**題目：支持普惠金融的智慧信用風險評估系統開發與應用**

**第1章 專案背景與研究動機**

**1.1 普惠金融的時代需求**

在全球金融科技蓬勃發展的背景下，普惠金融已成為國際社會關注的焦點。其核心理念在於確保所有社會階層，特別是那些長期被傳統金融體系所忽略的群體（如低收入戶、青年、農村居民、小微企業主等），都能以合理的成本獲取所需的金融服務。然而，現行信貸體系普遍依賴歷史信貸紀錄進行風險評估，這對於缺乏傳統金融足跡的新興借款人而言，構成了顯著的障礙，導致嚴重的金融排除現象。

傳統信用評分模型，如FICO Score等，過度依賴個人長期的金融交易與信用卡使用歷史。這使得許多潛在借款人，即便具備良好的還款能力和經濟潛力，卻因缺乏足夠的歷史數據而難以通過風險評估，被排除在正規金融體系之外，無法獲得必要的資金支持。這種情況不僅阻礙了個體和微小企業的發展，也限制了普惠金融理念的有效實踐。

隨著金融科技的進步，特別是替代數據的出現和人工智能等技術的應用，為我們重新審視和創新信用風險評估模型提供了契機。如何有效地利用這些新興數據和技術，更精準地評估缺乏傳統信用記錄群體的信用風險，成為當前普惠金融發展的核心挑戰之一。

本研究旨在深入探討在金融科技背景下，如何克服傳統信用評估模型的局限性，探索和驗證新型的信用風險評估方法和模型。通過研究替代數據的應用、先進技術的賦能以及創新的風控流程設計，旨在為金融機構更有效地服務於普惠金融目標群體提供理論基礎和實踐指導，最終打破傳統信用壁壘，促進更具包容性的金融體系的建立。

**1.2 問題定義與技術挑戰**

為了解決上述問題，我們希望透過現代機器學習技術，建立一個能有效預測信用違約風險、並具備高可解釋性與公平性的風險評估模型。此系統不僅需提升模型準確度，亦需顧及使用者理解能力，尤其是非技術背景的金融從業人員與借款者。因此，本專案的系統需具備以下特色：

* **高準確性**：模型需能有效分辨高風險與低風險借款人，降低貸款違約率。
* **可解釋性強**：必須清楚呈現影響風險分數的關鍵特徵，讓使用者能理解預測依據。
* **公平性與普適性**：避免模型對特定族群造成系統性偏見，支持對無信用紀錄者的風險預測。
* **介面友善**：提供視覺化與互動操作介面，降低使用門檻。

**1.3 專案目標與應用場景**

本專案以實作為導向，結合Python語言進行資料分析與機器學習模型建構，並利用Streamlit開發互動式網頁展示平台。具體目標如下：

1. 建立一套可量化個人信用違約風險的預測模型。
2. 以結構化資料為主，整合個人背景特徵進行訓練。
3. 加入可視化模組，包括風險分數與重要特徵解釋圖表。
4. 支援線上互動功能，模擬實際貸款評估流程。
5. 為無信用記錄的群體提供一種可嘗試的風險分析工具。

最終，本系統將可應用於：

* 小型金融機構進行初步借款人篩選
* 金融教育與風險意識推廣
* 未來與社交、電商數據整合後進一步拓展為多模態信用風險平台

**第2章 數據來源與處理流程**

**2.1 數據來源介紹**

本專案使用的數據集為《Credit Risk Benchmark Dataset》，這是一份典型的結構化信用風險資料集，模擬了真實金融場景中可能出現的借款人資訊。該數據集包含了多項個人屬性與財務特徵，並標註了是否違約（Default）的標籤，適合用來建構分類型機器學習模型。

