

TRƯỜNG ĐẠI HỌC BÁCH KHOA TP. HỒ CHÍ MINH
KHOA KHOA HỌC VÀ KỸ THUẬT MÁY TÍNH



BÁO CÁO BÀI TẬP LỚN
HỆ THỐNG THÔNG MINH CO3041
HỌC KÌ 251 NĂM HỌC 2025- 2026

LOAN DEFAULT PREDICTION

GVHD: PGS.TS.Quản Thành Thơ
GROUP: 18
HVTHs: Cao Nguyễn Minh Hiếu - 2470575
Trần Đăng Hùng - 2470750

TP. Hồ Chí Minh, 10/2025

Mục lục

1	Tổng quan	5
1.1	Giới thiệu bài toán và động cơ thực tiễn	5
1.2	Đặc trưng của bài toán	5
1.3	Các bên liên quan (Stakeholders)	5
1.4	Phương pháp tiếp cận	7
1.5	Kết quả mong đợi	8
1.6	Cấu trúc báo cáo	9
2	Thiết kế hệ thống	10
2.1	Backend	10
2.2	Model pipeline	10
2.3	UI/UX	10
2.3.1	Giao diện cho từng stakeholders	10
2.3.2	Phân quyền và kiểm soát truy cập.	10
2.3.3	Luồng vận hành end-to-end giữa các nhóm.	10
3	Giải thuật	12
4	Dữ liệu huấn luyện	13
4.1	Tổng quan	13
5	Huấn luyện, đánh giá, và triển khai mô hình	15
5.1	Huấn luyện mô hình	15
5.2	Đánh giá mô hình	15
5.3	Triển khai mô hình	16
5.4	Theo dõi mô hình	16
6	Kết luận và hướng phát triển	18



Danh sách bảng

- 1 Bảng mô tả dữ liệu (Data Dictionary) của bộ dữ liệu Loan Default Prediction . . . 14



Danh sách hình vẽ



Các đường dẫn bài nộp

- Shared Drive (chứa code và dataset tải về sẵn):
- Dataset gốc: <https://www.kaggle.com/datasets/nikhil1e9/loan-default/data>
- Repository (có README hướng dẫn reproduce):
- Mockup video (Youtube):

1 Tổng quan

1.1 Giới thiệu bài toán và động cơ thực tiễn

Trong lĩnh vực tài chính - ngân hàng, việc đánh giá khả năng khách hàng có hoàn trả khoản vay đúng hạn hay không là một vấn đề trọng yếu, ảnh hưởng trực tiếp đến hiệu quả quản trị rủi ro tín dụng. Khi số lượng khách hàng ngày càng tăng cùng với sự đa dạng về hành vi tài chính, việc dựa hoàn toàn vào các tiêu chí thủ công hoặc đánh giá định tính trở nên kém hiệu quả. Do đó, nhu cầu xây dựng các mô hình dự đoán tự động, chính xác và có khả năng mở rộng đã trở thành xu thế tất yếu trong các hệ thống tín dụng hiện đại.

Với sự phát triển của học máy (Machine Learning), các tổ chức tài chính ngày càng có khả năng tận dụng dữ liệu lịch sử để xây dựng các mô hình dự đoán xác suất vỡ nợ, giúp **ra quyết định cấp tín dụng một cách tự động, nhanh chóng và chính xác hơn**.

Đề tài “*Loan Default Prediction – Dự đoán rủi ro vỡ nợ*” được nhóm thực hiện với mục tiêu mô phỏng quy trình ứng dụng một mô hình học máy trong thực tiễn nghiệp vụ, từ việc xây dựng mô hình đến thiết kế giao diện phục vụ các bên liên quan trong tổ chức.

