bắt các mối quan hệ phi tuyến vốn có trong một số bộ dữ liệu, khiến một phần thiên vị có thể chưa được loại bỏ hoàn toàn. Trong một nghiên cứu liên quan của Li và cộng sự [123], tác giả đã so sánh hồi quy tuyến tính và hồi quy đa thức, cho thấy hồi quy tuyến tính có hiệu quả vượt trội hơn đáng kể. Ngoài ra, quá trình đánh giá trong nghiên cứu này tập trung vào một số chỉ số công bằng cụ thể. Mặc dù đây là các chỉ số phổ biến và được công nhận rộng rãi, chúng có thể chưa bao quát được toàn bộ các khía cạnh công bằng trong mọi bối cảnh giáo dục. Việc lựa chọn chỉ số có thể ảnh hưởng đến kết luận nghiên cứu, và có khả năng bỏ sót các khía cạnh công bằng quan trọng khác.

Độ tin cậy bên ngoài: Việc đánh giá phương pháp Fairedu được thực hiện trên các bộ dữ liệu đặc thù của lĩnh vực giáo dục. Dù các bộ dữ liệu này được chọn để đại diện cho nhiều bối cảnh giáo dục khác nhau, chúng vẫn có thể chưa phản ánh đầy đủ sự đa dạng của các môi trường giáo dục trong thực tiễn, khiến cho khả năng áp dụng rộng rãi của Fairedu trong những bối cảnh khác vẫn còn là một dấu hỏi. Bên cạnh đó, nghiên cứu này chỉ triển khai trên các thuật toán học máy truyền thống (như *Hồi quy logistic*, *Rừng ngẫu nhiên* và *Cây quyết định*), do đó tính khái quát của phương pháp đối với các kỹ thuật hiện đại hơn như mạng nơ-ron nhân tạo hay học sâu còn hạn chế. Thêm vào đó, mặc dù Fairedu cho thấy hiệu quả trong việc giải quyết các vấn đề về công bằng trong dữ liệu giáo dục, việc mở rộng phương pháp này đến các tình huống dữ liệu lớn hoặc dữ liệu có nhiều biến phi số cũng đặt ra một số thách thức, được liệt kê như sau: *Thứ nhất, xử lý các thuộc tính phi số* : Các mô hình hồi quy tuyến tính, vốn là nền tảng của Fairedu, được thiết kế cho dữ liệu dạng số. Khi các thuộc tính nhạy cảm hoặc các biến đầu vào là dạng phân loại hoặc thứ tự, cần thực hiện các bước tiền xử lý như mã hóa one-hot hoặc mã hóa thứ bậc. Tuy nhiên, các phương pháp này có thể không phản ánh đầy đủ cấu trúc hoặc mối quan hệ tiềm ẩn trong dữ liệu. *Thứ hai, khó khăn khi mở rộng với bộ dữ liệu lớn*: Độ

phức tạp tính toán của hồi quy đa biến tăng nhanh theo kích thước dữ liệu, đặc biệt khi số lượng thuộc tính hoặc số lượng bản ghi lớn. Phương pháp Fairedu yêu cầu tính toán mức độ phụ thuộc của từng biến đầu vào với các thuộc tính nhạy cảm trước khi huấn luyện, làm cho khối lượng tính toán tăng mạnh theo quy mô dữ liệu. *Thứ ba, nhạy cảm với hiện tượng đa cộng tuyến*: Trong các bộ dữ liệu lớn, khả năng tồn tại các mối tương quan tuyến tính giữa các thuộc tính là rất cao, điều này có thể ảnh hưởng đến độ ổn định và độ chính xác của mô hình hồi quy. *Thứ tư, giới hạn trong mô hình hóa quan hệ phi tuyến*: Vấn đề này càng trở nên rõ rệt trong các bộ dữ liệu lớn, nơi các mẫu phức tạp và phi tuyến có xu hướng xuất hiện phổ biến hơn. Mặc dù Fairedu đảm bảo tính công bằng trong phạm vi mô hình tuyến tính, việc mở rộng để xử lý phi tuyến sẽ đòi hỏi tích hợp các phương pháp mô hình hóa thay thế như phương pháp kernel hoặc các kỹ thuật học sâu.

Giá trị cấu trúc: Dù Fairedu có thể xử lý đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm, các tương tác phức tạp giữa các bản sắc giao thoa có thể vượt quá khả năng mô hình hóa hiện tại. Về lý thuyết, Fairedu có thể áp dụng cho cả biến rời rạc và biến liên tục. Tuy nhiên, trong lĩnh vực giáo dục, các thuộc tính nhạy cảm thường là biến rời rạc, còn thuộc tính đầu ra thường ở dạng nhị phân. Điều này có thể làm hạn chế khả năng áp dụng của mô hình trong các trường hợp phức tạp hơn về cấu trúc dữ liệu và yêu cầu công bằng.

Giá trị kết luận: Mặc dù Fairedu hướng tới mục tiêu cân bằng giữa công bằng và hiệu suất dự đoán, vẫn tồn tại khả năng phải đánh đổi trong các trường hợp đặc biệt là khi các thuộc tính nhạy cảm có sự mất cân đối cao hoặc xung đột lẫn nhau. Việc nâng cao tính công bằng cho một nhóm có thể vô tình làm ảnh hưởng đến hiệu suất hoặc công bằng của nhóm khác, ngay cả khi Fairedu đã được thiết kế để xử lý đồng thời nhiều thuộc tính. Thêm vào đó, việc điều chỉnh dữ liệu nhằm loại bỏ sự phụ thuộc có thể làm thay đổi các mối quan hệ quan trọng khác trong dữ liệu, ảnh hưởng đến khả năng diễn giải và tính hữu ích của mô hình học máy sau cùng. Trong nghiên cứu này, phần lớn các thí nghiệm được thực hiện trên các bộ dữ liệu chỉ chứa hai hoặc ba thuộc tính nhạy cảm. Trong tương lai, chúng tôi dự định mở rộng nghiên cứu này sang các bộ dữ liệu phong phú hơn với nhiều thuộc tính nhạy cảm hơn để đánh giá toàn diện hơn về độ chính xác và độ bền vững của phương pháp Fairedu.

3.5.3. Ý nghĩa và ứng dụng thực tiễn

Phương pháp Fairedu không chỉ đóng vai trò như một giải pháp kỹ thuật nhằm cải thiện tính công bằng trong các hệ thống học máy, mà còn mang lại những giá trị ứng dụng thực tiễn quan trọng, đặc biệt trong lĩnh vực giáo dục, nơi các quyết định dựa trên dữ liệu ngày càng có ảnh hưởng lớn đến quyền lợi của người học. Việc áp dụng Fairedu vào các bộ dữ liệu tuyển sinh có thể góp phần hiệu chỉnh các thiên vị tiềm ẩn liên quan đến các yếu tố như *giới tính*, *chủng tộc*, điều kiện kinh tế – xã hội, v.v. trước khi các yếu tố này tác động đến kết quả dự đoán của mô hình. Điều này giúp đảm bảo quá trình đánh giá và tuyển chọn sinh viên diễn ra một cách công bằng hơn, giảm thiểu nguy cơ mô hình học máy vô tình tái tạo hoặc khuếch đại các thiên vị xã hội có sẵn. Đây là một hướng ứng dụng có ý nghĩa đặc biệt trong bối cảnh bộ dữ liệu DNU, dữ liệu thực tế từ Trường Đại học Đại Nam đang được nghiên cứu triển khai mô hình.

Bên cạnh đó, phương pháp Fairedu có thể được áp dụng vào các hệ thống đánh giá tự động như chấm điểm bài tập, phân tích kết quả học tập hoặc dự đoán nguy cơ bỏ học. Trong các trường hợp này, Fairedu giúp giảm thiểu khả năng mô hình vô tình đưa ra kết quả bất lợi cho những nhóm sinh viên có hoàn cảnh đặc thù, chẳng hạn như người học đến từ vùng sâu vùng xa, có rào cản ngôn ngữ hoặc hạn chế trong việc tiếp cận tài nguyên học tập. Việc thực hiện hiệu chỉnh dữ liệu trước bước huấn luyện mô hình không chỉ giúp cải thiện công bằng đầu ra, mà còn góp phần nâng cao độ tin cậy và khả năng áp dụng thực tế của hệ thống.

Từ góc độ quản lý giáo dục, việc tích hợp Fairedu vào quy trình xây dựng và triển khai các mô hình học máy sẽ hỗ trợ các trường đại học hiện thực hóa các cam kết về bình đẳng, đa dạng và hòa nhập. Đây là những giá trị ngày càng được đề cao trong bối cảnh giáo dục đại học hướng tới phát triển toàn diện con người và không bỏ lại ai phía sau trong chuyển đổi số. Tuy nhiên, cần lưu ý rằng trong thực tiễn, luôn tồn tại sự đánh đổi giữa công bằng và độ chính xác. Ví dụ, trong bài toán tuyển sinh, nếu ưu tiên công bằng bằng cách điều chỉnh mô hình để đảm bảo tỷ lệ trúng tuyển tương đồng giữa các nhóm nhân khẩu học, có thể dẫn đến mức giảm nhẹ trong độ chính xác tổng thể. Ngược lại, nếu tối ưu hóa

hoàn toàn cho độ chính xác mà không kiểm soát công bằng, mô hình có thể vô tình củng cố các bất công sẵn có trong dữ liệu đầu vào. Do đó, các hệ thống học máy trong giáo dục cần được thiết kế để đồng thời theo dõi và báo cáo cả các chỉ số công bằng bên cạnh các chỉ số hiệu suất truyền thống. Trong vai trò đó, Fairedu có thể được sử dụng như một bước tiền xử lý nhằm hiệu chỉnh dữ liệu trước khi huấn luyện mô hình, hoặc như một công cụ đánh giá độc lập nhằm đo lường mức độ công bằng của các mô hình hiện có. Việc tích hợp các phương pháp như Fairedu vào quy trình vận hành học máy trong giáo dục không chỉ nâng cao chất lượng và tính minh bạch của hệ thống, mà còn đóng góp vào việc xây dựng một môi trường học tập công bằng và bền vững cho tất cả người học.

3.6. Tổng kết chương

Chương này đã trình bày phương pháp Fairedu – một kỹ thuật tiền xử lý dựa trên hồi quy tuyến tính đa biến, được đề xuất nhằm nâng cao tính công bằng trong các mô hình học máy, đặc biệt trong lĩnh vực giáo dục. Phương pháp hướng tới giải quyết ba thách thức trọng tâm trong nghiên cứu về đảm bảo tính công bằng, bao gồm: (i) khả năng xử lý đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm theo cách có thể mở rộng; (ii) cải thiện mức độ công bằng so với các phương pháp tiền xử lý phổ biến như Reweighing, Fair-SMOTE và LTDD; và (iii) hạn chế mức đánh đổi bất lợi giữa công bằng và hiệu suất dự đoán sau can thiệp.

Thông qua thực nghiệm trên bốn bộ dữ liệu giáo dục và ba mô hình học máy phổ biến (LR, RF, DT), Fairedu cho thấy hiệu quả rõ rệt trong việc giảm thiểu thiên vị liên quan đến các thuộc tính nhạy cảm. Cụ thể, phương pháp đạt mức giảm đáng kể đối với các chỉ số công bằng, chẳng hạn như $|1 - DI|$ theo *giới tính* trên tập *Oulad*, *SPD* trên tập *Adult*, *AOD* theo *chủng tộc* trên tập *Compas*, và *EOD* theo *giới tính* trên tập *Oulad*. Những kết quả này cho thấy Fairedu có khả năng làm suy giảm đáng kể mức độ phụ thuộc giữa đầu ra dự đoán và các đặc trưng nhạy cảm trong dữ liệu.

Đáng chú ý, mặc dù thực hiện điều chỉnh dữ liệu đầu vào nhằm tăng cường công bằng, Fairedu vẫn duy trì hiệu suất mô hình ở mức ổn định, với mức thay đổi nhỏ và nằm trong ngưỡng chấp nhận được. Trong một số trường hợp, độ

chính xác thậm chí còn được cải thiện. Điều này cho thấy Fairedu không chỉ mang lại lợi ích về mặt công bằng mà còn đáp ứng tốt yêu cầu về hiệu quả kỹ thuật, qua đó thể hiện tính khả thi khi áp dụng trong các hệ thống học máy thực tế.

Bên cạnh giá trị định lượng, chương này cũng làm rõ tiềm năng ứng dụng thực tiễn của Fairedu trong các bài toán như tuyển sinh, đánh giá kết quả học tập tự động, hoặc phân tích nguy cơ bỏ học. Nhờ khả năng xử lý thiên vị giao thoa giữa nhiều thuộc tính nhạy cảm, Fairedu đặc biệt phù hợp với các hệ thống học máy áp dụng trên dữ liệu phức tạp và đa chiều, nơi yêu cầu về công bằng và minh bạch ngày càng trở nên cấp thiết. Với tính linh hoạt cao, phương pháp cũng có thể được mở rộng sang các lĩnh vực khác như tài chính, y tế hoặc thị trường lao động, nơi các quyết định do học máy hỗ trợ có tác động xã hội đáng kể.

Các kết quả và phân tích trong chương này tạo nền tảng trực tiếp cho các nghiên cứu tiếp theo của luận án, đặc biệt là các phương pháp can thiệp ở mức dữ liệu và kết hợp đa chiến lược được trình bày trong các chương sau.

Các kết quả nghiên cứu chính của chương đã được công bố trong công trình khoa học do tác giả là tác giả chính trên tạp chí *Expert Systems with Applications* (Q1, vol. 269, 2025).

Chương 4

PHƯƠNG PHÁP ĐẢM BẢO TÍNH CÔNG BẰNG NHỜ CÂN BẰNG DỮ LIỆU DỰA TRÊN KỸ THUẬT SINH DỮ LIỆU TỔNG HỢP

Như đã phân tích trong Chương 2, một trong những thách thức trung tâm của công bằng trong học máy, đặc biệt trong lĩnh vực giáo dục, xuất phát từ sự mất cân bằng và thiếu tính đại diện của dữ liệu huấn luyện. Vấn đề này trở nên nghiêm trọng hơn khi dữ liệu đồng thời chứa nhiều thuộc tính nhạy cảm, dẫn đến sự thiếu hụt nghiêm trọng các nhóm giao thoa và làm suy giảm độ tin cậy của cả quá trình huấn luyện lẫn đánh giá công bằng. Chương này tập trung trả lời RQ2 thông qua việc nghiên cứu và đề xuất một hướng tiếp cận đảm bảo công bằng dựa trên cân bằng dữ liệu huấn luyện bằng kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp. Trọng tâm của chương là khảo sát và khai thác các phương pháp sinh dữ liệu hiện đại nhằm tăng cường tính đại diện cho các nhóm giao thoa có kích thước nhỏ hoặc bị thiệt thòi trong dữ liệu gốc. Bằng cách tái cấu trúc phân phối dữ liệu đầu vào, các kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp cho phép giảm thiểu thiên lệch phát sinh từ dữ liệu không cân bằng và tạo điều kiện thuận lợi hơn cho việc đánh giá và cải thiện công bằng ở mức nhóm và nhóm giao thoa.

Trên cơ sở đó, chương đề xuất phương pháp *Data Partitioning Fairness (DPF)*, một khuôn khổ can thiệp theo chiều ngang nhằm chia và cân bằng lại tập dữ liệu huấn luyện theo các tổ hợp thuộc tính nhạy cảm và nhãn mục tiêu. Phương pháp này tận dụng các mô hình sinh dữ liệu như GAN có điều kiện và các mô hình ngôn ngữ lớn để bổ sung dữ liệu cho các nhóm con hiếm, đồng thời cho phép kiểm soát linh hoạt phân phối dữ liệu trong bối cảnh nhiều thuộc tính nhạy cảm cùng tồn tại.

Nội dung của chương bao gồm việc trình bày khái niệm và vai trò của dữ liệu tổng hợp trong đảm bảo công bằng, tổng quan các kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp hiện có, mô tả chi tiết phương pháp DPF và kiến trúc thực nghiệm,

cũng như phân tích kết quả đạt được và các thảo luận liên quan. Thông qua đó, chương nhằm xây dựng một nền tảng kỹ thuật rõ ràng và khả thi để cải thiện tính công bằng cho các mô hình học máy trên dữ liệu dạng bảng, đặc biệt trong bối cảnh giáo dục, nơi dữ liệu thường chứa nhiều yếu tố nhạy cảm, có tính riêng tư cao và tồn tại sự mất cân bằng đáng kể giữa các nhóm người học.

4.1. Giới thiệu

Trong lĩnh vực giáo dục, công bằng được hiểu là đảm bảo cơ hội học tập và đánh giá bình đẳng cho mọi người học, không bị ảnh hưởng bởi các đặc điểm cá nhân như giới tính, chủng tộc hay điều kiện kinh tế [146]. Sự phát triển của học máy trong giáo dục mang lại nhiều cơ hội đổi mới nhưng đồng thời cũng đặt ra yêu cầu cao hơn về tính đạo đức và công bằng bên cạnh các tiêu chí truyền thống như độ chính xác và hiệu suất [18, 25, 88]. Tuy nhiên, các mô hình học máy có thể tạo ra hoặc khuếch đại thiên lệch do dữ liệu huấn luyện mất cân bằng hoặc thiếu tính đại diện, khiến các nhóm ít được đại diện dễ bị đánh giá sai lệch [140]. Vấn đề này trở nên nghiêm trọng hơn khi dữ liệu chứa nhiều thuộc tính nhạy cảm, dẫn đến thiên lệch giao thoa và bất lợi đa chiều cho các nhóm thiểu số [36, 131, 150]. Mặc dù đã có nhiều nghiên cứu về công bằng đơn biến, công bằng giao thoa trong các bài toán giáo dục vẫn chưa được xem xét đầy đủ [140].

Một trong những hướng tiếp cận hiệu quả để cải thiện công bằng là điều chỉnh dữ liệu đầu vào thông qua các phương pháp tiền xử lý. Hai kỹ thuật tiêu biểu bao gồm: (i) điều chỉnh trọng số dữ liệu nhằm cân bằng phân phối giữa các nhóm giao nhau, tiêu biểu là Reweighing [107], và (ii) sinh dữ liệu tổng hợp có điều kiện để tăng cường đại diện cho các nhóm thiểu số, tiêu biểu là TabFairGAN [158].

Reweighing tính toán trọng số cho từng nhóm giao nhau giữa thuộc tính nhạy cảm và nhãn theo công thức:

$$w_{ij} = \frac{\Pr(S_i)\Pr(Y_j)}{\Pr(S_i \cap Y_j)} \tag{4.1}$$

giúp giảm thiểu ảnh hưởng của mất cân bằng dữ liệu trong quá trình huấn luyện. Trong khi đó, TabFairGAN sử dụng kiến trúc GAN có điều kiện để sinh dữ liệu bảng, với hàm mất mát kết hợp giữa chất lượng dữ liệu và công bằng:

$$\mathcal{L}_{\text{TabFairGAN}} = \mathcal{L}_{\text{WGAN}} + \lambda \cdot \mathcal{L}_{\text{fair}}, \tag{4.2}$$

trong đó thành phần công bằng được xác định bởi:

$$\mathcal{L}_{\text{fair}} = \left| \mathbb{E}[\hat{y} \mid s = 0] - \mathbb{E}[\hat{y} \mid s = 1] \right|. \tag{4.3}$$

Ngoài ra, sinh dữ liệu tổng hợp nói chung được xem là một giải pháp hiệu quả nhằm tái cân bằng dữ liệu, kiểm soát thiên lệch và bảo vệ quyền riêng tư [31, 71, 102, 151, 155, 175].

Mặc dù các phương pháp hiện tại đã đạt được những kết quả nhất định, vẫn tồn tại các hạn chế quan trọng. Các phương pháp dựa trên trọng số như Reweighing có thể xử lý rõ ràng các nhóm giao nhau nhưng không tạo thêm dữ liệu cho các nhóm thiểu số, do đó không khắc phục được vấn đề thiếu đại diện. Ngược lại, các phương pháp sinh dữ liệu như TabFairGAN có khả năng tạo dữ liệu chất lượng cao nhưng thiếu cơ chế kiểm soát trực tiếp phân phối giữa các nhóm giao thoa, đặc biệt khi số lượng thuộc tính nhạy cảm tăng lên, dẫn đến khó đảm bảo cân bằng và ổn định. Nhìn chung, các phương pháp hiện nay chủ yếu tập trung vào công bằng đơn biến và còn hạn chế trong xử lý công bằng giao thoa một cách có kiểm soát [31].

Khoảng trống này đặt ra nhu cầu về một phương pháp có khả năng vừa xác định rõ các nhóm giao thoa, vừa chủ động cân bằng dữ liệu giữa các nhóm này. Để giải quyết vấn đề đó, nghiên cứu đề xuất phương pháp *Data Partitioning Fairness (DPF)*, kết hợp phân chia dữ liệu theo nhóm giao thoa và sinh dữ liệu tổng hợp (CTGAN, LLM) nhằm tái cân bằng dữ liệu một cách minh bạch, ổn định và có khả năng mở rộng.

4.2. Phương pháp DPF

Phương pháp đảm bảo tính công bằng nhờ cân bằng dữ liệu (*Data Partitioning Fairness* – gọi tắt là DPF) được đề xuất trong nghiên cứu này với mục tiêu cân bằng lại phân phối dữ liệu huấn luyện giữa các nhóm giao nhau của các thuộc tính nhạy cảm và nhãn mục tiêu bằng cách sử dụng các kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp. DPF cho phép kiểm soát linh hoạt số lượng bản ghi sinh ra cho từng nhóm, từ đó đảm bảo sự phân bố dữ liệu công bằng hơn và có thể mở rộng áp dụng cho nhiều thuộc tính nhạy cảm cùng lúc.

4.2.1. Nguyên lý hoạt động

Giả sử tập dữ liệu đầu vào gồm k thuộc tính nhạy cảm nhị phân $(x_1, x_2, \ldots, x_k)$ và một nhãn mục tiêu nhị phân $y \in \{0, 1\}$. Tất cả các bản ghi dữ liệu được chia thành $n = 2^k$ nhóm theo tổ hợp các giá trị của các thuộc tính nhạy cảm được đánh số từ 1 đến 2^k. Mỗi nhóm thứ i $(i = \overline{1, 2^k})$ sau đó lại được chia thành hai phân lớp con theo giá trị nhãn mục tiêu là $y = 1$ và $y = 0$, lần lượt được ký hiệu là D_{i1} và D_{i0}. Như vậy, kết quả sau khi phân chia, tập dữ liệu sẽ có tổng cộng 2^{k+1} nhóm con $D_{ij}, (i = \overline{1, 2^k}, j \in \{0, 1\})$.

Quy trình sinh dữ liệu trong phương pháp DPF được thực hiện độc lập trên từng nhóm con D_{ij}. Đối với mỗi nhóm con, số lượng bản ghi hiện có được so sánh với một ngưỡng mục tiêu đã xác định trước. Trong trường hợp số lượng bản ghi của nhóm con nhỏ hơn ngưỡng này, các kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp được áp dụng để tạo thêm các bản ghi mới nhằm đạt được tỷ lệ phân bố mong muốn. Cách tiếp cận này cho phép kiểm soát linh hoạt mức độ cân bằng dữ liệu giữa các nhóm con, đồng thời hạn chế việc sinh dữ liệu dư thừa không cần thiết.

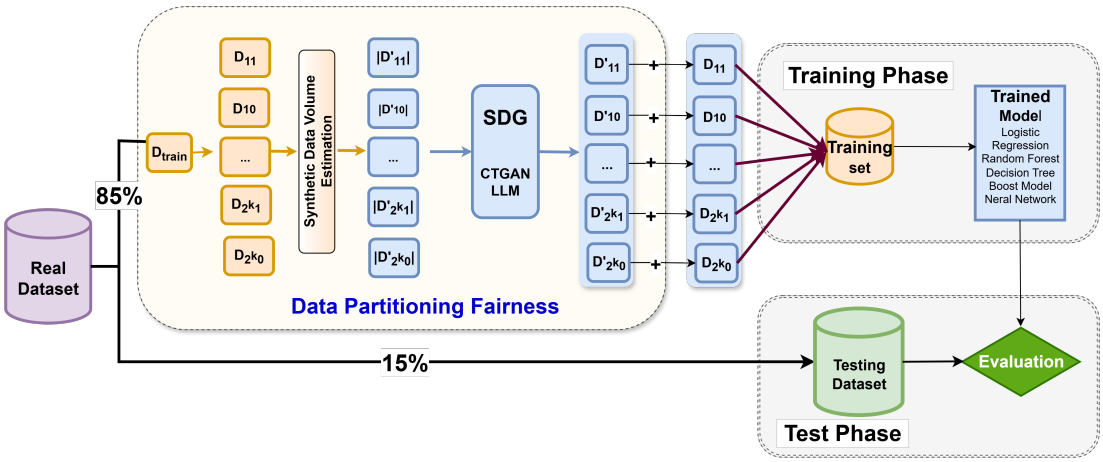
Để đảm bảo tính ổn định và độ tin cậy của quá trình sinh dữ liệu, luận án chỉ xem xét áp dụng DPF đối với các nhóm con D_{ij} có số lượng bản ghi ban đầu từ hai mẫu trở lên. Các nhóm con có số lượng bản ghi quá ít (ví dụ chỉ có một hoặc không có bản ghi) không được đưa vào quá trình sinh dữ liệu, do không cung cấp đủ thông tin thống kê cần thiết để mô hình sinh học được phân bố dữ liệu hợp lý. Giả định này giúp tránh hiện tượng sinh dữ liệu suy diễn quá mức,

đồng thời đảm bảo rằng các mẫu tổng hợp phản ánh được đặc trưng phân bố ban đầu của từng nhóm con.

Mục tiêu của phương pháp là đảm bảo rằng tỷ lệ giữa số lượng bản ghi của mỗi cặp nhóm con D_{i1} và D_{i0} sau khi sinh dữ liệu tổng hợp phải đạt cùng một tỷ lệ đã xác định trước, từ đó làm giảm chênh lệch phân phối nhãn giữa các nhóm nhạy cảm, đồng thời giúp mô hình học máy không bị thiên lệch theo bất kỳ tổ hợp nào của thuộc tính nhạy cảm.

4.2.2. Kiến trúc tổng thể

Kiến trúc tổng thể của phương pháp DPF được minh họa trong Hình 4.1. Toàn bộ quy trình thực hiện DPF được tổ chức thành bốn bước chính: chuẩn bị dữ liệu, cân bằng dữ liệu, huấn luyện mô hình và kiểm tra, đánh giá.



Hình 4.1: Kiến trúc tổng thể của phương pháp DPF

Bước 1: Chuẩn bị và phân tách dữ liệu. Quy trình bắt đầu từ tập dữ liệu gốc, bao gồm cả các thuộc tính nhạy cảm và không nhạy cảm. Tập dữ liệu được chia thành hai phần, trong đó 85% dữ liệu được sử dụng làm tập huấn luyện D_{tr} và 15% còn lại làm tập kiểm thử D_{test}. Giả sử mỗi bản ghi trong D_{tr} được mô tả bởi k thuộc tính nhạy cảm nhị phân $(x_1, \ldots, x_k)$ và một nhãn đầu ra nhị phân Y, tập huấn luyện được phân tách thành 2^{k+1} nhóm con D_{ij} theo tất cả các tổ hợp giá trị của các thuộc tính nhạy cảm và nhãn đầu ra, với $i = \overline{1, 2^k}$ và $j \in \{0, 1\}$. Mỗi cặp (D_{i0}, D_{i1}) tương ứng với cùng một tổ hợp thuộc tính nhạy

cảm nhưng khác nhau ở giá trị nhãn Y. Cách phân tách này cho phép biểu diễn tường minh các nhóm giao thoa (intersectional groups) trong dữ liệu giáo dục, vốn là nguồn gốc chính gây ra hiện tượng mất cân bằng và thiên lệch.

Sau khi phân tách, các thuộc tính nhạy cảm được loại bỏ khỏi từng tập con D_{ij}. Bước tiền xử lý này nhằm đảm bảo rằng quá trình sinh dữ liệu tổng hợp và huấn luyện mô hình ở các bước tiếp theo không trực tiếp sử dụng thông tin nhạy cảm, từ đó hạn chế nguy cơ mô hình học theo các khuôn mẫu thiên lệch.

Bước 2: Xác định nhóm con gốc và mục tiêu cân bằng. Do việc sinh dữ liệu tổng hợp đòi hỏi một số lượng mẫu tối thiểu để ước lượng phân bố dữ liệu một cách ổn định, DPF chỉ xem xét các nhóm con có số lượng bản ghi ban đầu từ hai mẫu trở lên. Các nhóm con có số lượng bản ghi quá nhỏ (ít hơn hai) được giữ nguyên và không tham gia vào quá trình sinh dữ liệu, đồng thời cặp nhóm cùng tổ hợp thuộc tính nhạy cảm tương ứng cũng được giữ nguyên để tránh suy diễn phân bố từ dữ liệu không đủ thông tin.

Trong số các nhóm con thỏa điều kiện này, thuật toán xác định nhóm con có số lượng bản ghi nhỏ nhất bằng cách tìm giá trị nhỏ nhất của số bản ghi trong các nhóm con (D_{min} theo Công thức 4.4

$$D_{\min} = \min_{i=1,\ldots,2^k;\, j\in\{0,1\}} \|D_{ij}\|. \tag{4.4}$$

Nhóm đạt giá trị này được chọn làm nhóm con gốc và được ký hiệu là $D_{i_s j_s}$. Tiếp theo, một kích thước mục tiêu n_0 được lựa chọn sao cho $n_0 > \|D_{i_s j_s}\|$, và đặt $\|D'_{i_s j_s}\| = n_0$. Nhóm con gốc đóng vai trò làm mốc tham chiếu để xác định kích thước mục tiêu cho các nhóm con còn lại.

Bước 3: Suy ra kích thước mục tiêu cho các nhóm giao thoa. Để duy trì sự nhất quán về phân bố nhãn giữa các nhóm giao thoa, DPF tính tỷ lệ trung bình giữa số lượng mẫu nhãn dương và nhãn âm (R_{mean}) trong các nhóm có cùng tổ hợp thuộc tính nhạy cảm bằng Công thức 4.5.

$$R_{\text{mean}} = \frac{1}{2^k} \sum_{i=1}^{2^k} \frac{\|D_{i1}\|}{\|D_{i0}\|}. \tag{4.5}$$

Dựa trên vị trí của nhóm con gốc, kích thước mục tiêu $\|D'_{ij}\|$ của các nhóm con

còn lại được suy ra theo hai trường hợp. Nếu nhóm con gốc thuộc nhãn dương ($j_s = 1$), kích thước mục tiêu được xác định theo Công thức 4.6.

$$\begin{cases} \|D'_{i1}\| = \dfrac{\|D_{i1}\|}{\|D_{i_s j_s}\|} \cdot n_0, \\ \|D'_{i0}\| = \dfrac{\|D'_{i1}\|}{R_{\text{mean}}}. \end{cases} \tag{4.6}$$

Ngược lại, nếu nhóm con gốc thuộc nhãn âm ($j_s = 0$), kích thước mục tiêu được xác định theo Công thức 4.7

$$\begin{cases} \|D'_{i0}\| = \dfrac{\|D_{i0}\|}{\|D_{i_s j_s}\|} \cdot n_0, \\ \|D'_{i1}\| = R_{\text{mean}} \cdot \|D'_{i0}\|. \end{cases} \tag{4.7}$$

Cách suy ra này cho phép mở rộng dữ liệu một cách có kiểm soát, vừa đảm bảo cân bằng giữa các nhóm giao thoa, vừa hạn chế làm sai lệch mối quan hệ giữa nhãn và đặc trưng trong dữ liệu ban đầu.

Chú ý: Trong các công thức ở trên, các kí hiệu $\|D_{ij}\|$ là dùng để chỉ số lượng các bản ghi có trong các tập con D_{ij} tương ứng.

Bước 4: Sinh dữ liệu, huấn luyện và đánh giá. Sau khi xác định kích thước mục tiêu cho từng nhóm con, phương pháp DPF tiến hành sinh thêm $|D'ij| - |Dij|$ bản ghi mới cho mỗi tập con bằng các kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp, bao gồm CTGAN và LLM. Đối với phương pháp *CTGAN*, dữ liệu được phân tách theo từng nhóm con dựa trên các tổ hợp của thuộc tính nhạy cảm và nhãn đầu ra. Với mỗi nhóm con, một mô hình CTGAN riêng biệt được huấn luyện trên các đặc trưng không nhạy cảm nhằm học phân bố dữ liệu tương ứng. Sau khi huấn luyện, mô hình được sử dụng để sinh thêm các bản ghi mới cho từng nhóm con, đảm bảo đạt được kích thước mục tiêu đã xác định trong bước cân bằng dữ liệu. Quá trình này giúp duy trì cấu trúc phân bố dữ liệu trong từng nhóm, đồng thời cải thiện sự cân bằng giữa các nhóm giao thoa.

Đối với phương pháp *LLM*, dữ liệu tổng hợp được sinh thông qua cơ chế prompt-based. Cụ thể, các prompt được thiết kế dựa trên mô tả thống kê của từng nhóm con (bao gồm các đặc trưng không nhạy cảm và phân bố giá trị), từ đó hướng dẫn mô hình ngôn ngữ sinh ra các bản ghi dữ liệu mới phù hợp với

ngữ cảnh. Sau khi sinh dữ liệu, các bước hậu xử lý được thực hiện nhằm chuẩn hóa định dạng, loại bỏ các bản ghi không hợp lệ và đảm bảo tính nhất quán của dữ liệu.

Sau khi quá trình sinh hoàn tất, các thuộc tính nhạy cảm tương ứng được chèn lại cho từng bản ghi nhằm đảm bảo tính nhất quán theo nhóm giao thoa. Tất cả các tập con D'_{ij} được hợp nhất để tạo thành tập huấn luyện cân bằng D'. Trên tập dữ liệu này, các mô hình học máy được huấn luyện sau khi loại bỏ hoàn toàn các thuộc tính nhạy cảm. Cuối cùng, mô hình được đánh giá trên tập kiểm thử thông qua các chỉ số hiệu suất và các thước đo công bằng nhằm đánh giá mức độ cải thiện công bằng mà DPF mang lại.

4.2.3. Thuật toán

Quy trình hoạt động của phương pháp DPF đã được trình bày chi tiết trong Mục 4.1 và được mô tả hình thức dưới dạng giả mã trong Thuật toán 4.1.

Thuật toán 4.1 DPF – Công bằng nhờ cân bằng dữ liệu

Đầu vào: Tập dữ liệu huấn luyện $D_{tr} = \{\langle x_1, y_1\rangle, \ldots, \langle x_n, y_n\rangle\}$, trong đó $x_j = [x_1^j, \ldots, x_d^j]$ gồm k thuộc tính nhạy cảm và $d-k$ thuộc tính không nhạy cảm; $y_j \in \{0,1\}$. Mẫu kiểm tra x^{te}.
Đầu ra: D', mô hình S_{ML} và $S_{ML}(x^{te})$.
Gọi $n = 2^k$, chia D_{tr} thành $2n$ tập con D_{ij} theo thuộc tính nhạy cảm và nhãn.
Với $i = 1$ đến n: xác định D_{i1} và D_{i0}.
$D_{\min} = \min_{i,j} \|D_{ij}\|$.
Xác định (i_s, j_s) sao cho $\|D_{i_s j_s}\| = D_{\min}$.
Nhập $n_0 > \|D_{i_s j_s}\|$, gán $\|D'_{i_s j_s}\| = n_0$.
$R_{\text{mean}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \frac{\|D_{i1}\|}{\|D_{i0}\|}$.
if $j_s = 1$ **then**
  for $i = 1$ đến n **do**
    $\|D'_{i1}\| = \frac{\|D_{i1}\|}{\|D_{i_s j_s}\|} \cdot n_0$, $\|D'_{i0}\| = \frac{\|D'_{i1}\|}{R_{\text{mean}}}$
  end for
else
  for $i = 1$ đến n **do**
    $\|D'_{i0}\| = \frac{\|D_{i0}\|}{\|D_{i_s j_s}\|} \cdot n_0$, $\|D'_{i1}\| = R_{\text{mean}} \cdot \|D'_{i0}\|$
  end for
end if
Loại bỏ thuộc tính nhạy cảm khỏi D_{ij}.
Khởi tạo CTGAN.
for $i = 1$ đến n, $j = 0$ đến 1 **do**
  Huấn luyện CTGAN trên D_{ij}.
  Sinh dữ liệu: D'_{ij}.
  Lưu và chèn lại thuộc tính nhạy cảm.
end for
Gộp dữ liệu: `combined_df = concat(...)`.
Huấn luyện S_{ML} (không dùng thuộc tính nhạy cảm).
Tiền xử lý x^{te} và dự đoán.
return D', S_{ML}, $S_{ML}(x^{te})$. =0

Đánh giá độ phức tạp của thuật toán DPF. Giả sử tập huấn luyện có N bản ghi và k thuộc tính nhạy cảm. Bước phân tách dữ liệu có độ phức tạp $O(Nk)$, trong khi các bước xác định nhóm con và suy ra kích thước mục tiêu có độ phức tạp $O(2^k)$. Bước sinh dữ liệu và huấn luyện mô hình chiếm chi phí lớn nhất, với độ phức tạp xấp xỉ $O(N_{gen} \cdot C_{gen} + N' \cdot C_{model})$. Trong đó, N_{gen} là số mẫu sinh thêm, N' là kích thước dữ liệu sau cân bằng, C_{gen} là chi phí tính toán để sinh một mẫu dữ liệu tổng hợp, phụ thuộc vào mô hình sinh dữ liệu, C_{model} là chi phí tính toán để huấn luyện mô hình học máy trên một mẫu dữ liệu, phụ thuộc vào loại mô hình được sử dụng.

Tổng thể, độ phức tạp của DPF là $O(Nk + 2^k + N_{gen} \cdot C_{gen} + N' \cdot C_{model})$. Trong thực tế, với k nhỏ, chi phí chủ yếu đến từ quá trình sinh dữ liệu và huấn luyện, cho thấy DPF có khả năng mở rộng tốt trong các bài toán giáo dục.