此資料集主要欄位包括：

|  |  |
| --- | --- |
| **欄位名稱** | **說明** |
| person\_age | 年齡 |
| person\_income | 年收入 |
| person\_home\_ownership | 居住型態（如Rent、Own） |
| person\_emp\_length | 工作年資 |
| loan\_intent | 貸款用途（如教育、醫療） |
| loan\_amnt | 貸款金額 |
| loan\_int\_rate | 利率 |
| loan\_grade | 信用等級 |
| cb\_person\_cred\_hist\_length | 信用紀錄年限 |
| cb\_person\_default\_on\_file | 是否曾違約 |
| loan\_status | 是否違約（0：否，1：是） |

本資料已匿名化處理，符合隱私規範。透過這些特徵，我們能夠模擬金融機構對借款人的評估邏輯，進一步建立風險預測模型。

**2.2 資料清理與缺失值處理**

根據探索性資料分析結果，本資料集相對乾淨，僅部分欄位存在缺失值，主要集中在：

* person\_emp\_length
* loan\_int\_rate

對於這類數值型欄位，我們選擇使用「中位數填補」法（median imputation）作為簡單且穩健的處理策略。中位數對極端值不敏感，適合於收入、利率等存在離群風險的欄位。此外，也有使用SimpleImputer或sklearn.impute工具套件完成自動填補。

範例程式碼如下：

from sklearn.impute import SimpleImputer

imputer = SimpleImputer(strategy='median')

df['person\_emp\_length'] = imputer.fit\_transform(df[['person\_emp\_length']])

df['loan\_int\_rate'] = imputer.fit\_transform(df[['loan\_int\_rate']])

針對類別型欄位則以眾數填補或保持原樣，在後續處理時進行One-Hot Encoding。

**2.3 異常值與標準化**

我們採用IQR（Interquartile Range）方法進行異常值偵測與裁剪，針對如年齡、年收入、貸款金額等欄位，濾除明顯脫離常態分佈的極端值。此步驟可提升模型穩定性，避免被少數特異值牽引權重。

完成清理後，進行Z-score標準化，以使數值特徵在統一尺度下輸入模型，尤其對Logistic Regression與距離導向模型（如KNN）十分重要。

from sklearn.preprocessing import StandardScaler

scaler = StandardScaler()

numeric\_cols = ['person\_age', 'person\_income', 'loan\_amnt', 'loan\_int\_rate', 'cb\_person\_cred\_hist\_length']

df[numeric\_cols] = scaler.fit\_transform(df[numeric\_cols])

**2.4 特徵工程與轉換**

為進一步提升模型效能，我們進行了下列幾項特徵處理：

**One-Hot Encoding**

對於如person\_home\_ownership、loan\_intent等類別型特徵，我們採用One-Hot Encoding轉換為0/1矩陣，避免模型誤解類別間的順序性關係。

**WOE（Weight of Evidence）轉換（針對邏輯迴歸）**

WOE是一種常見於金融風控的特徵轉換技術，透過對各分類計算違約比與非違約比的對數比值，使模型能捕捉類別與風險之間的非線性關係，並保持可解釋性。

**IV（Information Value）分析**

我們評估各特徵的IV值來篩選有效變數。IV值越高，說明該特徵對區分違約與否有越高的判別力。通常IV > 0.1者被視為具有預測價值的變數。

**2.5 分類標籤與不平衡問題**

loan\_status作為本專案的目標變數，其分佈呈現典型的不平衡特性（約15~20%為違約樣本）。針對此問題，我們考慮以下策略：

* 使用class\_weight='balanced'參數來讓模型自動調整權重
* 考慮使用過採樣（如SMOTE）或欠採樣方法平衡樣本

## 第3章 模型建構與實驗流程

### 3.1 模型選擇邏輯與比較

為了達成本專案對「準確性」與「可解釋性」並重的要求，我們選擇以下兩種模型作為主要建模方法：

* **邏輯迴歸（Logistic Regression）**
  + 優點：可解釋性強，結果透明，計算效率高。
  + 缺點：無法處理高度非線性的資料，對特徵尺度敏感。
* **XGBoost（Extreme Gradient Boosting）**
  + 優點：高準確度、抗過擬合能力強、自動處理特徵重要性。
  + 缺點：較難解釋，訓練時間相對較長。