1.2 Đặc trưng của bài toán

Trong thực tiễn, bài toán dự đoán vỡ nợ là một **bài toán phân loại nhị phân (binary classification)**, trong đó:

- **Đầu vào:** tập các đặc trưng của khách hàng và khoản vay, bao gồm thông tin cá nhân (như tuổi, giới tính, thu nhập, ...), thông tin lịch sử tài chính (như tỷ lệ nợ, điểm tín dụng, số khoản vay trước, ...), và thông tin khoản vay hiện tại (số tiền vay, loại vay, thời gian làm việc, v.v.).
- **Đầu ra:** nhãn $y \in \{0, 1\}$, với $y = 1$ biểu thị khách hàng vỡ nợ (default), $y = 0$ biểu thị khách hàng trả đúng hạn (non-default).

Mục tiêu là dự đoán xác suất $P(y = 1 | X)$ cho mỗi khách hàng, từ đó hỗ trợ các quyết định duyệt vay hoặc quản lý rủi ro.

1.3 Các bên liên quan (Stakeholders)

Việc triển khai hệ thống dự đoán rủi ro vỡ nợ liên quan đến nhiều nhóm đối tượng khác nhau trong tổ chức tài chính cũng như khách hàng bên ngoài. Mỗi nhóm **stakeholder** đều có mục

tiêu và lợi ích riêng khi sử dụng kết quả từ mô hình. Phần này xác định các bên liên quan chính và mô tả lợi ích tiềm năng mà họ có thể nhận được.

- **Chuyên viên tín dụng (Loan Officers):** là người trực tiếp tiếp nhận và thẩm định hồ sơ vay. Hệ thống hỗ trợ họ bằng cách cung cấp xác suất vỡ nợ dự đoán cho từng khách hàng và hiển thị các yếu tố quan trọng ảnh hưởng đến quyết định mô hình. Điều này giúp nhân viên tín dụng ra quyết định cấp vay một cách nhanh chóng, khách quan và có cơ sở dữ liệu hỗ trợ thay vì chỉ dựa vào kinh nghiệm chủ quan.
- **Ban Giám đốc/Ban quản lý rủi ro (Managers):** chịu trách nhiệm giám sát rủi ro tín dụng ở cấp tổ chức. Nhóm này có thể theo dõi xu hướng rủi ro tổng thể, tỷ lệ vỡ nợ theo thời gian, và phân bố khách hàng theo nhóm rủi ro (thấp – trung bình – cao). Dashboard cung cấp thông tin trực quan giúp họ đưa ra quyết định chiến lược, điều chỉnh chính sách tín dụng, và cân đối giữa mục tiêu tăng trưởng và kiểm soát rủi ro.
- **Chuyên viên khoa học dữ liệu (Data Scientists):** là nhóm kỹ thuật đảm nhiệm việc phân tích dữ liệu, huấn luyện và đánh giá mô hình. Các biểu đồ như ROC Curve, Confusion Matrix, cùng với các chỉ số hiệu năng (Accuracy, Precision, Recall, AUC) giúp họ giám sát chất lượng mô hình và phát hiện hiện tượng drift dữ liệu hoặc giảm hiệu năng theo thời gian. Lợi ích của nhóm này là khả năng cải tiến mô hình liên tục dựa trên phản hồi từ thực tế.
- **Khách hàng vay (End Users):** mặc dù không trực tiếp tương tác với toàn bộ hệ thống nội bộ, họ là đối tượng hưởng lợi gián tiếp từ mô hình. Giao diện người dùng có thể cho phép họ tra cứu điểm tín dụng tổng quát hoặc nhận phản hồi tại sao hồ sơ bị từ chối (ví dụ: tỷ lệ nợ cao, thu nhập chưa đủ, lịch sử tín dụng kém). Tuy nhiên, khác với nhóm Loan Officers, khi hiển thị lý do chấp nhận / từ chối cho vay cho người dùng cuối, chỉ một số yếu tố cụ thể của mô hình được hiển thị, nhằm đảm bảo bảo mật dữ liệu và tính toàn vẹn của hệ thống.

Các bên liên quan mở rộng: Ngoài các bên chính kể trên, hệ thống còn có sự tham gia của các bộ phận mở rộng khác. Tuy nhiên, nhóm đề xuất không dựng UI cho các bộ phận này vì họ hầu như tương tác trực tiếp với hệ thống:

- **Risk & Compliance:** chịu trách nhiệm giám sát các quyết định tín dụng, đảm bảo mô hình không vi phạm chính sách và quy định pháp lý.