4.2.4. Ví dụ minh họa

Ví dụ 4.1. *Để minh họa hoạt động của phương pháp DPF, luận án sử dụng bộ dữ liệu DNU gồm gồm tổng cộng 426 bản ghi với hai thuộc tính nhạy cảm là giới tính và khu vực, nhãn mục tiêu nhị phân là khả năng tốt nghiệp.*

Quy trình áp dụng phương pháp DPF bao gồm các bước như sau:

Bước 1: Chuẩn bị dữ liệu. Bộ dữ liệu với hai thuộc tính nhạy cảm cùng một thuộc tính mục tiêu sẽ trên tạo ra $2^3 = 8$ *tổ hợp tương ứng với tám nhóm con* D_{ij}*. Số lượng bản ghi trong mỗi nhóm được cho trong Bảng 4.1.*

Bảng 4.1: Bảng xác định nhóm con của DNU

Nhóm	Ký hiệu	Số lượng
Nam – Thành phố – 0	D_{10}	14
Nam – Thành phố – 1	D_{11}	120
Nam – Khác– 0	D_{20}	41
Nam – Khác– 1	D_{21}	202
Nữ – Thành phố – 0	D_{30}	1
Nữ – Thành phố – 1	D_{31}	16
Nữ – Khác– 0	D_{40}	1
Nữ – Khác– 1	D_{41}	31

Đầu tiên ta rà soát các nhóm đặc biệt (có số lượng nhỏ hơn 2 bản ghi), ta thấy nhóm D_{30} *và* D_{40} *đều nhận giá trị nhỏ nhất bằng 1 (*< 2 *nên sẽ được giữ nguyên. Đồng thời với đó, các nhóm ghép cặp tương ứng với chúng cũng sẽ đc giữ nguyên, bao gồm* D_{31} *và* D_{41}*.*

Tiếp theo, trong số các nhóm con còn lại, nhóm D_{10} *có số lượng nhỏ nhất và lớn hơn 2 là 14 nên sẽ chọn nhóm này là nhóm gốc, sau đó chọn* $D'_{10} = 14 \times 20 = 280$*.*

Bước 2: Cân bằng dữ liệu nhờ sinh dữ liệu tổng hợp

Tính tỉ lệ trung bình R_{mean} *giữa số lượng mẫu có nhãn i1 và nhãn i0 (khác 0) với* $i = \overline{1,4}$*:*

$$R_{mean} = \frac{1}{4}\left(\frac{120}{14} + \frac{202}{41} + \frac{16}{1} + \frac{31}{1}\right) \approx 15$$

Từ nhóm chuẩn D_{10} với $j_s = 0$, tính các D_{ij} còn lại theo công thức:

$$\begin{cases} \|D'_{i0}\| = \frac{\|D_{i0}\|}{\|D_{i_s j_s}\|} \cdot n_0 \\ \|D'_{i1}\| = R_{mean} \cdot \|D'_{i0}\| \end{cases}$$

Kết quả các tập D'_{ij} được cho trong Bảng 4.2.

Bảng 4.2: Bảng xác định nhóm con sau khi sinh dữ liệu của DNU

Nhóm	Ký hiệu	SL ban đầu	SL sau khi sinh
Nam – Thành phố – 0	D_{10}	14	280
Nam – Thành phố – 1	D_{11}	120	4200
Nam – Khác– 0	D_{20}	41	820
Nam – Khác– 1	D_{21}	202	12300
Nữ – Thành phố – 0	D_{30}	1	1
Nữ – Thành phố – 1	D_{31}	16	16
Nữ – Khác– 0	D_{40}	1	1
Nữ – Khác– 1	D_{41}	31	31

Bước 3: Huấn luyện và kiểm tra

Sau khi sinh dữ liệu tổng hợp cho mỗi D_{ij} để đạt kích thước mục tiêu $\|D'_{ij}\|$, các nhóm được hợp nhất thành tập huấn luyện D'. Huấn luyện qua các mô hình học máy Hồi quy logistic, Rừng ngẫu nhiên, v.v.

Bước 4: Đánh giá mô hình. Đánh giá mô hình theo các chỉ số công bằng "tác động khác biệt", "hiệu số chênh lệch thống kê", "chênh lệch trung bình xác suất", "chênh lệch cơ hội công bằng" và các chỉ số hiệu suất "độ chuẩn xác", "độ hồi tưởng".

Kết luận: Qua ví dụ này, có thể thấy dữ liệu ban đầu từ bộ DNU bị mất cân bằng nghiêm trọng giữa các nhóm giao thoa các thuộc tính nhạy cảm, đặc biệt là các nhóm nữ và vùng nông thôn. Phương pháp DPF giúp tái cân bằng các nhóm này một cách có kiểm soát, qua đó tăng cường tính công bằng cho mô hình học máy ngay từ khâu trước quá trình mà không làm giảm hiệu suất dự đoán.

4.3. Thực nghiệm

Phần này trình bày quá trình thực nghiệm nhằm làm rõ hiệu quả của phương pháp DPF, đã được giới thiệu ở Mục 4.2. Các thí nghiệm được thiết kế để so sánh DPF với các phương pháp sinh dữ liệu tổng hợp trong bối cảnh dữ liệu giáo dục có chứa nhiều thuộc tính nhạy cảm. Nội dung thực nghiệm bao gồm mô tả bộ dữ liệu, lựa chọn mô hình, cấu hình triển khai và các chỉ số đánh giá.

4.3.1. Dữ liệu

Để triển khai thực nghiệm nhằm đánh giá hiệu quả của phương pháp DPF trong việc tăng cường tính công bằng của các mô hình học máy trong lĩnh vực giáo dục, nghiên cứu này sử dụng bốn bộ dữ liệu thực tế đại diện cho các hệ thống giáo dục và bối cảnh xã hội khác nhau. Việc lựa chọn các bộ dữ liệu được thực hiện dựa trên ba tiêu chí chính: (i) có liên quan trực tiếp đến các bài toán dự đoán kết quả học tập, (ii) bao gồm từ hai thuộc tính nhạy cảm trở lên – chẳng hạn như *giới tính*, *chủng tộc*, *tình trạng khuyết tật*, v.v., và (iii) đã được sử dụng trong các nghiên cứu học máy có xét đến yếu tố công bằng. Việc đáp ứng đồng thời ba tiêu chí này bảo đảm tính đa dạng và tính đại diện cao cho tập dữ liệu thử nghiệm, từ đó hỗ trợ phân tích toàn diện các khía cạnh liên quan đến công bằng trong mô hình hóa.

Bốn bộ dữ liệu sử dụng trong nghiên cứu này đã được trình bày chi tiết trong Mục 3.3.1, bao gồm: *Student Performance*, *Student Predict Dropout*, *Oulad*, và *DNU Data*. Để phục vụ cho việc phân tích công bằng ở cấp độ giao nhau giữa các đặc trưng nhạy cảm, mỗi bộ dữ liệu được chia thành các nhóm con dựa trên các tổ hợp giữa thuộc tính nhạy cảm và biến mục tiêu. Cụ thể, ba bộ dữ liệu *Student Performance*, *Student Predict Dropout*, và *Oulad*, mỗi bộ được phân thành 8 nhóm con, trong khi bộ *DNU Data* được chia thành 16 nhóm do có ba thuộc tính nhạy cảm. Thông tin chi tiết về thành phần và quy mô của các nhóm này được trình bày trong Bảng 4.3.

Bảng 4.3: Tổng quan chi tiết về các bộ dữ liệu và phân phối nhóm giao nhau

STT	Bộ dữ liệu	Số TT	K.Thước	TT nhạy cảm			Kết quả	S.lượng
				G.tính	***Sức khỏe***		***Kết quả***	
1	**Student Performance**	33	1.042	Nam	Rất tốt		Đạt	130
				Nam	Rất tốt		Ko đạt	146
				Nam	Khác		Đạt	79
				Nam	Khác		Ko đạt	98
				Nữ	Rất tốt		Đạt	139
				Nữ	Rất tốt		Ko đạt	154
				Nữ	Khác		Đạt	162
				Nữ	Khác		Ko đạt	134
2	**Student Dropout Prediction**	35	4.424	***G.tính***	***TT Nợ***		***Tốt nghiệp***	***S.lượng***
				Nam	Không		Tốt nghiệp	526
				Nam	Không		Bỏ học	817
				Nam	Nợ		Tốt nghiệp	22
				Nam	Nợ		Bỏ học	191
				Nữ	Không		Tốt nghiệp	1582
				Nữ	Không		Bỏ học	996
				Nữ	Nợ		Tốt nghiệp	79
				Nữ	Nợ		Bỏ học	211
3	**OULAD**	12	31.482	***G.tính***	***Khuyết tật***		***Kết quả***	***S.lượng***
				Nam	Có		Đạt	522
				Nam	Có		Ko đạt	995
				Nam	Không		Đạt	7205
				Nam	Không		Ko đạt	8345
				Nữ	Có		Đạt	665
				Nữ	Có		Ko đạt	949
				Nữ	Không		Đạt	6263
				Nữ	Không		Ko đạt	6538
4	**DNU**	11	426	***G.tính***	***Tuổi***	***N.Sinh***	***Kết quả***	***S.lượng***
				Nam	Dưới	T.thị	Đạt	87
				Nam	Dưới	T.thị	Ko đạt	11
				Nam	Dưới	Khác	Đạt	144
				Nam	Dưới	Khác	Ko đạt	17
				Nam	Trên	T.thị	Đạt	33
				Nam	Trên	T.thị	Ko đạt	3
				Nam	Trên	Khác	Đạt	58
				Nam	Trên	Khác	Ko đạt	24
				Nữ	Dưới	T.thị	Đạt	14
				Nữ	Dưới	T.thị	Ko đạt	1
				Nữ	Dưới	Khác	Đạt	21
				Nữ	Dưới	Khác	Ko đạt	1
				Nữ	Trên	T.thị	Đạt	2
				Nữ	Trên	T.thị	Ko đạt	0
				Nữ	Trên	Khác	Đạt	10
				Nữ	Trên	Khác	Ko đạt	0

4.3.2. Lựa chọn mô hình học máy và kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp

Trong nghiên cứu này, các thí nghiệm được tiến hành với năm mô hình học máy phổ biến thường được sử dụng trong các bài toán dự đoán trong giáo dục, bao gồm: *Hồi quy logistic*, *Rừng ngẫu nhiên*, *Cây quyết định*, *Tăng cường gradient*, và *Mạng nơ ron thần kinh* [8, 110, 129]. Các mô hình này được lựa chọn nhằm đảm bảo sự đa dạng về kiến trúc, mức độ phức tạp và khả năng học biểu diễn, từ đó giúp đánh giá toàn diện hiệu quả của các chiến lược can thiệp công bằng.

- *Hồi quy logistic*: Đây là một mô hình thống kê thường được áp dụng cho các bài toán phân loại nhị phân, trong đó biến đầu ra chỉ nhận một trong hai giá trị. Trong thực nghiệm, mô hình được huấn luyện với chuẩn hoá L2 để giảm thiểu hiện tượng quá khớp. Quá trình tối ưu sử dụng bộ giải `liblinear` – một thuật toán chuyên biệt cho các mô hình tuyến tính, có ưu điểm nhanh, tiết kiệm bộ nhớ và phù hợp với dữ liệu có số chiều lớn hoặc thưa. Số vòng lặp huấn luyện được giới hạn tối đa là 100 [61].
- *Cây quyết định*: Là mô hình đơn giản và dễ giải thích, được ứng dụng rộng rãi cho cả bài toán phân loại và hồi quy. Mô hình xây dựng một cấu trúc cây, trong đó mỗi nút trong biểu diễn một điều kiện phân tách theo thuộc tính, các nhánh biểu diễn kết quả của điều kiện, và lá cây biểu diễn nhãn dự đoán [52]. Trong cấu hình thí nghiệm, mô hình được giới hạn độ sâu tối đa là 3 và sử dụng chỉ số Gini để đo độ tinh khiết khi phân tách.
- *Rừng ngẫu nhiên*: Đây là một phương pháp học tổ hợp được xây dựng bằng cách kết hợp nhiều cây quyết định, trong đó mỗi cây được huấn luyện trên một tập con ngẫu nhiên của dữ liệu và tập thuộc tính. Cách tiếp cận này giúp giảm hiện tượng quá khớp và tăng khả năng tổng quát hóa của mô hình [23]. Trong nghiên cứu này, rừng ngẫu nhiên gồm 100 cây, mỗi cây có độ sâu tối đa là 3, và sử dụng chỉ số Gini để đo độ tinh khiết trong quá trình phân tách.
- *Tăng cường gradient*: Đây là một họ các phương pháp học tổ hợp, trong đó mô hình mạnh được xây dựng bằng cách kết hợp tuần tự nhiều mô hình

yếu – thường là cây quyết định. Mỗi mô hình kế tiếp tập trung vào việc khắc phục sai số do mô hình trước tạo ra [73]. Trong nghiên cứu này, cấu hình sử dụng là tăng cường theo Gradient với 100 bộ ước lượng, tốc độ học bằng 1 và độ sâu tối đa của cây là 3..

– *Mạng nơ ron thần kinh*: Đây là mô hình có khả năng học và biểu diễn các mối quan hệ phức tạp, phi tuyến tính trong dữ liệu, nhờ đó thường cho hiệu quả cao đối với các tập dữ liệu có không gian đặc trưng nhiều chiều, chẳng hạn dữ liệu giáo dục [87]. Trong nghiên cứu này, chúng tôi sử dụng mạng nơ-ron truyền thẳng gồm một lớp ẩn, với số lượng nút trong lớp ẩn bằng một nửa số đặc trưng đầu vào. Hàm kích hoạt được sử dụng là ReLU, giúp mô hình học hiệu quả hơn trên dữ liệu có tính phi tuyến.

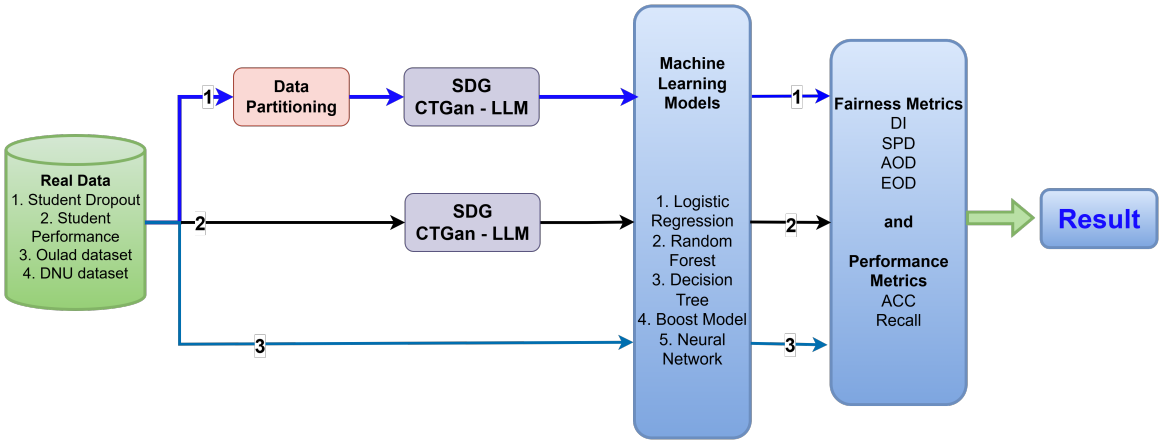
Ngoài các mô hình học máy, nghiên cứu này còn sử dụng hai kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp nhằm cân bằng dữ liệu theo nhóm giao thoa của các thuộc tính nhạy cảm, bao gồm: *CTGAN* và *LLM*.

– *CTGAN*: là một biến thể của mạng sinh đối kháng có điều kiện, được thiết kế chuyên biệt cho dữ liệu dạng bảng có chứa cả biến rời rạc và biến liên tục [198]. Phương pháp này áp dụng cơ chế chuẩn hoá theo từng loại dữ liệu và lấy mẫu có điều kiện, nhờ đó mô hình hoá tốt hơn phân phối của dữ liệu, đặc biệt trong trường hợp mất cân bằng giữa các nhóm. Trong thí nghiệm, CTGAN được triển khai với các tham số: 10 vòng huấn luyện, kích thước lô dữ liệu là 500, tốc độ học 2×10^{-4} cho cả bộ sinh và bộ phân biệt, cùng với kích thước véc tơ nhúng là 128.

– *LLM*: là kỹ thuật sử dụng mô hình ngôn ngữ dung lượng lớn (trong nghiên cứu này là ChatGPT 3.5) để sinh dữ liệu mới dựa trên lược đồ và các đặc trưng thống kê của dữ liệu gốc [29]. Quá trình này được điều khiển bằng bản hướng dẫn sinh (prompt) được thiết kế riêng cho từng tập dữ liệu, giúp phản ánh chính xác cấu trúc bảng và các ràng buộc giá trị. Trong thí nghiệm, mô hình được cấu hình với hệ số ngẫu nhiên 0.7, tham số chọn lọc hạt nhân 0.9 và độ dài đầu ra tối đa 512 từ. Sau khi sinh, dữ liệu được xử lý hậu kỳ để bảo đảm định dạng thống nhất và loại bỏ những bản ghi không hợp lệ.

4.3.3. Thiết lập thực nghiệm

Để đánh giá hiệu quả của phương pháp đề xuất trong việc tăng cường công bằng cho các mô hình học máy, nghiên cứu này thiết lập ba cấu hình thực nghiệm chính, được minh họa trong Hình 4.2. Mỗi cấu hình phản ánh một chiến lược xử lý dữ liệu khác nhau, từ không can thiệp cho đến can thiệp kép bằng phân vùng dữ liệu và sinh dữ liệu tổng hợp theo nhóm con.



Hình 4.2: Tổng quan ba cấu hình thực nghiệm đánh giá hiệu quả DPF

– *Cấu hình 1: DPF (Mô hình đề xuất)*
Đây là cấu hình đại diện cho phương pháp đề xuất. Dữ liệu thực được phân chia thành các nhóm con dựa trên tổ hợp của các thuộc tính nhạy cảm. Sau đó, dữ liệu tổng hợp được tạo riêng cho từng nhóm bằng kỹ thuật SDG (CTGAN hoặc LLM), đảm bảo sự đa dạng và cân bằng trong mỗi nhóm nhỏ. Dữ liệu tổng hợp toàn cục sau đó được sử dụng để huấn luyện các mô hình học máy và đánh giá theo cả chỉ số công bằng và hiệu suất.

– *Cấu hình 2: SDG (Mô hình sinh dữ liệu không phân nhóm)*
Dữ liệu thực được sử dụng để sinh dữ liệu tổng hợp bằng CTGAN hoặc LLM mà không thực hiện phân nhóm trước đó. Dữ liệu tổng hợp được huấn luyện trực tiếp trên các mô hình học máy. Cấu hình này nhằm đánh giá tác động của SDG mà không áp dụng kỹ thuật phân chia nhóm con theo thuộc tính nhạy cảm.

– *Cấu hình 3: Origin (Mô hình gốc, không can thiệp)*
Đây là cấu hình cơ sở, trong đó dữ liệu thực được sử dụng nguyên trạng

mà không áp dụng bất kỳ kỹ thuật can thiệp nào (không sinh dữ liệu tổng hợp, không phân nhóm, không điều chỉnh công bằng). Cấu hình này giúp làm nền để so sánh mức độ cải thiện khi áp dụng các kỹ thuật công bằng.

Trong cả ba cấu hình thực nghiệm, nghiên cứu sử dụng bốn bộ dữ liệu giáo dục gồm *Student Performance*, *Student Predict Dropout*, *Oulad* và *DNU Data*. Trên mỗi bộ dữ liệu, năm mô hình học máy được triển khai bao gồm *Hồi quy logistic*, *Rừng ngẫu nhiên*, *Cây quyết định*, *Tăng cường gradient* và *Mạng nơ ron thần kinh*. Kết quả của các mô hình được đánh giá đồng thời theo hai nhóm tiêu chí. Nhóm chỉ số công bằng bao gồm *"tác động khác biệt"*, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*, *"chênh lệch trung bình xác suất"* và *"chênh lệch cơ hội công bằng"*. Nhóm chỉ số hiệu suất bao gồm *"độ chuẩn xác"* và *"độ hồi tưởng"*.

4.3.4. Chỉ số đánh giá

Các chỉ số công bằng và hiệu suất sử dụng trong chương này được kế thừa từ Mục 3.3.4 trong Chương 5, nhằm đảm bảo tính nhất quán trong toàn bộ nghiên cứu. Cụ thể, bốn chỉ số công bằng gồm *"tác động khác biệt"*, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*, *"chênh lệch trung bình xác suất"*, và *"chênh lệch cơ hội công bằng"*, cùng hai chỉ số hiệu suất gồm *"độ chuẩn xác"* và *"độ hồi tưởng"*.

4.4. Kết quả thực nghiệm

Phần này trình bày và phân tích các kết quả thực nghiệm nhằm đánh giá hiệu quả của phương pháp DPF trong việc cải thiện tính công bằng cho các mô hình học máy sử dụng dữ liệu giáo dục dạng bảng có chứa nhiều thuộc tính nhạy cảm. Các kết quả được tổ chức theo ba khía cạnh phân tích chính, phản ánh các mục tiêu thực nghiệm đã được xác định trong chương.

Trước khi phân tích các kết quả công bằng trong Mục 4.4, nhằm đánh giá độ ổn định của phương pháp, toàn bộ quy trình thực nghiệm bao gồm cả hai kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp (SDG) là CTGAN và LLM được lặp lại ba lần một cách ngẫu nhiên và độc lập. Bảng 4.4 trình bày chi tiết kết quả đối với mô

Bảng 4.4: Độ biến thiên của chỉ số DI qua các lần chạy lặp lại (Logistic Regression)

SDG	**LLM**					**CTGAN**				
TT nhạy cảm	**Lần 1**	**Lần 2**	**Lần 3**	**T.bình**	$\boldsymbol{\sigma}$	**Lần 1**	**Lần 2**	**Lần 3**	**T.bình**	$\boldsymbol{\sigma}$
O.GT	1.017	1.017	1.017	1.017	0.000	1.012	0.963	1.215	1.063	0.134
O.K.tật	0.956	0.956	0.956	0.956	0.000	1.292	0.929	1.120	1.114	0.182
SP.GT	1.233	1.176	1.185	1.198	0.031	0.989	1.142	1.167	1.099	0.096
SP.SK	1.088	1.069	1.065	1.074	0.012	1.045	1.098	1.073	1.072	0.027
SD.GT	1.569	1.569	1.569	1.569	0.000	1.443	1.259	1.254	1.319	0.108
SD.Nợ	1.442	1.442	1.442	1.442	0.000	1.362	1.390	1.439	1.397	0.039
DNU.GT	0.983	1.735	1.124	1.281	0.400	2.034	2.082	2.213	2.110	0.093
DNU.Tuổi	1.588	0.900	1.313	1.267	0.347	0.923	0.529	0.563	0.672	0.218
DNU.KV	2.051	1.243	2.320	1.871	0.560	1.172	1.140	1.058	1.123	0.059

Ghi chú: Kí hiệu $\boldsymbol{\sigma}$ là độ lệch chuẩn giữa các lần đo

hình Hồi quy Logistic theo chỉ số DI sử dụng cả hai kỹ thuật CTGAN và LLM. Toàn bộ các kết quả sử dụng kỹ thuật CTGAN được trực quan hóa bằng biểu đồ đường trong Bảng 4.5, thể hiện mức độ biến thiên theo từng bộ dữ liệu, mô hình và thước đo.

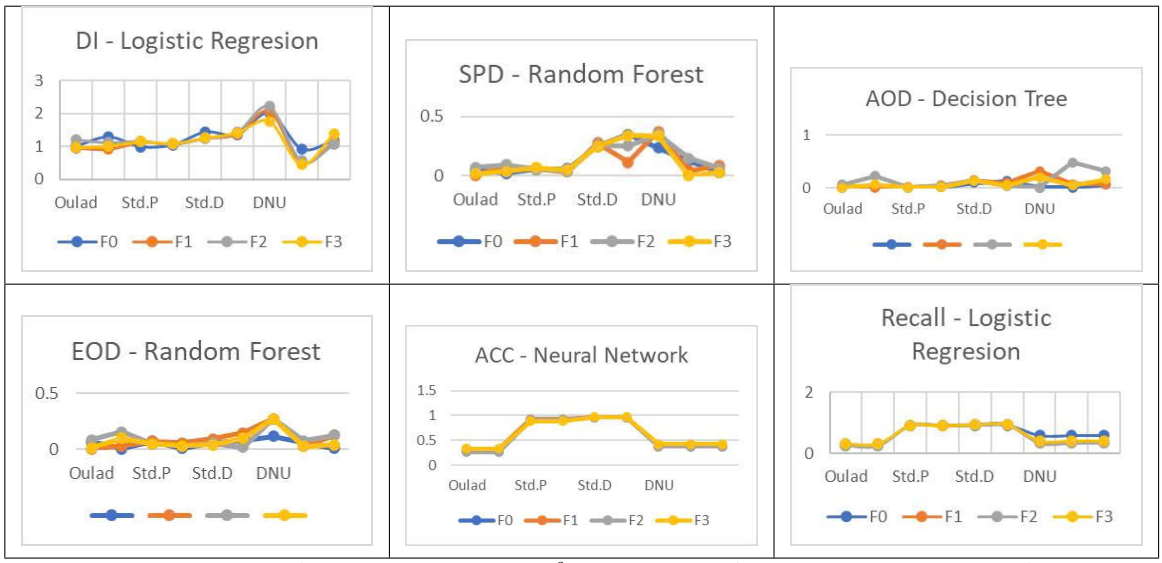
Kết quả cho thấy sự khác biệt giữa các lần chạy là rất nhỏ trên hầu hết các cấu hình, phản ánh tính ổn định cao của phương pháp. Đặc biệt, với cách tiếp cận dựa trên LLM, nhiều trường hợp đạt phương sai bằng không ($\sigma = 0.000$), cho thấy khả năng tái lập hoàn toàn. Trong khi đó, CTGAN có mức biến thiên lớn hơn nhưng vẫn duy trì ở mức thấp, đảm bảo tính nhất quán qua các lần chạy. Những kết quả này cung cấp bằng chứng thực nghiệm quan trọng, khẳng định độ tin cậy và tính ổn định của các cải thiện công bằng đạt được bởi phương pháp DPF.

4.4.1. Đặc điểm của dữ liệu tổng hợp trong lĩnh vực giáo dục

Mục này khảo sát đặc điểm của dữ liệu tổng hợp được sinh ra bởi CTGAN và LLM trong các cấu hình thí nghiệm khác nhau. Bảng 4.3 cho thấy trước khi thực hiện kỹ thuật sinh dữ liệu, hai bộ dữ liệu *Student Performance* và *Oulad* có phân bố tương đối cân bằng giữa các nhóm nhạy cảm, trong khi *Student Predict Dropout* và *DNU Data* thể hiện sự mất cân bằng rõ rệt.

Khi phân tách, mỗi bộ dữ liệu với hai thuộc tính nhạy cảm (*Student Performance*, *Oulad*, và *Student Predict Dropout*) được chia thành 8 nhóm con,

Bảng 4.5: Minh họa độ biến thiên của các chỉ số công bằng và hiệu suất qua các lần chạy lặp lại sử dụng kỹ thuật CTGAN



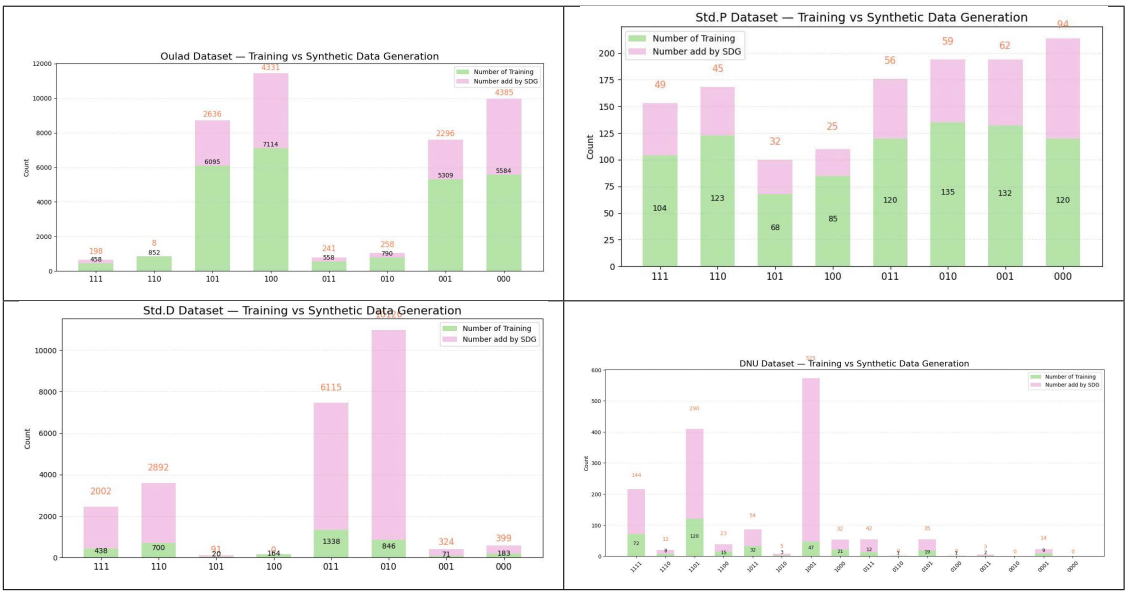
Ghi chú: Trong bảng này, lần thực nghiệm được hiển thị với màu sắc khác nhau: F0 ứng với kết quả trung bình các lần chạy; F1, F2, F3 lần lượt hiển thị kết quả của lần chạy thứ nhất, thứ hai và thứ ba theo các chỉ số tương ứng.

trong khi bộ dữ liệu *DNU Data* với ba thuộc tính nhạy cảm được chia thành 16 nhóm con. Thuật toán DPF dựa trên tỷ lệ đầu ra thuận lợi và bất lợi trong từng nhóm giao thoa để xác định số lượng mẫu tổng hợp cần sinh cho mỗi nhóm con nhằm đạt được sự cân bằng tương đối giữa các nhóm con nhạy cảm.

Kết quả sau khi triển khai sinh dữ liệu theo chiến lược phân tách DPF cho thấy sự cải thiện rõ rệt về mức độ cân bằng tỷ lệ giữa các nhóm con. Bảng 4.6 minh họa trực quan kết quả này, trong đó các cột màu xanh biểu thị số lượng dữ liệu gốc của từng nhóm con, các cột màu hồng biểu thị số lượng dữ liệu được sinh bổ sung, và tổng chiều cao của mỗi cột phản ánh quy mô dữ liệu cuối cùng của nhóm sau khi áp dụng sinh dữ liệu tổng hợp. Có thể quan sát rằng, sau khi sinh dữ liệu, tỷ lệ quy mô giữa các nhóm con trong cùng một cặp trở nên tương đồng hơn, qua đó giúp giảm đáng kể sự chênh lệch về phân bố dữ liệu giữa các nhóm nhạy cảm. Chi tiết số lượng mẫu được sinh cho từng nhóm con theo từng bộ dữ liệu và từng phương pháp sinh dữ liệu được trình bày đầy đủ trong Bảng C.1 tại Phụ lục C.

Tuy nhiên, với các bộ dữ liệu thưa như *DNU Data*, một số nhóm con không chứa bất kỳ mẫu nào trong dữ liệu gốc, hoặc chỉ chứa một bản ghi duy nhất, khi đó dữ liệu không có hoặc quá ít thông tin để sinh thêm dẫn đến không sinh

Bảng 4.6: Minh họa tổng quan về các tập dữ liệu tổng hợp sử dụng kỹ thuật phân nhóm



được hoặc sinh các bản ghi trùng nhau. Nhóm này sẽ được loại bỏ khỏi quá trình cân bằng, chỉ các nhóm con có từ hai bản ghi trở lên mới được áp dụng sinh dữ liệu tổng hợp. Ngoài ra, do chi phí sinh dữ liệu khác nhau giữa các phương pháp như CTGAN là công cụ mã nguồn mở, trong khi LLM tính phí theo token nên số lượng dữ liệu tổng hợp được điều chỉnh một cách linh hoạt: CTGAN được sử dụng để sinh đủ số lượng mẫu theo mục tiêu cân bằng, trong khi LLM chỉ được áp dụng có chọn lọc nhằm đảm bảo tính khả thi về chi phí.

Kết quả thực nghiệm cho thấy phương pháp sinh dữ liệu tổng hợp dựa trên phân tách nhóm giúp điều chỉnh đáng kể phân bố dữ liệu giữa các nhóm giao thoa, đặc biệt trên hai bộ dữ liệu mất cân bằng là *Student Predict Dropout* và *DNU Data*. Ví dụ, trong bộ *Student Predict Dropout*, nhóm *Nữ–Không nợ–Chưa Tốt nghiệp* tăng từ 996 lên 10.972 mẫu khi sử dụng CTGAN và 10.126 mẫu khi sử dụng LLM, trong khi nhóm *Nam–Nợ–Tốt nghiệp* giảm mạnh từ 191 xuống 13 (CTGAN) và 0 (LLM). Trong bộ *DNU Data*, nhóm *Nam–Quá tuổi–Khác–Tốt nghiệp* tăng từ 58 lên 525 mẫu, trong khi nhóm *Nam–Đúng tuổi–Thành phố–Chưa tốt nghiệp* gần như không thay đổi do số lượng ban đầu quá nhỏ. Những kết quả này cho thấy FaireduPlus có khả năng cải thiện đáng kể tính đại diện giữa các nhóm giao thoa, dù vẫn còn tồn tại hạn chế trong các trường hợp dữ liệu quá thưa.

Với các cấu hình không áp dụng chiến lược phân tách (SDG), dữ liệu tổng hợp được sinh trực tiếp từ toàn bộ tập dữ liệu gốc mà không chia thành các nhóm con giao thoa. Trong các thiết lập này, CTGAN và LLM được sử dụng nhằm mở rộng quy mô tập dữ liệu tổng thể, mà không nhắm trực tiếp đến việc cân bằng phân phối ở mức nhóm. Tuy nhiên, để đảm bảo tính công bằng trong so sánh thực nghiệm, tổng số lượng mẫu dữ liệu tổng hợp được sinh ra vẫn được kiểm soát và giữ tương đương với các cấu hình áp dụng kỹ thuật phân tách.

Sự khác biệt giữa cách tiếp cận sinh dữ liệu dựa trên phân tách nhóm và sinh dữ liệu trực tiếp từ tập dữ liệu tổng thể dẫn đến những thay đổi đáng kể trong phân bố dữ liệu tổng hợp và tác động khác nhau đến các chỉ số công bằng. Những ảnh hưởng này sẽ được phân tích chi tiết hơn trong các mục tiếp theo.

4.4.2. Hiệu quả của phương pháp DPF trong cải thiện công bằng giao thoa

Để đánh giá hiệu quả của phương pháp DPF so với các cấu hình đối sánh, luận án tiến hành so sánh các chỉ số công bằng (*"tác động khác biệt"*, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*, *"chênh lệch trung bình xác suất"*, và *"chênh lệch cơ hội công bằng"*) của các cấu hình. Các thí nghiệm được tiến hành theo ba cấu hình DPF, SDG và Origin đã trình bày trong Mục 4.3.3.

Tổng cộng, luận án đã thực hiện thí nghiệm trên năm mô hình học máy, bốn tập dữ liệu cho ba cấu hình với hai kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp (CTGAN và LLM). Các chỉ số thu được từ các thí nghiệm này là cơ sở cho các phân tích chi tiết nhằm khẳng định tính hiệu quả của DPF trong việc cải thiện tính công bằng.

4.4.2.1. Đánh giá thông qua các chỉ số công bằng

Để đánh giá tính hiệu quả của DPF qua chỉ số công bằng, các chỉ số công bằng của các cấu hình đề xuất được so sánh theo từng thuộc tính nhạy cảm tương ứng với từng bộ dữ liệu. Các chỉ số $|1 - DI|$, SPD, AOD, EOD có giá trị

càng nhỏ thì càng tốt. Cấu hình nào đạt chỉ số tương ứng nhỏ nhất được xem là tốt nhất về mặt công bằng theo chỉ số đó, đồng thời cấu hình đó được ghi nhận là "thắng" các cấu hình còn lại. Chi tiết kết quả các chỉ số công bằng được cho trong Bảng C.2 tại Phụ lục C. Tổng số lần "thắng" trên toàn bộ thí nghiệm theo từng chỉ số được tổng hợp trong Bảng 4.7.

Bảng 4.7: Tổng hợp số lượt thắng về chỉ số công bằng theo từng cấu hình

Cấuhình	**CTGAN**				**LLM**			
	|1-DI|	**SPD**	**AOD**	**EOD**	**|1-DI|**	**SPD**	**AOD**	**EOD**
DPF	11	14	22	17	19	19	14	16
SDG	23	21	14	15	10	10	2	5
Origin	11	10	9	13	16	16	14	9

Kết quả cho thấy sự khác biệt đáng kể giữa các cấu hình và ảnh hưởng rõ rệt của phương pháp sinh dữ liệu tổng hợp đến hiệu quả công bằng. Với CTGAN, Cấu hình SDG dẫn đầu ở các chỉ số phân phối $|1-DI|$ (23 lần) và SPD (21 lần), cho thấy khả năng cân bằng phân phối đầu ra giữa các nhóm. Ngược lại, cấu hình DPF vượt trội ở các chỉ số sai số AOD (22 lần) và EOD (17 lần), phản ánh khả năng giảm chênh lệch xác suất sai giữa các nhóm. Điều này cho thấy hai phương pháp tối ưu công bằng theo những khía cạnh khác nhau: SDG nghiêng về phân phối, trong khi DPF tập trung vào sai số. Với LLM, Cấu hình DPF thể hiện ưu thế toàn diện, dẫn đầu ở cả bốn chỉ số công bằng: $|1-DI|$ (19 lần), SPD (19 lần), AOD (14 lần) và EOD (16 lần). Kết quả này cho thấy cấu hình DPF duy trì được sự cân bằng đồng đều giữa hai nhóm chỉ số phân phối và sai số, đồng thời có hiệu quả ổn định hơn so với các cấu hình còn lại.

4.4.2.2. Ảnh hưởng của mô hình học máy

Để phân tích sự thay đổi về mức độ công bằng giữa các mô hình học máy, tương tự theo cách thống kê tương tự như mục 4.4.2.1, luận án thống kê số lần mỗi mô hình đạt kết quả công bằng tốt nhất (số lượt thắng) đối với bốn chỉ số *"tác động khác biệt"*, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*, *"chênh lệch trung bình xác suất"* và *"chênh lệch cơ hội công bằng"* khi áp dụng hai phương pháp sinh dữ liệu tổng hợp (CTGAN và LLM). Bảng 4.8 tổng hợp số lần mỗi mô hình học máy đạt kết quả công bằng tốt nhất theo từng chỉ số và phương pháp sinh dữ

liệu tổng hợp.