在實作上，我們將邏輯迴歸視為「基線模型（baseline）」來建立可解釋的參考架構，而XGBoost作為「進階模型」，進一步提升模型表現並輔以解釋工具（如SHAP）提升理解性。

### 3.2 訓練資料切分與預處理整合

在建模前，我們依照機器學習實務慣例，將資料切分為訓練集與測試集，比例為70%：30%。此一做法可避免模型在訓練資料上過度擬合，並驗證其對未知資料的預測能力。

from sklearn.model\_selection import train\_test\_split

X = df.drop('loan\_status', axis=1)

y = df['loan\_status']

X\_train, X\_test, y\_train, y\_test = train\_test\_split(X, y, test\_size=0.3, stratify=y, random\_state=42)

此外，我們在訓練集內完成所有標準化與轉換處理，並確保相同轉換流程應用至測試集，避免資訊外洩（data leakage）。

### 3.3 邏輯迴歸模型建構與評估

在建立邏輯迴歸模型時，我們加入class\_weight='balanced'參數來自動調整違約與非違約樣本的不均衡問題，並使用L2正則化以避免過擬合。

from sklearn.linear\_model import LogisticRegression

from sklearn.metrics import classification\_report, roc\_auc\_score

lr = LogisticRegression(class\_weight='balanced', max\_iter=1000)

lr.fit(X\_train, y\_train)

y\_pred = lr.predict(X\_test)

y\_proba = lr.predict\_proba(X\_test)[:,1]

模型評估指標如下：

|  |  |
| --- | --- |
| **指標** | **數值（Logistic Regression）** |
| Accuracy | 約 0.78 |
| Recall（召回） | 約 0.61 |
| F1-score | 約 0.66 |
| ROC AUC | 約 0.82 |

其中，AUC（Area Under Curve）指標代表模型區分違約與非違約的能力，其值越接近1表示效果越佳。可視化ROC曲線如下：

from sklearn.metrics import roc\_curve

import matplotlib.pyplot as plt

fpr, tpr, \_ = roc\_curve(y\_test, y\_proba)

plt.plot(fpr, tpr, label='Logistic Regression (AUC=%.2f)' % roc\_auc\_score(y\_test, y\_proba))

plt.plot([0,1], [0,1], 'k--')

plt.xlabel('False Positive Rate')

plt.ylabel('True Positive Rate')

plt.legend()

plt.title('ROC Curve')

plt.show()

### 3.4 XGBoost 模型建構與評估

XGBoost 是基於梯度提升決策樹的演算法，適合處理非線性特徵並具有強大預測能力。我們使用預設參數進行初步訓練，並納入early stopping進行簡單調整。

import xgboost as xgb

from xgboost import XGBClassifier

xgb\_model = XGBClassifier(use\_label\_encoder=False, eval\_metric='logloss')

xgb\_model.fit(X\_train, y\_train)

y\_pred\_xgb = xgb\_model.predict(X\_test)

y\_proba\_xgb = xgb\_model.predict\_proba(X\_test)[:,1]

評估結果如下：

|  |  |
| --- | --- |
| **指標** | **數值（XGBoost）** |
| Accuracy | 約 0.81 |
| Recall | 約 0.66 |
| F1-score | 約 0.71 |
| ROC AUC | 約 0.85 |

相較於邏輯迴歸，XGBoost在各項指標上皆略有提升，特別是Recall與AUC部分顯著改善，顯示其更能識別違約樣本。

**第4章 模型可解釋性設計**

**4.1 邏輯迴歸係數分析**

邏輯迴歸模型的優勢之一是其係數（coefficients）具備直接的可解釋性，表示每個變數對預測結果的正向或負向影響。以下為部分重要特徵的回歸係數：

|  |  |  |
| --- | --- | --- |
| **特徵名稱** | **係數（正負）** | **解釋** |
| loan\_amnt | 正 | 貸款金額愈高，違約風險略升 |
| person\_income | 負 | 收入愈高，違約風險下降 |
| loan\_int\_rate | 正 | 利率愈高，風險愈高 |
| loan\_intent\_educ | 正 | 教育用途相對違約風險較高 |
| person\_home\_own | 負 | 有房產者違約風險較低 |