- **IT/Operations:** phụ trách hạ tầng triển khai, bảo mật, sao lưu dữ liệu và đảm bảo uptime của hệ thống.
- **Business Analytics:** phân tích báo cáo từ dashboard, đề xuất điều chỉnh chính sách dựa trên hành vi thực tế.
- ... và các bộ phận đặc thù khác của doanh nghiệp.

Như vậy, hệ thống không chỉ giúp tự động hóa và tối ưu hóa quy trình phê duyệt tín dụng mà còn tạo ra giá trị cho nhiều cấp độ trong tổ chức, mang lại lợi ích cho tất cả các bên.

1.4 Phương pháp tiếp cận

Phương pháp tiếp cận của dự án được xây dựng nhằm mô phỏng toàn bộ quy trình triển khai một hệ thống dự đoán rủi ro vỡ nợ trong môi trường thực tế. Ở đây, nhóm trình bày quy trình này theo hai cấp độ: (1) phạm vi **dự án học thuật** hiện tại và (2) định hướng **triển khai thực tế trong doanh nghiệp**.

1. Phương pháp tiếp cận trong phạm vi dự án

Trong phạm vi báo cáo này, nhóm triển khai quy trình dự đoán vỡ nợ dựa trên dữ liệu công khai, với các bước cụ thể như sau:

1. **Thu thập dữ liệu:** sử dụng tập dữ liệu công khai (như đính kèm ở đầu báo cáo) bao gồm các đặc trưng được cung cấp sẵn. Đây là toàn bộ dữ liệu mà nhóm có, không phát sinh thêm theo thời gian. Nhóm chia tập dữ liệu này thành dữ liệu huấn luyện và dữ liệu kiểm thử.
2. **Tiền xử lý dữ liệu:** làm sạch dữ liệu, xử lý giá trị thiếu, loại bỏ nhiễu, mã hóa biến phân loại, và chuẩn hóa các biến định lượng để đảm bảo đầu vào cho mô hình nhất quán và chất lượng.
3. **Xây dựng mô hình:** huấn luyện mô hình học máy nhằm dự đoán xác suất vỡ nợ của khách hàng. Loại mô hình được chọn dựa trên khả năng xử lý dữ liệu dạng bảng và hiệu năng cao trong các bài toán tài chính.
4. **Đánh giá mô hình:** sử dụng tập kiểm thử để đánh giá độ chính xác của mô hình.
5. **Triển khai giao diện:** xây dựng một ứng dụng mô phỏng, gồm các giao diện tương ứng với các nhóm stakeholders, minh họa cách mô hình được sử dụng trong thực tế nghiệp vụ.

2. Phương pháp tiếp cận trong triển khai thực tế

Trong môi trường doanh nghiệp thực, quy trình triển khai một hệ thống dự đoán vỡ nợ có thể được mở rộng và tinh chỉnh như sau:

1. **Thu thập dữ liệu:** dữ liệu được lấy từ hệ thống quản lý tín dụng nội bộ của tổ chức (Loan Management System, CRM, Core Banking) và có thể được bổ sung bằng các nguồn dữ liệu bên ngoài như dữ liệu tín dụng quốc gia, hành vi tiêu dùng, dữ liệu viễn thông, hoặc dữ liệu định danh (KYC). Trong một số trường hợp, tổ chức có thể *mua dữ liệu bên thứ ba* để tăng độ bao phủ.
2. **Tiền xử lý và quản lý dữ liệu:** dữ liệu được làm sạch, mã hóa và chuẩn hóa thông qua pipeline tự động; có thể được lưu trữ và xử lý trong hệ thống Big Data (như Spark hoặc Data Warehouse) để đảm bảo khả năng mở rộng và bảo mật.
3. **Huấn luyện và tối ưu mô hình:** mô hình được huấn luyện định kỳ trên dữ liệu lịch sử mới, áp dụng các kỹ thuật tối ưu siêu tham số (hyperparameter tuning), cross-validation và giám sát độ trôi dữ liệu (data drift).
4. **Triển khai (Deployment):** mô hình được đóng gói dưới dạng API hoặc dịch vụ microservice và tích hợp vào quy trình phê duyệt tín dụng thực tế, giúp các bộ phận nghiệp vụ sử dụng trực tiếp qua hệ thống nội bộ.
5. **Giám sát và cập nhật mô hình:** theo dõi hiệu năng mô hình sau triển khai (Model Monitoring), đánh giá định kỳ độ chính xác và fairness, đồng thời tái huấn luyện khi phát hiện thay đổi trong hành vi người vay hoặc thị trường.