Bảng 4.8: Tổng hợp số lần thắng về kết quả công bằng theo từng mô hình

Chỉ số		|1-DI|	SPD	AOD	EOD
Mô hình	**Phương pháp**				
LR	**CTGAN**	3	5	5	2
	LLM	4	4	4	5
RF	**CTGAN**	1	2	5	3
	LLM	3	2	3	4
DT	**CTGAN**	3	3	4	6
	LLM	5	6	3	2
BM	**CTGAN**	3	2	4	4
	LLM	3	3	1	1
NN	**CTGAN**	2	2	3	3
	LLM	4	4	3	4

Đối với *Hồi quy logistic*, hai phương pháp cho kết quả tương đối cân bằng nhưng khác biệt về chỉ số nổi trội. Với CTGAN, mô hình đạt số lần thắng cao ở *"hiệu số chênh lệch thống kê"* và *"chênh lệch trung bình xác suất"* (cùng 5 lần), trong khi *"chênh lệch cơ hội công bằng"* chỉ đạt 2 lần. Ngược lại, LLM mang lại kết quả đồng đều hơn (*"tác động khác biệt"*=4, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*=4, *"chênh lệch trung bình xác suất"*=4) và cải thiện đáng kể ở *"chênh lệch cơ hội công bằng"* (5 lần).

Với *Rừng ngẫu nhiên*, CTGAN giúp mô hình nổi bật ở *"chênh lệch trung bình xác suất"* (5 lần) nhưng kém ở các chỉ số khác (*"tác động khác biệt"*=1, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*=2, *"chênh lệch cơ hội công bằng"*=3). Sử dụng LLM cải thiện đáng kể *"tác động khác biệt"* (3 lần) và *"chênh lệch cơ hội công bằng"* (4 lần), tuy nhiên *"chênh lệch trung bình xác suất"* giảm xuống còn 3 lần.

Cây quyết định thể hiện sự phân hóa rõ rệt giữa hai phương pháp. CTGAN vượt trội ở *"chênh lệch cơ hội công bằng"* (6 lần) và duy trì mức tốt ở các chỉ số khác (*"tác động khác biệt"*=3, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*=3, *"chênh lệch trung bình xác suất"*=4). Trái lại, LLM cải thiện mạnh *"tác động khác biệt"* (5 lần) và *"hiệu số chênh lệch thống kê"* (6 lần) nhưng giảm đáng kể ở *"chênh lệch cơ hội công bằng"* (2 lần), cho thấy phương pháp sinh dữ liệu tổng hợp ảnh hưởng trực tiếp đến khía cạnh công bằng mà mô hình tối ưu.

Đối với *Tăng cường gradient*, CTGAN đem lại kết quả ổn định và khá đồng đều, nổi bật ở *"chênh lệch trung bình xác suất"* và *"chênh lệch cơ hội công bằng"* (đều 4 lần). Khi sử dụng LLM, số lần thắng giảm mạnh ở hai chỉ số này (đều 1 lần) trong khi *"tác động khác biệt"* và *"hiệu số chênh lệch thống kê"* duy trì ở mức 3 lần.

Mạng nơ ron thần kinh cho kết quả trung bình và đồng đều với CTGAN (*"tác động khác biệt"*=2, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*=2, *"chênh lệch trung bình xác suất"*=3, *"chênh lệch cơ hội công bằng"*=3). Khi dùng LLM, *"tác động khác biệt"*, *"hiệu số chênh lệch thống kê"* và *"chênh lệch cơ hội công bằng"* đều tăng lên 4 lần, còn *"chênh lệch trung bình xác suất"* giữ nguyên ở mức 3 lần.

Kết quả trên chỉ ra rằng hiệu quả cải thiện công bằng phụ thuộc mạnh vào sự kết hợp giữa mô hình và phương pháp sinh dữ liệu tổng hợp. Logistic Regression và Neural Network có xu hướng được cải thiện toàn diện hơn với LLM, trong khi Boost Model hoạt động ổn định hơn với CTGAN. Riêng Decision Tree cho thấy sự hoán đổi ưu thế giữa các nhóm chỉ số, nhấn mạnh tầm quan trọng của việc lựa chọn phương pháp sinh dữ liệu tổng hợp phù hợp với mục tiêu công bằng ưu tiên trong ứng dụng.

4.4.2.3. Ảnh hưởng của đặc trưng bộ dữ liệu

Bốn biểu đồ heatmap trong Bảng 4.9 minh họa giá trị của bốn chỉ số công bằng (*"tác động khác biệt"*, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*, *"chênh lệch trung bình xác suất"*, và *"chênh lệch cơ hội công bằng"*) cho từng mô hình và thuộc tính nhạy cảm trên bốn bộ dữ liệu *Oulad*, *Student Performance*, *Student Predict Dropout*, và *DNU Data* sau khi áp dụng phương pháp DPF. Màu sắc càng sáng thể hiện giá trị chỉ số càng cao, tức là mức độ công bằng càng thấp. Màu tối hơn biểu thị giá trị nhỏ, nghĩa là mô hình công bằng hơn theo chỉ số đó. Các ô màu trắng phản ánh giá trị không có sẵn (NaN), thường xảy ra khi chỉ số không thể tính toán do dữ liệu của nhóm quá ít hoặc phân phối không đủ điều kiện để ước lượng đáng tin cậy.

Bộ dữ liệu *Oulad*: Hầu hết các mô hình duy trì được mức công bằng tốt với các giá trị chỉ số thấp. Đáng chú ý, *Hồi quy logistic* với thuộc tính nhạy cảm *giới*

tính đạt giá trị rất nhỏ ở cả bốn chỉ số. Tuy nhiên, *Mạng nơ ron thần kinh* với thuộc tính nhạy cảm *tình trạng khuyết tật* có giá trị $|1 - DI|$ cao nhất (≈ 1.295) và EOD lớn, cho thấy phương pháp DPF chưa khắc phục hoàn toàn mất cân bằng ở trường hợp này.

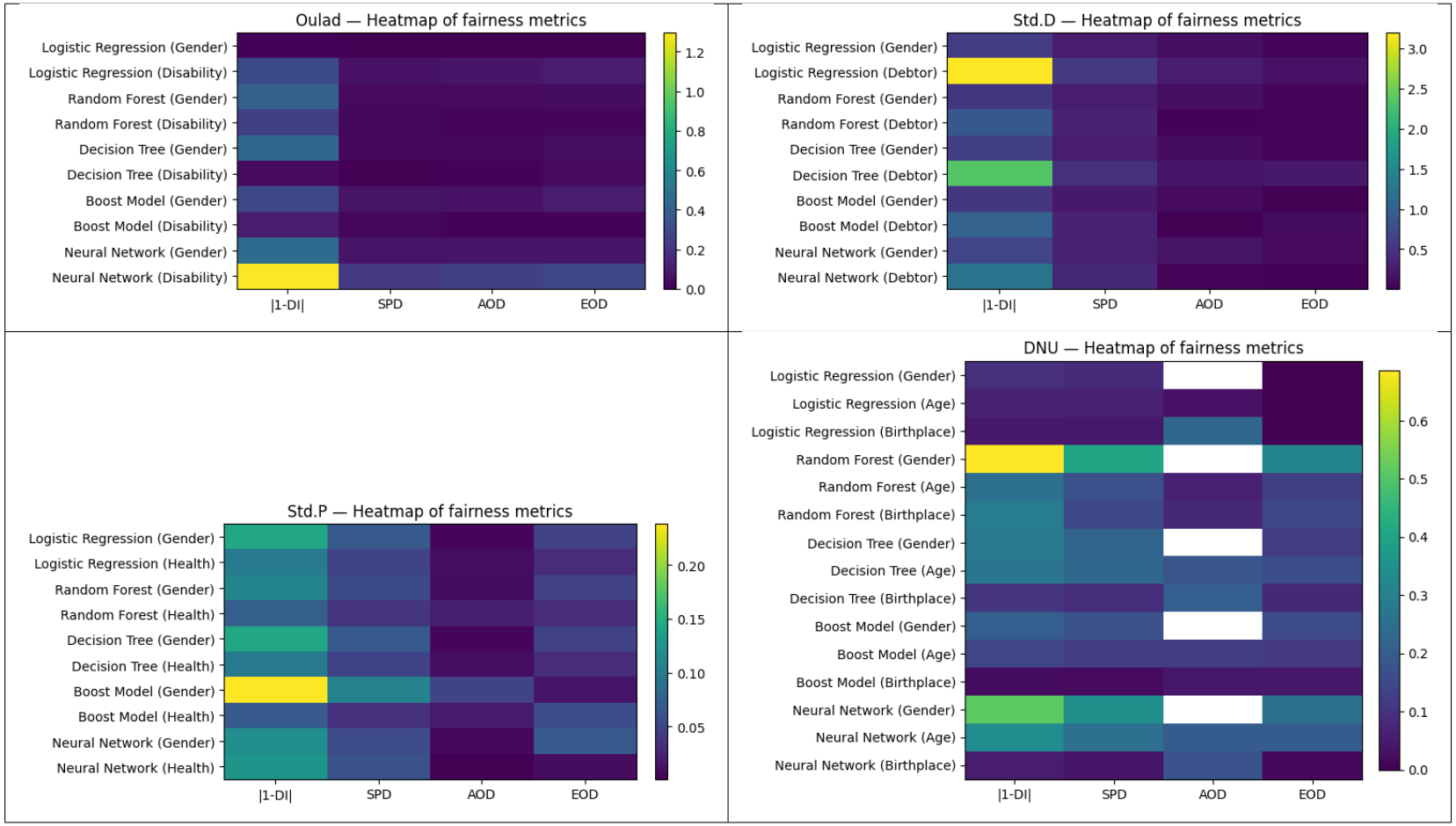
Bộ dữ liệu *Student Performance*: Các giá trị chỉ số nhìn chung thấp, phản ánh hiệu quả của DPF khi dữ liệu ban đầu tương đối cân bằng. Tuy nhiên, *Tăng cường gradient* với *giới tính* có $|1 - DI|$ và SPD cao hơn rõ rệt so với các mô hình khác, cho thấy hiệu quả của DPF có thể phụ thuộc vào loại mô hình.

Bộ dữ liệu *Student Predict Dropout*: Mức chênh lệch giữa các nhóm nhạy cảm tăng đáng kể, đặc biệt với thuộc tính *tình trạng nợ*. *Hồi quy logistic* và *Cây quyết định* lần lượt có $|1 - DI|$ rất cao (≈ 3.193 và 2.337), vượt xa các giá trị ở các bộ dữ liệu khác. Điều này cho thấy DPF gặp khó khăn với các bộ dữ liệu có mức mất cân bằng nghiêm trọng và thuộc tính nhạy cảm có ảnh hưởng mạnh đến nhãn.

Bộ dữ liệu *DNU Data*: Các chỉ số công bằng ở mức trung bình, nhưng vẫn có sự khác biệt lớn giữa các mô hình và thuộc tính. Random Forest với *giới tính* có $|1 - DI|$ cao nhất (≈ 0.686), kèm SPD và EOD lớn, cho thấy mất công bằng đáng kể. Trong khi đó, *Tăng cường gradient* với *khu vực* có giá trị thấp nhất ở hầu hết các chỉ số, phản ánh khả năng duy trì công bằng tốt hơn. Một số ô màu trắng (nhất là ở cột AOD) xuất hiện do không đủ dữ liệu hoặc phân phối xác suất đầu ra không phù hợp để tính chỉ số này cho nhóm đó.

Kết quả cho thấy DPF đạt hiệu quả cao trên các bộ dữ liệu có phân phối nhóm tương đối cân bằng (*Oulad* và *Student Performance*), nhưng hiệu quả giảm đáng kể ở các bộ dữ liệu có mất cân bằng lớn (*Student Predict Dropout* và *DNU Data*). Ngoài ra, mức cải thiện công bằng phụ thuộc không chỉ vào đặc tính của bộ dữ liệu mà còn vào loại mô hình học máy và thuộc tính nhạy cảm đang xét.

Bảng 4.9: Biểu đồ heatmap so sánh các chỉ số công bằng của phương pháp DPF trên các bộ dữ liệu thực nghiệm



4.4.3. Tác động của DPF đến hiệu suất dự đoán của mô hình

Để đánh giá tác động của phương pháp DPF lên hiệu suất dự đoán của mô hình, luận án tiến hành so sánh kết quả của ba cấu hình thực nghiệm: (i) Origin – mô hình gốc, huấn luyện trên dữ liệu ban đầu; (ii) DPF – mô hình áp dụng phương pháp đề xuất; và (iii) SDG – mô hình huấn luyện với dữ liệu tổng hợp từ phương pháp SDG. Chi tiết giá trị *"độ chuẩn xác"* và *"độ hồi tưởng"* của từng cấu hình đối với các mô hình học máy, bộ dữ liệu và thuộc tính nhạy cảm khác nhau được trình bày trong Bảng C.3 tại Phụ lục C. Các ô được tô xám thể hiện cấu hình có giá trị cao nhất (tức là chiến thắng) trong từng trường hợp so sánh.

Từ dữ liệu ở Bảng C.3, luận án thống kê số lượt thắng của từng cấu hình cho mỗi chỉ số và trình bày trong Bảng 4.10. Kết quả cho thấy cấu hình Origin đạt số lượt thắng cao nhất đối với *"độ chuẩn xác"* với 26 lần, tiếp theo là DPF với 13 lần và SDG với 6 lần. Ngược lại, đối với *"độ hồi tưởng"*, SDG chiếm ưu thế với 22 lượt thắng, trong khi Origin và DPF đạt lần lượt 12 và 11 lượt thắng.

Bảng 4.10: Số lượt thắng theo từng cấu hình trên hai tiêu chí ACC và Recall

#	Cấu hình	Số lượt thắng	
		ACC	Recall
1	DPF	13	11
2	SDG	6	22
3	Origin	26	12

Kết quả này cho thấy, về tổng thể, mô hình gốc (Origin) vẫn duy trì được ưu thế về độ chuẩn xác, trong khi phương pháp SDG có xu hướng cải thiện độ hồi tưởng tốt hơn, phản ánh khả năng phát hiện các trường hợp dương tính cao hơn nhưng đồng thời có thể làm giảm *"độ chuẩn xác"*. Phương pháp DPF thể hiện vai trò cân bằng khi duy trì được số lượt thắng tương đối đồng đều ở cả hai tiêu chí, với 13 lần dẫn đầu về *"độ chuẩn xác"* và 11 lần về *"độ hồi tưởng"*. Mặc dù không đạt giá trị cao nhất tuyệt đối ở hầu hết các trường hợp, DPF vẫn đảm bảo hiệu suất cạnh tranh so với hai cấu hình còn lại, đồng thời thực hiện được mục tiêu cải thiện công bằng giữa các nhóm người dùng. Điều này cho thấy DPF là một lựa chọn khả thi trong các ứng dụng yêu cầu đồng thời duy trì hiệu suất dự đoán và giảm thiểu thiên lệch.

4.5. Thảo luận

Phần này tổng hợp và diễn giải các kết quả thực nghiệm đã trình bày trong Mục 4.4, nhằm làm rõ tác động của phương pháp DPF và các kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp đối với tính công bằng và hiệu suất của các mô hình học máy trong lĩnh vực giáo dục. Thông qua việc phân tích có hệ thống trên nhiều bộ dữ liệu, nhiều mô hình học máy và các cấu hình sinh dữ liệu khác nhau, phần thảo luận cung cấp cái nhìn toàn diện về hiệu quả, giới hạn và điều kiện áp dụng của phương pháp DPF trong thực tiễn.

Các kết quả cho thấy công bằng trong học máy là một khái niệm đa chiều, chịu ảnh hưởng đồng thời bởi phân bố dữ liệu ban đầu, chiến lược can thiệp dữ liệu và đặc điểm của mô hình học máy. Việc sử dụng dữ liệu tổng hợp không chỉ tác động đến sự đại diện của các nhóm giao thoa trong dữ liệu huấn luyện, mà còn tương tác chặt chẽ với thuật toán sinh dữ liệu và kiến trúc mô hình trong việc định hình kết quả công bằng và hiệu suất. Các phân tích dưới đây làm rõ cách các yếu tố này tác động qua lại, đồng thời làm sáng tỏ những ưu điểm và hạn chế của phương pháp DPF so với các cấu hình sinh dữ liệu và mô hình học máy khác.

4.5.1. Phân tích và tổng hợp các phát hiện chính

Trước hết, kết quả phân tích đặc điểm của dữ liệu tổng hợp cho thấy chiến lược phân chia dữ liệu theo nhóm giao thoa của phương pháp DPF giúp điều chỉnh đáng kể sự phân bố giữa các nhóm nhạy cảm và nhãn đầu ra. Đối với các bộ dữ liệu có mức mất cân bằng cao như *Student Predict Dropout* và *DNU Data*, DPF cải thiện rõ rệt mức độ đại diện của các nhóm yếu thế. Ngược lại, các cách tiếp cận sinh dữ liệu trực tiếp (SDG) không hướng đến cân bằng nhóm giao thoa nên tác động đến phân phối dữ liệu thường hạn chế hơn. Kết quả này cho thấy dữ liệu tổng hợp được sinh theo chiến lược DPF có tiềm năng lớn trong việc giảm thiểu thiên lệch xuất phát từ phân bố dữ liệu gốc.

Tiếp theo, các kết quả thực nghiệm làm rõ hiệu quả của DPF trong việc cải thiện công bằng giao thoa khi so sánh với các cấu hình Origin và SDG. Khi đánh

giá thông qua các chỉ số công bằng như *"tác động khác biệt"*, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*, *"chênh lệch trung bình xác suất"* và *"chênh lệch cơ hội công bằng"*, kết quả cho thấy hiệu quả can thiệp phụ thuộc đáng kể vào thuật toán sinh dữ liệu được sử dụng. Với CTGAN, cấu hình SDG có xu hướng đạt kết quả tốt hơn trên các chỉ số phản ánh phân phối (*"tác động khác biệt"* và *"hiệu số chênh lệch thống kê"*), trong khi DPF thể hiện ưu thế rõ rệt trên các chỉ số sai số (*"chênh lệch trung bình xác suất"* và *"chênh lệch cơ hội công bằng"*). Đối với LLM, DPF cho thấy hiệu quả ổn định và toàn diện hơn khi dẫn đầu trên cả bốn chỉ số, phản ánh khả năng duy trì cân bằng giữa phân phối và sai số tốt hơn so với các cấu hình còn lại. Trong hầu hết các trường hợp, cấu hình Origin cho kết quả công bằng thấp nhất, qua đó khẳng định vai trò quan trọng của can thiệp dữ liệu trong cải thiện công bằng.

Bên cạnh đó, mức độ công bằng đạt được còn phụ thuộc mạnh vào sự kết hợp giữa phương pháp sinh dữ liệu và mô hình học máy. Với dữ liệu tổng hợp sinh bởi LLM, các mô hình như Logistic Regression và Neural Network thường cho mức cải thiện công bằng đồng đều hơn. Ngược lại, với CTGAN, các mô hình như Gradient Boosting hoặc Decision Tree có xu hướng duy trì kết quả ổn định hơn trong một số chỉ số. Đặc biệt, Decision Tree cho thấy sự hoán đổi ưu thế giữa nhóm chỉ số phân phối và nhóm chỉ số sai số khi thay đổi phương pháp sinh dữ liệu, nhấn mạnh tầm quan trọng của việc lựa chọn cấu hình phù hợp với mục tiêu công bằng cụ thể.

Phân tích chi tiết trên từng bộ dữ liệu và mô hình cho thấy phương pháp DPF mang lại cải thiện công bằng trong phần lớn các cấu hình, đặc biệt đối với các chỉ số *"chênh lệch trung bình xác suất"* và *"chênh lệch cơ hội công bằng"*. Tuy nhiên, vẫn tồn tại một số trường hợp suy giảm công bằng, chủ yếu xuất hiện khi dữ liệu ban đầu đã tương đối cân bằng hoặc khi số lượng nhóm con quá ít để kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp phát huy hiệu quả. Điều này cho thấy DPF không phải là giải pháp tối ưu trong mọi tình huống, mà cần được áp dụng có cân nhắc dựa trên đặc điểm dữ liệu.

Cuối cùng, xét trên khía cạnh hiệu suất dự đoán, kết quả cho thấy DPF duy trì được mức hiệu suất chấp nhận được trong khi vẫn cải thiện đáng kể công bằng. Mặc dù cấu hình Origin thường đạt độ chính xác cao nhất, DPF thể hiện sự cân bằng tốt hơn giữa độ chính xác và độ hồi tưởng. Trong khi đó, SDG có

xu hướng cải thiện Recall mạnh hơn nhưng đánh đổi bằng suy giảm độ chính xác. Những quan sát này cho thấy DPF là một giải pháp trung hòa, cho phép cải thiện công bằng mà không gây suy giảm đáng kể hiệu suất, qua đó nâng cao tính khả thi của phương pháp trong các ứng dụng giáo dục thực tiễn.

4.5.2. Hạn chế của nghiên cứu

Mặc dù DPF cho thấy tiềm năng cải thiện công bằng giao thoa đáng kể, nghiên cứu vẫn tồn tại một số hạn chế liên quan đến độ tin cậy nội tại, độ tin cậy bên ngoài, giá trị cấu trúc và giá trị kết luận [53, 89, 162].

Độ tin cậy nội tại: Phương pháp DPF dựa trên kỹ thuật tái phân phối dữ liệu thông qua các bước sinh dữ liệu tổng hợp và hiệu chỉnh dựa trên mô hình, do đó vẫn chịu ảnh hưởng từ chất lượng và tính đại diện của dữ liệu tổng hợp. Các chỉ số công bằng được lựa chọn trong nghiên cứu tuy phổ biến nhưng không bao quát toàn bộ khía cạnh công bằng, có thể bỏ sót những dạng bất công khác.

Độ tin cậy bên ngoài: Thí nghiệm được thực hiện trên các bộ dữ liệu giáo dục đặc thù, có thể chưa phản ánh đầy đủ bối cảnh thực tiễn đa dạng hơn. Khả năng tổng quát hóa sang các lĩnh vực khác hoặc các tình huống dữ liệu lớn, dữ liệu phi cấu trúc vẫn cần được kiểm chứng thêm.

Giá trị cấu trúc: DPF xử lý tốt các trường hợp có nhiều thuộc tính nhạy cảm, nhưng trong các tình huống đặc trưng nhạy cảm phức tạp hoặc dạng biến đặc biệt (phi số, phân loại đa cấp), hiệu quả của phương pháp có thể bị ảnh hưởng nếu không áp dụng các bước tiền xử lý phù hợp.

Giá trị kết luận: Mặc dù DPF đạt sự cân bằng tốt giữa công bằng và hiệu suất, vẫn tồn tại khả năng phải đánh đổi trong những trường hợp đặc biệt, nhất là khi thiên lệch ban đầu quá lớn hoặc khi các thuộc tính nhạy cảm xung đột mạnh.

4.5.3. Ý nghĩa và ứng dụng thực tiễn

Kết quả nghiên cứu cho thấy DPF có thể trở thành một công cụ quan trọng trong việc đảm bảo tính công bằng trong các hệ thống học máy giáo dục. Việc áp dụng DPF vào các bài toán như dự đoán bỏ học, đánh giá kết quả học tập hoặc tuyển sinh có thể giúp giảm thiểu các rủi ro thiên lệch đối với những nhóm yếu thế. Không chỉ cải thiện công bằng đầu ra, phương pháp này còn duy trì hiệu suất dự đoán ở mức cao, tạo niềm tin cho việc triển khai trong môi trường thực tế. Ngoài giáo dục, DPF cũng có thể mở rộng sang các lĩnh vực như y tế, tài chính, hoặc tuyển dụng – nơi công bằng là yếu tố then chốt trong ra quyết định.

4.6. Tóm tắt chương

Chương này đã trình bày phương pháp DPF — một kỹ thuật can thiệp công bằng dựa trên chiến lược phân tách dữ liệu và sinh dữ liệu tổng hợp, nhằm giảm thiểu thiên lệch giữa các nhóm giao thoa của nhiều thuộc tính nhạy cảm trong các mô hình học máy. Phương pháp hướng tới giải quyết ba mục tiêu trọng tâm trong nghiên cứu về đảm bảo tính công bằng, bao gồm: (1) cải thiện công bằng đồng thời theo nhiều độ đo khác nhau (*"tác động khác biệt"*, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*, *"chênh lệch trung bình xác suất"*, *"chênh lệch cơ hội công bằng"*); (2) duy trì hiệu suất dự đoán của mô hình (*"độ chuẩn xác"* và *"độ hồi tưởng"*) sau can thiệp; và (3) hạn chế mức đánh đổi bất lợi giữa công bằng và hiệu suất.

Các thí nghiệm được tiến hành trên bốn bộ dữ liệu giáo dục với hai kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp (CTGAN và LLM) và năm mô hình học máy (*Hồi quy logistic*, *Rừng ngẫu nhiên*, *Cây quyết định*, *Tăng cường gradient*, và *Mạng nơ ron thần kinh*). Kết quả cho thấy DPF mang lại cải thiện công bằng rõ rệt so với cấu hình dữ liệu gốc (Origin) và cấu hình chỉ áp dụng sinh dữ liệu tổng hợp trực tiếp (SDG). Trong nhiều kịch bản, DPF đạt kết quả tốt trên đồng thời nhiều độ đo công bằng và duy trì hiệu suất dự đoán ở mức ổn định. Một số trường hợp ghi nhận mức cải thiện đáng kể về công bằng, trong khi *"độ chuẩn xác"* và *"độ hồi tưởng"* chỉ thay đổi ở mức nhỏ.

Phân tích chi tiết theo mô hình và bộ dữ liệu cho thấy DPF có khả năng thích ứng tốt với các thuật toán học máy khác nhau và cho kết quả tương đối ổn định giữa các kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp. Việc cân bằng dữ liệu ở mức nhóm giao thoa giúp giảm thiểu rủi ro thiên lệch do phân bố dữ liệu không đồng đều, đồng thời hạn chế hiện tượng đánh đổi quá mức giữa công bằng và hiệu suất như quan sát ở một số cấu hình đối sánh.

Bên cạnh giá trị phương pháp, chương này cũng làm rõ ý nghĩa thực tiễn của DPF trong các ứng dụng giáo dục như dự đoán nguy cơ bỏ học, hỗ trợ tuyển sinh hoặc đánh giá học tập, nơi dữ liệu thường mất cân bằng và chứa nhiều thuộc tính nhạy cảm. Ngoài ra, khả năng mở rộng của DPF sang các lĩnh vực khác như y tế, tài chính hoặc tuyển dụng cho thấy tiềm năng ứng dụng rộng rãi của phương pháp trong các hệ thống ra quyết định có yêu cầu cao về trách nhiệm xã hội.

Các kết quả và phân tích trong chương này tạo tiền đề trực tiếp cho Chương 5, nơi phương pháp DPF được kết hợp với kỹ thuật hiệu chỉnh đặc trưng nhằm xây dựng một khuôn khổ đảm bảo công bằng hai chiều và kiểm soát mối quan hệ đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất.

Các kết quả nghiên cứu chính của chương này đã được tổng hợp trong một công trình khoa học do tác giả là tác giả chính, hiện đang trong quá trình phản biện tại tạp chí *Information and Software Technology*.

Chương 5

PHƯƠNG PHÁP ĐẢM BẢO TÍNH CÔNG BẰNG HAI CHIỀU CHO DỮ LIỆU DẠNG BẢNG – CHỈ SỐ ĐÁNH ĐỔI GIỮA CÔNG BẰNG VÀ HIỆU SUẤT

Như đã phân tích trong Chương 2, các nghiên cứu về công bằng trong học máy cho giáo dục hiện nay còn tồn tại hai khoảng trống quan trọng: (i) thiếu các phương pháp có khả năng xử lý đồng thời nhiều nguồn thiên lệch phát sinh từ cả phân phối dữ liệu và sự phụ thuộc trong không gian đặc trưng, và (ii) thiếu các thước đo định lượng rõ ràng để đánh giá mối quan hệ đánh đổi giữa cải thiện công bằng và suy giảm hiệu suất mô hình. Hai vấn đề này tương ứng với các câu hỏi nghiên cứu RQ3 và RQ4 đã được đặt ra trong phần tổng quan.

Ở các chương trước, luận án đã tiếp cận từng khía cạnh của hai vấn đề trên theo các hướng bổ sung. Chương 3 đề xuất phương pháp FairEdu, tập trung loại bỏ sự phụ thuộc giữa các đặc trưng không nhạy cảm và các thuộc tính nhạy cảm thông qua hồi quy đa biến (can thiệp theo chiều dọc). Chương 4 giới thiệu phương pháp DPF, nhằm cân bằng phân phối dữ liệu giữa các nhóm giao thoa bằng kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp (can thiệp theo chiều ngang). Mặc dù mỗi phương pháp cho thấy hiệu quả nhất định, các kết quả thực nghiệm cũng cho thấy rằng việc cải thiện công bằng theo từng chiều riêng lẻ chưa đủ để giải quyết triệt để các dạng thiên lệch phức tạp trong dữ liệu giáo dục.

Trên cơ sở đó, chương này đóng vai trò trực tiếp trong việc trả lời RQ3 của luận án thông qua việc đề xuất phương pháp *FairEduPlus* – một khuôn khổ đảm bảo tính công bằng hai chiều cho dữ liệu dạng bảng. FairEduPlus kết hợp đồng thời cơ chế loại bỏ thông tin thiên lệch trong không gian đặc trưng (dựa trên FairEdu) và cơ chế cân bằng phân phối dữ liệu giữa các nhóm giao thoa (dựa trên DPF), từ đó hướng tới việc cải thiện công bằng một cách toàn diện và ổn định hơn.

Bên cạnh đó, câu hỏi RQ4 cũng được trả lời tại chương này qua việc giới thiệu một chỉ số đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất nhằm định lượng và phân tích mối quan hệ giữa hai mục tiêu vốn thường có xu hướng đối nghịch trong học máy. Thông qua các phân tích lý thuyết và thực nghiệm, chương làm rõ mức độ cải thiện công bằng mà FairEduPlus đạt được, cũng như mức suy giảm hiệu suất tương ứng, qua đó đánh giá tính khả thi của phương pháp trong các bối cảnh giáo dục thực tiễn.

5.1. Giới thiệu

Trong các hệ thống phần mềm hiện đại, trí tuệ nhân tạo (AI) ngày càng được tích hợp sâu để hỗ trợ dự đoán, sinh nội dung và ra quyết định. Bên cạnh các đặc trưng chất lượng truyền thống như hiệu suất và độ tin cậy [18, 25, 88, 159], tính công bằng đã được xác định là một yêu cầu chất lượng cốt lõi của các hệ thống AI, do các quyết định thiên lệch có thể dẫn đến hệ quả đạo đức và phân biệt đối xử [143, 156].

Như phần tổng quan Chương 2 đã đề cập đến, trong lĩnh vực giáo dục, yêu cầu công bằng đặc biệt quan trọng vì các hệ thống AI thường tham gia trực tiếp vào các quyết định có tác động lâu dài đến người học, như dự đoán nguy cơ bỏ học, đánh giá năng lực hoặc hỗ trợ phân bổ nguồn lực. Một trong những thách thức trọng tâm đã được chỉ ra là sự tồn tại đồng thời của nhiều thuộc tính nhạy cảm trong dữ liệu giáo dục, dẫn đến các dạng thiên lệch giao thoa phức tạp và khó kiểm soát. Việc đảm bảo công bằng trong bối cảnh này không chỉ đòi hỏi các phương pháp can thiệp ở mức mô hình, mà còn yêu cầu dữ liệu huấn luyện phải có tính đại diện đầy đủ cho các nhóm giao thoa. Tuy nhiên, trong thực tế, nhiều nhóm con hiếm khi xuất hiện trong dữ liệu gốc, làm hạn chế khả năng đánh giá và cải thiện công bằng một cách đáng tin cậy [64, 100]. Dữ liệu tổng hợp vì vậy được xem là một hướng tiếp cận tiềm năng, vừa giúp bổ sung dữ liệu cho các nhóm yếu thế, vừa giảm thiểu rủi ro về quyền riêng tư [31, 71, 102, 151, 155, 175].

Trong các chương trước, luận án đã tiếp cận vấn đề công bằng từ hai hướng bổ sung. Chương 3 đề xuất phương pháp FairEdu, một kỹ thuật tiền xử lý dựa

trên hồi quy đa biến nhằm loại bỏ sự phụ thuộc giữa các đặc trưng không nhạy cảm và các thuộc tính nhạy cảm trong dữ liệu huấn luyện, tương ứng với cơ chế can thiệp theo chiều dọc. Phương pháp này cho thấy hiệu quả trong việc giảm thiên lệch do phụ thuộc ẩn, nhưng còn hạn chế trong các trường hợp dữ liệu mất cân bằng nghiêm trọng giữa các nhóm giao thoa. Trong khi đó, Chương 4 tập trung vào can thiệp theo chiều ngang thông qua phương pháp DPF, nhằm cân bằng phân phối dữ liệu giữa các nhóm giao thoa bằng kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp.

Trên cơ sở những phân tích và kết quả đó, chương này đề xuất phương pháp *FairEduPlus*, một khuôn khổ can thiệp hai chiều nhằm giải quyết đồng thời hai vấn đề cốt lõi đã được xác định trong tổng quan: (i) làm thế nào để cải thiện công bằng trong bối cảnh dữ liệu có nhiều thuộc tính nhạy cảm và phân bố không cân bằng, và (ii) làm thế nào để kiểm soát mối quan hệ đánh đổi giữa cải thiện công bằng và suy giảm hiệu suất của mô hình học máy. FairEduPlus tích hợp việc cân bằng phân phối dữ liệu giữa các nhóm giao thoa thông qua DPF với việc loại bỏ thông tin thiên lệch tiềm ẩn trong không gian đặc trưng thông qua FairEdu, từ đó hướng tới một giải pháp công bằng toàn diện hơn.

Nội dung của chương tập trung phân tích ba khía cạnh chính: mức độ cải thiện công bằng khi áp dụng FairEduPlus trên các kịch bản dữ liệu giáo dục khác nhau; tác động của phương pháp đến hiệu suất dự đoán của mô hình học máy; và khả năng định lượng mối quan hệ đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất thông qua chỉ số đánh đổi được đề xuất. Thông qua các phân tích này, chương đóng vai trò trực tiếp trong việc làm sáng tỏ các vấn đề đã được đặt ra trong phần tổng quan, đồng thời đánh giá tính hiệu quả và tính khả thi của FairEduPlus trong các bối cảnh giáo dục thực tiễn.

5.2. Phương pháp FaireduPlus

5.2.1. Ý tưởng chính

Nghiên cứu này hướng tới việc phát hiện và giảm thiểu thiên lệch của các mô hình học máy ngay từ giai đoạn tiền xử lý, đặc biệt với dữ liệu dạng bảng. Điểm

mới của phương pháp đề xuất là can thiệp đồng thời theo hai chiều dữ liệu:

Chiều ngang – điều chỉnh phân phối dữ liệu: sử dụng kỹ thuật DPF 4 nhằm cân bằng số lượng mẫu giữa các nhóm giao thoa được tạo bởi tổ hợp các thuộc tính nhạy cảm và nhãn đầu ra. Việc cân bằng này giúp phân phối các kết quả thuận lợi và bất lợi đồng đều hơn giữa các nhóm.

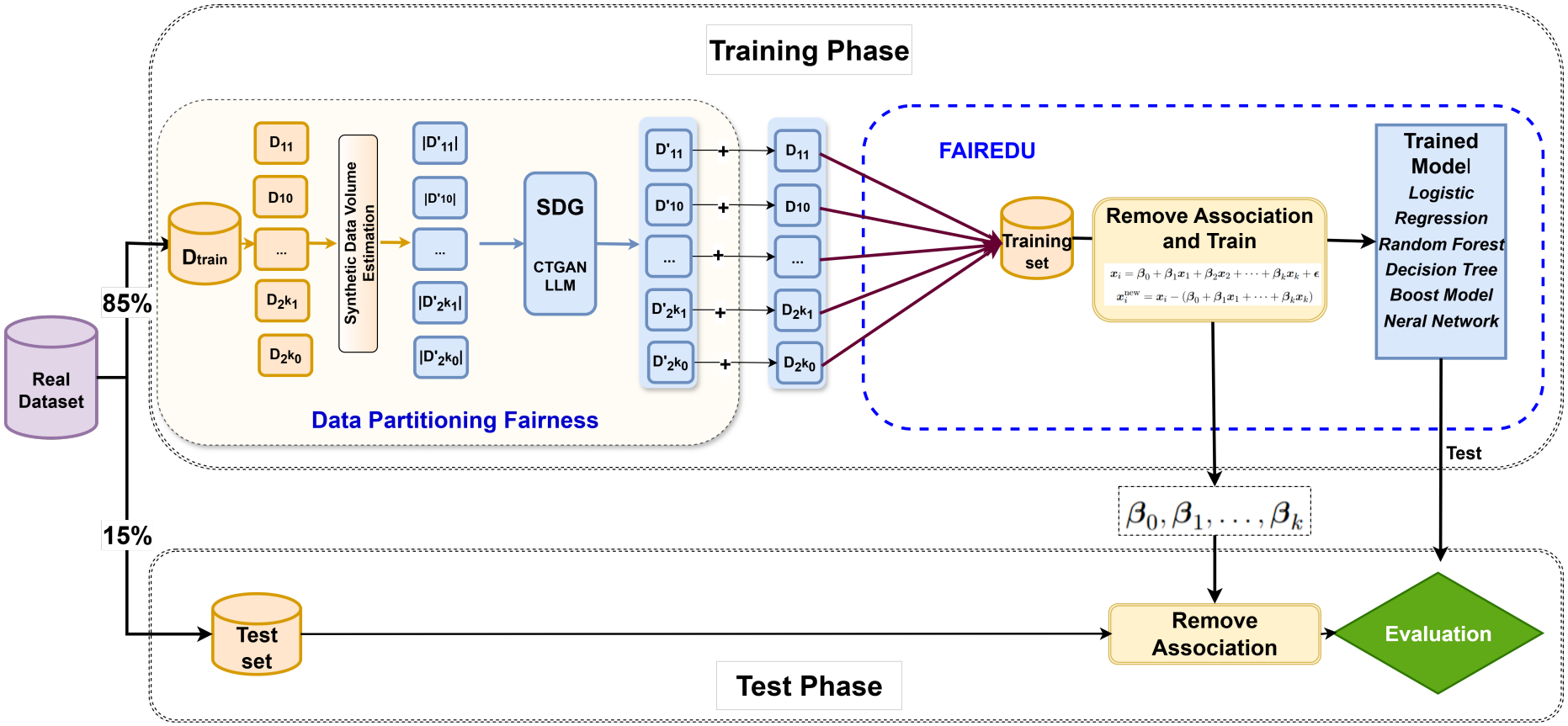
Chiều dọc – điều chỉnh đặc trưng: áp dụng kỹ thuật Fairedu để loại bỏ sự phụ thuộc của các đặc trưng không nhạy cảm vào các thuộc tính nhạy cảm, từ đó giảm ảnh hưởng của các yếu tố nhạy cảm đến dự đoán của mô hình.