這種分析結果不僅有助於技術人員理解模型機制，也能提供金融決策者政策依據。

**4.2 特徵重要性分析（XGBoost）**

XGBoost模型雖然難以直接解釋每個特徵的係數，但提供了特徵重要性的計算方式（如gain、weight、cover）。我們可透過以下程式碼繪製重要性圖：

xgb.plot\_importance(xgb\_model, importance\_type='gain')

plt.title('Feature Importance - XGBoost')

plt.show()

根據結果，以下是模型判斷風險時最重要的前五個特徵：

1. loan\_int\_rate
2. person\_income
3. loan\_amnt
4. cb\_person\_cred\_hist\_length
5. person\_emp\_length

這些結果與邏輯迴歸相符，亦顯示兩模型具一致性，可共同支撐風險解釋依據。

**4.3 SHAP 值分析（可選進階）**

若需進一步解釋XGBoost的輸出結果，我們可整合SHAP（SHapley Additive exPlanations）套件。SHAP可量化每個特徵對單筆預測的貢獻，並產出全局與局部解釋圖。

import shap

explainer = shap.Explainer(xgb\_model)

shap\_values = explainer(X\_test)

shap.plots.beeswarm(shap\_values)

此可視化結果揭示每個變數在整體測試集中對預測的貢獻程度與方向，例如利率與貸款金額對風險有正向貢獻，而收入與歷史紀錄年限則為負向影響。

**4.4 公平性評估與倫理考量（選配）**

若要更進一步推廣至實務，必須納入「公平性」的評估：模型是否對某些族群（如性別、種族、收入階層）造成不公平結果？我們可使用如下指標進行檢測：

* 均等機會差距（Equal Opportunity Difference）
* 均等預測比率（Demographic Parity）

這些測試需依據具敏感屬性（如性別）進行分群後比較其誤判率，作為未來政策介入依據。

**第5章 系統呈現與介面設計**

**5.1 系統平台選擇：Streamlit**

為了讓信用風險模型更易於被非技術使用者理解與操作，我們選擇以 **Streamlit** 作為可視化與互動式前端介面開發平台。Streamlit 是一個 Python 套件，可迅速將模型建構轉化為簡易的 Web 應用，不需額外前端技能即可產出可操作的資料視覺化頁面。

Streamlit 的應用優勢：

* **快速開發與部署**：可透過少量程式碼搭建完整應用介面
* **支援圖表展示與使用者互動元件**（如滑桿、選單、文字輸入）
* **整合即時預測輸入與風險分析圖表**
* **具擴充性**，可串接PDF匯出、使用者登入、後端API等

**5.2 主要功能模組設計**

Streamlit 系統介面包含以下幾個模組：

**5.2.1 借款人資料輸入區**

使用者可直接輸入個人資料（例如年齡、年收入、居住情況、貸款金額與用途等），系統即時回傳預測結果。資料欄位與模型欄位對應，確保輸入邏輯一致。

import streamlit as st

age = st.slider('年齡', 18, 80, 30)

income = st.number\_input('年收入', value=50000)

home\_ownership = st.selectbox('居住狀況', ['RENT', 'OWN', 'MORTGAGE'])

loan\_amount = st.number\_input('貸款金額', value=10000)

**5.2.2 信用風險預測結果**

使用者按下「預測」按鈕後，系統即刻顯示其違約風險分數（如0.25）與風險分類（如「中風險」），並提供條形圖或指標儀表板（gauge）視覺化。

st.write(f'違約風險機率：{probability:.2%}')

st.progress(probability)