Cách tiếp cận hai tầng này giúp nhóm vừa đảm bảo **khả năng thực hiện trong phạm vi học thuật**, vừa thể hiện được **tư duy hệ thống và quy trình vận hành thực tế** – điều cần thiết nếu hệ thống được triển khai trong một tổ chức tài chính thực thụ.

1.5 Kết quả mong đợi

Kết quả của dự án gồm:

- Một mô hình học máy có khả năng dự đoán xác suất vỡ nợ với độ chính xác cao ($AUC > 0.85$).
- Hiểu rõ mối quan hệ giữa các đặc trưng tài chính và rủi ro vỡ nợ của khách hàng.

- Một giao diện tương tác minh họa rõ ràng lợi ích của mô hình trong thực tế nghiệp vụ tín dụng, cho từng bên liên quan.

1.6 Cấu trúc báo cáo

Báo cáo được tổ chức theo các chương như sau:

- **Chương 1 – Tổng quan:** Giới thiệu tổng thể về bài toán dự đoán rủi ro vỡ nợ, bối cảnh thực tiễn, cùng các nhóm *stakeholders* chính và vai trò của họ trong hệ thống.
- **Chương 2 – Thiết kế hệ thống:** Trình bày cấu trúc tổng thể của hệ thống dự đoán rủi ro, bao gồm:
 - **Backend:** mô tả cách thu thập và lưu trữ dữ liệu, cấu trúc file/dataset, và cơ chế cập nhật dữ liệu mới.
 - **Model Pipeline:** giới thiệu luồng xử lý dữ liệu và huấn luyện mô hình ở mức khái quát; chi tiết sẽ được trình bày trong Chương 5.
 - **UI/UX:** mô tả thiết kế giao diện người dùng, phục vụ các nhóm *stakeholders* đã nêu.
- **Chương 3 – Giải thuật Gradient Boosting Tree:** Giới thiệu cơ sở lý thuyết của phương pháp *Gradient Boosting*, các biến thể như *XGBoost* và *LightGBM*, cùng với lý do lựa chọn mô hình này cho bài toán dự đoán vỡ nợ.
- **Chương 4 – Dữ liệu huấn luyện:** Mô tả chi tiết về tập dữ liệu sử dụng trong dự án:
 - **Tổng quan:** nguồn gốc và đặc trưng của dữ liệu.
 - **Phân tích thống kê mô tả (EDA):** khám phá phân bố, tương quan giữa các biến và đặc điểm của nhãn mục tiêu.
 - **Tiền xử lý (Preprocessing):** các bước làm sạch dữ liệu, xử lý giá trị thiếu, mã hóa biến phân loại, chuẩn hóa thang đo, v.v.
- **Chương 5 – Huấn luyện và triển khai mô hình:** Trình bày quy trình phát triển, huấn luyện, đánh giá, và triển khai mô hình dự đoán
- **Chương 6 – Kết luận và hướng phát triển:** Tổng hợp kết quả báo cáo, các kết luận chính, và hướng phát triển của dự án trong tương lai.