Phương pháp FaireduPlus kết hợp sức mạnh của hai hướng tiếp cận này: (i) DPF để tái cân bằng dữ liệu ở mức phân phối, và (ii) Fairedu để khử bỏ thông tin thiên lệch ở mức đặc trưng. Quá trình này vừa đảm bảo tính công bằng đồng thời, vừa duy trì hiệu suất dự đoán của mô hình. Đồng thời, kỹ thuật này can thiệp ở giai đoạn tiền xử lý nên độc lập với mô hình, do đó có thể áp dụng cho nhiều thuật toán học máy khác nhau mà không cần chỉnh sửa cấu trúc hay quy trình huấn luyện.

Với giả định dữ liệu có k thuộc tính nhạy cảm $(x_1, \ldots, x_k)$ và nhãn nhị phân $y \in \{0, 1\}$, tập dữ liệu được chia thành 2^{k+1} nhóm con theo tổ hợp các giá trị của thuộc tính nhạy cảm và nhãn. Ở bước cân bằng, phương pháp DPF sinh bổ sung dữ liệu cho các nhóm con, nhằm đảm bảo tỷ lệ giữa nhãn dương và nhãn âm được duy trì đồng đều trong từng tổ hợp thuộc tính nhạy cảm, sau đó hợp nhất lại thành một tập dữ liệu thống nhất. Tiếp theo, bước điều chỉnh áp dụng phương pháp Fairedu để loại bỏ sự phụ thuộc của các thuộc tính không nhạy cảm vào các thuộc tính nhạy cảm, từ đó hoàn thiện tập dữ liệu công bằng trước khi huấn luyện mô hình.

5.2.2. Kiến trúc tổng thể

Kiến trúc tổng thể của phương pháp FaireduPlus được minh họa trong Hình 5.1, thể hiện quy trình kết hợp hai hướng can thiệp trên dữ liệu nhằm nâng cao tính công bằng cho các hệ thống học máy trong lĩnh vực giáo dục. Quy trình này gồm ba bước chính: *phân chia và cân bằng dữ liệu bằng DPF, điều chỉnh công bằng bằng Fairedu, và kiểm thử và đánh giá mô hình.*



Hình 5.1: Kiến trúc tổng thể của phương pháp FaireduPlus.

Thiết kế này cho phép FaireduPlus vừa cân bằng phân phối giữa các nhóm giao thoa của thuộc tính nhạy cảm, đồng thời loại bỏ sự phụ thuộc giữa thuộc tính nhạy cảm và không nhạy cảm, nhờ đó tăng cường khả năng ứng dụng công bằng cho nhiều biến nhạy cảm cùng lúc. Chi tiết từng bước được trình bày dưới đây.

- ***Bước 1 – Phân chia và cân bằng dữ liệu (DPF):*** Tập dữ liệu được chia thành 85% huấn luyện và 15% kiểm thử. Phần huấn luyện được phân tách thành 2^{k+1} nhóm theo tổ hợp thuộc tính nhạy cảm và nhãn. Các nhóm được bổ sung bằng phương pháp DPF, sử dụng kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp (CTGAN hoặc LLM) để cân bằng tỷ lệ.
- ***Bước 2 – Điều chỉnh công bằng (Fairedu):*** Trên tập dữ liệu đã cân bằng, Sử dụng phương pháp Fairedu loại bỏ sự phụ thuộc giữa thuộc tính không nhạy cảm và thuộc tính nhạy cảm bằng hồi quy tuyến tính, sau đó dùng dữ liệu đã điều chỉnh để huấn luyện mô hình học máy.
- ***Bước 3 – Kiểm thử và đánh giá:*** Tập kiểm thử cũng được xử lý loại bỏ phụ thuộc với cùng tham số như ở huấn luyện. Mô hình được đánh giá theo cả chỉ số công bằng và hiệu suất.

5.2.3. Thuật toán FaireduPlus

Phương pháp FaireduPlus được thiết kế nhằm nâng cao tính công bằng của các mô hình học máy bằng cách kết hợp hai hướng can thiệp: (i) cân bằng phân phối giữa các nhóm giao thoa của thuộc tính nhạy cảm và nhãn (theo chiều ngang), và (ii) loại bỏ sự phụ thuộc của các thuộc tính không nhạy cảm vào các thuộc tính nhạy cảm (theo chiều dọc). Chi tiết quy trình thực hiện thuật toán FaireduPlus được mô tả trong Thuật toán 5.1.

Thuật toán 5.1 FaireduPlus

Input: Tập huấn luyện $D_{tr} = \{\langle x_1, y_1\rangle, \ldots, \langle x_n, y_n\rangle\}$ với $x_j = [x_1^j, \ldots, x_d^j]$; $x_1, \ldots, x_k$ là thuộc tính nhạy cảm, $x_{k+1}^j, \ldots, x_d^j$ là thuộc tính không nhạy cảm, $y_j \in \{0, 1\}$. Tập kiểm thử D_{test};
Output: Tập dữ liệu công bằng D', mô hình ML S_{ML}, và nhãn dự đoán $S_{ML}(x^{te})$;
Xác định $n = 2^k$, phân D_{tr} thành $2n$ nhóm $D_{10}, D_{11}, \ldots, D_{n0}, D_{n1}$ theo mọi tổ hợp nhị phân của k thuộc tính nhạy cảm và nhãn Y;
Tìm nhóm nhỏ nhất: $D_{\min} = \min_{i=1,\ldots,n;\, j=0,1} \|D_{ij}\|$, lưu chỉ số (i_s, j_s);
Chọn $n_0 > \|D_{i_s j_s}\|$ và đặt $\|D'_{i_s j_s}\| = n_0$;
Tính $R_{\text{mean}} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^{n} \frac{\|D_{i1}\|}{\|D_{i0}\|}$ với $\|D_{i0}\| \neq 0$;
if $j_s = 1$ **then**
  for $i = 1$ **to** n **do**
    $\|D'_{i1}\| = \dfrac{\|D_{i1}\|}{\|D_{i_s j_s}\|}\, n_0$;
    $\|D'_{i0}\| = \dfrac{\|D'_{i1}\|}{R_{\text{mean}}}$;
  end for
else
  for $i = 1$ **to** n **do**
    $\|D'_{i0}\| = \dfrac{\|D_{i0}\|}{\|D_{i_s j_s}\|}\, n_0$;
    $\|D'_{i1}\| = R_{\text{mean}} \cdot \|D'_{i0}\|$;
  end for
end if
Loại bỏ thuộc tính nhạy cảm khỏi từng D_{ij};
Sinh dữ liệu tổng hợp:;
for $i = 1$ **to** n **do**
  for $j = 0$ **to** 1 **do**
    Áp dụng CTGAN hoặc LLM để sinh thêm $\|D'_{ij}\| - \|D_{ij}\|$ mẫu cho D_{ij} (sau khi loại thuộc tính nhạy cảm), rồi gắn lại các thuộc tính nhạy cảm tương ứng;
  end for
end for
Hợp nhất tất cả D'_{ij} thành tập huấn luyện mới D'_{tr};
Áp dụng Fairedu trên D'_{tr} để điều chỉnh đặc trưng (loại bỏ phụ thuộc vào thuộc tính nhạy cảm);
Huấn luyện mô hình S_{ML} trên dữ liệu đã điều chỉnh;
Trên tập kiểm thử D_{test}, áp dụng cùng quy trình loại bỏ phụ thuộc như với tập huấn luyện;
Đánh giá S_{ML} theo các chỉ số công bằng ($|1-DI|$, SPD, AOD, EOD) và hiệu suất (Accuracy, Recall);
return D'_{tr}, S_{ML}, $S_{ML}(x^{te})$; =0

Độ phức tạp của thuật toán FaireduPlus. Giả sử tập dữ liệu có n mẫu, d thuộc tính và k thuộc tính nhạy cảm. Thuật toán FaireduPlus kết hợp hai thành phần chính: (i) cân bằng dữ liệu dựa trên DPF và (ii) điều chỉnh phụ thuộc đặc trưng theo phương pháp Fairedu.

Phần DPF có độ phức tạp $O(nk + 2^k + n_{gen} \cdot C_{gen})$, trong đó n_{gen} là số mẫu sinh thêm và C_{gen} là chi phí sinh một mẫu dữ liệu tổng hợp.

Phần Fairedu có độ phức tạp:

$$O((d-k) \cdot n' \cdot k^2 + n' \cdot (d-k) \cdot k),$$

trong đó $n' = n + n_{gen}$ là kích thước dữ liệu sau khi cân bằng.

Do đó, tổng thể độ phức tạp của FaireduPlus có thể được biểu diễn như sau:

$$O(nk + 2^k + n_{gen} \cdot C_{gen} + (d-k) \cdot n' \cdot k^2 + n' \cdot (d-k) \cdot k).$$

Trong thực tế, với số lượng thuộc tính nhạy cảm k nhỏ, chi phí tính toán chủ yếu đến từ quá trình sinh dữ liệu và bước hồi quy đa biến của Fairedu. Điều này cho thấy FaireduPlus vẫn đảm bảo khả năng mở rộng và tính khả thi trong các bài toán học máy giáo dục.

5.3. Thực nghiệm

5.3.1. Dữ liệu, mô hình học máy, kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp, và độ đo đánh giá

Nghiên cứu sử dụng bốn bộ dữ liệu giáo dục thực tế đã được mô tả chi tiết trong Mục 3.3.1 của Chương 3, bao gồm: *Student Performance*, *Student Predict Dropout*, *Oulad* và *DNU Data*, với các thuộc tính nhạy cảm *giới tính*, *sức khỏe*, *tuổi*, *tình trạng nợ*, *tình trạng khuyết tật* và *khu vực*. Quy trình tiền xử lý, phương pháp phân chia dữ liệu dựa trên tổ hợp giao thoa giữa thuộc tính nhạy cảm và nhãn mục tiêu, cũng như các đặc trưng đầu vào, được áp dụng thống nhất như trong Chương 4.

Các thí nghiệm được thực hiện trên năm mô hình học máy gồm *Hồi quy logistic*, *Cây quyết định*, *Rừng ngẫu nhiên*, *Tăng cường gradient* và *Mạng nơ ron thần kinh* với cấu hình huấn luyện, tham số điều chỉnh và tiêu chí dừng được giữ nguyên như trong Mục 4.3.2 của Chương 4. Bên cạnh đó, hai kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp là *CTGAN* và *LLM* cũng được áp dụng theo các thiết lập

đã mô tả trong Mục 4.3.2. Việc duy trì đồng nhất toàn bộ quy trình, dữ liệu, cấu hình mô hình và thông số sinh dữ liệu nhằm loại bỏ ảnh hưởng của các yếu tố ngoài phương pháp đề xuất, từ đó đảm bảo rằng mọi khác biệt quan sát được trong kết quả đều phản ánh trực tiếp hiệu quả của FaireduPlus đối với cả tính công bằng và hiệu suất dự đoán.

Về độ đo đánh giá, chương này sử dụng các độ đo công bằng và hiệu suất phổ biến đã trình bày chi tiết ở Chương 2, trong Mục 2.1.3 và 2.2.4. Cụ thể, về tính công bằng, bốn độ đo được sử dụng gồm *"tác động khác biệt"*, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*, *"chênh lệch trung bình xác suất"*, *"chênh lệch cơ hội công bằng"* phản ánh cả sự khác biệt ở mức nhóm và công bằng có điều kiện theo dự đoán. Về hiệu suất dự đoán, hai độ đo chuẩn được sử dụng gồm *"độ chuẩn xác"*, *"độ hồi tưởng"*, cho phép phân tích rõ ràng sự đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất.

Bảng 5.1: Tóm tắt các bộ dữ liệu sử dụng trong nghiên cứu

STT	**Bộ dữ liệu**	**Số TT**	**Số mẫu**	**Thuộc tính nhạy cảm**	**Nhãn mục tiêu**	**Đặc điểm phân phối**
1	*Student Performance* (SPdt)	33	1.042	*giới tính*, *sức khỏe*	Đạt / Không đạt	Mất cân đối vừa phải giữa các nhóm *giới tính-sức khỏe*
2	*Student Predict Dropout* (SPredt)	35	4.424	*giới tính*, *tình trạng nợ*	Tốt nghiệp / Bỏ học	Chênh lệch lớn, một số nhóm rất nhỏ
3	*Oulad* (OLdt)	12	31.482	*giới tính*,	Đạt / Không đạt	Nhóm chiếm tỷ lệ nhỏ
4	*DNU Data*	11	426	*giới tính*, *tuổi*, *khu vực*	Đạt / Không đạt	Nhiều nhóm giao thoa kích thước rất nhỏ hoặc rỗng

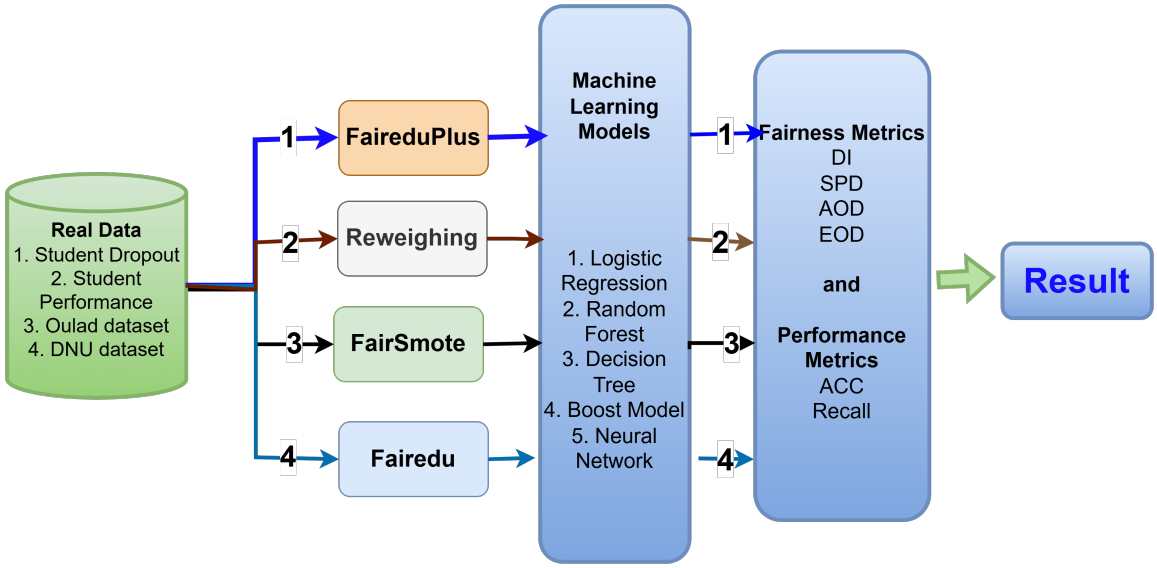
5.3.2. Thiết lập thực nghiệm

Nhằm tiến hành đánh giá một cách hệ thống hiệu quả của các can thiệp công bằng trên dữ liệu dạng bảng, thực nghiệm được tiến hành trên bốn cấu hình được minh họa như trong Hình 5.2. Mỗi cấu hình được xây dựng có chủ đích để khảo sát tác động của các cách kết hợp khác nhau giữa dữ liệu thực và dữ liệu tổng hợp trong việc giảm thiểu thiên lệch. Bốn cấu hình thực nghiệm bao gồm:

FaireduPlus (1), Reweighing (2), FairSmote (3), và Fairedu (4).

Để sinh dữ liệu tổng hợp, chúng tôi sử dụng hai kỹ thuật khác nhau: CTGAN và mô hình ngôn ngữ lớn (LLM).

- Đối với CTGAN, chúng tôi sử dụng mô hình CTGAN của thư viện SDV (phiên bản v0.18.0) với 10 epoch, kích thước batch bằng 500, tốc độ học $2e!-!4$ cho cả hai mạng, và vector embedding 128 chiều. Cấu hình này cho phép chuẩn hóa theo từng chế độ và lấy mẫu có điều kiện đối với các đặc trưng rời rạc và mất cân bằng. Một mô hình CTGAN riêng biệt được huấn luyện cho từng nhóm con, với số lượng mẫu sinh ra được điều chỉnh phù hợp với nhu cầu của từng nhóm.
- Đối với sinh dữ liệu dựa trên LLM, chúng tôi sử dụng ChatGPT 3.5, với cấu trúc prompt được thiết kế phù hợp với lược đồ và các đặc trưng thống kê của dữ liệu gốc. Quá trình sinh dữ liệu dựa trên prompt được thực hiện với các tham số: temperature = 0.7, độ dài tối đa 512 token và top-p = 0.9. Sau khi sinh, dữ liệu được hậu xử lý nhằm đảm bảo tính nhất quán về định dạng và loại bỏ các bản ghi không hợp lệ về mặt cấu trúc.



Hình 5.2: Tổng quan các cấu hình thực nghiệm đánh giá hiệu quả FaireduPlus

5.3.3. Chỉ số đánh giá

Các chỉ số công bằng và hiệu suất sử dụng trong chương này được kế thừa từ Mục 3.3.4, nhằm đảm bảo tính nhất quán trong toàn bộ nghiên cứu. Cụ thể, bốn chỉ số công bằng gồm *"tác động khác biệt"*, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*, *"chênh lệch trung bình xác suất"*, và *"chênh lệch cơ hội công bằng"*, cùng hai chỉ số hiệu suất gồm *"độ chuẩn xác"* và *"độ hồi tưởng"*.

Ngoài ra, để đánh giá sự đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất, luận án đã so sánh mức độ cải thiện công bằng với mức suy giảm hiệu suất tương ứng, dựa trên quan điểm đa mục tiêu lấy cảm hứng từ Pareto [55]. Trên cơ sở xác định và lượng hóa hai đại lượng cơ bản: *chỉ số cải thiện công bằng* và *chỉ số suy giảm hiệu suất*, từ đó xác định một chỉ số mới gọi tên là *chỉ số đánh đổi tổng hợp*.Chỉ số này cho phép so sánh trực tiếp mức độ cải thiện công bằng đạt được với chi phí phải trả về mặt hiệu suất một cách nhất quán giữa các cấu hình can thiệp khác nhau, từ đó hỗ trợ việc đánh giá và lựa chọn các cấu hình mô hình một cách có cơ sở.

Ghi chú: Trong các định nghĩa dưới đây, *NewTechnique* biểu thị phương pháp đề xuất và *Baseline* tương ứng với cấu hình huấn luyện ban đầu không áp dụng bất kỳ kỹ thuật đảm bảo công bằng nào.

Định nghĩa 1. [***Chỉ số cải thiện công bằng***] Chỉ số cải thiện công bằng $\Delta_{fairness}$ phản ánh mức độ thay đổi về công bằng khi áp dụng một kỹ thuật mới so với kỹ thuật cơ sở *Fairedu*. Chỉ số này được xác định bởi Công thức 5.1 như sau:

$$\Delta_{fairness} = \frac{FairnessMetric_{\text{New\_Technique}} - FairnessMetric_{\text{Baseline}}}{FairnessMetric_{\text{Baseline}}} \tag{5.1}$$

trong đó $FairnessMetric_{\text{New\_Technique}}$ là giá trị của một độ đo công bằng (ví dụ: |1-DI|, SPD, AOD, EOD) khi sử dụng kỹ thuật mới, còn $FairnessMetric_{\text{Baseline}}$ là giá trị tương ứng khi áp dụng kỹ thuật cơ sở.

Theo định nghĩa này, giá trị của $\Delta_{fairness}$ càng nhỏ (càng âm) thì mức cải thiện công bằng càng lớn. Cụ thể, $\Delta_{fairness}$ được diễn giải như sau:

- $\Delta_{fairness} < 0$: kỹ thuật mới cải thiện tính công bằng so với cấu hình cơ sở;

- $\Delta_{fairness} > 0$: tính công bằng bị suy giảm khi áp dụng kỹ thuật mới;
- $\Delta_{fairness} = 0$: mức độ công bằng không thay đổi so với cấu hình cơ sở.

Định nghĩa 2. [***Chỉ số suy giảm hiệu suất***] chỉ số suy giảm hiệu suất $\Delta_{performance}$ phản ánh mức độ thay đổi về hiệu suất dự đoán của mô hình khi áp dụng một kỹ thuật mới so với kỹ thuật cơ sở. Chỉ số này được xác định bởi Công thức 5.2 như sau:

$$\Delta_{performance} = \frac{Performance_{\text{New\_Technique}} - Performance_{\text{Baseline}}}{Performance_{\text{Baseline}}} \tag{5.2}$$

trong đó $Performance_{\text{New\_Technique}}$ là giá trị của một độ đo hiệu suất (ví dụ: Accuracy hoặc Recall) khi sử dụng kỹ thuật mới, còn $Performance_{\text{Baseline}}$ là giá trị tương ứng của kỹ thuật cơ sở.

Theo định nghĩa này, giá trị của $\Delta_{performance}$ càng lớn (càng dương) thì mức cải thiện hiệu suất càng cao. Cụ thể, $\Delta_{performance}$ được diễn giải như sau:

- $\Delta_{performance} > 0$: kỹ thuật mới cải thiện hiệu suất so với cấu hình cơ sở;
- $\Delta_{performance} < 0$: hiệu suất bị suy giảm khi áp dụng kỹ thuật mới;
- $\Delta_{performance} = 0$: hiệu suất không thay đổi so với cấu hình cơ sở.

Định nghĩa 3. [***Chỉ số đánh đổi tổng hợp***] Cho $\Delta_{fairness}$ là mức cải thiện công bằng và $\Delta_{performance}$ là mức thay đổi hiệu suất của mô hình so với cấu hình cơ sở, chỉ số đánh đổi tổng hợp được xác định theo Công thức 5.3.

$$\Delta_{trade_off} = \Delta_{performance} - \Delta_{fairness} \tag{5.3}$$

Diễn giải:

- $\Delta_{trade_off} > 0$: mức cải thiện công bằng lớn hơn mức suy giảm hiệu suất, cho thấy phương pháp tiến theo hướng đánh đổi thuận lợi;
- $\Delta_{trade_off} = 0$: mức cải thiện công bằng và suy giảm hiệu suất đạt trạng thái cân bằng;
- $\Delta_{trade_off} < 0$: mức suy giảm hiệu suất lớn hơn mức cải thiện công bằng, cho thấy sự đánh đổi không thuận lợi.

Trên cơ sở định nghĩa trên, nghiên cứu tiến hành tính toán chỉ số đánh đổi tổng hợp Δ_{trade_off} cho từng cặp chỉ số hiệu suất và công bằng, nhằm đánh giá một cách định lượng mức độ hài hòa giữa hai mục tiêu này trong các cấu hình can thiệp khác nhau.

Cụ thể, khi sử dụng *"độ chuẩn xác"* làm chỉ số hiệu suất, chỉ số đánh đổi được xác định tương ứng với từng độ đo công bằng như sau:

- Với *"độ chuẩn xác"* và $|1 - DI|$:

$$\Delta_{trade_off}^{ACC\_|1-DI|} = \Delta_{performance}^{ACC} - \Delta_{fairness}^{|1-DI|} \tag{5.4}$$

- Với *"độ chuẩn xác"* và *"hiệu số chênh lệch thống kê"*:

$$\Delta_{trade\_off}^{ACC\_SPD} = \Delta_{performance}^{ACC} - \Delta_{fairness}^{SPD} \tag{5.5}$$

- Với *"độ chuẩn xác"* và *"chênh lệch trung bình xác suất"*:

$$\Delta_{trade\_off}^{ACC\_AOD} = \Delta_{performance}^{ACC} - \Delta_{fairness}^{AOD} \tag{5.6}$$

- Với *"độ chuẩn xác"* và *"chênh lệch cơ hội công bằng"*:

$$\Delta_{trade\_off}^{ACC\_EOD} = \Delta_{performance}^{ACC} - \Delta_{fairness}^{EOD} \tag{5.7}$$

Tương tự, nghiên cứu cũng áp dụng cùng cách tiếp cận để tính toán chỉ số đánh đổi tổng hợp khi sử dụng *"độ hồi tưởng"* làm chỉ số hiệu suất, tương ứng với bốn độ đo công bằng:

$$\Delta_{trade\_off}^{Recall\_|1-DI|}, \quad \Delta_{trade\_off}^{Recall\_SPD}, \quad \Delta_{trade\_off}^{Recall\_AOD}, \quad \Delta_{trade\_off}^{Recall\_EOD},$$

Để làm rõ ý nghĩa của chỉ số đánh đổi tổng hợp Δ_{trade_off}, xét một ví dụ cụ thể với chỉ số hiệu suất *"độ chuẩn xác"* và độ đo công bằng *"hiệu số chênh lệch thống kê"*.

Ví dụ 5.1. *Giả sử cấu hình cơ sở (Fairedu) đạt:*

$$SPD_{Baseline} = 0.20, \qquad ACC_{Baseline} = 0.80.$$

Xét một cấu hình mới (ví dụ FairEduPlus) cho kết quả:

$$SPD_{New} = 0.10, \qquad ACC_{New} = 0.78.$$

Khi đó, mức thay đổi công bằng và hiệu suất được tính như sau:

$$\Delta^{SPD}_{fairness} = \frac{0.10 - 0.20}{0.20} = -0.50, \qquad \Delta^{ACC}_{performance} = \frac{0.78 - 0.80}{0.80} = -0.025.$$

Chỉ số đánh đổi tổng hợp tương ứng là:

$$\Delta^{ACC\_SPD}_{trade\_off} = \Delta^{ACC}_{performance} - \Delta^{SPD}_{fairness} = -0.025 - (-0.50) = 0.475 > 0.$$

Kết quả này cho thấy, mặc dù hiệu suất dự đoán giảm nhẹ (2.5%), mức cải thiện công bằng đạt được là đáng kể (50%), dẫn đến một giá trị Δ_{trade_off} dương. Điều này phản ánh một sự đánh đổi thuận lợi, trong đó lợi ích về công bằng vượt trội so với chi phí phải trả về hiệu suất.

Ngược lại, nếu một cấu hình mới chỉ cải thiện công bằng ở mức rất nhỏ trong khi gây suy giảm hiệu suất lớn, chỉ số Δ_{trade_off} sẽ nhận giá trị âm, cho thấy sự đánh đổi không hợp lý và kém hấp dẫn trong thực tiễn.

5.4. Kết quả

Phần này trình bày và phân tích các kết quả thực nghiệm nhằm đánh giá hiệu quả của phương pháp FairEduPlus trong việc cải thiện công bằng và duy trì hiệu suất dự đoán của các mô hình học máy trong lĩnh vực giáo dục. Các kết quả được tổng hợp từ bốn cấu hình theo thiết lập thực nghiệm đã mô tả tại Mục 5.3. Luận án tập trung phân tích cả hai khía cạnh: (i) mức độ cải thiện

công bằng, (ii) tác động của FaireduPlus đến hiệu suất của mô hình, và (iii) sự đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất dự đoán của phương pháp FaireduPlus.

Ghi chú: Trong các phần trình bày dưới đây, các Bảng 5.2, 5.3, 5.4, 5.5 và 5.6 được định dạng thống nhất như sau: các ô màu xám biểu thị các cấu hình có kết quả kém hơn so với FaireduPlus, trong khi các ô màu xanh nhạt thể hiện các cấu hình có hiệu suất tương đương với FaireduPlus. Hàng cuối của mỗi bảng tổng hợp số lượng trường hợp Thắng/Hòa/Thua (W/T/L) của FaireduPlus so với các phương pháp đối sánh tương ứng trên từng chỉ số công bằng.

5.4.1. Mức độ cải thiện tính công bằng đồng thời của FairEduPlus

Để đánh giá mức độ cải thiện công bằng của FaireduPlus so với các phương pháp hiện có, nghiên cứu tiến hành so sánh bốn chỉ số công bằng gồm DI, SPD, AOD và EOD trên bốn cấu hình thực nghiệm, bao gồm FaireduPlus, Reweighing, FairSMOTE và Fairedu, như được mô tả trong Mục 5.3.2. Kết quả so sánh chi tiết của FaireduPlus khi kết hợp với các phương pháp sinh dữ liệu tổng hợp dựa trên CTGAN và LLM lần lượt được trình bày trong Bảng 5.2 và 5.3.

Với cấu hình sử dụng CTGAN, các thống kê W/T/L trong Bảng 5.2 cho thấy FaireduPlus khi kết hợp với CTGAN vượt trội một cách nhất quán so với các phương pháp đối sánh trên hầu hết các chỉ số công bằng khi xét theo tỷ lệ phần trăm. Cụ thể, đối với chỉ số $|1 - DI|$, FaireduPlus đạt tỷ lệ thắng 75.6% so với Reweighing (34/45), 75.6% so với FairSMOTE (34/45) và 60.0% so với Fairedu (27/45). Các kết quả này cho thấy FaireduPlus hoạt động vượt trội đáng kể so với các cấu hình cơ sở. Đối với chỉ số SPD, FaireduPlus đạt tỷ lệ thắng dao động từ 62.2% (28/45) so với Fairedu đến 84.4% (38/45) so với FairSMOTE. Những kết quả này cung cấp bằng chứng thực nghiệm rõ ràng về khả năng cải thiện công bằng vượt trội của FaireduPlus khi sử dụng phương pháp sinh dữ liệu tổng hợp dựa trên CTGAN.

Tương tự, với cấu hình sử dụng LLM, các thống kê W/T/L trong Bảng 5.3 cho thấy FaireduPlus khi kết hợp với phương pháp sinh dữ liệu tổng hợp dựa trên LLM vẫn duy trì lợi thế tổng thể về công bằng, mặc dù mức độ vượt

Bảng 5.2: So sánh chỉ số công bằng của FaireduPlus với các cấu hình đối sánh khi sử dụng CTGAN

Chỉ số công bằng			|1-DI|				SPD				AOD				EOD			
Mô hình	**TT nhạy cảm**		**F.Plus**	**R.W**	**F.S**	**F.edu**	**F.Plus**	**R.W**	**F.S**	**F.edu**	**F.Plus**	**R.W**	**F.S**	**F.edu**	**F.Plus**	**R.W**	**F.S**	**F.edu**
LR	**Oulad**	GT	0.063	0.253	0.027	0.017	0.003	0.083	0.014	0.006	0.017	0.081	0.010	0.003	0.002	0.116	0.038	0.018
		K.tật	0.114	0.706	0.678	0.044	0.018	0.279	0.365	0.016	0.005	0.267	0.347	0.008	0.040	0.294	0.349	0.034
	Std.P	GT	0.099	0.142	0.142	0.142	0.043	0.068	0.068	0.068	0.005	0.005	0.005	0.005	0.048	0.048	0.048	0.048
		SK	0.072	0.098	0.098	0.098	0.023	0.049	0.049	0.049	0.010	0.010	0.010	0.010	0.031	0.031	0.031	0.031
	Std.D	GT	0.319	0.401	0.607	0.215	0.164	0.209	0.278	0.122	0.084	0.080	0.144	0.002	0.026	0.047	0.076	0.016
		Nợ	0.397	1.52	0.887	0.305	0.172	0.421	0.314	0.155	0.053	0.092	0.015	0.079	0.043	0.033	0.045	0.069
	DNU	GT	1.110	0.073	0.341	0.475	0.312	0.068	0.254	0.258	0.092	0.250	0.089	0.086	0.267		0.196	0.173
		Tuổi	0.328	0.087	0.231	0.000	0.042	0.083	0.188	0.000	0.071	0.133	0.117	0.032	0.034		0.168	0.064
		KV	0.123	0.023	0.159	0.023	0.017	0.022	0.136	0.013	0.004	0.133	0.283	0.018	0.009		0.099	0.035
RF	**Oulad**	GT	0.010	0.383	0.049	0.183	0.003	0.088	0.023	0.067	0.001	0.086	0.019	0.063	0.051	0.111	0.034	0.082
		K.tật	0.093	0.613	0.331	0.174	0.019	0.177	0.162	0.070	0.005	0.164	0.141	0.045	0.001	0.169	0.132	0.024
	Std.P	GT	0.110	0.142	0.117	0.117	0.054	0.068	0.056	0.056	0.006	0.005	0.006	0.006	0.048	0.048	0.068	0.068
		SK	0.069	0.098	0.069	0.069	0.034	0.049	0.034	0.034	0.001	0.010	0.022	0.022	0.009	0.031	0.055	0.055
	Std.D	GT	0.549	0.411	0.505	0.386	0.250	0.219	0.257	0.190	0.113	0.101	0.136	0.057	0.055	0.050	0.069	0.029
		Nợ	0.248	0.84	0.692	1.659	0.114	0.323	0.287	0.408	0.020	0.041	0.017	0.107	0.019	0.042	0.039	0.034
	DNU	GT	0.311	0.513	0.967	0.553	0.237	0.339	0.492	0.356	0.071	0.065	0.206	0.075	0.118	0.255	0.412	0.275
		Tuổi	0.062	0.229	0.379	0.206	0.042	0.167	0.229	0.146	0.013	0.149	0.106	0.138	0.025	0.098	0.213	0.075
		KV	0.038	0.145	0.064	0.012	0.029	0.111	0.037	0.008	0.003	0.215	0.031	0.146	0.006	0.096	0.061	0.041
DT	**Oulad**	GT	0.007	0.007	0.058	0.169	0.003	0.003	0.027	0.061	0.001	0.001	0.023	0.058	0.008	0.007	0.037	0.075
		K.tật	0.067	0.204	0.2	0.134	0.026	0.088	0.097	0.053	0.003	0.068	0.075	0.033	0.018	0.065	0.060	0.026
	Std.P	GT	0.135	0.159	0.159	0.142	0.066	0.078	0.078	0.068	0.005	0.015	0.015	0.005	0.007	0.028	0.028	0.048
		SK	0.031	0.077	0.077	0.098	0.017	0.04	0.04	0.049	0.010	0.022	0.022	0.010	0.029	0.007	0.022	0.031
	Std.D	GT	0.547	0.638	0.505	0.285	0.239	0.265	0.248	0.148	0.097	0.127	0.119	0.019	0.037	0.047	0.050	0.006
		Nợ	0.349	1.237	0.699	1.010	0.161	0.342	0.279	0.326	0.039	0.133	0.000	0.097	0.008	0.219	0.042	0.131
	DNU	GT	0.372	0.21	1.269	0.180	0.271	0.139	0.559	0.122	0.105	0.035	0.245	0.008	0.157	0.055	0.490	0.016
		Tuổi	0.108	0.031	0.423	0.125	0.083	0.021	0.229	0.083	0.007	0.037	0.110	0.089	0.014	0.125	0.220	0.179
		KV	0.109	0.127	0.112	0.465	0.089	0.079	0.059	0.244	0.064	0.105	0.042	0.129	0.129	0.123	0.085	0.257
BM	**Oulad**	GT	0.115	0.276	0.01	0.360	0.030	0.096	0.005	0.124	0.029	0.094	0.001	0.121	0.029	0.113	0.014	0.136
		K.tật	0.168	0.522	0.615	0.410	0.046	0.217	0.331	0.172	0.031	0.201	0.309	0.159	0.027	0.203	0.298	0.176
	Std.P	GT	0.098	0.201	0.151	0.176	0.051	0.094	0.076	0.082	0.005	0.036	0.023	0.026	0.048	0.041	0.014	0.062
		SK	0.011	0.045	0.016	0.017	0.006	0.023	0.009	0.009	0.010	0.029	0.060	0.047	0.031	0.080	0.057	0.057
	Std.D	GT	0.258	0.32	0.14	0.424	0.156	0.154	0.198	0.170	0.061	0.025	0.069	0.043	0.021	0.019	0.036	0.048
		Nợ	2.067	1.516	1.539	1.730	0.401	0.373	0.355	0.346	0.157	0.114	0.129	0.066	0.164	0.089	0.164	0.025
	DNU	GT	0.195	1.269	0.388	0.037	0.146	0.559	0.112	0.031	0.110	0.245	0.033	0.238	0.165	0.490	0.067	0.102
		Tuổi	0.029	0.125	0.2	0.077	0.021	0.063	0.063	0.063	0.028	0.010	0.021	0.036	0.016	0.020	0.041	0.140
		KV	0.042	0.026	0.163	0.034	0.030	0.012	0.054	0.028	0.013	0.001	0.037	0.036	0.041	0.003	0.073	0.006
NN	**Oulad**	GT	0.019	0.487	0.039	0.047	0.005	0.13	0.02	0.017	0.008	0.128	0.017	0.014	0.009	0.164	0.044	0.035
		K.tật	0.152	0.567	0.63	0.010	0.032	0.196	0.346	0.004	0.055	0.178	0.326	0.020	0.088	0.173	0.323	0.044
	Std.P	GT	0.086	0.142	0.135	0.110	0.043	0.068	0.066	0.054	0.013	0.005	0.001	0.009	0.001	0.048	0.028	0.048
		SK	0.077	0.098	0.102	0.073	0.04	0.049	0.051	0.037	0.001	0.010	0.010	0.022	0.007	0.031	0.007	0.031
	Std.D	GT	0.423	0.505	0.578	0.451	0.226	0.24	0.247	0.220	0.099	0.105	0.109	0.085	0.054	0.057	0.074	0.061
		Nợ	0.552	1.279	0.815	1.279	0.255	0.374	0.276	0.374	0.005	0.131	0.032	0.090	0.036	0.158	0.081	0.058
	DNU	GT	0.77	0.439	0.513	0.186	0.261	0.305	0.339	0.092	0.083	0.007	0.065	0.084	0.227	0.235	0.255	0.169
		Tuổi	0.167	0.167	0.333	0.043	0.063	0.125	0.25	0.021	0.094	0.006	0.199	0.040	0.011	0.122	0.199	0.081
		KV	0.221	0.009	0.056	0.404	0.063	0.007	0.04	0.154	0.031	0.061	0.174	0.080	0.061	0.012	0.015	0.161
Win/Tie				**34/1**	**34/1**	**27/0**		**35/1**	**38/1**	**27/0**		**30/3**	**30/3**	**29/0**		**28/3**	**33/4**	**32/0**
Lose				**10**	**10**	**18**		**9**	**6**	**18**		**12**	**12**	**16**		**14**	**8**	**13**

trội không rõ rệt như trong cấu hình CTGAN. Cụ thể, đối với chỉ số $|1 - DI|$, FaireduPlus đạt tỷ lệ thắng 66.7% (30/45) so với Reweighing, 53.3% (24/45) so với FairSMOTE và 53.3% (24/45) so với Fairedu. Xu hướng tương tự cũng được quan sát đối với chỉ số SPD, trong đó FaireduPlus đạt tỷ lệ thắng 55.6% (25/45) so với Reweighing, 62.2% (28/45) so với FairSMOTE và 48.9% (22/45) so với Fairedu.