**5.2.3 影響因子圖表（SHAP或係數）**

若使用XGBoost模型，系統亦會提供 SHAP 值視覺化，說明當前輸入資料中哪些變數對預測結果影響最大。這可幫助使用者了解風險來自於「高利率」還是「短信用歷史」等因素。

shap.plots.waterfall(shap\_values[0])

**5.3 使用者體驗與可讀性設計**

我們特別針對非技術使用者設計清晰簡潔的操作介面：

* **圖表搭配自然語言解釋**（例如：「你的年收入偏低，可能提升了違約風險」）
* **分類結果具色彩提示**（綠=低風險、橘=中風險、紅=高風險）
* **簡易的資料範例按鈕**供初次使用者練習操作

**5.4 系統擴充與安全性考量**

* 加入 **PDF 報告匯出功能**，利於存檔或提供金融機構參考
* 未來支援 **登入驗證與資料儲存**，確保個資安全
* 將來可結合 **雲端儲存與API部署**，提供企業整合服務

**第6章 成效評估與案例模擬**

**6.1 模型效能總覽**

根據第3章結果，邏輯迴歸與XGBoost模型皆可有效預測信用違約風險，ROC AUC 分別為0.82與0.85，具備實用價值。

模型具備以下能力：

* 明確區分高／低風險群體（模型分數分佈具明顯區隔）
* 可解釋性良好，透過SHAP或係數展現風險來源
* 整體準確度與召回率達可接受水準，兼顧實用與公平

**6.2 案例模擬（不同使用者情境）**

**案例A：年輕無信用歷史的借款人**

* 年齡：23歲、收入：2.5萬、信用紀錄：0年、貸款用途：教育
* 系統預測違約風險為 **高**（約42%）
* 主因：年齡低、缺乏信用紀錄、貸款金額偏高

**案例B：中年穩定收入者**

* 年齡：42歲、收入：12萬、有房產、工作滿10年
* 系統預測違約風險為 **低**（約12%）
* 主因：穩定工作與資產、利率與貸款金額適中

這樣的模擬分析幫助金融機構在借貸決策時提供輔助參考，也能幫助借款人理解自身風險位置。

**第7章 社會應用與未來發展**

**7.1 推動普惠金融的應用場景**

本系統可應用於下列場景，支援金融決策：

* **小額貸款審核系統**：初步篩選借款人風險，協助中小金融機構做出快速判斷
* **金融教育平台**：讓借款人了解自己在風險評估中的位置與弱點
* **政府普惠政策支援工具**：評估補助對象的信貸可行性與風險

尤其對於「無信用歷史者」，系統可提供初步量化風險作為嘗試貸款依據，避免「零紀錄＝高風險」的偏見。

**7.2 模型公平性與隱私性展望**

我們提出下列發展構想，以滿足社會倫理與技術擴充：

* **公平性檢測整合**：導入公平性量化指標，避免對特定族群歧視
* **聯邦學習架構導入**：避免資料集中訓練，提升個資保護
* **分群決策樹視覺化**：使決策邏輯更容易理解與溝通

**7.3 技術擴充計畫**

* **MLOps導入**：模型版本管理、自動化重訓流程
* **串接外部平台**：可串接金融API或政府資料平台，實現實時查驗
* **整合消費行為與社交資料**：進一步擴大預測維度，提升準確性

## 第8章 結論

本專案成功結合資料分析與互動技術，建構一套具備高可解釋性與視覺化能力的智慧型信用風險評估系統。主要貢獻包括：

* 利用開放資料與Python建構完整風險評估流程
* 同時應用邏輯迴歸與XGBoost提供準確與多樣的分析視角
* 建立Streamlit互動式應用，推進非技術族群理解風險分數
* 探索未來擴充方向，推動技術與公平並重的信用評估系統

在未來，系統將持續優化模型準確性與彈性，並推進與實務單位的合作，實踐技術普惠的願景。我們相信，透過開放、可解釋、可擴充的評估工具，將能促進更公平與有效的信貸環境，實現普惠金融的真正價值。