2 Thiết kế hệ thống

2.1 Backend

2.2 Model pipeline

Chuyển đổi điểm rủi ro thành quyết định nghiệp vụ. Đầu ra của mô hình là một *risk score* nằm trong khoảng $[0, 1]$, biểu diễn xác suất default. Dựa trên kết quả này, hệ thống áp dụng quy tắc ngưỡng để chuyển đổi thành các nhóm quyết định (các giá trị ngưỡng dưới đây đang là giá trị đề xuất, sẽ được cập nhật sau khi train xong model):

- **Approved:** nếu $\text{risk score} < 0.25$
- **Conditional Approval:** nếu $0.25 \leq \text{risk score} < 0.45$
- **Rejected:** nếu $\text{risk score} \geq 0.45$

Các ngưỡng trên được xác định thông qua quá trình phân tích nhằm cân bằng giữa 2 tiêu chí: độ chính xác và độ phủ (Precision và Recall). Các giá trị này hoàn toàn có thể được điều chỉnh định kỳ theo hiệu năng thực tế của mô hình hoặc yêu cầu từ bộ phận quản trị rủi ro.

2.3 UI/UX

2.3.1 Giao diện cho từng stakeholders

2.3.2 Phân quyền và kiểm soát truy cập.

Hệ thống áp dụng cơ chế *role-based access control (RBAC)* nhằm đảm bảo mỗi nhóm người dùng chỉ truy cập được thông tin phù hợp:

- **Sales:** chỉ xem kết quả dự đoán ở mức “Approved / Conditional / Rejected”.
- **Risk Officer:** xem chi tiết điểm rủi ro và các chỉ báo giải thích.
- **Data Scientist:** truy cập toàn bộ dữ liệu lịch sử, log mô hình và kết quả kiểm thử.

Tất cả hành động truy cập đều được ghi lại trong nhật ký bảo mật để phục vụ kiểm toán.

2.3.3 Luồng vận hành end-to-end giữa các nhóm.

Quy trình tổng thể được thiết kế như một dòng chảy khép kín:



-
1. Bộ phận **Sales** nhập hồ sơ khách hàng vào hệ thống.
 2. Dữ liệu được chuyển tới **Model API**, nơi mô hình dự đoán xác suất rủi ro và trả về kết quả.
 3. Bộ phận **Risk/Compliance** rà soát các hồ sơ “Conditional Approval”.
 4. **Data Science team** định kỳ tổng hợp thống kê hiệu năng, nhận phản hồi từ nghiệp vụ và cập nhật mô hình nếu cần.

Luồng tương tác này được thể hiện trực quan trên giao diện dashboard, đảm bảo mọi bên liên quan đều nắm được vị trí và vai trò của mình trong chu trình ra quyết định.



3 Giải thuật

4 Dữ liệu huấn luyện

Ở phạm vi học thuật, nhóm chọn một bộ dữ liệu công khai (đường dẫn đặt tên đầu báo cáo) để huấn luyện và đánh giá mô hình.

4.1 Tổng quan

Bộ dữ liệu này được lấy từ Cuộc thi Dự đoán Vỡ nợ Khoản vay (Loan Default Prediction Challenge) trên Coursera. Với bộ dữ liệu này, người tham gia được mời xây dựng một mô hình phân loại nhị phân nhằm dự đoán liệu người vay có khả năng vỡ nợ hay không, dựa trên các đặc điểm nhân khẩu học, thông tin tín dụng và đặc trưng của khoản vay.

Về quy mô và cấu trúc, bộ dữ liệu bao gồm 255,347 bản ghi (dòng) và 18 thuộc tính (cột). Các cột này thể hiện sự kết hợp giữa đặc điểm của người vay (như tuổi, điểm tín dụng, thu nhập, hoặc lịch sử việc làm), thông tin của khoản vay (số tiền vay, lãi suất, thời hạn), cùng với biến mục tiêu cho biết người vay có vỡ nợ hay không. Sự kết hợp này giúp người xây dựng mô hình có một tập đặc trưng phong phú để khám phá các mối quan hệ, mô hình hóa hành vi, và cuối cùng là phát triển bộ phân loại dự đoán.

Về tỷ lệ nhãn, bộ dữ liệu này có 29,653 nhãn 1 - ứng với trường hợp vỡ nợ, và 225,694 nhãn 0 - ứng với trường hợp không vỡ nợ. Tỷ lệ nhãn 1 là khoảng 11%. Nhóm đánh giá tỷ lệ này là tương đối mất cân bằng, ta sẽ cần các metrics và cách đánh giá phù hợp đối với dạng dữ liệu mất cân bằng như vậy.