Các kết quả trên cho thấy FaireduPlus có khả năng cải thiện công bằng một cách hiệu quả và nhất quán trên nhiều chỉ số khác nhau (DI, SPD, AOD và EOD), trong đó mức cải thiện đặc biệt rõ rệt đối với các chỉ số $|1 - DI|$ và SPD.

Bảng 5.3: So sánh chỉ số công bằng của FaireduPlus với các cấu hình đối sánh khi sử dụng LLM

Chỉ số công bằng			|1-DI|				SPD				AOD				EOD			
Model	**Dataset**	**S.var**	**F.Plus**	**R.W**	**F.S**	**F.edu**	**F.Plus**	**R.W**	**F.S**	**F.edu**	**F.Plus**	**R.W**	**F.S**	**F.edu**	**F.Plus**	**R.W**	**F.S**	**F.edu**
LR	**Oulad**	GT	0.017	0.253	0.027	0.017	0.033	0.083	0.014	0.006	0.003	0.081	0.010	0.003	0.096	0.116	0.038	0.018
		K.tật	0.044	0.706	0.678	0.044	0.293	0.279	0.365	0.016	0.008	0.267	0.347	0.008	0.397	0.294	0.349	0.034
	Std.P	GT	0.198	0.142	0.142	0.142	0.021	0.068	0.068	0.068	0.018	0.005	0.005	0.005	0.030	0.048	0.048	0.048
		SK	0.074	0.098	0.098	0.098	0.017	0.049	0.049	0.049	0.022	0.010	0.010	0.010	0.045	0.031	0.031	0.031
	Std.D	GT	0.569	0.401	0.607	0.215	0.268	0.209	0.278	0.122	0.119	0.080	0.144	0.002	0.077	0.047	0.076	0.016
		Nợ	0.442	1.52	0.887	0.305	0.461	0.421	0.314	0.155	0.078	0.092	0.015	0.079	0.059	0.033	0.045	0.069
	DNU	GT	0.281	0.073	0.341	0.475	0.051	0.068	0.254	0.258	0.167	0.250	0.089	0.086	0.013		0.196	0.173
		Tuổi	0.267	0.087	0.231	0.000	0.063	0.083	0.188	0.000	0.003	0.133	0.117	0.032	0.015		0.168	0.064
		KV	0.871	0.023	0.159	0.023	0.025	0.022	0.136	0.013	0.063	0.133	0.283	0.018	0.037		0.099	0.035
RF	**Oulad**	GT	0.141	0.383	0.049	0.183	0.031	0.088	0.023	0.067	0.050	0.086	0.019	0.063	0.059	0.111	0.034	0.082
		K.tật	0.12	0.613	0.331	0.174	0.206	0.177	0.162	0.070	0.027	0.164	0.141	0.045	0.290	0.169	0.132	0.024
	Std.P	GT	0.117	0.142	0.117	0.117	0.029	0.068	0.056	0.056	0.005	0.005	0.006	0.006	0.021	0.048	0.068	0.068
		SK	0.069	0.098	0.069	0.069	0.011	0.049	0.034	0.034	0.010	0.010	0.022	0.022	0.059	0.031	0.055	0.055
	Std.D	GT	0.528	0.411	0.505	0.386	0	0.219	0.257	0.190	0.098	0.101	0.136	0.057	0.052	0.050	0.069	0.029
		Nợ	1.735	0.84	0.692	1.659	0	0.323	0.287	0.408	0.107	0.041	0.017	0.107	0.052	0.042	0.039	0.034
	DNU	GT	0.264	0.513	0.967	0.553	0.068	0.339	0.492	0.356	0.065	0.065	0.206	0.075	0.026	0.255	0.412	0.275
		Tuổi	0.05	0.229	0.379	0.206	0.229	0.167	0.229	0.146	0.037	0.149	0.106	0.138	0.069	0.098	0.213	0.075
		KV	2.174	0.145	0.064	0.012	0.093	0.111	0.037	0.008	0.273	0.215	0.031	0.146	0.035	0.096	0.061	0.041
DT	**Oulad**	GT	0.169	0.007	0.058	0.169	0.003	0.003	0.027	0.061	0.058	0.001	0.023	0.058	0.010	0.007	0.037	0.075
		K.tật	0.134	0.204	0.2	0.134	0.088	0.088	0.097	0.053	0.033	0.068	0.075	0.033	0.214	0.065	0.060	0.026
	Std.P	GT	0.121	0.159	0.159	0.142	0.009	0.078	0.078	0.068	0.005	0.015	0.015	0.005	0.025	0.028	0.028	0.048
		SK	0.017	0.077	0.077	0.098	0.028	0.04	0.04	0.049	0.010	0.022	0.022	0.010	0.039	0.007	0.022	0.031
	Std.D	GT	0.616	0.638	0.505	0.285	0.265	0.265	0.248	0.148	0.115	0.127	0.119	0.019	0.047	0.047	0.050	0.006
		Nợ	1.503	1.237	0.699	1.010	0.342	0.342	0.279	0.326	0.106	0.133	0.000	0.097	0.219	0.219	0.042	0.131
	DNU	GT	0.157	0.21	1.269	0.180	0.102	0.139	0.559	0.122	0.088	0.035	0.245	0.008	0.054	0.055	0.490	0.016
		Tuổi	0	0.031	0.423	0.125	0.104	0.021	0.229	0.083	0.126	0.037	0.110	0.089	0.144	0.125	0.220	0.179
		KV	0.012	0.127	0.112	0.465	0.14	0.079	0.059	0.244	0.285	0.105	0.042	0.129	0.190	0.123	0.085	0.257
BM	**Oulad**	GT	0.36	0.276	0.01	0.360	0.089	0.096	0.005	0.124	0.121	0.094	0.001	0.121	0.109	0.113	0.014	0.136
		K.tật	0.41	0.522	0.615	0.410	0.124	0.217	0.331	0.172	0.159	0.201	0.309	0.159	0.222	0.203	0.298	0.176
	Std.P	GT	0.029	0.201	0.151	0.176	0.061	0.094	0.076	0.082	0.053	0.036	0.023	0.026	0.041	0.041	0.014	0.062
		SK	0.04	0.045	0.016	0.017	0.06	0.023	0.009	0.009	0.073	0.029	0.060	0.047	0.027	0.080	0.057	0.057
	Std.D	GT	0.467	0.32	0.14	0.424	0.231	0.154	0.198	0.170	0.050	0.025	0.069	0.043	0.019	0.019	0.036	0.048
		Nợ	1.344	1.516	1.539	1.730	0.411	0.373	0.355	0.346	0.041	0.114	0.129	0.066	0.198	0.089	0.164	0.025
	DNU	GT	0.186	1.269	0.388	0.037	0.342	0.559	0.112	0.031	0.096	0.245	0.033	0.238	0.226	0.490	0.067	0.102
		Tuổi	0.2	0.125	0.2	0.077	0.063	0.063	0.063	0.063	0.094	0.010	0.021	0.036	0.059	0.020	0.041	0.140
		KV	0.411	0.026	0.163	0.034	0.009	0.012	0.054	0.028	0.092	0.001	0.037	0.036	0.009	0.003	0.073	0.006
NN	**Oulad**	GT	0.111	0.487	0.039	0.047	0.047	0.13	0.02	0.017	0.038	0.128	0.017	0.014	0.128	0.164	0.044	0.035
		K.tật	0.016	0.567	0.63	0.010	0.25	0.196	0.346	0.004	0.017	0.178	0.326	0.020	0.342	0.173	0.323	0.044
	Std.P	GT	0.034	0.142	0.135	0.110	0.003	0.068	0.066	0.054	0.027	0.005	0.001	0.009	0.032	0.048	0.028	0.048
		SK	0.022	0.098	0.102	0.073	0.014	0.049	0.051	0.037	0.042	0.010	0.010	0.022	0.083	0.031	0.007	0.031
	Std.D	GT	0.497	0.505	0.578	0.451	0.24	0.24	0.247	0.220	0.107	0.105	0.109	0.085	0.056	0.057	0.074	0.061
		Nợ	0.963	1.279	0.815	1.279	0.374	0.374	0.276	0.374	0.020	0.131	0.032	0.090	0.157	0.158	0.081	0.058
	DNU	GT	0.18	0.439	0.513	0.186	0.136	0.305	0.339	0.092	0.014	0.007	0.065	0.084	0.046	0.235	0.255	0.169
		Tuổi	0.091	0.167	0.333	0.043	0	0.125	0.25	0.021	0.056	0.006	0.199	0.040	0.026	0.122	0.199	0.081
		KV	0.953	0.009	0.056	0.404	0.02	0.007	0.04	0.154	0.154	0.061	0.174	0.080	0.009	0.012	0.015	0.161
Win/Tie				**30/0**	**25/3**	**24/0**		**25/7**	**28/2**	**22/0**		**23/0**	**25/0**	**17/0**		**19/4**	**22/0**	**23/0**
Lose				**15**	**17**	**21**		**13**	**15**	**23**		**22**	**20**	**28**		**19**	**23**	**22**

Bên cạnh đó, FaireduPlus đạt hiệu quả cao nhất khi được kết hợp với CTGAN, đồng thời vẫn duy trì lợi thế tổng thể khi sử dụng phương pháp sinh dữ liệu dựa trên LLM, mặc dù mức độ cải thiện trong trường hợp này kém hơn so với CTGAN.

5.4.2. Tác động của FairEduPlus đến hiệu suất dự đoán

Để đánh giá tác động của FaireduPlus đến hiệu suất của mô hình, luận án đã tiến hành so sánh các chỉ số hiệu suất, bao gồm *"độ chuẩn xác"* (ACC)

và *"độ hồi tưởng"* (Recall) của FaireduPlus với các phương pháp đối sánh, bao gồm: Reweighing, FairSMOTE và Fairedu. Kết quả chi tiết được trình bày trong Bảng 5.4.

Với cấu hình sử dụng CTGAN, mặc dù FaireduPlus đạt được kết quả vượt trội về công bằng, phương pháp này vẫn duy trì hiệu suất dự đoán ở mức cạnh tranh. Đối với chỉ số ACC, FaireduPlus đạt tỷ lệ thắng 40.0% (8/20) so với Reweighing, 50.0% (10/20) so với FairSMOTE và 45.0% (9/20) so với Fairedu. Đối với Recall, lợi thế trở nên rõ rệt hơn. FaireduPlus ghi nhận tỷ lệ thắng 60.0% (12/20) so với Reweighing, 45.0% (9/20) so với FairSMOTE và 55.0% (11/20) so với Fairedu.

Với cấu hình sử dụng LLM, FaireduPlus thể hiện hiệu suất vượt trội so với các cấu hình đối sánh. Cụ thể, đối với ACC, phương pháp này đạt tỷ lệ thắng 65.0% (13/20) so với Reweighing, 70.0% (14/20) so với FairSMOTE và 65.0% (13/20) so với Fairedu. Lợi thế này càng trở nên rõ rệt hơn đối với Recall, khi FaireduPlus đạt tỷ lệ thắng 75.0% (15/20) so với Reweighing, 80.0% (16/20) so với FairSMOTE và 85.0% (17/20) so với Fairedu.

Hơn nữa, tỷ lệ thắng cao hơn đối với Recall cho thấy FaireduPlus đặc biệt phù hợp với các mô hình học máy trong bối cảnh giáo dục, nơi việc xác định chính xác các học sinh có nguy cơ thường quan trọng hơn so với những cải thiện nhỏ về độ chính xác tổng thể.

Bảng 5.4: So sánh các chỉ số hiệu suất (Acc và Recall) của FaireduPlus với các cấu hình thực nghiệm khác nhau

KT sinh DL		**CTGAN**								**LLM**							
Hiệu suất		**ACC**				**Recall**				**ACC**				**Recall**			
Mô hình	**Dữ liệu**	**F.Plus**	**R.W**	**F.S**	**F.edu**	**F.Plus**	**R.W**	**F.S**	**F.edu**	**F.Plus**	**R.W**	**F.S**	**F.edu**	**F.Plus**	**R.W**	**F.S**	**F.edu**
LR	Oulad	0.567	0.588	0.585	0.577	0.442	0.453	0.591	0.442	0.572	0.588	0.585	0.577	0.602	0.453	0.591	0.442
	Std.P	0.936	0.943	0.943	0.943	0.919	0.919	0.919	0.919	0.805	0.943	0.943	0.943	0.977	0.919	0.919	0.919
	Std.D	0.736	0.825	0.833	0.798	0.942	0.968	0.956	0.933	0.839	0.825	0.833	0.798	0.959	0.968	0.956	0.933
	DNU	0.495	0.938	0.797	0.688	0.464	1.000	0.821	0.643	0.891	0.938	0.797	0.688	0.982	1.000	0.821	0.643
RF	Oulad	0.574	0.575	0.578	0.584	0.487	0.338	0.554	0.478	0.569	0.575	0.578	0.584	0.595	0.338	0.554	0.478
	Std.P	0.936	0.943	0.936	0.936	0.919	0.919	0.907	0.907	0.853	0.943	0.936	0.936	0.977	0.919	0.907	0.907
	Std.D	0.840	0.797	0.801	0.831	0.921	0.959	0.962	0.933	0.813	0.797	0.801	0.831	0.950	0.959	0.962	0.933
	DNU	0.906	0.781	0.672	0.766	0.750	0.768	0.625	0.750	0.901	0.781	0.672	0.766	0.982	0.768	0.625	0.750
DT	Oulad	0.580	0.582	0.576	0.580	0.468	0.504	0.553	0.468	0.571	0.582	0.576	0.580	0.617	0.504	0.553	0.468
	Std.P	0.943	0.936	0.936	0.943	0.942	0.930	0.930	0.919	0.777	0.936	0.936	0.943	0.953	0.930	0.930	0.919
	Std.D	0.849	0.839	0.821	0.822	0.918	0.912	0.959	0.927	0.839	0.839	0.821	0.822	0.912	0.912	0.959	0.927
	DNU	0.875	0.766	0.609	0.813	0.911	0.750	0.554	0.786	0.687	0.766	0.609	0.813	0.964	0.750	0.554	0.786
BM	Oulad	0.571	0.576	0.582	0.578	0.479	0.468	0.591	0.479	0.580	0.576	0.582	0.578	0.484	0.468	0.591	0.479
	Std.P	0.943	0.917	0.873	0.911	0.930	0.895	0.884	0.884	0.847	0.917	0.873	0.911	0.977	0.895	0.884	0.884
	Std.D	0.824	0.815	0.819	0.822	0.912	0.886	0.860	0.825	0.848	0.815	0.819	0.822	0.892	0.886	0.860	0.825
	DNU	0.703	0.554	0.422	0.859	0.554	0.609	0.339	0.893	0.599	0.554	0.422	0.859	0.643	0.609	0.339	0.893
NN	Oulad	0.567	0.583	0.583	0.580	0.469	0.405	0.603	0.451	0.578	0.583	0.583	0.580	0.582	0.405	0.603	0.451
	Std.P	0.936	0.943	0.943	0.936	0.930	0.919	0.930	0.919	0.811	0.943	0.943	0.936	0.965	0.919	0.930	0.919
	Std.D	0.822	0.837	0.846	0.840	0.965	0.953	0.921	0.956	0.841	0.837	0.846	0.840	0.953	0.953	0.921	0.956
	DNU	0.453	0.781	0.781	0.257	0.393	0.786	0.768	0.554	0.870	0.781	0.781	0.257	0.946	0.786	0.768	0.554
Thắng/Hòa			**8/0**	**10/0**	**9/2**		**12/0**	**9/0**	**11/4**		**13/0**	**14/0**	**13/0**		**15/0**	**16/0**	**17/0**
Thua			**12**	**10**	**9**		**8**	**11**	**5**		**7**	**6**	**7**		**5**	**4**	**3**

5.4.3. Đánh giá mối quan hệ đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất

Để trả đánh giá mối quan hệ đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất của FaireduPlus, luận án tiến hành tính toán *chỉ số cải thiện công bằng*, *chỉ số suy giảm hiệu suất* và *chỉ số đánh đổi tổng hợp*, như đã được định nghĩa trong Mục 5.3.3, nhằm đánh giá mối quan hệ đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất trên các cấu hình can thiệp khác nhau.

Các Bảng 5.5 và 5.6 trình bày chỉ số đánh đổi tổng hợp (Δ_{trade_off}) cho bốn cấu hình trong hai thiết lập CTGAN và LLM. Giá trị càng cao thể hiện mức đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất càng tốt.

Kết quả trong Bảng 5.5 cho thấy, chỉ số $\Delta^{ACC_{|1-\mathrm{DI}|}} trade_off$ của FaireduPlus đạt tỷ lệ thắng dao động từ 60.0% đến 75.6% (27–34 trên tổng số 45 phép so sánh). Tương tự, chỉ số $\Delta^{Recall_{|1-\mathrm{DI}|}} trade_off$ ghi nhận tỷ lệ thắng từ 60.0% đến 73.3% (27–33 trên tổng số 45 phép so sánh). Những kết quả này cho thấy FaireduPlus đạt được sự cân bằng tốt hơn giữa công bằng và hiệu suất so với các cấu hình đối sánh tương ứng.

Tương tự, kết quả trong Bảng 5.6 cho thấy, chỉ số $\Delta^{\mathrm{ACC_S PD}} trade_off$ của FaireduPlus đạt tỷ lệ thắng 66.7% (30/45) so với Reweighing, 66.7% (30/45) so với FairSMOTE và 53.3% (24/45) so với Fairedu. Tương tự, đối với chỉ số $\Delta^{\mathrm{Recall_S PD}} trade_off$, FaireduPlus đạt tỷ lệ thắng 68.9% (31/45) so với Reweighing, 66.7% (30/45) so với FairSMOTE và 55.6% (25/45) so với Fairedu.

Những kết quả này khẳng định rằng *FaireduPlus* đạt được sự đánh đổi thuận lợi và ổn định giữa công bằng và hiệu suất dự đoán.

Bảng 5.5: Comparison of fairness-performance trade-off indices ($\Delta^{ACC\_|1-DI|}_{trade\_off}$ and $\Delta^{Recall\_|1-DI|}_{trade\_off}$) across four experimental configurations using CTGAN

Chỉ số công bằng			$\|1-DI\| - ACC$				$\|1-DI\| - Recall$			
Model	**Dataset**		**F.Plus**	**R.W**	**F.S**	**F.edu**	**F.Plus**	**R.W**	**F.S**	**F.edu**
LR	Oulad	Gen	75.8%	17.4%	90.6%	92.6%	72.7%	13.1%	116.2%	87.8%
		Dis	80.8%	2.7%	6.1%	92.0%	77.7%	-1.5%	31.6%	87.3%
	Std.P	Gen	76.3%	66.7%	66.7%	66.7%	76.8%	66.5%	66.5%	66.5%
		Heal	-7.9%	-46.3%	-46.3%	-46.8%	-7.5%	-46.5%	-46.5%	-47.0%
	Std.D	Gen	48.3%	48.8%	24.4%	68.3%	67.3%	60.2%	33.6%	79.0%
		Deb	38.7%	-88.4%	-9.9%	57.3%	57.7%	-77.0%	-0.7%	67.9%
	DNU	Gen	-1518.8%	1.1%	-394.8%	-597.0%	-1527.6%	-3.5%	-401.5%	-609.5%
		Tuổi	-197.7%	37.6%	-89.0%	76.7%	-206.5%	33.0%	-95.8%	64.3%
		BP	-44.1%	86.1%	-39.1%	58.0%	-52.9%	81.5%	-45.9%	45.6%
RF	Oulad	Gen	-157.4%	-9721.4%	-1156.7%	-4601.8%	-155.3%	-9750.4%	-1141.4%	-4603.3%
		Dis	83.5%	-3.4%	44.3%	71.6%	85.5%	-32.5%	59.6%	70.1%
	Std.P	Gen	25.7%	4.6%	20.9%	20.7%	25.5%	3.7%	19.5%	19.3%
		Heal	15.0%	-20.3%	15.0%	14.5%	14.9%	-21.1%	13.6%	13.0%
	Std.D	Gen	14.9%	31.4%	17.1%	39.5%	17.9%	44.0%	29.5%	44.9%
		Deb	84.2%	37.1%	48.1%	-16.4%	87.2%	49.8%	60.5%	-11.0%
	DNU	Gen	-344.5%	-644.3%	-1300.0%	-702.2%	-366.1%	-650.9%	-1309.1%	-708.9%
		Tuổi	48.9%	-93.1%	-220.3%	-76.9%	27.2%	-99.6%	-229.5%	-83.6%
		BP	66.1%	-33.4%	20.1%	72.3%	44.4%	-40.0%	11.0%	65.6%
DT	Oulad	Gen	77.4%	77.9%	-90.0%	-453.6%	67.6%	74.5%	-82.8%	-463.4%
		Dis	70.7%	10.7%	11.3%	41.3%	60.9%	7.3%	18.4%	31.4%
	Std.P	Gen	-1.0%	-19.9%	-19.9%	-6.5%	1.5%	-17.9%	-17.9%	-6.5%
		Heal	42.5%	-45.3%	-45.3%	-85.1%	45.0%	-43.4%	-43.4%	-85.1%
	Std.D	Gen	14.4%	-1.7%	17.8%	53.9%	16.4%	0.9%	28.0%	60.3%
		Deb	78.0%	11.5%	48.8%	26.1%	80.0%	14.1%	59.0%	32.5%
	DNU	Gen	-662.0%	-344.0%	-2517.9%	-277.8%	-665.2%	-351.5%	-2528.3%	-286.8%
		Tuổi	-54.3%	40.7%	-520.9%	-84.8%	-57.5%	33.1%	-531.3%	-93.8%
		BP	-198.1%	-258.6%	-235.3%	-1164.8%	-201.3%	-266.2%	-245.7%	-1173.9%
BM	Oulad	Gen	59.4%	5.9%	96.9%	-22.3%	60.6%	4.0%	119.5%	-22.4%
		Dis	41.5%	-77.4%	-107.9%	-39.2%	42.7%	-79.3%	-85.3%	-39.3%
	Std.P	Gen	16.9%	-77.1%	-37.7%	-55.5%	16.5%	-78.6%	-35.6%	-57.6%
		Heal	88.4%	38.0%	73.7%	76.6%	87.9%	36.4%	75.7%	74.5%
	Std.D	Gen	61.7%	51.6%	78.3%	37.4%	69.8%	57.7%	80.8%	35.4%
		Deb	-8.8%	19.0%	18.3%	8.7%	-1.0%	24.8%	20.5%	6.3%
	DNU	Gen	-270.2%	-2181.1%	-640.3%	25.5%	-284.5%	-2173.7%	-648.1%	31.3%
		Tuổi	50.9%	-39.0%	-110.8%	30.1%	37.1%	-31.1%	-118.2%	36.6%
		BP	-43.2%	-14.4%	-408.4%	-5.3%	-57.0%	-6.6%	-415.9%	1.2%
NN	Oulad	Gen	93.3%	0.1%	92.0%	89.8%	100.2%	-10.1%	125.6%	90.3%
		Dis	70.4%	-0.1%	-11.2%	97.7%	77.2%	-10.3%	22.5%	98.2%
	Std.P	Gen	38.8%	0.1%	5.0%	21.6%	40.7%	0.1%	6.3%	22.3%
		Heal	21.0%	0.3%	-3.7%	24.7%	22.9%	0.3%	-2.5%	25.3%
	Std.D	Gen	14.5%	0.0%	-13.4%	11.0%	18.1%	0.7%	-17.2%	11.6%
		Deb	55.0%	0.0%	37.3%	0.4%	58.7%	0.6%	33.5%	1.0%
	DNU	Gen	-117.4%	0.0%	-16.9%	-9.5%	-6.1%	238.7%	214.1%	196.2%
		Tuổi	-42.2%	-0.2%	-99.8%	6.8%	69.1%	238.5%	131.2%	212.5%
		BP	-2317.8%	3.2%	-502.0%	-4310.8%	-2206.4%	241.9%	-271.0%	-4105.1%
Win/Tie				**32/0**	**34/0**	**27/0**		**33/0**	**32/0**	**27/0**
Lose				**13**	**11**	**18**		**12**	**13**	**18**

Bảng 5.6: So sánh các chỉ số đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất ($\Delta^{ACC\_SPD}_{trade\_off}$ và $\Delta^{Recall\_SPD}_{trade\_off}$) trên bốn cấu hình thực nghiệm sử dụng phương pháp sinh dữ liệu tổng hợp dựa trên LLM.

Chỉ số công bằng			SPD-ACC				SPD-Recall			
Model	**Dataset**		**F.Plus**	**R.W**	**F.S**	**F.edu**	**F.Plus**	**R.W**	**F.S**	**F.edu**
LR	Oulad	Gen	65.5%	20.1%	85.9%	92.2%	95.5%	15.9%	111.5%	87.4%
		Dis	0.5%	7.8%	-21.1%	92.7%	30.5%	3.6%	4.5%	88.0%
	Std.P	Gen	59.5%	14.8%	14.8%	14.6%	80.5%	14.6%	14.6%	14.4%
		Heal	55.7%	13.4%	13.4%	14.1%	76.7%	13.1%	13.1%	13.9%
	Std.D	Gen	34.4%	47.1%	31.2%	65.0%	43.2%	58.5%	40.4%	75.6%
		Deb	-61.0%	-48.8%	-10.6%	40.7%	-52.3%	-37.3%	-1.4%	51.4%
	DNU	Gen	-4.6%	-34.1%	-429.4%	-449.0%	-5.9%	-38.8%	-436.2%	-461.5%
		Tuổi	9.4%	-13.9%	-179.6%	76.7%	8.2%	-18.6%	-186.4%	64.3%
		BP	52.3%	63.1%	-167.7%	51.7%	51.0%	58.5%	-174.5%	39.2%
RF	Oulad	Gen	-108.6%	-487.5%	-53.7%	-344.5%	-83.2%	-516.6%	-38.3%	-346.1%
		Dis	17.9%	30.3%	36.6%	73.5%	43.3%	1.2%	52.0%	72.0%
	Std.P	Gen	54.5%	14.1%	28.8%	28.5%	69.7%	13.3%	27.4%	27.1%
		Heal	72.1%	13.8%	39.9%	39.3%	87.2%	13.0%	38.5%	37.9%
	Std.D	Gen	98.4%	32.0%	21.3%	44.7%	108.0%	44.6%	33.7%	50.1%
		Deb	98.4%	-34.9%	-19.7%	-65.4%	108.0%	-22.3%	-7.3%	-60.0%
	DNU	Gen	-8.5%	-438.2%	-685.3%	-465.9%	-6.4%	-444.8%	-694.4%	-472.6%
		Tuổi	-179.8%	-117.9%	-204.2%	-94.0%	-177.7%	-124.4%	-213.4%	-100.7%
		BP	-64.2%	-108.0%	7.9%	68.3%	-62.1%	-114.6%	-1.3%	61.6%
DT	Oulad	Gen	82.2%	84.1%	-50.4%	-240.4%	102.5%	80.7%	-43.3%	-250.3%
		Dis	11.7%	13.6%	3.5%	48.0%	32.0%	10.2%	10.7%	38.1%
	Std.P	Gen	71.6%	-2.1%	-2.1%	11.5%	93.1%	-0.2%	-0.2%	11.5%
		Heal	33.4%	29.1%	29.1%	14.4%	54.9%	31.0%	31.0%	14.4%
	Std.D	Gen	22.6%	22.6%	25.5%	55.7%	25.2%	25.2%	35.7%	62.0%
		Deb	-40.7%	-40.7%	-16.6%	-36.2%	-38.1%	-38.1%	-6.3%	-29.9%
	DNU	Gen	-137.3%	-205.9%	-1098.0%	-165.4%	-114.6%	-213.4%	-1108.4%	-174.5%
		Tuổi	-73.4%	53.7%	-260.5%	-30.2%	-50.7%	46.1%	-270.9%	-39.3%
		BP	-189.0%	-65.3%	-44.7%	-370.8%	-166.3%	-72.9%	-55.1%	-379.9%
BM	Oulad	Gen	15.3%	8.0%	95.5%	-18.5%	16.0%	6.1%	118.1%	-18.6%
		Dis	-18.0%	-107.1%	-214.6%	-64.0%	-17.3%	-109.0%	-192.0%	-64.1%
	Std.P	Gen	6.5%	-32.8%	-12.1%	-16.2%	21.7%	-34.3%	-10.0%	-18.3%
		Heal	5.8%	67.4%	82.9%	87.8%	21.0%	65.9%	85.0%	85.6%
	Std.D	Gen	6.9%	34.6%	17.0%	28.8%	9.6%	40.7%	19.4%	26.7%
		Deb	-15.2%	-8.3%	-2.6%	0.3%	-12.7%	-2.5%	-0.5%	-2.0%
	DNU	Gen	-381.6%	-668.4%	-101.2%	50.6%	-375.3%	-661.0%	-109.1%	56.5%
		Tuổi	13.8%	9.1%	-4.6%	41.4%	20.6%	17.0%	-12.1%	47.9%
		BP	50.5%	41.8%	-27.6%	52.9%	57.3%	49.7%	-35.1%	59.4%
NN	Oulad	Gen	62.4%	-1.6%	84.3%	86.0%	92.3%	-11.9%	118.0%	86.5%
		Dis	-41.6%	-10.4%	-94.9%	97.4%	-11.7%	-20.6%	-61.2%	97.9%
	Std.P	Gen	81.7%	0.2%	3.2%	19.4%	100.6%	0.2%	4.4%	20.1%
		Heal	57.3%	-0.8%	-4.9%	23.0%	76.2%	-0.9%	-3.7%	23.6%
	Std.D	Gen	0.3%	-0.2%	-2.0%	8.6%	0.5%	0.5%	-5.8%	9.2%
		Deb	0.4%	-0.1%	27.2%	0.4%	0.6%	0.6%	23.4%	1.0%
	DNU	Gen	66.8%	0.0%	-11.1%	2.9%	363.2%	238.7%	219.9%	208.6%
		Tuổi	111.4%	0.0%	-100.0%	16.3%	407.8%	238.7%	131.0%	221.9%
		BP	-189.6%	-5.4%	-502.0%	-2283.7%	106.8%	233.3%	-271.0%	-2078.1%
Win/Tie				**30/0**	**30/0**	**24/0**		**31/0**	**30/0**	**25/0**
Lose				**15**	**15**	**21**		**14**	**15**	**20**

5.5. Thảo luận

5.5.1. Phân tích và tổng hợp các phát hiện chính

Phần này tổng hợp và diễn giải các kết quả thực nghiệm đã trình bày ở Mục 5.4, nhằm đánh giá hiệu quả mà phương pháp FaireduPlus đạt được theo các mục tiêu nghiên cứu, bao gồm: (i) mức độ cải thiện công bằng, (ii) tác động của FaireduPlus đến hiệu suất của mô hình, và (iii) sự đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất dự đoán của phương pháp FaireduPlus. Các kết quả thực nghiệm cho thấy *FaireduPlus* không chỉ đạt được hiệu quả cải thiện công bằng mà còn duy trì tính ổn định và khả năng tổng quát hóa trong nhiều bối cảnh dữ liệu khác nhau.

(i) Mức độ cải thiện công bằng. Kết quả thực nghiệm cho thấy FaireduPlus đạt được sự cải thiện công bằng một cách nhất quán trên nhiều chỉ số khác nhau, bao gồm DI, SPD, AOD và EOD. Trong đó, mức cải thiện đặc biệt rõ rệt đối với các chỉ số $|1-DI|$ và SPD, cho thấy phương pháp có khả năng giảm thiểu đáng kể sự chênh lệch phân phối giữa các nhóm nhạy cảm. Ngoài ra, FaireduPlus đạt hiệu quả cao nhất khi được kết hợp với phương pháp sinh dữ liệu dựa trên CTGAN, trong khi cấu hình sử dụng LLM vẫn duy trì lợi thế tổng thể nhưng mức cải thiện có kém hơn. Điều này gợi ý rằng cơ chế tái tạo phân phối dữ liệu của CTGAN có thể hỗ trợ tốt hơn cho mục tiêu công bằng, trong khi LLM mang lại sự ổn định cao hơn trong quá trình sinh dữ liệu.

(ii) Tác động đến hiệu suất mô hình. Mặc dù tập trung vào cải thiện công bằng, FaireduPlus vẫn duy trì hiệu suất dự đoán ở mức cạnh tranh so với các phương pháp đối sánh trên cả hai chỉ số Acc và Recall. Đáng chú ý, lợi thế của phương pháp trở nên rõ rệt hơn đối với chỉ số Recall, đặc biệt trong cấu hình sử dụng LLM. Điều này cho thấy FaireduPlus có khả năng cải thiện việc phát hiện các trường hợp dương (ví dụ: sinh viên có nguy cơ), một yếu tố có ý nghĩa thực tiễn quan trọng trong các bài toán giáo dục, nơi việc bỏ sót các đối tượng cần hỗ trợ có thể dẫn đến hậu quả đáng kể.

(iii) Sự đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất. Kết quả phân tích chỉ số đánh

đổi tổng hợp cho thấy FaireduPlus đạt được sự cân bằng hiệu quả và ổn định giữa công bằng và hiệu suất dự đoán. So với các phương pháp đối sánh, FaireduPlus không chỉ cải thiện công bằng mà còn hạn chế mức suy giảm hiệu suất ở mức thấp, từ đó đạt được giá trị đánh đổi tối ưu hơn. Điều này cho thấy phương pháp có khả năng xử lý hiệu quả mối quan hệ đánh đổi vốn tồn tại giữa hai mục tiêu này, thay vì tối ưu một phía như nhiều phương pháp hiện có.

Tổng hợp lại, các phát hiện cho thấy FaireduPlus là một phương pháp toàn diện, không chỉ cải thiện công bằng một cách hiệu quả mà còn duy trì hiệu suất và tính ổn định của mô hình, đặc biệt phù hợp với các bài toán học máy trong lĩnh vực giáo dục, nơi yêu cầu đồng thời cả tính công bằng và độ tin cậy của hệ thống.

5.5.2. Hạn chế nghiên cứu

Mặc dù FaireduPlus thể hiện tiềm năng trong việc nâng cao tính công bằng trên nhiều thuộc tính nhạy cảm trong các bộ dữ liệu giáo dục, nghiên cứu này vẫn tồn tại một số hạn chế liên quan đến *giá trị nội tại*, *khả năng khái quát*, *giá trị cấu trúc* và *độ tin cậy* [53, 89, 162]. Để đảm bảo tính chặt chẽ, nghiên cứu tuân thủ các hướng dẫn về về giá trị hợp lệ từ Runeson [162].

Về giá trị nội tại, các biện pháp đã được thực hiện nhằm duy trì giá trị nội tại, bao gồm chuẩn hóa cấu hình mô hình, sử dụng nhiều bộ dữ liệu và quy trình huấn luyện nhất quán. Tuy nhiên, tính ngẫu nhiên trong quá trình sinh dữ liệu tổng hợp (đặc biệt với LLM) có thể gây ra biến động nhỏ trong kết quả. Dù đã lặp lại thí nghiệm với nhiều giá trị khởi tạo bộ sinh số ngẫu nhiên khác nhau, sự bất định vốn có của các mô hình sinh dữ liệu tổng hợp sâu vẫn khiến khó loại bỏ hoàn toàn sai khác. Ngoài ra, tham số siêu của CTGAN và LLM được lựa chọn dựa trên tài liệu và tinh chỉnh sơ bộ, chưa tối ưu toàn diện, có thể ảnh hưởng đến kết quả so sánh.

Về khả năng khái quát, nghiên cứu được tiến hành trên bốn bộ dữ liệu giáo dục thực tế với quy mô và đặc điểm nhân khẩu học khác nhau, bao gồm dữ liệu mở và dữ liệu thực từ nhiều quốc gia (châu Âu, châu Á). Điều này hỗ trợ một mức độ khái quát trong phạm vi giáo dục, nhưng chưa khẳng định tính hiệu quả ở

các lĩnh vực khác như tài chính, y tế hay tư pháp. Ngoài ra, các thuộc tính nhạy cảm mới ngoài phạm vi xem xét (ví dụ: tôn giáo, tình trạng kinh tế) cũng cần được nghiên cứu trong tương lai.

Về giá trị cấu trúc, công bằng là khái niệm đa chiều và gắn với giá trị xã hội, khó có thể đo lường toàn diện chỉ bằng một nhóm chỉ số. Trong nghiên cứu này, bốn chỉ số phổ biến (DI, SPD, AOD, EOD) được lựa chọn để phản ánh công bằng nhóm, cùng với hai chỉ số hiệu suất cơ bản (*"độ chuẩn xác"* và *"độ hồi tưởng"*). Cách tiếp cận này phù hợp với các nghiên cứu trước, nhưng vẫn chưa bao quát các khía cạnh khác như công bằng cá nhân hay công bằng theo thời gian.

Về độ tin cậy, toàn bộ thí nghiệm sử dụng thư viện và dữ liệu công khai, các thông số mô hình và quá trình huấn luyện đều được ghi lại để hỗ trợ tái lập. Tuy nhiên, việc sử dụng thành phần phi xác định (như LLM) khiến việc tái hiện chính xác kết quả có thể gặp sai khác nhỏ. Đặc biệt, do các mô hình LLM thay đổi nhanh chóng, những nghiên cứu lặp lại trong tương lai cần lưu ý đến yếu tố phiên bản để đảm bảo tính so sánh.