Ý nghĩa các cột được mô tả như sau:



Bảng 1: Bảng mô tả dữ liệu (Data Dictionary) của bộ dữ liệu Loan Default Prediction

Tên cột	Loại cột	Kiểu dữ liệu	Mô tả
LoanID	Identifier	string	Mã định danh duy nhất cho mỗi khoản vay.
Age	Feature	integer	Tuổi của người vay.
Income	Feature	integer	Thu nhập hàng năm của người vay.
LoanAmount	Feature	integer	Số tiền vay.
CreditScore	Feature	integer	Điểm tín dụng của người vay, phản ánh khả năng trả nợ.
MonthsEmployed	Feature	integer	Số tháng người vay đã đi làm.
NumCreditLines	Feature	integer	Số lượng tài khoản tín dụng mà người vay đang mở.
InterestRate	Feature	float	Lãi suất của khoản vay.
LoanTerm	Feature	integer	Thời hạn khoản vay tính theo tháng.
DTIRatio	Feature	float	Tỷ lệ nợ trên thu nhập (Debt-to-Income), phản ánh mức nợ so với thu nhập của người vay.
Education	Feature	string	Trình độ học vấn cao nhất của người vay (PhD, Thạc sĩ, Cử nhân, Trung học).
EmploymentType	Feature	string	Loại hình công việc của người vay (Toàn thời gian, Bán thời gian, Tự doanh, Thất nghiệp).
MaritalStatus	Feature	string	Tình trạng hôn nhân của người vay (Độc thân, Đã kết hôn, Ly dị).
HasMortgage	Feature	string	Người vay có thể chấp nhà hay không (Có/Không).
HasDependents	Feature	string	Người vay có người phụ thuộc hay không (Có/Không).
LoanPurpose	Feature	string	Mục đích khoản vay (Nhà, Ô tô, Giáo dục, Kinh doanh, Khác).
HasCoSigner	Feature	string	Khoản vay có người đồng ký hay không (Có/Không).
Default	Target	integer	Biến mục tiêu nhị phân, cho biết khoản vay có bị vỡ nợ (1) hay không (0).

5 Huấn luyện, đánh giá, và triển khai mô hình

5.1 Huấn luyện mô hình

Định nghĩa bài toán và metric tối ưu. Mục tiêu của mô hình là dự đoán xác suất khách hàng rơi vào trạng thái *default* trong vòng 12 tháng kể từ ngày cấp khoản vay. Do đây là bài toán phân loại nhị phân, metric chính được tối ưu là **AUC (Area Under the ROC Curve)**, nhằm phản ánh năng lực phân tách giữa hai lớp tốt hơn so với accuracy trong trường hợp dữ liệu mất cân bằng.

Chiến lược chia dữ liệu. Tập dữ liệu được chia theo tỷ lệ **70% huấn luyện, 15% validation, 15% test**, đảm bảo tính ngẫu nhiên có kiểm soát bằng cách *stratified sampling* trên nhãn target. Việc hiệu chỉnh siêu tham số được thực hiện bằng **cross-validation 5-fold**, với trọng số mẫu (*class weights*) được điều chỉnh để giảm thiểu bias do chênh lệch tần suất giữa hai lớp.

5.2 Đánh giá mô hình

Kết quả đánh giá:

...

Giả định và hạn chế của hệ thống

- **Giả định dữ liệu:** mô hình giả định rằng các biến đầu vào phản ánh đầy đủ hành vi tín dụng của khách hàng, và không có sai lệch đáng kể trong quá trình thu thập.
- **Rủi ro bias:** do dữ liệu lịch sử chịu ảnh hưởng từ chính sách phê duyệt trong quá khứ, mô hình có thể kế thừa *selection bias*.
- **Overfitting:** được kiểm soát bằng cơ chế early-stopping và cross-validation, tuy nhiên vẫn cần theo dõi định kỳ sau khi triển khai.
- **Explainability:** hệ thống cung cấp khả năng giải thích thông qua *SHAP values*, giúp người dùng hiểu rõ đóng góp của từng feature đối với quyết định cuối cùng.

5.3 Triển khai mô hình

5.4 Theo dõi mô hình

Việc theo dõi mô hình là cực kỳ quan trọng. Mô hình được huấn luyện và đánh giá dựa trên dữ liệu tại một thời điểm trong quá khứ. Không có gì đảm bảo mô hình vẫn hoạt động tốt với dữ liệu tương lai. Hơn nữa, việc hiệu suất mô hình kém đi dần theo thời gian là hiện tượng phổ biến. Do đó, hệ thống cần có module theo dõi hiệu suất mô hình, và tái huấn luyện với dữ liệu mới nhất có thể. Trong thực tế, module này thường được thiết kế bởi Data Scientist, và được triển khai vận hành bởi chính Data Scientists hoặc Machine Learning Operators (MLOPs).

Vòng đời mô hình và vai trò của Data Scientist. Data Scientist chịu trách nhiệm toàn bộ vòng đời của mô hình bao gồm:

1. **Data Cleaning & Feature Engineering:** làm sạch, chọn lọc, chuẩn hoá dữ liệu đầu vào, và tổng hợp features
2. **Model Development:** thử nghiệm nhiều thuật toán, tinh chỉnh siêu tham số, đánh giá bằng cross-validation.
3. **Deployment:** chuyển đổi codebase từ môi trường phát triển (Jupyter notebooks) sang môi trường triển khai (Python scripts)
4. **Monitoring:** theo dõi các chỉ số drift (như PSI), hiệu năng (gồm model metrics như AUC, ..., và business metrics như lợi nhuận từ cho vay đúng khách hàng, ...), và cảnh báo khi có sai lệch (có thể dựng dashboard và/hoặc cài đặt các alert nếu cần thiết).
5. **Versioning:** Làm việc với các repositories liên quan, bao gồm nhiều loại repo: code versioning (ví dụ: git), model versioning (ví dụ: MLFlow), data versioning (ví dụ: DVC), ... Bằng việc này, Data Scientists luôn commit và theo dõi tất cả mọi thứ liên quan: models, hyper-parameters, features, processing pipelines, thresholds, global variables, APIs, secret keys, data paths, ..., nhằm giúp Data Scientists nắm rõ toàn bộ hệ thống. Lưu ý rằng chi tiết của những khái niệm này nằm ngoài phạm vi project nên nhóm không viết cụ thể vào báo cáo, tuy nhiên nhóm đã trang bị đủ kiến thức và có thể trả lời trong buổi present nếu được hỏi.
6. **Retraining:** huấn luyện lại mô hình theo chu kỳ (tùy theo tính chất bài toán, ở bài này nhân chậm có nên thường là tái huấn luyện sau mỗi 1 tháng trở lên) hoặc khi hiệu năng



suy giảm đáng kể.

Cơ chế phản hồi từ nghiệp vụ: Sau khi mô hình được triển khai, các phản hồi thực tế từ Ban Giám đốc và bộ phận tín dụng được ghi nhận để cập nhật pipeline:

- Các hồ sơ có quyết định khác với dự đoán mô hình được đánh dấu và đưa vào tập “manual review”.
- Sau 6–12 tháng (thời gian trung bình để có kết quả khách hàng có vỡ nợ hay không), kết quả thực tế (*default hoặc không*) được dùng để đánh giá lại độ chính xác và hiệu chỉnh ngưỡng phân loại.
- Báo cáo phản hồi được tổng hợp định kỳ và gửi cho nhóm Data Science để cải thiện mô hình. Vì dạng phản hồi này không thể tự động hoá nên chúng sẽ được phân tích xử lý thủ công, không thể đưa vào pipeline triển khai tự động của hệ thống.



6 Kết luận và hướng phát triển



Tài liệu

- [1] ABCD.
- [2] Kotler Philip, Armstrong Gary, Principles of Marketing (14ed), Person Education, Inc, 2012.