5.5.3. Hàm ý thực tiễn

Các kết quả thực nghiệm của chương này mang lại một số hàm ý thực tiễn quan trọng đối với việc thiết kế, triển khai và đánh giá các hệ thống học máy hướng đến công bằng trong lĩnh vực giáo dục.

Thứ nhất, FairEduPlus cho thấy tính khả thi cao như một giải pháp tiền xử lý có thể triển khai trong các hệ thống thực tế, đặc biệt trong những bối cảnh yêu cầu đồng thời cải thiện công bằng và duy trì hiệu suất dự đoán. Kết quả thực nghiệm cho thấy FairEduPlus không nhằm tối ưu đơn lẻ từng chỉ số, mà đạt được sự cân bằng ổn định giữa các độ đo công bằng giao thoa và hiệu suất (*"độ chuẩn xác"*, *"độ hồi tưởng"*) trên nhiều bộ dữ liệu, mô hình học máy và cấu hình sinh dữ liệu khác nhau. Điều này đặc biệt phù hợp với các hệ thống hỗ trợ ra quyết định trong giáo dục, nơi việc suy giảm hiệu suất quá mức có thể làm giảm độ tin cậy và khả năng chấp nhận của người dùng cuối.

Thứ hai, các kết quả về số lượt thắng và chỉ số đánh đổi cho thấy việc kết hợp sinh dữ liệu tổng hợp với chiến lược phân tách nhóm đóng vai trò then chốt

trong cải thiện công bằng giao thoa. So với các cấu hình chỉ sinh dữ liệu trực tiếp, các phương pháp có cân bằng tường minh giữa các nhóm con giúp đạt được nhiều trường hợp đánh đổi thuận lợi hơn giữa công bằng và hiệu suất. Hàm ý thực tiễn ở đây là các hệ thống học máy trong giáo dục nên ưu tiên các chiến lược sinh dữ liệu có kiểm soát theo nhóm, thay vì chỉ mở rộng dữ liệu một cách tổng quát.

Thứ ba, nghiên cứu cho thấy không tồn tại một kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp duy nhất phù hợp cho mọi bối cảnh. CTGAN thường mang lại kết quả ổn định hơn, trong khi các phương pháp dựa trên mô hình ngôn ngữ lớn thể hiện tính linh hoạt cao nhưng nhạy cảm hơn với đặc điểm dữ liệu và cấu hình mô hình. Do đó, trong thực tiễn triển khai, việc lựa chọn kỹ thuật sinh dữ liệu cần dựa trên đánh giá thực nghiệm cụ thể, kết hợp với các bước hiệu chỉnh đặc trưng như trong FairEduPlus để tránh làm gia tăng thiên lệch ngoài mong muốn.

Cuối cùng, việc sử dụng dữ liệu tổng hợp trong FairEduPlus mang lại lợi ích bổ sung về mặt bảo vệ quyền riêng tư và tuân thủ quy định, đặc biệt trong bối cảnh dữ liệu giáo dục thường chứa nhiều thông tin nhạy cảm và khó chia sẻ. Bằng cách giảm sự phụ thuộc trực tiếp vào dữ liệu gốc của các nhóm yếu thế, FairEduPlus không chỉ góp phần cải thiện công bằng mà còn hỗ trợ xây dựng các hệ thống học máy có trách nhiệm, minh bạch và phù hợp hơn với các yêu cầu pháp lý và đạo đức trong giáo dục hiện nay.

5.6. Tóm tắt chương

Chương này đã trình bày phương pháp *FaireduPlus* như một khuôn khổ tiền xử lý nhằm đảm bảo công bằng hai chiều cho dữ liệu dạng bảng. Phương pháp kết hợp hai hướng can thiệp bổ sung: (i) cân bằng phân phối dữ liệu giữa các nhóm giao thoa thông qua chiến lược phân tách và sinh dữ liệu tổng hợp (DPF), và (ii) loại bỏ sự phụ thuộc tiềm ẩn giữa các thuộc tính không nhạy cảm và các thuộc tính nhạy cảm thông qua cơ chế hiệu chỉnh đặc trưng kế thừa từ phương pháp *Fairedu*. Cách tiếp cận tích hợp này cho phép xử lý đồng thời các dạng thiên lệch xuất phát từ cả phân bố dữ liệu và cấu trúc đặc trưng.

Các thí nghiệm được tiến hành trên bốn bộ dữ liệu giáo dục với nhiều mô hình học máy và kỹ thuật sinh dữ liệu khác nhau cho thấy *FaireduPlus* mang lại cải thiện công bằng giao thoa một cách ổn định trên hầu hết các độ đo, đồng thời hạn chế đáng kể mức suy giảm hiệu suất dự đoán. So với các cấu hình chỉ áp dụng sinh dữ liệu tổng hợp hoặc chỉ hiệu chỉnh đặc trưng, *FaireduPlus* thể hiện khả năng cân bằng tốt hơn giữa hai mục tiêu vốn thường xung đột là công bằng và hiệu suất, đặc biệt khi xét theo các chỉ số đánh đổi tổng hợp được đề xuất trong chương.

Kết quả phân tích cũng cho thấy hiệu quả của *FaireduPlus* phụ thuộc vào đặc điểm dữ liệu và kỹ thuật sinh dữ liệu được sử dụng. Trong nhiều kịch bản, CTGAN mang lại tính ổn định cao hơn, trong khi các phương pháp dựa trên mô hình ngôn ngữ lớn thể hiện tính linh hoạt nhưng cần được kết hợp với các bước hiệu chỉnh phù hợp để tránh làm gia tăng thiên lệch. Những quan sát này nhấn mạnh vai trò của việc lựa chọn chiến lược can thiệp dựa trên thực nghiệm và bối cảnh ứng dụng cụ thể.

Tổng thể, *FaireduPlus* được chứng minh là một phương pháp tiền xử lý có tính thực tiễn và khả năng mở rộng, phù hợp cho các bài toán học máy trong lĩnh vực giáo dục, nơi dữ liệu thường mất cân bằng, thưa thớt và chứa nhiều thuộc tính nhạy cảm. Phương pháp này góp phần làm rõ cách tiếp cận tích hợp nhằm cải thiện công bằng giao thoa trước giai đoạn huấn luyện mô hình, đồng thời cung cấp cơ sở cho các nghiên cứu tiếp theo về đánh giá và kiểm soát mối quan hệ đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất.

Các kết quả nghiên cứu chính của chương này đã được tổng hợp trong một công trình khoa học do tác giả là tác giả chính, hiện đang trong quá trình phản biện tại tạp chí *Information and Software Technology*.

Chương 6

KẾT LUẬN

Luận án tập trung nghiên cứu và phát triển các phương pháp nhằm đảm bảo tính công bằng trong các mô hình học máy ứng dụng cho lĩnh vực giáo dục. Toàn bộ nội dung nghiên cứu được triển khai xuyên suốt bốn chương chính, tương ứng với bốn hướng đóng góp khoa học có mối liên hệ chặt chẽ và kế thừa lẫn nhau.

Chương 2 trình bày tổng quan toàn diện về vấn đề công bằng trong các hệ thống trí tuệ nhân tạo và học máy, với trọng tâm là bối cảnh giáo dục. Nội dung chương hệ thống hóa khung lý thuyết nền tảng, làm rõ các khái niệm cốt lõi liên quan đến công bằng và thiên lệch, phân loại các hướng tiếp cận đảm bảo công bằng, đồng thời phân tích những thách thức và khoảng trống nghiên cứu còn tồn tại. Các phân tích này đóng vai trò định hướng quan trọng cho việc xác lập các mục tiêu và phương pháp nghiên cứu của luận án.

Trên cơ sở đó, Chương 3 đề xuất phương pháp *Fairedu*, một kỹ thuật tiền xử lý dựa trên hồi quy đa biến nhằm loại bỏ sự phụ thuộc giữa các thuộc tính nhạy cảm và các đặc trưng đầu vào trong dữ liệu huấn luyện. Phương pháp này cho phép xử lý đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm và đã được kiểm chứng thực nghiệm trên các bộ dữ liệu giáo dục thực tế. Kết quả cho thấy *Fairedu* giúp cải thiện đáng kể các chỉ số công bằng, đồng thời vẫn duy trì hiệu suất dự đoán của mô hình ở mức chấp nhận được.

Chương 4 tập trung khai thác các kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp để xử lý vấn đề mất cân bằng phân phối trong dữ liệu, từ đó đề xuất phương pháp *DPF*. Phương pháp này hướng tới cân bằng dữ liệu giữa các nhóm giao thoa của nhiều thuộc tính nhạy cảm, qua đó giảm thiểu thiên lệch phát sinh do thiếu tính đại diện. Các kết quả thực nghiệm cho thấy *DPF* đạt được sự cải thiện công bằng rõ rệt so với các cấu hình tham chiếu, đồng thời thể hiện khả năng duy trì hiệu suất và tính mở rộng trong các kịch bản dữ liệu khác nhau.

Trên nền tảng của hai phương pháp trên, Chương 5 đề xuất *FaireduPlus* như một khuôn khổ đảm bảo công bằng hai chiều, kết hợp giữa can thiệp theo chiều dọc (loại bỏ phụ thuộc đặc trưng) và can thiệp theo chiều ngang (cân bằng phân phối dữ liệu). Phương pháp này cho phép xử lý hiệu quả các tập dữ liệu chứa đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm và mất cân bằng nghiêm trọng. Thực nghiệm cho thấy *FaireduPlus* không chỉ cải thiện công bằng một cách ổn định mà còn duy trì hiệu suất dự đoán ở mức hợp lý. Bên cạnh đó, chương này còn đề xuất một *chỉ số đánh đổi tổng hợp* nhằm định lượng mối quan hệ giữa công bằng và hiệu suất, qua đó hỗ trợ so sánh và lựa chọn mô hình trong các bối cảnh ra quyết định thực tiễn.

Tổng thể, luận án đã đóng góp một chuỗi giải pháp có tính hệ thống, từ phân tích lý thuyết, đề xuất phương pháp đến đánh giá thực nghiệm, nhằm nâng cao tính công bằng cho các mô hình học máy trong lĩnh vực giáo dục. Các kết quả đạt được không chỉ có ý nghĩa về mặt học thuật mà còn mang lại giá trị ứng dụng thực tiễn trong việc phát triển các hệ thống AI đáng tin cậy, có trách nhiệm và hướng tới người học.

Luận án đã mang đến những đóng góp quan trọng cả về lý thuyết và thực tiễn. Điểm cốt lõi xuyên suốt của nghiên cứu là tập trung giải quyết bài toán đảm bảo tính công bằng cho dữ liệu với đồng thời nhiều thuộc tính nhạy cảm – một thách thức chưa được quan tâm đầy đủ trong các nghiên cứu trước đây. Các phương pháp được đề xuất đều hướng đến xử lý vấn đề này theo những cách tiếp cận khác nhau: (i) Fairedu điều chỉnh dữ liệu huấn luyện nhằm loại bỏ sự phụ thuộc giữa thuộc tính nhạy cảm và biến không nhạy cảm, giúp nâng cao tính công bằng ngay cả khi xét nhiều thuộc tính nhạy cảm đồng thời; (ii) DPF khai thác dữ liệu tổng hợp để cân bằng phân phối giữa các nhóm giao nhau, từ đó khắc phục hiện tượng mất cân bằng dữ liệu khi số lượng thuộc tính nhạy cảm tăng lên; (iii) FaireduPlus tích hợp sức mạnh của hai hướng tiếp cận trên, vừa cân bằng dữ liệu bằng kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp, vừa điều chỉnh sự phụ thuộc, tạo nên một giải pháp toàn diện, dung hòa công bằng và hiệu suất. Bên cạnh đó, luận án còn đóng góp ở khía cạnh phương pháp luận khi đề xuất "chỉ số đánh đổi" như một tiêu chí định hướng trong việc lựa chọn giữa tính công bằng và hiệu suất của mô hình. Các kết quả thực nghiệm đã chứng minh rằng ba phương pháp này không chỉ cải thiện rõ rệt mức độ công bằng, mà còn duy

trì hiệu suất dự đoán ổn định, đồng thời khẳng định tính khả thi và khả năng mở rộng trong thực tiễn giáo dục – lĩnh vực vốn đặc trưng bởi dữ liệu khan hiếm, mất cân bằng và chứa nhiều thiên lệch.

Bên cạnh những kết quả đạt được, luận án vẫn còn tồn tại một số hạn chế nhất định. *Thứ nhất*, các phương pháp đề xuất mới chỉ được kiểm chứng trên dữ liệu dạng bảng, trong khi chưa được áp dụng cho dữ liệu phi cấu trúc như văn bản, hình ảnh hay âm thanh, cũng như dữ liệu quy mô lớn, do đó chưa phản ánh đầy đủ tính tổng quát. *Thứ hai*, hiệu quả của các phương pháp DPF, và FaireduPlus còn hạn chế khi xử lý các bộ dữ liệu mất cân bằng nghiêm trọng hoặc tồn tại các nhóm giao thoa rỗng, bởi thiếu dữ liệu đại diện cho những trường hợp hiếm. *Thứ ba*, chỉ số đánh đổi giữa công bằng và hiệu suất mới dừng lại ở mức khái niệm và thử nghiệm ban đầu, chưa được kiểm chứng rộng rãi trong nhiều kịch bản thực tế. *Thứ tư*, phương pháp hiện vẫn đòi hỏi nhiều bước can thiệp thủ công và hiệu chỉnh theo từng bộ dữ liệu cụ thể, chưa có một khung giải pháp tổng quát và tự động để triển khai trên nhiều lĩnh vực khác nhau.

Những hạn chế nêu trên không chỉ cho thấy giới hạn của phạm vi nghiên cứu hiện tại, mà còn mở ra nhiều hướng đi mới để tiếp tục phát triển và hoàn thiện các phương pháp trong tương lai. Trên cơ sở những kết quả đã đạt được trong việc đánh giá và cải thiện tính công bằng của các hệ thống học máy thông qua các phương pháp tiền xử lý như Fairedu, DPF và FaireduPlus, luận án đồng thời đề xuất một số định hướng nghiên cứu tiềm năng nhằm nâng cao hiệu quả và mở rộng khả năng ứng dụng trong thực tiễn. Các định hướng này có thể được xem xét trong những nghiên cứu tiếp theo, bao gồm:

1. *Mở rộng phạm vi dữ liệu và mô hình áp dụng:* Trong phạm vi hiện tại, các phương pháp Fairedu, DPF, và FaireduPlus chủ yếu được thử nghiệm trên các bộ dữ liệu giáo dục với các mô hình truyền thống như *Hồi quy logistic*, *Cây quyết định* và *Rừng ngẫu nhiên*. Trong tương lai, cần tiến hành đánh giá trên nhiều bộ dữ liệu trong các lĩnh vực khác nhau như y tế, tài chính, bao gồm cả dữ liệu lớn và dữ liệu phi cấu trúc. Đồng thời, việc tích hợp với các mô hình hiện đại như *Học sâu* hoặc *Transformer-based* sẽ giúp kiểm chứng tính hiệu quả trong những kiến trúc phức tạp hơn, từ đó đánh giá mức độ tổng quát và khả năng mở rộng của phương pháp.

2. *Phát triển và hoàn thiện các chỉ số công bằng:* Các thước đo hiện tại như *"tác động khác biệt"*, *"hiệu số chênh lệch thống kê"*, *"chênh lệch trung bình xác suất"*, và *"chênh lệch cơ hội công bằng"* tuy phổ biến nhưng còn nhiều hạn chế trong việc phản ánh toàn diện các dạng thiên vị phức tạp, đặc biệt trong trường hợp có sự có mặt đồng thời của nhiều thuộc tính nhạy cảm. Một hướng phát triển quan trọng là đề xuất và kiểm thử các chỉ số công bằng mới, đồng thời phát triển "chỉ số đánh đổi" như một công cụ chuẩn hóa hỗ trợ lựa chọn mô hình tối ưu trong thực tiễn.

3. *Nghiên cứu giải pháp sinh dữ liệu tổng hợp nhằm cân bằng dữ liệu cho các tình huống đặc biệt:* Một hướng quan trọng là phát triển và tích hợp các kỹ thuật sinh dữ liệu tổng hợp tiên tiến nhằm bổ sung dữ liệu cho các trường hợp thiên lệch trầm trọng hoặc thiếu vắng những tình huống giao thoa quan trọng. Việc này không chỉ giúp cân bằng phân phối dữ liệu mà còn đảm bảo sự hiện diện đầy đủ hơn của các nhóm thiểu số, qua đó nâng cao hiệu quả can thiệp công bằng.

4. *Xây dựng khung giải pháp công bằng tổng quát và tự động:* Hiện tại, DPF và FaireduPlus vẫn đòi hỏi sự can thiệp thủ công đáng kể trong quá trình xử lý và hiệu chỉnh. Một định hướng dài hạn là phát triển một khung làm việc công bằng tổng quát có khả năng tự động phát hiện, điều chỉnh và đánh giá công bằng trên nhiều loại dữ liệu và mô hình khác nhau. Khung giải pháp này sẽ mở rộng khả năng ứng dụng của DPF và FaireduPlus trong các hệ thống học máy quy mô lớn, đặc biệt tại những lĩnh vực có yêu cầu nghiêm ngặt về đạo đức và công bằng như giáo dục, y tế, tuyển dụng và cấp tín dụng.

Những hướng đi trên không chỉ góp phần khắc phục các hạn chế hiện tại của luận án mà còn tạo tiền đề cho các nghiên cứu chuyên sâu hơn về công bằng trong học máy và trí tuệ nhân tạo. Việc tiếp tục mở rộng, chuẩn hóa và hoàn thiện các giải pháp công bằng sẽ là nền tảng quan trọng để phát triển các hệ thống học máy minh bạch, đáng tin cậy và vì con người, đặc biệt trong những lĩnh vực có tác động xã hội sâu rộng.

DANH MỤC CÁC CÔNG TRÌNH KHOA HỌC CỦA TÁC GIẢ LIÊN QUAN TỚI LUẬN ÁN

1. [Nga1] **Pham, N.**, Pham-Ngoc, H., Nguyen-Duc, A. (2023). *Fairness Requirement in AI Engineering – A Review on Current Research and Future Directions*. In: Gupta, V., Rubalcaba, L., Gupta, C., Hanne, T. (eds) Sustainability in Software Engineering and Business Information Management. SSEBIM 2022. Lecture Notes in Information Systems and Organisation, vol 62. Springer, Cham. https://doi.org/10.1007/978-3-031-32436-9_1.

2. [Nga2] **N. Pham**, P. N. Hung, and A. Nguyen-Duc, *Fairness for machine learning software in education: A systematic mapping study*, J. Syst. Softw., p. 112244, Oct. 2024, doi: 10.1016/j.jss.2024.112244 (Q1)

3. [Nga3] **N. Pham**, M. K. Do, T. V. Dai, P. N. Hung, and A. Nguyen-Duc, *FAIREDU: A Multiple Regression-Based Method for Enhancing Fairness in Machine Learning Models for Educational Applications*, Expert Syst. Appl., Dec. 2024, doi.org/10.1016/j.eswa.2024.126219 (Q1)

4. [Nga4] **N. Pham**, Minh Kha Do, Quang Trung Doan, Pekka Abrahamsson, Anh Nguyen-Duc, Pham Ngoc Hung, *FaireduPlus: Enhancing Intersectional Fairness in Education Focused Machine Learning Using Synthetic Data*, submitted to IST (Q1)

Danh mục này gồm 04 công trình.

Tài liệu tham khảo

[1] Education 2030: Incheon declaration and framework for action for the implementation of sustainable development goal 4: Ensure inclusive and equitable quality education and promote lifelong learning opportunities for all - UNESCO digital library.

[2] Equity and quality in education.

[3] Machine Bias — ProPublica.

[4] Predict students' dropout and academic success. Accessed date: 07 July 2024.

[5] Review into bias in algorithmic decision-making - GOV.UK.

[6] Significant EEOC Race/Color Cases(Covering Private and Federal Sectors) | U.S. Equal Employment Opportunity Commission.

[7] Regulation (EU) 2016/679 of the European Parliament and of the Council. `https://eur-lex.europa.eu/eli/reg/2016/679/oj`, 04 2016. Accessed: 2025-06-24.

[8] Semen M. Levin . Review of Machine Learning Models for Application in Adaptive Learning for Higher Education Student. *International Journal For Multidisciplinary Research*, 6(2):15481, March 2024.

[9] Alekh Agarwal, Miroslav Dudík, and Zhiwei Steven Wu. Fair regression: Quantitative definitions and reduction-based algorithms, 2019.

[10] S. Akgun and C. Greenhow. Artificial intelligence in education: Addressing ethical challenges in k-12 settings. *AI Ethics*, 2(3):431–440, Aug 2022.

[11] Wael Alghamdi, Hsiang Hsu, Haewon Jeong, Hao Wang, Peter Michalak, Shahab Asoodeh, and Flavio Calmon. Beyond Adult and COMPAS: Fair Multi-Class Prediction via Information Projection. *Advances in Neural Information Processing Systems*, 35:38747–38760, December 2022.

[12] H. Anderson, A. Boodhwani, and R. Baker. Assessing the fairness of graduation predictions. In *12th International Conference on Educational Data Mining*, 2019.

[13] P. Angelov, E. Soares, R. Jiang, N. Arnold, and P. Atkinson. Explainable artificial intelligence: An analytical review. *Wiley Interdiscip. Rev. Data Min. Knowl. Discov.*, Jul 2021.

[14] Noah Arthurs and AJ Alvero. *Whose Truth is the "Ground Truth"? College Admissions Essays and Bias in Word Vector Evaluation Methods*. July 2020.

[15] Ryan S. Baker and Aaron Hawn. Algorithmic bias in education. 32(4):1052–1092.

[16] Solon Barocas, Moritz Hardt, and Arvind Narayanan. *Fairness and Machine Learning: Limitations and Opportunities*. MIT Press, 2023.

[17] V. Bayer, M. Hlosta, and M. Fernandez. Learning analytics and fairness: Do existing algorithms serve everyone equally? In *Lecture Notes in Computer Science*, volume 12749, pages 71–75. Springer International Publishing, 2021.

[18] Mohammed Djameleddine Belgoumri, Mohamed Reda Bouadjenek, Sunil Aryal, and Hakim Hacid. Data Quality in Edge Machine Learning: A State-of-the-Art Survey. 2024. Publisher: arXiv Version Number: 1.

[19] C. Belitz, L. Jiang, and N. Bosch. Automating procedurally fair feature selection in machine learning. In *Proceedings of the 2021 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, pages 379–389, Jul 2021.

[20] Rachel K. E. Bellamy, Kuntal Dey, Michael Hind, Samuel C. Hoffman, Stephanie Houde, Kalapriya Kannan, Pranay Lohia, Jacquelyn Martino, Sameep Mehta, Aleksandra Mojsilovic, Seema Nagar, Karthikeyan Natesan Ramamurthy, John Richards, Diptikalyan Saha, Prasanna Sattigeri, Moninder Singh, Kush R. Varshney, and Yunfeng Zhang. AI Fairness 360: An Extensible Toolkit for Detecting, Understanding, and Mitigating Unwanted Algorithmic Bias, October 2018. arXiv:1810.01943 [cs].

[21] R. Berk, H. Heidari, S. Jabbari, M. Kearns, and A. Roth. Fairness in criminal justice risk assessments: The state of the art. *Sociol. Methods Res.*, 50(1):3–44, Feb 2021.

[22] Richard Berk, Hoda Heidari, Shahin Jabbari, Michael Kearns, and Aaron Roth. Fairness in Criminal Justice Risk Assessments: The State of the Art. *Sociological Methods & Research*, 50(1):3–44, February 2021.

[23] Simon Bernard, Laurent Heutte, and Sebastien Adam. On the selection of decision trees in random forests. In *2009 International Joint Conference on Neural Networks*, pages 302–307, 2009.

[24] A. Beutel, J. Chen, Z. Zhao, and E. H. Chi. Data decisions and theoretical implications when adversarially learning fair representations. Jul 2017.

[25] Aaditya Bhatia, Dayi Lin, Gopi Krishnan Rajbahadur, Bram Adams, and Ahmed E. Hassan. Data Quality Antipatterns for Software Analytics, August 2024. arXiv:2408.12560 [cs].

[26] Sumon Biswas and Hridesh Rajan. Do the Machine Learning Models on a Crowd Sourced Platform Exhibit Bias? An Empirical Study on Model Fairness. In *Proceedings of the 28th ACM Joint Meeting on European Software Engineering Conference and Symposium on the Foundations of Software Engineering*, pages 642–653, November 2020. arXiv:2005.12379 [cs, stat].

[27] V. Bogina, A. Hartman, T. Kuflik, and A. Shulner-Tal. Educating software and ai stakeholders about algorithmic fairness, accountability, transparency and ethics. *Int. J. Artif. Intell. Educ.*, 32(3):808–833, Sep 2022.

[28] Shikha Bordia and Samuel R. Bowman. Identifying and reducing gender bias in word-level language models, 2019.

[29] Vadim Borisov, Kathrin Seßler, Tobias Leemann, Martin Pawelczyk, and Gjergji Kasneci. Language Models are Realistic Tabular Data Generators, April 2023. arXiv:2210.06280 [cs].

[30] Alex J Bowers and Xuejun Zhou. Receiver operating characteristic (roc) area under the curve (auc): A diagnostic measure for evaluating the accuracy of predictors in education research. *Journal of Education for Students Placed at Risk (JESPAR)*, 24(1):20–46, 2019.

[31] Boris van Breugel, Trent Kyono, Jeroen Berrevoets, and Mihaela van der Schaar. DECAF: Generating Fair Synthetic Data Using Causally-Aware Generative Networks, November 2021. arXiv:2110.12884 [cs].

[32] B. Bridgeman, C. Trapani, and Y. Attali. Considering fairness and validity in evaluating automated scoring. Technical report, Jan 2009.

[33] Brent Bridgeman, Catherine Trapani, and Yigal Attali. Comparison of human and machine scoring of essays: Differences by gender, ethnicity, and country. *Appl. Meas. Educ.*, 25(1):27–40, Jan 2012.

[34] Yuriy Brun and Alexandra Meliou. Software fairness. In *Proceedings of the 2018 26th ACM Joint Meeting on European Software Engineering Conference and Symposium on the Foundations of Software Engineering*, ESEC/FSE 2018, page 754–759, New York, NY, USA, 2018. Association for Computing Machinery.

[35] Marc-Etienne Brunet, Colleen Alkalay-Houlihan, Ashton Anderson, and Richard Zemel. Understanding the origins of bias in word embeddings. In Kamalika Chaudhuri and Ruslan Salakhutdinov, editors, *Proceedings of the 36th International Conference on Machine Learning*, volume 97 of *Proceedings of Machine Learning Research*, pages 803–811. PMLR, 09–15 Jun 2019.

[36] Joy Buolamwini and Timnit Gebru. Gender shades: Intersectional accuracy disparities in commercial gender classification. In Sorelle A. Friedler and Christo Wilson, editors, *Proceedings of the 1st Conference on Fairness, Accountability and Transparency*, volume 81 of *Proceedings of Machine Learning Research*, pages 77–91. PMLR, 23–24 Feb 2018.

[37] Flavio P. Calmon, Dennis Wei, Karthikeyan Natesan Ramamurthy, and Kush R. Varshney. Optimized data pre-processing for discrimination prevention, 2017.

[38] Joan Casas-Roma and Jordi Conesa. A literature review on artificial intelligence and ethics in online learning. pages 111–131. January 2021.

[39] Simon Caton and Christian Haas. Fairness in Machine Learning: A Survey. *arXiv:2010.04053 [cs, stat]*, October 2020. arXiv: 2010.04053.

[40] Joymallya Chakraborty, Suvodeep Majumder, and Tim Menzies. Bias in Machine Learning Software: Why? How? What to do? In *Proceedings of the 29th ACM Joint Meeting on European Software Engineering Conference and Symposium on the Foundations of Software Engineering*, pages 429–440, August 2021.

[41] Bhushan Chaudhari, Himanshu Chaudhary, Aakash Agarwal, Kamna Meena, and Tanmoy Bhowmik. Fairgen: Fair synthetic data generation, 2022.

[42] Chen C. Chen, R.H. *Artificial Intelligence: An Introduction for the Inquisitive Reader*. Chapman and Hall/CRC, 2022.

[43] L. Chen, P. Chen, and Z. Lin. Artificial intelligence in education: A review. *IEEE Access*, 8:75264–75278, 2020.

[44] Zhenpeng Chen, Jie M. Zhang, Max Hort, Mark Harman, and Federica Sarro. Fairness testing: A comprehensive survey and analysis of trends. *ACM Trans. Softw. Eng. Methodol.*, 33(5), June 2024.

[45] Zhenpeng Chen, Jie M. Zhang, Max Hort, Mark Harman, and Federica Sarro. Fairness Testing: A Comprehensive Survey and Analysis of Trends. *ACM Transactions on Software Engineering and Methodology*, 2024. Just Accepted.

[46] Zhenpeng Chen, Jie M. Zhang, Federica Sarro, and Mark Harman. A comprehensive empirical study of bias mitigation methods for machine learning classifiers. volume 32, New York, NY, USA, May 2023. Association for Computing Machinery.

[47] Zhenpeng Chen, Jie M. Zhang, Federica Sarro, and Mark Harman. Fairness improvement with multiple protected attributes: How far are we? In *Proceedings of the IEEE/ACM 46th International Conference on Software Engineering*, ICSE '24, New York, NY, USA, 2024. Association for Computing Machinery.

[48] Alexandra Chouldechova. Fair prediction with disparate impact: A study of bias in recidivism prediction instruments. *Big data*, 52:153–163, 2016.

[49] B. Clauser, M. Kane, and D. Swanson. Validity issues for performance-based tests scored with computer-automated scoring systems. *Appl. Meas. Educ. - APPL MEAS EDUC*, 15:413–432, Oct 2002.

[50] Sam Corbett-Davies, Emma Pierson, Avi Feller, Sharad Goel, and Aziz Huq. Algorithmic Decision Making and the Cost of Fairness. In *Proceedings of the 23rd ACM SIGKDD International Conference on Knowledge Discovery and Data Mining*, KDD '17, pages 797–806, New York, NY, USA, 2017. Association for Computing Machinery.

[51] Paulo Cortez. Student Performance. 2008.

[52] Vitor G. Costa and Carlos E. Pedreira. Recent advances in decision trees: an updated survey. *Artificial Intelligence Review*, 56:4765–4800, 2023.

[53] D. S. Cruzes and T. Dyba. Recommended steps for thematic synthesis in software engineering. In *2011 International Symposium on Empirical Software Engineering and Measurement*, page 275–284, Sep 2011.

[54] Fida K. Dankar, Mahmoud K. Ibrahim, and Leila Ismail. A Multi-Dimensional Evaluation of Synthetic Data Generators. *IEEE Access*, 10:11147–11158, 2022. Conference Name: IEEE Access.

[55] Kalyanmoy Deb. *Multi-objective Optimisation Using Evolutionary Algorithms: An Introduction*, pages 3–34. Springer London, London, 2011.

[56] O. B. Deho, S. Joksimovic, J. Li, C. Zhan, Jixue Liu, and L. Liu. Should learning analytics models include sensitive attributes? explaining the why. *IEEE Trans. Learn. Technol.*, 16(4):560–572, Aug 2023.

[57] O. B. Deho, S. Joksimovic, L. Liu, J. Li, C. Zhan, and J. Liu. Assessing the fairness of course success prediction models in the face of (un)equal demographic group distribution. In *Proceedings of the Tenth ACM Conference on Learning @ Scale*, L@S '23, pages 48–58. Association for Computing Machinery, Jul 2023.

[58] Francesco Di Carlo, Nazanin Nezami, Hadis Anahideh, and Abolfazl Asudeh. FairPilot: An Explorative System for Hyperparameter Tuning through the Lens of Fairness, April 2023. arXiv:2304.04679 [cs].

[59] S. J. Dobesh, T. Miller, P. Newman, Y. Liu, and Y. N. Elglaly. Towards machine learning fairness education in a natural language processing course. In *Proceedings of the 54th ACM Technical Symposium on Computer Science Education*, volume 1 of *SIGCSE 2023*, pages 312–318, Mar 2023.

[60] S. Doroudi and E. Brunskill. Fairer but not fair enough on the equitability of knowledge tracing. In *Proceedings of the 9th International Conference on Learning Analytics Knowledge*, pages 335–339, Mar 2019.

[61] F. K. Došilović, M. Brčić, and N. Hlupić. Explainable artificial intelligence: A survey. In *2018 41st International Convention on Information and Communication Technology, Electronics and Microelectronics (MIPRO)*, pages 0210–0215, May 2018.

[62] M. Du, F. Yang, N. Zou, and X. Hu. Fairness in deep learning: A computational perspective. *IEEE Intell. Syst.*, 2021.

[63] Alp Dulundu. Ai in education: Benefits and concerns. *Next Generation Journal for The Young Researchers*, 8:81, 11 2024.

[64] Polydorou Eleni. Towards a Secure and Privacy Compliant Framework for Educational Data Mining. In Selmin Nurcan, Andreas L. Opdahl, Haralambos Mouratidis, and Aggeliki Tsohou, editors, *Research Challenges in Information Science: Information Science and the Connected World*, pages 534–541, Cham, 2023. Springer Nature Switzerland.

[65] Y. N. Elglaly and Y. Liu. Promoting machine learning fairness education through active learning and reflective practices. *ACM SIGCSE Bull.*, 55(3):4–6, Jul 2023.

[66] Mahmoud Elmahdy and Ronnie Sebro. Sex, ethnicity, and race data are often unreported in artificial intelligence and machine learning studies in medicine. *Intelligence-Based Medicine*, 8:100113, 2023.

[67] Kevin Fang, Vaikkunth Mugunthan, Vayd Ramkumar, and Lalana Kagal. Overcoming challenges of synthetic data generation. In *2022 IEEE International Conference on Big Data (Big Data)*, pages 262–270, 2022.

[68] Xi Fang, Weijie Xu, Fiona Anting Tan, Jiani Zhang, Ziqing Hu, Yanjun Qi, Scott Nickleach, Diego Socolinsky, Srinivasan Sengamedu, and Christos Faloutsos. Large Language Models(LLMs) on Tabular Data: Prediction, Generation, and Understanding – A Survey, June 2024. arXiv:2402.17944 [cs].

[69] G. Farnadi, B. Babaki, and L. Getoor. Fairness in relational domains. In *Proceedings of the 2018 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, ACM, pages 108–114, New Orleans LA USA, Dec 2018.

[70] G. Fenu, R. Galici, and M. Marras. Experts' view on challenges and needs for fairness in artificial intelligence for education. In M. M. Rodrigo, N. Matsuda, A. I. Cristea, and V. Dimitrova, editors, *Artificial Intelligence in Education*,

volume 243–255 of *Lecture Notes in Computer Science*. Springer International Publishing, 2022.

[71] Alvaro Figueira and Bruno Vaz. Survey on Synthetic Data Generation, Evaluation Methods and GANs. *Mathematics*, 10(15):2733, January 2022. Number: 15 Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

[72] S. A. Friedler, C. Scheidegger, S. Venkatasubramanian, S. Choudhary, E. P. Hamilton, and D. Roth. A comparative study of fairness-enhancing interventions in machine learning. In *Proceedings of the Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, FAT* '19, pages 329–338. Association for Computing Machinery, Jan 2019.

[73] Jerome H. Friedman. Greedy function approximation: A gradient boosting machine. *Annals of Statistics*, 29(5):1189–1232, 2001.

[74] J. Gardner, C. Brooks, and R. Baker. Evaluating the fairness of predictive student models through slicing analysis. Feb 2019.

[75] J. Gardner, R. Yu, Q. Nguyen, C. Brooks, and R. Kizilcec. Cross-institutional transfer learning for educational models: Implications for model performance, fairness, and equity. In *Proceedings of the 2023 ACM Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, FAccT '23, pages 1664–1684. Association for Computing Machinery, Jun 2023.

[76] Naman Goel, Mohammad Yaghini, and Boi Faltings. Non-discriminatory machine learning through convex fairness criteria. In *Proceedings of the 2018 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, AIES '18, page 116, New York, NY, USA, 2018. Association for Computing Machinery.

[77] Usman Gohar, Sumon Biswas, and Hridesh Rajan. Towards Understanding Fairness and its Composition in Ensemble Machine Learning. In *2023 IEEE/ACM 45th International Conference on Software Engineering (ICSE)*, pages 1533–1545, May 2023.

[78] Dr Gopalan and Dr Sivasubramanian. Crafting Artificial Insights: Mastering Synthetic Data for Model Training. *INTERANTIONAL JOURNAL OF SCIENTIFIC RESEARCH IN ENGINEERING AND MANAGEMENT*, 08:1–6, November 2024.

[79] V. Grari, B. Ruf, S. Lamprier, and M. Detyniecki. Achieving fairness with decision trees: An adversarial approach. *Data Sci. Eng.*, 5(2):99–110, Jun 2020.

[80] D. Gándara, H. Anahideh, M. P. Ison, and A. Tayal. Inside the black box: Detecting and mitigating algorithmic bias across racialized groups in college student-success prediction. Technical report, arXiv, Jan 2023.

[81] Aurélien Géron. *Hands-On Machine Learning with Scikit-Learn, Keras, and TensorFlow: Concepts, Tools, and Techniques to Build Intelligent Systems*. O'Reilly Media, 2nd edition, 2019.

[82] E. Gómez, C. Shui Zhang, L. Boratto, M. Salamó, and M. Marras. The winner takes it all: Geographic imbalance and provider (un)fairness in educational recommender systems. In *Proceedings of the 44th International ACM SIGIR Conference on Research and Development in Information Retrieval*, pages 1808–1812. ACM, Jul 2021.

[83] Xiaotian Han, Jianfeng Chi, Yu Chen, Qifan Wang, Han Zhao, Na Zou, and Xia Hu. FFB: A Fair Fairness Benchmark for In-Processing Group Fairness Methods. arXiv, June 2024. arXiv:2306.09468 [cs].

[84] Shuang Hao, Wenfeng Han, Tao Jiang, Yiping Li, Haonan Wu, Chunlin Zhong, Zhangjun Zhou, and He Tang. Synthetic data in AI: challenges, applications, and ethical implications. *CoRR*, abs/2401.01629, 2024.

[85] Larry Hardesty. Study finds gender and skin-type bias in commercial artificial-intelligence systems | MIT News | Massachusetts Institute of Technology. Accessed date: 24 May 2024.

[86] Moritz Hardt, Eric Price, and Nathan Srebro. Equality of opportunity in supervised learning. In *Proceedings of the 30th International Conference on Neural Information Processing Systems*, NIPS'16, page 3323–3331, Red Hook, NY, USA, 2016. Curran Associates Inc.

[87] Simon Haykin. *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*. Prentice Hall, 2nd edition, 1998.

[88] Kaveen Hiniduma, Suren Byna, Jean Luca Bez, and Ravi Madduri. AI Data Readiness Inspector (AIDRIN) for Quantitative Assessment of Data Readiness for AI, June 2024. arXiv:2406.19256 [cs].

[89] Trista Hollweck. Robert k. yin. (2014). case study research design and methods (5th ed.). thousand oaks, ca: Sage. 282 pages. *The Canadian Journal of Program Evaluation*, 30, 03 2016.

[90] K. Holstein and S. Doroudi. Equity and artificial intelligence in education: Will 'aied' amplify or alleviate inequities in education? *ArXiv*, Apr 2021.

[91] K. Holstein, J. W. Vaughan, H. Daumé III, M. Dudík, and H. Wallach. Improving fairness in machine learning systems: What do industry practitioners need? In *Proc. 2019 CHI Conf. Hum. Factors Comput. Syst.*, pages 1–16, May 2019.

[92] Max Hort, Zhenpeng Chen, Jie M. Zhang, Mark Harman, and Federica Sarro. Bias Mitigation for Machine Learning Classifiers: A Comprehensive Survey. *ACM J. Responsib. Comput.*, 1(2):11:1–11:52, June 2024.

[93] Max Hort, Jie M. Zhang, Federica Sarro, and Mark Harman. Fairea: a model behaviour mutation approach to benchmarking bias mitigation methods. In *Proceedings of the 29th ACM Joint Meeting on European Software Engineering Conference and Symposium on the Foundations of Software Engineering*, ESEC/FSE 2021, pages 994–1006, New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery.

[94] Q. Hu and H. Rangwala. Towards fair educational data mining: A case study on detecting at-risk students. Technical report, International Educational Data Mining Society, 2020.

[95] A. C. Huggins-Manley, B. M. Booth, and S. K. D'Mello. Toward argument-based fairness with an application to ai-enhanced educational assessments. *J. Educ. Meas.*, 59(3):362–388, 2022.

[96] Ben Hutchinson and Margaret Mitchell. 50 years of test (un)fairness: Lessons for machine learning. In *Proceedings of the Conference on Fairness, Accountability, and Transparency*, FAT* '19, page 49–58, New York, NY, USA, 2019. Association for Computing Machinery.

[97] S. Hutt, M. Gardner, A. L. Duckworth, and S. D'Mello. Evaluating fairness and generalizability in models predicting on-time graduation from college applications. In *EDM*, 2019.

[98] M. T. Islam, A. Fariha, and A. Meliou. Through the data management lens: Experimental analysis and evaluation of fair classification. *ArXiv*, 2021.

[99] Rashidul Islam, Shimei Pan, and James R. Foulds. Can we obtain fairness for free? In *Proceedings of the 2021 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, AIES '21, page 586–596, New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery.

[100] Maassoumeh Javadi, Mandy S. M. Chung, Nushin G. Fard, and Mohammed Miskat. A Data Governance Literature Review in Education Sector. In *2023 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI)*, pages 1662–1669, October 2023. ISSN: 2769-5654.

[101] H. Jeong, M. D. Wu, N. Dasgupta, M. Médard, and F. Calmon. Who gets the benefit of the doubt? racial bias in machine learning algorithms applied to secondary school math education. In *Neural Inf. Process. Syst. NeurIPS 2021 Workshop Math AI Educ. MATHAI4ED*.

[102] Lan Jiang, Clara Belitz, and Nigel Bosch. Synthetic Dataset Generation for Fairer Unfairness Research. In *Proceedings of the 14th Learning Analytics and Knowledge Conference*, LAK '24, pages 200–209, New York, NY, USA, 2024. Association for Computing Machinery.

[103] Weijie Jiang and Zachary A. Pardos. Towards Equity and Algorithmic Fairness in Student Grade Prediction. In *Proceedings of the 2021 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, AIES '21, pages 608–617, New York, NY, USA, 2021. Association for Computing Machinery.

[104] James Jordon, Lukasz Szpruch, Florimond Houssiau, Mirko Bottarelli, Giovanni Cherubin, Carsten Maple, Samuel N. Cohen, and Adrian Weller. Synthetic data - what, why and how? *CoRR*, abs/2205.03257, 2022.

[105] James Jordon, Jinsung Yoon, and M. Schaar. PATE-GAN: Generating Synthetic Data with Differential Privacy Guarantees. September 2018.

[106] Faisal Kamiran and Toon Calders. Classifying without discriminating. In *2009 2nd International Conference on Computer, Control and Communication*, pages 1–6, 2009.

[107] Faisal Kamiran and Toon Calders. Data preprocessing techniques for classification without discrimination. *Knowledge and Information Systems*, 33(1):1–33, October 2012.

[108] S. Karumbaiah and J. Brooks. How colonial continuities underlie algorithmic injustices in education. In *2021 Conference on Research in Equitable and Sustained Participation in Engineering, Computing, and Technology (RESPECT)*, pages 1–6, May 2021.

[109] Mohammad Khalil, Farhad Vadiee, Ronas Shakya, and Qinyi Liu. Creating Artificial Students that Never Existed: Leveraging Large Language Models and CTGANs for Synthetic Data Generation, January 2025.

[110] Latika Kharb and Prateek Singh. Role of Machine Learning in Modern Education and Teaching. In *Impact of AI Technologies on Teaching, Learning, and Research in Higher Education*, pages 99–123. IGI Global, 2021.

[111] René F. Kizilcec and Hansol Lee. Algorithmic fairness in education, 2021.

[112] O. N. Kulkarni, V. Patil, V. K. Singh, and P. K. Atrey. Accuracy and fairness in pupil detection algorithm. In *2021 IEEE Seventh International Conference on Multimedia Big Data (BigMM)*, pages 17–24, Oct 2021.

[113] C. Kung and R. Yu. Interpretable models do not compromise accuracy or fairness in predicting college success. In *Proceedings of the Seventh ACM Conference on Learning @ Scale*, L@S '20, pages 413–416. Association for Computing Machinery, Aug 2020.

[114] Matt Kusner, Joshua Loftus, Chris Russell, and Ricardo Silva. Counterfactual fairness. In *Proceedings of the 31st International Conference on Neural Information Processing Systems*, NIPS'17, page 4069–4079, Red Hook, NY, USA, 2017. Curran Associates Inc.

[115] Jakub Kuzilek, Martin Hlosta, and Zdenek Zdrahal. Open University Learning Analytics dataset. *Scientific Data*, 4(1):170171, November 2017.

[116] B. N. Larson. Gender as a variable in natural-language processing: Ethical considerations. In *EthNLP@EACL*, 2017.

[117] Hansol Lee and René F. Kizilcec. Evaluation of Fairness Trade-offs in Predicting Student Success. *Fairness, Accountability, and Transparency in Educational Data Cyberspace*, 2020.

[118] Charlotte Leininger, Simon Rittel, and Ludwig Bothmann. Overcoming fairness trade-offs via pre-processing: A causal perspective. *CoRR*, abs/2501.14710, 2025.

[119] C. Li, W. Xing, and W. Leite. Yet another predictive model? fair predictions of students' learning outcomes in an online math learning platform. In *LAK21: 11th International Learning Analytics and Knowledge Conference*, LAK21, pages 572–578. Association for Computing Machinery, Aug 2021.

[120] Lin Li, Lele Sha, Yuheng Li, Mladen Raković, Jia Rong, Srecko Joksimovic, Neil Selwyn, Dragan Gašević, and Guanliang Chen. Moral Machines or Tyranny of the Majority? A Systematic Review on Predictive Bias in Education. In *LAK23: 13th International Learning Analytics and Knowledge Conference*, LAK2023, pages 499–508, New York, NY, USA, March 2023. Association for Computing Machinery.

[121] X. Li, D. Song, M. Han, Y. Zhang, and R. F. Kizilcec. On the limits of algorithmic prediction across the globe. In *ArXiv*, 2021.

[122] Xinyue Li, Zhenpeng Chen, Jie Zhang, Federica Sarro, Ying Zhang, and Xuanzhe Liu. *Dark-Skin Individuals Are at More Risk on the Street: Unmasking Fairness Issues of Autonomous Driving Systems*. August 2023.

[123] Yanhui Li, Linghan Meng, Lin Chen, Li Yu, Di Wu, Yuming Zhou, and Baowen Xu. Training Data Debugging for the Fairness of Machine Learning Software.

In *2022 IEEE/ACM 44th International Conference on Software Engineering (ICSE)*, pages 2215–2227, May 2022. ISSN: 1558-1225.

[124] Qinyi Liu, Ronas Shakya, Jelena Jovanovic, Mohammad Khalil, and Javier de la Hoz-Ruiz. Ensuring privacy through synthetic data generation in education. 56(3):1053–1073. _eprint: https://bera-journals.onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1111/bjet.13576.

[125] Suyun Liu and Luis Nunes Vicente. Accuracy and fairness trade-offs in machine learning: a stochastic multi-objective approach. 19(3):513–537.

[126] WeiKang Liu, Yanchun Zhang, Hong Yang, and Qinxue Meng. A Survey on Differential Privacy for Medical Data Analysis. *Annals of Data Science*, 11(2):733–747, April 2024.

[127] A. Loukina, N. Madnani, and K. Zechner. The many dimensions of algorithmic fairness in educational applications. In *Proceedings of the Fourteenth Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications*, pages 1–10, Aug 2019.

[128] Yingzhou Lu, Minjie Shen, Huazheng Wang, Xiao Wang, Capucine van Rechem, Tianfan Fu, and Wenqi Wei. Machine Learning for Synthetic Data Generation: A Review, June 2024. arXiv:2302.04062 [cs].

[129] Hui Luan and Chin-Chung Tsai. A Review of Using Machine Learning Approaches for Precision Education. *Educational Technology & Society*, 24(1):250–266, 2021. Publisher: International Forum of Educational Technology & Society.

[130] M. Madaio, S. L. Blodgett, E. Mayfield, and E. Dixon-Román. Beyond 'fairness:' structural (in)justice lenses on ai for education. Technical report, arXiv, Nov 2021.

[131] A. Mahmud. Racial disparities in student outcomes in british higher education: Examining mindsets and bias. *Teaching in Higher Education*, page 254–269, Jul 2020.

[132] Subha Maity, Debarghya Mukherjee, Mikhail Yurochkin, and Yuekai Sun. Does enforcing fairness mitigate biases caused by subpopulation shift?, 2021.

[133] P. Manisha and S. Gujar. A neural network framework for fair classifier. Technical report, arXiv, Nov 2018.

[134] F. Marcinkowski, K. Kieslich, C. Starke, and M. Lünich. Implications of ai (un-)fairness in higher education admissions: the effects of perceived ai (un-)fairness on exit, voice and organizational reputation. In *Proceedings of the 2020*

Conference on Fairness, Accountability, and Transparency, FAT* '20, pages 122–130. Association for Computing Machinery, Jan 2020.

[135] Annette Markham and Elizabeth Buchanan. *Ethical Decision-Making and Internet Research Recommendations from the AoIR Ethics Working Committee (Version 2.0)*. 01 2012.

[136] A. Mashhadi, A. Zolyomi, and J. Quedado. A case study of integrating fairness visualization tools in machine learning education. In *Extended Abstracts of the 2022 CHI Conference on Human Factors in Computing Systems*, CHI EA '22, pages 1–7, New York, NY, USA, Aug 2022. Association for Computing Machinery.

[137] A. Matias and I. Zipitria. Promoting ethical uses in artificial intelligence applied to education. In C. Frasson, P. Mylonas, and C. Troussas, editors, *Augmented Intelligence and Intelligent Tutoring Systems*, Lecture Notes in Computer Science, pages 604–615. Springer Nature Switzerland, 2023.

[138] Elijah Mayfield, Michael Madaio, Shrimai Prabhumoye, David Gerritsen, Brittany McLaughlin, Ezekiel Dixon-Román, and Alan W Black. Equity Beyond Bias in Language Technologies for Education. In Helen Yannakoudakis, Ekaterina Kochmar, Claudia Leacock, Nitin Madnani, Ildikó Pilán, and Torsten Zesch, editors, *Proceedings of the Fourteenth Workshop on Innovative Use of NLP for Building Educational Applications*, pages 444–460, Florence, Italy, August 2019. Association for Computational Linguistics.

[139] Ninareh Mehrabi, Fred Morstatter, Nanyun Peng, and Aram Galstyan. Debiasing community detection: the importance of lowly connected nodes. In *Proceedings of the 2019 IEEE/ACM International Conference on Advances in Social Networks Analysis and Mining*, ASONAM '19, page 509–512, New York, NY, USA, 2020. Association for Computing Machinery.

[140] Ninareh Mehrabi, Fred Morstatter, Nripsuta Saxena, Kristina Lerman, and Aram Galstyan. A survey on bias and fairness in machine learning. *ACM Comput. Surv.*, 54(6), July 2021.

[141] T. Mester. Statistical bias types explained (with examples) - part1, Accessed: Nov. 13, 2023.

[142] Tom M. Mitchell. *Machine Learning*. McGraw-Hill Science/Engineering/Math, New York, NY, USA, March 1997. Hardcover, Dimensions: 0.75 x 10.00 x 6.50 inches.

[143] Khalida Walid Nathim, Nada Abdulkareem Hameed, Saja Abdulfattah Salih, Nada Adnan Taher, Hayder Mahmood Salman, and Dmytro Chornomordenko.

Ethical ai with balancing bias mitigation and fairness in machine learning models. In *2024 36th Conference of Open Innovations Association (FRUCT)*, pages 797–807, 2024.

[144] A. Nematzadeh, G. L. Ciampaglia, F. Menczer, and A. Flammini. How algorithmic popularity bias hinders or promotes quality. *Sci. Rep.*, 8(1):15951, Oct 2018.

[145] Nazanin Nezami, Parian Haghighat, Denisa Gándara, and Hadis Anahideh. Assessing Disparities in Predictive Modeling Outcomes for College Student Success: The Impact of Imputation Techniques on Model Performance and Fairness. *Education Sciences*, 14(2):136, January 2024.

[146] OECD. *Equity in Education: Breaking Down Barriers to Social Mobility*. OECD Publishing, 2018.

[147] Ekene Francis Okagbue, Ujunwa Perpetua Ezeachikulo, Tosin Yinka Akintunde, Mustapha Bala Tsakuwa, Samuel Nchekwubemchukwu Ilokanulo, Kosiso Modest Obiasoanya, Chidiebere Emeka Ilodibe, and Cheick Amadou Tidiane Ouattara. A comprehensive overview of artificial intelligence and machine learning in education pedagogy: 21 years (2000–2021) of research indexed in the scopus database. *Social Sciences Humanities Open*, 8(1):100655, 2023.

[148] E. Okur, S. Aslan, N. Alyuz, A. Arslan Esme, and R. S. Baker. Role of socio-cultural differences in labeling students' affective states. In *Artificial Intelligence in Education*, volume 10947 of *Lecture Notes in Computer Science*, pages 367–380. Springer International Publishing, 2018.

[149] A. Olteanu, C. Castillo, F. Diaz, and E. Kıcıman. Social data: Biases, methodological pitfalls, and ethical boundaries. *Front. Big Data*, 2, 2019.

[150] Chenguang Pan and Zhou Zhang. Examining the algorithmic fairness in predicting high school dropouts. In *Educational Data Mining*, 2024.

[151] Emmanouil Panagiotou, Arjun Roy, and Eirini Ntoutsi. Synthetic Tabular Data Generation for Class Imbalance and Fairness: A Comparative Study, September 2024. arXiv:2409.05215 [cs].

[152] L. Paquette, J. Ocumpaugh, Z. Li, A. Andres, and R. Baker. Who's learning? using demographics in edm research. *J. Educ. Data Min.*, 12(3):1–30, Oct 2020.

[153] Aryan Pathare, Ramchandra Mangrulkar, Kartik Suvarna, Aryan Parekh, Govind Thakur, and Aruna Gawade. Comparison of tabular synthetic data generation techniques using propensity and cluster log metric. *International Journal of Information Management Data Insights*, 3(2):100177, 2023.

[154] D. Pessach and E. Shmueli. A review on fairness in machine learning. *ACM Comput. Surv.*, 55(3):51:1–51:44, Feb 2022.

[155] David Pujol, Amir Gilad, and Ashwin Machanavajjhala. PreFair: Privately Generating Justifiably Fair Synthetic Data, March 2023. arXiv:2212.10310 [cs].

[156] Padmaja Pulivarthy and Pawan Whig. Bias and Fairness Addressing Discrimination in AI Systems. In *Ethical Dimensions of AI Development*, pages 103–126. IGI Global Scientific Publishing, 2025.

[157] V. Jagan Raja, Dhanamalar M, Gautam Solaimalai, D. Leela Rani, P. Deepa, and R G Vidhya. Machine learning revolutionizing performance evaluation: Recent developments and breakthroughs. In *2024 2nd International Conference on Sustainable Computing and Smart Systems (ICSCSS)*, pages 780–785, 2024.

[158] Amirarsalan Rajabi and Ozlem Ozmen Garibay. Tabfairgan: Fair tabular data generation with generative adversarial networks, 2021.

[159] Gilberto Recupito, Raimondo Rapacciuolo, Dario Di Nucci, and Fabio Palomba. Unmasking Data Secrets: An Empirical Investigation into Data Smells and Their Impact on Data Quality. In *2024 IEEE/ACM 3rd International Conference on AI Engineering – Software Engineering for AI (CAIN)*, pages 53–63, April 2024.

[160] S. Riazy, K. Simbeck, and V. Schreck. Fairness in learning analytics: Student at-risk prediction in virtual learning environments. In *Proceedings of the 12th International Conference on Computer Supported Education*, pages 15–25, Prague, Czech Republic, 2020. SCITEPRESS - Science and Technology Publications.

[161] Lionel P. Robert, Casey Pierce, Liz Marquis, Sangmi Kim, and Rasha Alahmad and. Designing fair AI for managing employees in organizations: a review, critique, and design agenda. 35(5):545–575. Publisher: Taylor & Francis_eprint: https://doi.org/10.1080/07370024.2020.1735391.

[162] Per Runeson and Martin Höst. Guidelines for conducting and reporting case study research in software engineering. *Empirical software engineering*, 14(2):131–164, 2009.

[163] Nathalie Rzepka, Linda Fernsel, Hans-Georg Müller, Katharina Simbeck, and Neils Pinkwart. Unbias me! Mitigating Algorithmic Bias for Less-studied Demographic Groups in the Context of Language Learning Technology, June 2023.

[164] Nathalie Rzepka, Katharina Simbeck, Hans-Georg Müller, and Niels Pinkwart. Fairness of In-session Dropout Prediction:. In *Proceedings of the 14th*

International Conference on Computer Supported Education, pages 316–326, Online Streaming, — Select a Country —, 2022. SCITEPRESS - Science and Technology Publications.

[165] O. Sahlgren. The politics and reciprocal (re)configuration of accountability and fairness in data-driven education. *Learn. Media Technol.*, 48(1):95–108, Jan 2023.

[166] Sahni R. M Merigo J. Sahni, M. *Neural Networks, Machine Learning, and Image Processing: Mathematical Modeling and Applications*. CRC Press, 2022.

[167] Pedro Saleiro, Benedict Kuester, Loren Hinkson, Jesse London, Abby Stevens, Ari Anisfeld, Kit T. Rodolfa, and Rayid Ghani. Aequitas: A Bias and Fairness Audit Toolkit. April 2019. arXiv:1811.05577 [cs].

[168] Christer Samuelsson and Sanja Štajner. 255statistical methods: Fundamentals. In *The Oxford Handbook of Computational Linguistics*. Oxford University Press, 06 2022.

[169] Nripsuta Ani Saxena, Karen Huang, Evan DeFilippis, Goran Radanovic, David C. Parkes, and Yang Liu. How Do Fairness Definitions Fare?: Examining Public Attitudes Towards Algorithmic Definitions of Fairness. In *Proceedings of the 2019 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, pages 99–106, Honolulu HI USA, January 2019. ACM.

[170] D. Sculley, J. Snoek, A. Wiltschko, and A. Rahimi. Winner's curse? on pace, progress, and empirical rigor. Jun 2018.

[171] Harald Semmelrock, Simone Kopeinik, Dieter Theiler, Tony Ross-Hellauer, and Dominik Kowald. Reproducibility in machine learning-driven research, 2023.

[172] L. Sha, M. Raković, A. Das, D. Gašević, and G. Chen. Leveraging class balancing techniques to alleviate algorithmic bias for predictive tasks in education. *IEEE Trans. Learn. Technol.*, 15(4):481–492, Aug 2022.

[173] Lele Sha, Dragan Gašević, and Guanliang Chen. Lessons from debiasing data for fair and accurate predictive modeling in education. 228:120323.

[174] Lele Sha, Mladen Rakovic, Alexander Whitelock-Wainwright, David Carroll, Victoria M. Yew, Dragan Gasevic, and Guanliang Chen. Assessing Algorithmic Fairness in Automatic Classifiers of Educational Forum Posts. In Ido Roll, Danielle McNamara, Sergey Sosnovsky, Rose Luckin, and Vania Dimitrova, editors, *Artificial Intelligence in Education*, pages 381–394, Cham, 2021. Springer International Publishing.

[175] Mohamed Ashik Shahul Hameed, Asifa Mehmood Qureshi, and Abhishek Kaushik. Bias Mitigation via Synthetic Data Generation: A Review. *Electronics*, 13(19):3909, January 2024. Number: 19 Publisher: Multidisciplinary Digital Publishing Institute.

[176] Ruxue Shi, Yili Wang, Mengnan Du, Xu Shen, Yi Chang, and Xin Wang. A comprehensive survey of synthetic tabular data generation, 2025.

[177] Pallavi Singh, Ayisha Necholi, and Wilfrido Moreno. Synthetic data generation for engineering education: A bayesian approach. In *2023 IEEE 3rd International Conference on Advanced Learning Technologies on Education Research (ICALTER)*, pages 1–4, 2023.

[178] Zoltán Somogyi. *Performance Evaluation of Machine Learning Models*, pages 87–112. Springer International Publishing, Cham, 2021.

[179] Yu Song. Research on learning behavior detection based on deep learning. In Fred Paas, Srikanta Patnaik, and Taosheng Wang, editors, *Recent Trends in Educational Technology and Administration*, pages 278–287, Cham, 2024. Springer Nature Switzerland.

[180] Zeyu Tang, Jiji Zhang, and Kun Zhang. What-is and How-to for Fairness in Machine Learning: A Survey, Reflection, and Perspective. *ACM Computing Surveys*, 55(13s):299:1–299:37, 2023.

[181] P. S. Thomas, B. Castro da Silva, A. G. Barto, S. Giguere, Y. Brun, and E. Brunskill. Preventing undesirable behavior of intelligent machines. *Science*, 366(6468):999–1004, Nov 2019.

[182] Paul Tiwald, Alexandra Ebert, and Daniel T. Soukup. Representative fair synthetic data, 2021.

[183] Sebastian Tschiatschek, Maria Knobelsdorf, and Adish Singla. Equity and fairness of bayesian knowledge tracing, 2022.

[184] Andreas Spanias Uday Shankar Shanthamallu. *Machine and Deep Learning Algorithms and Applications*. Springer Cham, 2022.

[185] U.S. Equal Employment Opportunity Commission (EEOC). Uniform guidelines on employee selection procedures. `https://www.ecfr.gov/current/title-29/subtitle-B/chapter-XIV/part-1607`, 1978. Adopted jointly by EEOC, Civil Service Commission, Department of Labor, and Department of Justice.

[186] Boris van Breugel and Mihaela van der Schaar. Beyond privacy: Navigating the opportunities and challenges of synthetic data, 2023.

[187] J. Vasquez Verdugo, X. Gitiaux, C. Ortega, and H. Rangwala. Faired: A systematic fairness analysis approach applied in a higher educational context. In *LAK22: 12th International Learning Analytics and Knowledge Conference*, LAK22, pages 271–281. Association for Computing Machinery, Mar 2022.

[188] M. Verger, S. Lallé, F. Bouchet, and V. Luengo. Is your model 'madd'? a novel metric to evaluate algorithmic fairness for predictive student models. Jul 2023.

[189] S. Verma and J. Rubin. Fairness definitions explained. In *Proceedings of the International Workshop on Software Fairness*, FairWare '18, pages 1–7, New York, NY, USA, May 2018. Association for Computing Machinery.

[190] Jill-Jênn Vie, Tomas Rigaux, and Sein Minn. Privacy-preserving synthetic educational data generation. In Isabel Hilliger, Pedro J. Muñoz-Merino, Tinne De Laet, Alejandro Ortega-Arranz, and Tracie Farrell, editors, *Educating for a New Future: Making Sense of Technology-Enhanced Learning Adoption*, pages 393–406, Cham, 2022. Springer International Publishing.

[191] Mingyang Wan, Daochen Zha, Ninghao Liu, and Na Zou. In-Processing Modeling Techniques for Machine Learning Fairness: A Survey. *ACM Transactions on Knowledge Discovery from Data*, 17(3):35:1–35:27, 2023.

[192] Xiaoyang Wang, Chia-Hsuan Chang, and Christopher C. Yang. Achieving equity via transfer learning with fairness optimization. *IEEE Access*, 12:195229–195241, 2024.

[193] Z. Wang, K. Zechner, and Y. Sun. Monitoring the performance of human and automated scores for spoken responses. *Lang. Test.*, 35(1):101–120, Jan 2018.

[194] Dennis Wei, Karthikeyan Natesan Ramamurthy, and Flavio du Pin Calmon. Optimized Score Transformation for Consistent Fair Classification. October 2021. arXiv:1906.00066 [cs, math, stat].

[195] Michael Wick, Swetasudha Panda, and Jean-Baptiste Tristan. Unlocking fairness: a trade-off revisited. In *Proceedings of the 33rd International Conference on Neural Information Processing Systems*, Red Hook, NY, USA, 2019. Curran Associates Inc.

[196] Yu Hsuan Wu and Eric Hsiaokuang Wu. Ai-based college course selection recommendation system: Performance prediction and curriculum suggestion. In *2020 International Symposium on Computer, Consumer and Control (IS3C)*, pages 79–82, 2020.

[197] F. Xiang, X. Zhang, J. Cui, M. Carlin, and Y. Song. Algorithmic bias in a student success prediction models: Two case studies. In *2022 IEEE International*

Conference on Teaching, Assessment and Learning for Engineering (TALE), pages 310–315, Dec 2022.

[198] Lei Xu, Maria Skoularidou, Alfredo Cuesta-Infante, and Kalyan Veeramachaneni. *Modeling tabular data using conditional GAN*. Curran Associates Inc., Red Hook, NY, USA, 2019.

[199] Michael Yee, Anindya Roy, Meghan Perdue, Consuelo Cuevas, Keegan Quigley, Ana Bell, Ahaan Rungta, and Shigeru Miyagawa. AI-assisted analysis of content, structure, and sentiment in MOOC discussion forums. *Frontiers in Education*, 8, September 2023. Publisher: Frontiers.

[200] R. Yu, H. Lee, and R. F. Kizilcec. Should college dropout prediction models include protected attributes? In *Proceedings of the Eighth ACM Conference on Learning @ Scale*, pages 91–100, Virtual Event Germany, Jun 2021.

[201] R. Yu, Q. Li, C. Fischer, S. Doroudi, and D. Xu. Towards accurate and fair prediction of college success: Evaluating different sources of student data. Technical report, International Educational Data Mining Society, 2020.

[202] X. Zhai and et al. A review of artificial intelligence (ai) in education from 2010 to 2020. *Complexity*, 2021:1–18, Apr 2021.

[203] Xuesong Zhai, Xiaoyan Chu, Ching Sing Chai, Morris Siu Yung Jong, Andreja Istenic, Michael Spector, Jia-Bao Liu, Jing Yuan, and Yan Li. A Review of Artificial Intelligence (AI) in Education from 2010 to 2020. *Complexity*, 2021(1):8812542, 2021. _eprint: https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdf/10.1155/2021/8812542.

[204] Brian Hu Zhang, Blake Lemoine, and Margaret Mitchell. Mitigating unwanted biases with adversarial learning. In *Proceedings of the 2018 AAAI/ACM Conference on AI, Ethics, and Society*, AIES '18, page 335–340, New York, NY, USA, 2018. Association for Computing Machinery.

[205] Jie M. Zhang and Mark Harman. "Ignorance and Prejudice"in Software Fairness. In *Proceedings of the 43rd International Conference on Software Engineering*, ICSE '21, pages 1436–1447, Madrid, Spain, 2021. IEEE Press.

[206] K. Zhang and A. Aslan. Ai technologies for education: Recent research and future directions. *Comput. Educ. Artif. Intell.*, 2:100025, Jun 2021.

[207] K. Zhang and A. Aslan. Ai technologies for education: Recent research and future directions. *Comput. Educ. Artif. Intell.*, 2:100025, Jun 2021.

[208] Mengdi Zhang and Jun Sun. Adaptive Fairness Improvement Based on Causality Analysis, September 2022. arXiv:2209.07190 [cs].

[209] Tao Zhang, Tianqing Zhu, Jing Li, Mengde Han, Wanlei Zhou, and Philip S. Yu. Fairness in semi-supervised learning: Unlabeled data help to reduce discrimination. *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 34(4):1763–1774, 2022.

Phụ lục A

Các Bảng tổng hợp về tổng quan về nghiên cứu về đảm bảo tính công bằng trong học máy

Phần phụ lục này trình bày các bảng tổng hợp chi tiết được sử dụng làm cơ sở cho phân tích trong Chương 2. Nội dung tập trung vào việc hệ thống hóa các nghiên cứu tiêu biểu, thuật toán học máy, loại thiên vị, bộ dữ liệu, và phương pháp đảm bảo công bằng đã được khảo sát trong lĩnh vực hệ thống học máy ứng dụng cho giáo dục. Các bảng này đóng vai trò như nguồn tham chiếu nền tảng, giúp làm rõ bức tranh tổng quan về cách các công trình trước đây định nghĩa, đo lường và xử lý vấn đề công bằng trong trí tuệ nhân tạo/học máy.

Cụ thể:

- **Bảng A.1:** Danh sách các thuật toán học máy được sử dụng phổ biến trong các nghiên cứu chính, bao gồm các mô hình hồi quy, cây quyết định, mạng nơ-ron, và các biến thể nâng cao.
- **Bảng A.2:** Phân loại các nghiên cứu chính theo từng loại công bằng được khảo sát (ví dụ: công bằng nhóm, công bằng cá nhân, công bằng quá trình).
- **Bảng A.3:** Tổng hợp các loại thiên vị thường gặp trong hệ thống học máy, như thiên vị dữ liệu, thiên vị mô hình và thiên vị xã hội.
- **Bảng A.4:** Trình bày đặc điểm chi tiết của các bộ dữ liệu được sử dụng trong nghiên cứu về công bằng giáo dục, bao gồm nguồn gốc, kích thước, đặc trưng nhạy cảm và biến mục tiêu.
- **Bảng A.5:** Tổng hợp các phương pháp đảm bảo công bằng được sử dụng trong các nghiên cứu chính, chia theo ba nhóm tiếp cận: tiền xử lý, trong mô hình, và hậu xử lý.
- **Bảng A.6:** Liệt kê các kỹ thuật đánh giá công bằng và hiệu suất của học máy, bao gồm các chỉ số như SPD, DI, AOD, EOD, Accuracy, Recall và F1-score.

Bảng A.1: Danh sách các thuật toán học máy sử dụng trong các nghiên cứu chính

Thuật toán / Mô hình	**Định nghĩa**	**Tài liệu tham khảo**	**Số lượng nghiên cứu**
Hồi quy Logistic	Mô hình thống kê phân tích kết quả nhị phân bằng cách ước lượng xác suất sử dụng hàm logistic	[11, 12, 19, 32, 33, 49, 57, 58, 72, 74, 75, 94, 113, 145, 164, 174, 187, 188, 194, 201]	21
Rừng ngẫu nhiên (Random Forest)	Thuật toán có giám sát sử dụng phương pháp học tổ hợp từ nhiều cây quyết định	[11, 12, 56, 57, 58, 80, 97, 113, 117, 121, 127, 145, 174, 187, 201]	15
Cây quyết định (Decision Tree)	Mô hình ra quyết định dựa trên cấu trúc cây phân cấp gồm các quy tắc và kết quả	[19, 58, 72, 74, 79, 113, 145, 160, 163, 164, 187, 188, 194]	13
Máy véc tơ hỗ trợ (SVM)	Mô hình học có giám sát phân loại dữ liệu bằng cách tìm siêu mặt phẳng phân tách tối ưu	[12, 57, 58, 72, 74, 113, 145, 187]	8
Naive Bayes	Bộ phân loại xác suất dựa trên định lý Bayes với giả định độc lập mạnh giữa các thuộc tính	[19, 72, 74, 113, 160, 188]	6
Học tăng cường (Gradient Boosting)	Kỹ thuật học tổ hợp tối ưu mô hình dự đoán bằng cách thêm dần các bộ học yếu để giảm lỗi	[11, 17, 56, 57, 75]	5
K láng giềng gần nhất (KNN)	Phương pháp phi tham số dùng để phân loại và hồi quy dựa trên các điểm dữ liệu gần nhất	[145, 163, 164, 187, 188]	5

Còn tiếp trang sau

Bảng A.1 – tiếp theo từ trang trước

Thuật toán / Mô hình	**Định nghĩa**	**Tài liệu tham khảo**	**Số lượng nghiên cứu**
Bộ nhớ ngắn dài hạn (LSTM)	Mạng nơ-ron hồi tiếp có khả năng học phụ thuộc dài hạn nhờ các ô bộ nhớ	[74, 103, 174]	3
Mạng nơ-ron (NN)	Mô hình học máy mô phỏng hoạt động của não người	[75, 133]	2
Mô hình phân loại hợp tác (MCCM)	Tích hợp nhiều bộ phân loại hoạt động cùng nhau nhằm cải thiện độ chính xác và độ tin cậy	[94, 111]	2
Bayesian Knowledge Tracing (BKT)	Mô hình xác suất theo dõi kiến thức người học theo thời gian dựa trên suy luận Bayes	[60**?**]	2
Perceptron nhiều lớp (MLP)	Mạng nơ-ron nhân tạo có nhiều lớp nút để học các mối quan hệ phức tạp	[160, 163]	2
RANDOM, PERFECT, META	Mô hình RANDOM sử dụng mẫu ngẫu nhiên từ phân phối chuẩn. PERFECT chỉ có một thuộc tính. META chỉ dựa trên thông tin nhân khẩu học	[127]	1
Hồi quy OLS	Phương pháp thống kê ước lượng các tham số chưa biết bằng cách tối thiểu hóa tổng bình phương sai số	[134]	1
Thuật toán Seldonian	Khung thuật toán đảm bảo các ràng buộc công bằng và an toàn được đáp ứng trong quá trình ra quyết định	[119]	1

Còn tiếp trang sau

Bảng A.1 – tiếp theo từ trang trước

Thuật toán / Mô hình	**Định nghĩa**	**Tài liệu tham khảo**	**Số lượng nghiên cứu**
Năm thuật toán lọc cộng tác (FCF)	Gồm UserKNN, ItemKNN, BPR, BiasedMF, SVD++	[82]	1
Mô hình nhân tố cộng gộp (AFM)	Mô hình thống kê dùng để hiểu mối quan hệ giữa biến và kết quả đầu ra	[60]	1
Deep Knowledge Tracing (DKT)	Kỹ thuật học máy dùng trong phân tích dữ liệu giáo dục và mô hình hóa kiến thức người học	[183]	1
Bayesian-Bayesian Knowledge Tracing (B2KT)	Phát triển mở rộng của BKT sử dụng khung Bayesian phân cấp	[183]	1
Word2vec Skip-Gram (nhúng từ)	Mô hình học máy dùng để tạo biểu diễn véc tơ cho từ trong không gian ngữ nghĩa	[14]	1
Học sâu (DL)	Mạng nơ-ron có nhiều lớp ẩn tự động học thuộc tính từ dữ liệu phức tạp bằng kích hoạt phi tuyến và lan truyền ngược	[164]	1

Bảng A.2: Các nghiên cứu chính theo từng loại công bằng được khảo sát

Loại công bằng		**Tài liệu tham khảo**	**Số nghiên cứu**
Công bằng theo nhóm	Công bằng nhóm tổng quát	[11, 12, 32, 56, 57, 58, 62, 65, 80, 82, 96, 98, 112, 113, 116, 136, 160, 163, 164, 167, 174, 188, 201]	24
	Công bằng theo xác suất	[11, 12, 15, 58, 65, 74, 101, 103, 121, 136, 145, 160, 187, 194]	15
	Công bằng nhân khẩu học	[15, 17, 57, 62, 74, 79, 83, 103, 117, 133, 136, 173, 174, 187]	14
	Cơ hội công bằng	[12, 15, 80, 83, 103, 117, 145, 187]	8
	Đối xử công bằng	[187]	1
Công bằng cá nhân	Công bằng cá nhân tổng quát	[57, 74, 94, 96, 97, 98, 111, 130, 136, 167]	11
	Công bằng qua không nhận thức	[97, 103, 111, 165, 200]	5
	Công bằng phản sự kiện	[97, 111]	2
	Công bằng quy trình	[19, 60]	2
Công bằng khác	Công bằng thống kê	[15, 58, 127, 145, 165, 187, 194]	7
	Công bằng nhóm con tổng quát	[17, 75, 96]	3
	Độ chính xác thủ tục có điều kiện	[127, 136]	2
	Công bằng xử lý	[127]	1
	Độ chính xác sử dụng có điều kiện	[127]	1

Tiếp tục trang sau

Bảng A.2 – tiếp theo từ trang trước

Loại công bằng		Tài liệu tham khảo	Số nghiên cứu
	Độ chính xác tổng hợp	[127]	1

Bảng A.3: Các loại thiên vị khác nhau trong hệ thống học máy

Loại thiên vị	Giải thích	Tham khảo
Thiên vị lịch sử	Là những bất công và vấn đề xã hội-kỹ thuật đã tồn tại trong thế giới thực và có thể xâm nhập vào dữ liệu ngay cả khi việc lấy mẫu và chọn thuộc tính là hoàn hảo.	[50, 93, 195]
Thiên vị đại diện	Xuất hiện từ cách chúng ta định nghĩa và lấy mẫu từ quần thể.	[40, 93]
Thiên vị đo lường	Phát sinh từ cách chọn, sử dụng và đo lường các thuộc tính cụ thể.	[40, 93]
Thiên vị đánh giá	Xuất hiện trong quá trình đánh giá mô hình.	[40, 93]
Thiên vị tổng hợp	Xảy ra khi rút ra kết luận sai cho một nhóm con dựa trên quan sát từ nhóm khác, hoặc khi giả định sai về quần thể ảnh hưởng đến kết quả mô hình.	[40, 93]
Thiên vị quần thể	Phát sinh khi các đặc điểm thống kê, nhân khẩu học và hành vi người dùng trong dữ liệu khác với quần thể mục tiêu ban đầu.	[40, 149]
Nghịch lý Simpson	Xu hướng trong các nhóm con có thể bị đảo ngược khi các nhóm được gộp lại, dẫn đến thiên vị khi phân tích dữ liệu dị thể.	[40, 207]
Ngụy biện dữ liệu dọc	Xảy ra khi dữ liệu cắt ngang được xử lý như dữ liệu dọc, dễ dẫn đến thiên vị do nghịch lý Simpson.	[40]
Thiên vị lấy mẫu	Phát sinh khi quá trình lấy mẫu các nhóm không phải ngẫu nhiên.	[40]

Bảng A.3 – tiếp theo

Loại thiên vị	**Giải thích**	**Tham khảo**
Thiên vị hành vi	Phát sinh từ sự khác biệt trong hành vi người dùng trên các nền tảng, bối cảnh hoặc tập dữ liệu khác nhau.	[40, 149]
Thiên vị trong sản xuất nội dung	Xuất hiện do sự khác biệt về cấu trúc, từ vựng, ngữ nghĩa và cú pháp trong nội dung do người dùng tạo ra.	[40, 149]
Thiên vị liên kết	Phát sinh khi các thuộc tính mạng xã hội từ kết nối hoặc tương tác người dùng không phản ánh đúng hành vi thực.	[40, 149]
Thiên vị thời gian	Do sự thay đổi trong hành vi hoặc đặc điểm quần thể theo thời gian.	[40, 149]
Thiên vị phổ biến	Các mục phổ biến dễ được hiển thị nhiều hơn, nhưng mức độ phổ biến này có thể bị thao túng bởi đánh giá giả hoặc bot.	[40, 144]
Thiên vị thuật toán	Thiên vị không đến từ dữ liệu đầu vào mà phát sinh từ chính thuật toán.	[40, 189]
Thiên vị do tương tác người dùng	Là dạng thiên vị không chỉ quan sát được trên web mà còn bị kích hoạt bởi giao diện người dùng hoặc hành vi thiên vị của chính người dùng.	[40, 189]
Thiên vị hiển thị	Phát sinh từ cách thông tin được trình bày ảnh hưởng đến cách người dùng tiếp nhận.	[40, 189]
Thiên vị xếp hạng	Người dùng có xu hướng nhấp nhiều hơn vào kết quả được xếp hạng đầu tiên vì cho rằng đó là quan trọng nhất.	[40]
Thiên vị xã hội	Hành động hoặc nội dung từ người khác có thể ảnh hưởng đến đánh giá và quyết định của người dùng.	[40, 189]
Thiên vị phát sinh	Xuất hiện sau khi hệ thống được triển khai và tương tác với người dùng thật, thường do thay đổi về quần thể, văn hóa hoặc tri thức xã hội.	[40, 114]

Bảng A.3 – tiếp theo

Loại thiên vị	**Giải thích**	**Tham khảo**
Thiên vị do tự chọn	Là dạng con của thiên vị chọn mẫu, khi đối tượng nghiên cứu tự nguyện tham gia dẫn đến sai lệch.	[40, 141]
Thiên vị do thiếu biến	Xảy ra khi một hoặc nhiều biến quan trọng bị bỏ sót khỏi mô hình.	[40, 141]
Thiên vị nhân-quả	Phát sinh từ ngộ nhận rằng tương quan ngụ ý quan hệ nhân quả.	[40, 141]
Thiên vị người quan sát	Khi người nghiên cứu vô thức áp kỳ vọng chủ quan của mình lên kết quả nghiên cứu.	[40, 141]
Thiên vị tài trợ	Phát sinh khi kết quả nghiên cứu bị báo cáo thiên vị để phục vụ lợi ích của nhà tài trợ.	[40, 141]

Bảng A.4: Đặc điểm của các bộ dữ liệu được sử dụng trong nghiên cứu về đảm bảo tính công bằng giáo dục

Tên bộ dữ liệu	**Tài liệu tham khảo**	**Loại dữ liệu**	**Nguồn dữ liệu**	**Số lượng nghiên cứu**
Điểm số sinh viên từ các học phần đại học	[56, 57, 94, 117, 121, 160, 173, 200, 201]	Đóng	Không có thông tin	9
Khóa học MOOC trong lĩnh vực STEM	[74, 82, 113, 163, 164, 173, 199]	Đóng	Không có thông tin	7
Dữ liệu học sinh trung học Mỹ (K-12)	[10, 80, 101, 173]	Mở	`https://nces.ed.gov/pubsearch/pubsinfo.asp?pubid=2018140`	4

Tiếp tục trang sau

Bảng A.4 – tiếp theo từ trang trước

Tên bộ dữ liệu	**Tài liệu tham khảo**	**Loại dữ liệu**	**Nguồn dữ liệu**	**Số lượng nghiên cứu**
Điểm GPA của sinh viên tại Chile, Mỹ, v.v.	[12, 103, 148, 187]	Đóng	Không có thông tin	4
Điểm ngoại ngữ	[127, 193]	Đóng	Không có thông tin	2
Bộ dữ liệu khuôn mặt (CelebA)	[83, 112]	Mở	`https://mmlab.ie.cuhk.edu.hk/projects/CelebA.html`	2
Dữ liệu ELS và IPEDS	[58, 145]	Mở	(`https://www.icpsr.umich.edu/web/ICPSR/studies/4275`); (`https://surveys.nces.ed.gov/Ipeds/`)	2
Dữ liệu từ ETS (Educational Testing Service)	[32]	Đóng	Không có thông tin	1
Bài luận tuyển sinh tại hệ thống đại học công lập Mỹ	[14]	Đóng	Không có thông tin	1
Dữ liệu từ National Student Clearinghouse (NSC)	[97]	Đóng	Không có thông tin	1
Dữ liệu PISA tại 65 quốc gia	[121]	Đóng	Không có thông tin	1
Ảnh từ Flickr	[112]	Mở	`https://www.flickr.com/photos/tags/images/`	1

Tiếp tục trang sau

Bảng A.4 – tiếp theo từ trang trước

Tên bộ dữ liệu	**Tài liệu tham khảo**	**Loại dữ liệu**	**Nguồn dữ liệu**	**Số lượng nghiên cứu**
Bộ dữ liệu học tập của Đại học Mở Anh (OULAD)	[188]	Mở	`https://analyse.kmi.open.ac.uk/open_dataset`	1
Khảo sát HSLS (High School Longitudinal Study)	[11]	Đóng	Không có thông tin	1
Bộ dữ liệu ENEM (Brazil)	[11]	Mở	`https://www.gov.br/inep/pt-br/acesso-a-informacao/dados-abertos/microdados/enem`	1

Bảng A.5: Tổng hợp các phương pháp đảm bảo tính công bằng được sử dụng trong các nghiên cứu chính

Phương pháp	**Mô tả**	**Nghiên cứu chính**	**Số lượng**
Tính toán chỉ số chênh lệch	Phương pháp này huấn luyện một bộ phân loại không thiên vị bằng cách đảm bảo rằng kết quả dự đoán không phụ thuộc vào thuộc tính nhạy cảm. Mục tiêu kép của mô hình là: (1) tối đa hóa khả năng dự đoán chính xác nhãn đầu ra, và (2) đồng thời huấn luyện một mô hình đối kháng để làm giảm khả năng suy ra thuộc tính nhạy cảm từ các dự đoán của mô hình chính [204]	[56, 82, 112, 113, 127, 133, 160, 188, 200, 201]	10
Tiếp tục ở trang sau			

Bảng A.5 – tiếp từ trang trước

Phương pháp	**Mô tả**	**Nghiên cứu chính**	**Số lượng**
Kỹ thuật cân bằng lớp (CBTs)	Tăng cường các lớp có ít mẫu hoặc giảm bớt các lớp có nhiều mẫu để đạt được sự cân bằng trong dữ liệu huấn luyện	[70, 75, 83, 145, 173, 174]	6
Sử dụng công cụ phát hiện thiên vị	Sử dụng các công cụ có sẵn để phát hiện phân biệt đối xử và giảm thiểu thiên vị như AI Fairness 360, Aequitas, Google Analogy Test Set (GATS), SMOTE và các thước đo công bằng	[11, 79, 97, 103, 121, 121]	4
Phân tích lát cắt	Phân tích hiệu suất theo các chiều hoặc nhóm khác nhau trong dữ liệu [170]	[97, 119]	2
Huấn luyện mô hình học đối kháng	Kỹ thuật nhằm học các biểu diễn sâu không thiên vị từ dữ liệu có thiên vị [24]. Mục tiêu là các biểu diễn này có thể dự đoán tốt nhãn của nhiệm vụ chính nhưng lại không thể dự đoán thuộc tính nhạy cảm [62]	[79, 103]	2
Thuật toán Seldonian	Phương pháp huấn luyện mô hình học máy nhằm đảm bảo thỏa mãn các ràng buộc đạo đức như công bằng hoặc an toàn, bên cạnh việc tối ưu hiệu suất. Nó sử dụng các công cụ thống kê để kiểm soát rủi ro và hạn chế vi phạm ràng buộc do nhiễu dữ liệu [181]	[119]	1

Tiếp tục ở trang sau

Bảng A.5 – tiếp từ trang trước

Phương pháp	**Mô tả**	**Nghiên cứu chính**	**Số lượng**
Thuật toán FairProjection	FairProjection là một thuật toán có thể song song hóa, dùng để điều chỉnh đầu ra của các mô hình học máy nhằm đảm bảo tính công bằng giữa các nhóm. Thuật toán sử dụng phương pháp ADMM để tối ưu hóa và cung cấp đảm bảo về độ phức tạp mẫu cũng như tốc độ hội tụ, từ đó đảm bảo kết quả cuối cùng vừa công bằng vừa hiệu quả	[11]	1

Bảng A.6: Các kỹ thuật đánh giá công bằng và hiệu suất của học máy

Loại đánh giá		**Tài liệu tham khảo**	**Số lượng**
Thiết lập thí nghiệm	Siêu tham số (Hyperparameter)	[11, 12, 14, 56, 58, 60, 75, 79, 80, 94, 97, 101, 112, 121, 127, 133, 134, 145, 160, 163, 167, 172, 173, 187, 188, 197, 199, 200, 201]	29
	Thiết lập mặc định (Default setting)	[57, 72, 113, 117, 152, 164, 183]	7
Đối sánh mô hình	So sánh thực nghiệm với mô hình gốc	[11, 12, 14, 56, 57, 58, 60, 72, 74, 75, 79, 80, 83, 94, 103, 113, 117, 121, 127, 133, 145, 163, 164, 167, 172, 173, 174, 188, 194, 197, 199, 200, 201]	33
	So sánh với dữ liệu thực (Ground truth)	[14, 32, 33, 49, 134, 183]	6
Tiếp tục trang sau			

Bảng A.6 – tiếp theo từ trang trước

Loại đánh giá		**Tài liệu tham khảo**	**Số lượng**
Phương pháp đánh giá	Xác thực chéo (Cross-validation)	[11, 14, 56, 58, 72, 75, 79, 80, 101, 113, 121, 133, 145, 160, 163, 167, 173, 187, 188, 194, 199, 200, 201]	23
	Khác	[57, 94, 103, 112, 164, 183]	6
	So sánh giữa người và máy	[32, 33, 49, 127, 134]	5
	Phân tích theo lát cắt (Slicing analysis)	[12, 74, 97]	3
Kết quả đánh giá	Cải thiện công bằng	[14, 32, 33, 60, 74, 91, 101, 103, 113, 117, 121, 127, 133, 134, 145, 160, 163, 172, 173, 174, 183, 188, 194]	23
	Cải thiện cả công bằng và hiệu suất	[11, 56, 58, 75, 79, 83, 97, 152, 167, 197]	10
	Khác	[12, 49, 57, 80, 94, 130, 164, 200, 201]	9

Phụ lục B

Các bảng bổ sung cho phân tích so sánh Fairedu và LTDD trong Chương 3

Phần phụ lục này cung cấp các bảng chi tiết bổ sung cho các phân tích đã trình bày trong Chương 4.4. Nội dung tập trung vào việc so sánh giữa ba cấu hình: mô hình gốc (Origin), mô hình áp dụng LTDD, và mô hình áp dụng Fairedu. Các bảng này minh họa rõ ràng sự khác biệt về cả công bằng và hiệu suất khi áp dụng Fairedu, với các giá trị thống kê được kiểm định ở mức ý nghĩa $p\_value < 0.05$.

Cụ thể:

- **Bảng B.1** So sánh hiệu suất (Acc và Recall) giữa mô hình gốc, mô hình áp dụng LTDD và mô hình áp dụng Fairedu. Các ô xám thể hiện trường hợp Fairedu thắng (W) hoặc hòa (T).
- **Bảng B.2** So sánh hiệu suất (F1-score và Precision) giữa mô hình gốc, mô hình áp dụng LTDD và mô hình áp dụng Fairedu. Các ô xám thể hiện trường hợp Fairedu thắng (W) hoặc hòa (T).

Bảng B.1: So sánh hiệu suất (Acc và Recall) của mô hình áp dụng Fairedu với mô hình gốc và mô hình áp dụng LTDD

Mô hìnhl	Chỉ số	ACC			Recall		
	Phương pháp	Origin	LTDD (%change)	Fairedu (%change)	Origin	LTDD (%change)	Fairedu (%change)
LR	O-GT	0.588	0.585(-0.3%)	0.582(-0.6%)	0.473	0.468(-0.5%)	0.453(-2.%)
RF	O-GT	0.58	0.581(0.1%)	0.58(0.%)	0.482	0.465(-1.7%)	0.478(-0.4%)
DT	O-GT	0.578	0.579(0.1%)	0.578(0.%)	0.518	0.479(-3.9%)	0.492(-2.6%)
LR	O-Disa	0.588	0.583(-0.5%)	0.582(-0.6%)	0.473	0.458(-1.5%)	0.453(-2.%)
RF	O-Disa	0.58	0.579(-0.1%)	0.58(0.%)	0.482	0.483(0.1%)	0.478(-0.4%)
DT	O-Disa	0.578	0.578(0.%)	0.578(0.%)	0.518	0.518(0.%)	0.492(-2.6%)
LR	SP-GT	0.935	0.935(0.%)	0.936(0.1%)	0.913	0.912(-0.1%)	0.913(0.%)
RF	SP-GT	0.93	0.938(0.8%)	0.935(0.5%)	0.914	0.912(-0.2%)	0.909(-0.5%)
DT	SP-GT	0.932	0.932(0.%)	0.928(-0.4%)	0.908	0.908(0.%)	0.91(0.2%)
LR	SP-SK	0.935	0.935(0.%)	0.936(0.1%)	0.913	0.913(0.%)	0.913(0.%)
RF	SP-SK	0.93	0.937(0.7%)	0.935(0.5%)	0.914	0.911(-0.3%)	0.909(-0.5%)
DT	SP-SK	0.932	0.931(-0.1%)	0.928(-0.4%)	0.908	0.907(-0.1%)	0.91(0.2%)
LR	SD-Nợ	0.843	0.821(-2.2%)	0.819(-2.4%)	0.885	0.859(-2.6%)	0.805(-8.%)
RF	SD-Nợ	0.827	0.827(0.%)	0.825(-0.2%)	0.88	0.885(0.5%)	0.878(-0.2%)
DT	SD-Nợ	0.819	0.818(-0.1%)	0.817(-0.2%)	0.869	0.883(1.4%)	0.886(1.7%)
LR	SD-GT	0.843	0.827(-1.6%)	0.819(-2.4%)	0.885	0.876(-0.9%)	0.805(-8.%)
RF	SD-GT	0.827	0.824(-0.3%)	0.825(-0.2%)	0.88	0.897(1.7%)	0.878(-0.2%)

Tiếp trang sau

Bảng B.1 – tiếp theo

Mô hình	Chỉ số	ACC			Recall		
	Phương pháp	Origin	LTDD (%change)	Fairedu (%change)	Origin	LTDD (%change)	Fairedu (%change)
DT	SD-GT	0.819	0.812(-0.7%)	0.817(-0.2%)	0.869	0.903(3.4%)	0.886(1.7%)
LR	DNU_GT	0.907	0.917(1.1%)	0.934(2.98%)	1	0.996(-0.4%)	0.969(-3.1%)
RF	DNU_GT	0.941	0.93(-1.17%)	0.932(-0.96%)	1	0.999(-0.1%)	0.99(-1.%)
DT	DNU_GT	0.93	0.925(-0.54%)	0.891(-4.19%)	0.978	0.928(-5.11%)	0.928(-5.11%)
LR	DNU_Tuổi	0.91	0.925(1.65%)	0.934(2.64%)	1	0.969(-3.1%)	0.969(-3.1%)
RF	DNU_Tuổi	0.938	0.932(-0.64%)	0.932(-0.64%)	1	0.99(-1.%)	0.99(-1.%)
DT	DNU_Tuổi	0.942	0.934(-0.85%)	0.891(-5.41%)	0.977	0.973(-0.41%)	0.928(-5.02%)
LR	DNU_KV	0.908	0.912(0.44%)	0.934(2.86%)	1	1.(0.%)	0.969(-3.1%)
RF	DNU_KV	0.941	0.94(-0.11%)	0.932(-0.96%)	1	1.(0.%)	0.99(-1.%)
DT	DNU_KV	0.945	0.947(0.21%)	0.891(-5.71%)	0.981	0.982(0.1%)	0.928(-5.4%)
W		**11**	**11**		**6**	**12**	

Bảng B.2: So sánh hiệu suất (Điểm số F1 và độ chính xác) của mô hình áp dụng Fairedu với mô hình gốc và mô hình áp dụng LTDD

Mô hình	**Chỉ số**	**F1-Score**			**Precision**		
	Phương pháp	**Original**	**LTDD** (%**change**)	**Fairedu** (%**change**)	**Original**	**LTDD** (%**change**)	**Fairedu** (%**change**)
RF	O_GT	0.516	0.507(-1.7%)	0.513(-0.5%)	0.555	0.559(0.7%)	0.556(0.1%)
DT	O_GT	0.532	0.514(-3.3%)	0.519(-2.4%)	0.549	0.554(0.9%)	0.551(0.3%)
LR	O_K.tật	0.516	0.505(-2.1%)	0.502(-2.7%)	0.568	0.564(-0.7%)	0.563(-0.8%)
RF	O_K.tật	0.516	0.516(0%)	0.513(-0.5%)	0.555	0.555(0%)	0.556(0.1%)
DT	O_K.tật	0.532	0.532(0.%)	0.519(-2.4%)	0.549	0.549(0%)	0.551(0.3%)
LR	SP_GT	0.93	0.931(0.1%)	0.931(0.1%)	0.95	0.952(0.2%)	0.952(0.2%)
RF	SP_GT	0.926	0.934(0.8%)	0.934(0.8%)	0.94	0.957(1.8%)	0.957(1.8%)
DT	SP_GT	0.927	0.925(-0.2%)	0.925(-0.2%)	0.949	0.944(-0.5%)	0.944(-0.5%)
LR	SP_SK	0.93	0.931(0.1%)	0.931(0.1%)	0.95	0.952(0.2%)	0.952(0.2%)
RF	SP_SK	0.926	0.933(0.7%)	0.934(0.8%)	0.94	0.957(1.8%)	0.957(1.8%)
DT	SP_SK	0.927	0.926(-0.1%)	0.925(-0.2%)	0.949	0.949(0%)	0.944(-0.5%)
LR	SD_Nợ	0.849	0.827(-2.5%)	0.821(-3.2%)	0.816	0.799(-2.%)	0.816(0%)
RF	SD_Nợ	0.835	0.836(0.1%)	0.833(-0.2%)	0.795	0.793(-0.2%)	0.793(-0.2%)
DT	SD_Nợ	0.827	0.829(0.2%)	0.829(0.2%)	0.79	0.782(-1%)	0.779(-1.3%)
LR	SD_GT	0.849	0.835(-1.6%)	0.825(-2.8%)	0.816	0.797(-2.3%)	0.828(1.4%)
RF	SD_GT	0.835	0.835(0%)	0.833(-0.2%)	0.795	0.782(-1.6%)	0.793(-0.2%)

Tiếp trang sau

Bảng B.2 – tiếp theo

Mô hình	**Chỉ số**	**F1-Score**			**Precision**		
	Phương pháp	**Original**	**LTDD** (%**change**)	**Fairedu** (%**change**)	**Original**	**LTDD** (%**change**)	**Fairedu** (%**change**)
DT	SD_GT	0.827	0.827(0%)	0.829(0.2%)	0.79	0.764(-3.2%)	0.779(-1.3%)
LR	DNU_GT	0.963	0.963(0%)	0.953(-1%)	0.929	0.929(0%)	0.944(1.6%)
RF	DNU_GT	0.963	0.963(0%)	0.962(-0.1%)	0.929	0.929(0%)	0.962(3.5%)
DT	DNU_GT	0.95	0.95(0%)	0.808(-14.9%)	0.918	0.912(-0.6%)	0.926(0.8%)
LR	DNU_Tuổi	0.963	0.963(0%)	0.953(-1%)	0.929	0.929(0%)	0.944(1.6%)
RF	DNU_Tuổi	0.963	0.963(0%)	0.962(-0.1%)	0.929	0.929(0%)	0.962(3.5%)
DT	DNU_Tuổi	0.95	0.953(0.3%)	0.808(-14.9%)	0.918	0.944(2.8%)	0.926(0.8%)
LR	DNU_BP	0.963	0.963(0%)	0.953(-1%)	0.929	0.929(0%)	0.944(1.6%)
RF	DNU_BP	0.963	0.963(0%)	0.962(-0.1%)	0.929	0.929(0%)	0.962(3.5%)
DT	DNU_BP	0.95	0.95(0%)	0.808(-14.9%)	0.918	0.919(0.1%)	0.926(0.8%)
W		**6**	**9**		**17**	**19**	

Phụ lục C

Các bảng chi tiết về dữ liệu, kết quả công bằng, và hiệu suất theo từng chỉ số khi đánh giá cấu hình DPF với các cấu hình tham chiếu Chương 4

Phụ lục này cung cấp các bảng chi tiết liên quan đến thí nghiệm đánh giá cấu hình DPF so với các cấu hình tham chiếu đã trình bày trong Chương 4.

Cụ thể, các bảng được trình bày trong phần này bao gồm:

- **Bảng C.1:** Tổng quan về dữ liệu tổng hợp được sinh ra theo phương pháp DPF, sử dụng hai kỹ thuật CTGAN và LLM. Bảng thể hiện rõ quy mô, tỷ lệ và phân phối dữ liệu giữa các nhóm giao thoa sau khi sinh.
- **Bảng C.2:** TRình bày chi tiết các chỉ số công bằng của cấu hình DPF và các cấu hình đối sánh khi sử dụng kỹ thuật sinh dữ liệu CTGAN.
- **Bảng C.3:** So sánh hiệu suất của ba cấu hình thực nghiệm trên các chỉ số *Accuracy* và *Recall*. Các ô được tô xám biểu thị trường hợp DPF đạt kết quả tốt hơn (W) so với các cấu hình tham chiếu.

Bảng C.1: Tổng quan về dữ liệu tổng hợp được sinh theo phương pháp DPF dựa trên kỹ thuật CTGAN và LLM

STT	**Bộ dữ liệu**	**Thuộc tính nhạy cảm**			**Kết quả**	**Số lượng dữ liệu**			
1	**Student Performance**	***Giới tính***	***SK***		***Dự đoán***	***Thực tế***	***Train***	***CTGan***	***LLM***
		Nam	Tốt		1	130	104	104	49
		Nam	Tốt		0	146	123	106	45
		Nam	Khác		1	79	68	68	32
		Nam	Khác		0	98	85	65	25
		Nữ	Tốt		1	139	120	120	56
		Nữ	Tốt		0	154	135	129	59
		Nữ	Khác		1	162	132	132	62
		Nữ	Khác		0	134	120	171	94
		Total				**1,042**	**887**	**895**	**422**
2	**Student Dropout Predict**	***Giới tính***	***Nợ***		***Kết quả***	***Thực tế***	***Train***	***CTGAN***	***LLM***
		Nam	Không		Tốt nghiệp	526	438	2,190	2,002
		Nam	Không		Không	816	700	3,169	2,892
		Nam	Nợ		Tốt nghiệp	22	20	100	91
		Nam	Nợ		Không	191	164	13	0
		Nữ	Không		Tốt nghiệp	1,582	1,338	6,690	6,115

(Còn tiếp trang sau...)

STT	**Bộ dữ liệu**	**Thuộc tính nhạy cảm**			**Kết quả**	**Số lượng dữ liệu**			
		Nữ	Không		Không	996	846	10,972	10,126
		Nữ	Nợ		Tốt nghiệp	79	71	355	324
		Nữ	Nợ		Không	211	183	444	399
		Total				**4,424**	**3,760**	**23,933**	**21,949**
3	**Oulad**	***Giới tính***	***K.tật***		***Kết quả***	***Thực tế***	***Train***	***CTGAN***	***LLM***
		Nam	Không		1	522	458	458	198
		Nam	Không		0	995	852	349	8
		Nam	Có		1	7,205	6,095	6,095	2,636
		Nam	Có		0	8,345	7,114	8,866	4,331
		Nữ	Không		1	665	558	558	241
		Nữ	Không		0	949	790	673	258
		Nữ	Có		1	6,263	5,309	5,309	2,296
		Nữ	Có		0	6,538	5,584	8,335	4,385
		Total				**31,482**	**26,760**	**30,643**	**14,353**
		Giới tính	***Tuổi***	***BP***	***Dự đoán***	***Thực tế***	***Train***	***CTGAN***	***LLM***
		1	1	1	1	87	72	144	144
		1	1	1	0	11	8	12	12
		1	1	0	1	144	120	290	290

(Còn tiếp trang sau...)

STT	Bộ dữ liệu	Thuộc tính nhạy cảm			Kết quả	Số lượng dữ liệu			
		1	1	0	0	17	15	23	23
		1	0	1	1	33	32	54	54
		1	0	1	0	3	3	5	5
		1	0	0	1	58	47	525	525
		1	0	0	0	24	21	32	32
		0	1	1	1	14	12	42	42
		0	1	1	0	1	1	3	3
		0	1	0	1	21	19	35	35
		0	1	0	0	1	1	3	3
		0	0	1	1	2	2	3	3
		0	0	1	0	0	0	0	0
		0	0	0	1	10	9	14	14
		0	0	0	0	0	0	0	0
		Total				**426**	**362**	**1,187**	**1,187**

Bảng C.2: Chi tiết các chỉ số công bằng đối sánh với DPF dựa trên kỹ thuật CTGAN

Chỉ số công bằng		**|1-DI|**			**SPD**			**AOD**			**EOD**		
Mô hình	**TT nhạy cảm**	**Origin**	**DPF**	**SDG**	**Origin**	**DPF**	**SDG**	**Origin**	**DPF**	**SDG**	**Origin**	**DPF**	**SDG**
LR	O_GT	0.307	0.012	0.309	0.104	0.003	0.198	0.100	0.000	0.201	0.119	0.002	0.178
	O_K.tật	0.726	0.292	0.157	0.303	0.061	0.087	0.294	0.080	0.073	0.318	0.102	0.081
	SP_GT	0.416	0.142	0.192	0.079	0.068	0.092	0.027	0.005	0.025	0.049	0.048	0.007
	SP_SK	0.067	0.098	0.156	0.056	0.049	0.077	0.028	0.010	0.014	0.048	0.031	0.018
	SD_GT	0.816	0.556	0.515	0.411	0.268	0.264	0.185	0.143	0.146	0.190	0.057	0.073
	SD_Nợ	0.816	3.193	1.355	0.287	0.540	0.417	0.139	0.252	0.105	0.129	0.158	0.036
	DNU_GT	0.071	0.093	0.017	0.049	0.085	0.017	0.206			0.000	0	0.000
	DNU_Tuổi	0.130	0.067	0.063	0.070	0.063	0.063	0.144	0.033	0.167	0.000	0	0.000
	DNU_KV	0.124	0.048	0.023	0.053	0.045	0.023	0.159	0.233	0.100	0.000	0	0.000
RF	O_GT	0.004	0.398	0.143	0.015	0.035	0.078	0.015	0.033	0.080	0.018	0.045	0.057
	O_K.tật	0.598	0.243	0.247	0.257	0.026	0.129	0.245	0.018	0.115	0.254	0.019	0.115
	SP_GT	0.147	0.110	0.086	0.078	0.054	0.043	0.029	0.009	0.020	0.048	0.048	0.068
	SP_SK	0.081	0.073	0.045	0.056	0.037	0.023	0.029	0.022	0.034	0.048	0.031	0.055
	SD_GT	0.633	0.520	0.520	0.340	0.258	0.258	0.112	0.135	0.134	0.109	0.048	0.042
	SD_Nợ	1.418	0.881	1.062	0.246	0.325	0.359	0.104	0.036	0.058	0.092	0.057	0.048
	DNU_GT	0.071	0.686	0.113	0.065	0.407	0.102	0.228			0.000	0.314	0.059
	DNU_Tuổi	0.130	0.250	0.133	0.083	0.167	0.125	0.151	0.064	0.249	0.000	0.129	0.030
	DNU_KV	0.124	0.288	0.002	0.058	0.151	0.002	0.176	0.076	0.032	0.000	0.152	0.003
DT	O_GT	0.031	0.436	0.002	0.018	0.029	0.003	0.020	0.029	0.002	0.020	0.050	0.015

(Còn tiếp trang sau...)

Chỉ số công bằng		|1-DI|			SPD			AOD			EOD		
Mô hình	**TT nhạy cảm**	**Origin**	**DPF**	**SDG**	**Origin**	**DPF**	**SDG**	**Origin**	**DPF**	**SDG**	**Origin**	**DPF**	**SDG**
	O_K.tật	0.227	0.040	0.252	0.101	0.003	0.088	0.085	0.015	0.098	0.071	0.038	0.111
	SP_GT	0.132	0.142	0.142	0.076	0.068	0.068	0.029	0.005	0.005	0.050	0.048	0.048
	SP_SK	0.053	0.098	0.098	0.056	0.049	0.049	0.028	0.010	0.010	0.049	0.031	0.031
	SD_GT	0.613	0.616	0.419	0.332	0.253	0.233	0.115	0.110	0.120	0.117	0.047	0.036
	SD_Nợ	1.361	2.337	0.646	0.239	0.431	0.288	0.100	0.184	0.033	0.087	0.219	0.030
	DNU_GT	0.049	0.283	0.000	0.048	0.220	0.000	0.206			0.000	0.118	0.000
	DNU_Tuổi	0.072	0.268	0.000	0.070	0.229	0.000	0.144	0.181	0	0.000	0.161	0.000
	DNU_KV	0.037	0.105	0.000	0.053	0.090	0.000	0.159	0.205	0	0.000	0.076	0.000
	O_GT	0.295	0.284	0.065	0.105	0.067	0.032	0.102	0.065	0.034	0.121	0.097	0.011
	O_K.tật	0.295	0.099	0.160	0.105	0.027	0.078	0.102	0.013	0.065	0.121	0.013	0.060
	SP_GT	0.113	0.238	0.183	0.070	0.107	0.090	0.030	0.050	0.042	0.048	0.014	0.089
	SP_SK	0.071	0.069	0.087	0.069	0.034	0.049	0.038	0.018	0.106	0.056	0.057	0.080
BM	SD_GT	0.688	0.516	0.059	0.242	0.227	0.029	0.096	0.095	0.003	0.091	0.008	0.063
	SD_Nợ	1.908	1.008	0.698	0.349	0.310	0.215	0.147	0.007	0.168	0.173	0.108	0.196
	DNU_GT	0.057	0.204	1.000	0.077	0.169	0.078	0.215			0.020	0.157	0.098
	DNU_Tuổi	0.129	0.143	0.500	0.130	0.125	0.104	0.117	0.124	0.009	0.025	0.114	0.116
	DNU_KV	0.036	0.023	0.349	0.075	0.020	0.008	0.134	0.043	0.083	0.019	0.047	0.032
	O_GT	0.487	0.454	0.283	0.128	0.073	0.178	0.128	0.071	0.181	0.164	0.078	0.155
	O_K.tật	0.567	1.295	0.096	0.178	0.222	0.052	0.178	0.244	0.061	0.173	0.282	0.029
	SP_GT	0.142	0.117	0.241	0.068	0.056	0.116	0.005	0.006	0.061	0.048	0.068	0.021
	SP_SK	0.098	0.124	0.005	0.049	0.060	0.003	0.010	0.001	0.053	0.031	0.009	0.055

NN

(Còn tiếp trang sau...)

Chỉ số công bằng		|1-DI|			SPD			AOD			EOD		
Mô hình	**TT nhạy cảm**	**Origin**	**DPF**	**SDG**	**Origin**	**DPF**	**SDG**	**Origin**	**DPF**	**SDG**	**Origin**	**DPF**	**SDG**
	SD_GT	0.505	0.668	0.665	0.240	0.303	0.284	0.105	0.172	0.166	0.057	0.084	0.125
	SD_Nợ	1.279	1.230	1.483	0.374	0.378	0.388	0.131	0.062	0.096	0.158	0.039	0.004
	DNU_GT	0.439	0.513	0.000	0.305	0.339	0.000				0.235	0.255	0
	DNU_Tuổi	0.167	0.333	0.000	0.125	0.250	0.000	0.006	0.199	0.000	0.122	0.199	0
	DNU_KV	0.009	0.056	0.000	0.007	0.040	0.000	0.061	0.174			0.015	0

Bảng C.3: So sánh hiệu suất của ba cấu hình thực nghiệm. Các ô xám biểu thị trường hợp thắng (W)

Chỉ số hiệu suất			**Độ chuẩn xác**			**Độ hồi tưởng**		
MH	**D.liệu**	**TT**	**Origin**	**DPF**	**SDG**	**Origin**	**DPF**	**SDG**
LR	**Oulad**	**G.tính**	0.641	0.566	0.567	0.568	0.268	0.624
		K.tật	0.658	0.566	0.567	0.508	0.268	0.624
	Std.P	**G.tính**	0.662	0.943	0.955	0.576	0.919	0.942
		S.khỏe	0.641	0.943	0.955	0.568	0.919	0.942
	Std.D	**G.tính**	0.658	0.810	0.795	0.508	0.953	0.965
		Nợ	0.662	0.810	0.795	0.576	0.953	0.965
	DNU	**G.tính**	0.81	0.953	0.891	0.228	1.000	0.875
		Tuổi	0.808	0.953	0.891	0.236	1.000	0.875
		N.sinh	0.821	0.953	0.891	0.365	1.000	0.875
RF	**Oulad**	**G.tính**	0.588	0.556	0.560	0.453	0.140	0.574
		K.tật	0.58	0.556	0.560	0.478	0.140	0.574
	Std.P	**G.tính**	0.578	0.936	0.930	0.492	0.919	0.907
		S.khỏe	0.935	0.936	0.930	0.913	0.919	0.907
	Std.D	**G.tính**	0.93	0.804	0.804	0.909	0.953	0.953
		Nợ	0.932	0.804	0.804	0.91	0.953	0.953
	DNU	**G.tính**	0.935	0.75	0.875	0.913	0.714	0.946
		Tuổi	0.93	0.75	0.875	0.909	0.714	0.946
		N.sinh	0.932	0.75	0.875	0.91	0.714	0.946
DT	**Oulad**	**G.tính**	0.907	0.547	0.565	0.996	0.106	0.489
		K.tật	0.941	0.547	0.565	0.999	0.106	0.489
	Std.P	**G.tính**	0.93	0.943	0.943	0.977	0.919	0.919
		S.khỏe	0.91	0.943	0.943	0.977	0.919	0.919
	Std.D	**G.tính**	0.938	0.851	0.779	0.962	0.912	0.971
		Nợ	0.942	0.851	0.779	0.973	0.912	0.971
DT	**DNU**	**G.tính**	0.908	0.891	0.875	0.982	0.893	1.000
		Tuổi	0.941	0.891	0.875	0.982	0.893	1.000
		Nơi sinh	0.945	0.891	0.875	0.982	0.893	1.000
	Oulad	**G.tính**	0.580	0.567	0.552	0.481	0.322	0.535
		K.tật	0.580	0.567	0.552	0.481	0.322	0.535
		G.tính	0.909	0.911	0.892	0.901	0.884	0.895

Bảng C.3 – tiếp theo

Chỉ số hiệu suất			Độ chuẩn xác			Độ hồi tưởng		
MH	**D.liệu**	**TT**	**Origin**	**DPF**	**SDG**	**Origin**	**DPF**	**SDG**
GB	**Std.P**	**S.khỏe**	0.909	0.911	0.892	0.901	0.884	0.895
	Std.D	**G.tính**	0.830	0.819	0.592	0.85	0.895	0.591
		Nợ	0.828	0.819	0.592	0.85	0.895	0.591
	DNU	**G.tính**	0.952	0.781	0.172	0.929	0.857	0.089
		Tuổi	0.959	0.781	0.172	0.929	0.857	0.089
		N.sinh	0.959	0.781	0.172	0.929	0.857	0.089
NN	**Oulad**	**G.tính**	0.583	0.563	0.563	0.451	0.243	0.617
		K.tật		0.563	0.563	0.451	0.243	0.617
	Std.P	**G.tính**	0.943	0.936	0.904	0.919	0.907	0.907
		S.khỏe		0.936	0.904	0.919	0.907	0.907
	Std.D	**G.tính**	0.837	0.827	0.804	0.947	0.962	0.904
		Nợ		0.827	0.804	0.947	0.962	0.904
	DNU	**G.tính**	0.781	0.781	0.875	0.232	0.768	1.000
		Tuổi		0.781	0.875	0.232	0.768	1.000
		N.sinh		0.781	0.875	0.232	0.768	1.000