

# COMPAS データセットを用いた再犯予測モデル の精度向上

工学部 電子情報学科  
学籍番号：08D23091  
辻 孝弥

May 12, 2025

## 1 はじめに

本課題では、COMPAS データセットを用いて再犯予測モデルの精度向上を目的とした。XGBoost と MLP の 2 種類のモデルを構築・改善し、さらに両者をスタッキングする手法を適用した。

## 2 実験方法

### 2.1 XGBoost モデルの導入とハイパーパラメータ調整

使用モデル: XGBClassifier

#### 2.1.1 Optuna による事前探索と二段階学習

Optuna を用いて最適なハイパーパラメータを事前に調査し、その結果を `best_params` に設定して一次学習を実施した。

続いて一次学習済みモデルで派生特徴量を生成し、クラス不均衡補正などを加えた新たなパラメータセット `new_params` で再度全データを用いた二次学習を行った。

#### 2.1.2 主なハイパーパラメータ設定

- 学習率 (`learning_rate`) :  $0.05 \rightarrow 0.08$
- 木の深さ (`max_depth`) : 3
- サブサンプリング率 (`subsample`) : 0.90
- 特徴量サンプリング率 (`colsample_bytree`) : 0.78
- 最小子ノード重量 (`min_child_weight`) : 5
- 正則化パラメータ (`gamma`) : 0.50
- L1 正則化 (`reg_alpha`) :  $5.4 \times 10^{-6}$
- L2 正則化 (`reg_lambda`) : 5.88

- 木数 (`n_estimators`) : 200
- 早期停止 (`early_stopping_rounds`) : 10
- クラス不均衡補正 (`scale_pos_weight`) : 訓練データのクラス比に基づき自動設定

## 2.2 特徴量エンジニアリング

### 2.2.1 不要特徴量の削減

重要度上位 80%を残し, 下位 20%を削除 (`priors_count`・`age` は保護)

### 2.2.2 ChatGPT による特徴量選択

全ての CSV カラムを逐次試すのは非効率なため, ChatGPT を用いて平均的に効果が見込める無難な派生特徴量案を取得し, それを見ながら実装した。

### 2.2.3 主な派生特徴量

- `priors_per_year` (前科数 / (年齢 + 1))
- `sum_priors_and_age` (前科数 + 年齢)
- `age_squared` (年齢<sup>2</sup>)
- `log_priors_p1` ( $\log(\text{前科数} + 1)$ )
- `age_times_priors` (年齢 × 前科数)
- `total_juv_cnt` (少年期犯罪合計)
- `juv_ratio` (少年期犯罪合計 / (前科数 + 1))
- `log_len_stay` (拘束期間の対数化)

### 2.2.4 dob (生年月日) の扱い

- 初期には再犯率と無関係と判断し除外したが, 除外時の Accuracy が 0.688→0.679 に低下
- 最終的には dob を含める実装とし, Accuracy を 0.699→0.710 へ改善

## 2.3 MLP モデルの構造・学習戦略改善

### 2.3.1 ネットワーク構造

隠れ層 : 256 → 128, ReLU + BatchNorm + Dropout(0.3/0.2)

### 2.3.2 学習戦略

- Optimizer : Adam(lr=1e-3, weight\_decay=1e-5)
- Scheduler : CosineAnnealingLR
- 損失関数 : クラス重み付き CrossEntropy
- EarlyStopping : patience=15

## 2.4 モデルスタッキング

- メタ学習器：LogisticRegression (L2, C=1.0)
- 入力特徴：XGBoost/MLP の検証データ予測確率
- 閾値決定：Youden's J による最適閾値

## 3 結果

モデル	Accuracy
① MLP 単体	0.675
② XGBoost 単体+特微量変更	0.688
③ ②モデル (dob 除外)	0.679
④ 今回実装モデル (dob 除外)	0.699
⑤ 完全実装モデル (dob 含む)	0.710

### 3.1 ⑤の詳細ログ

#### 3.1.1 混同行列

```
[[1591  421]
 [ 627  968]]
```

#### 3.1.2 分類レポート

	precision	recall	f1-score	support
0	0.717	0.791	0.752	2012
1	0.697	0.607	0.649	1595
accuracy			0.710	3607
macro avg	0.707	0.699	0.701	3607
weighted avg	0.708	0.710	0.706	3607

Accuracy: 0.710  
ROC-AUC : 0.767  
LogLoss : 0.576

## 4 考察

### 4.1 Optuna によるハイパラ最適化

一次学習で得られたパラメータをもとに、二次学習時にはクラス不均衡補正などを加えた `new_params` を適用し、性能向上に寄与した。

## 4.2 ChatGPT 活用の特徴量設計

無難で効果の期待できる特徴量案を迅速に取得でき、実装工数を大幅に削減できた。

## 4.3 dob 除外の効果検証

当初「再犯率に関係がない」と判断して dob を除外したが、Accuracy が 0.688→0.679 に低下した。

dob を含めることで 0.699→0.710 へ改善し、生年月日情報が有用であることを確認した。

## 4.4 スタッキング効果

異なるモデルの補完性により、最終的に Accuracy:0.710 / ROC-AUC:0.767 / LogLoss:0.576 を達成した。

# 5 結論

Optuna による二段階ハイパラ最適化と ChatGPT 提案の特徴量エンジニアリングを組み合わせ、実装に忠実に dob 情報の有効性を再検証した結果、再犯予測タスクにおいて高い汎化性能を実現できた。今後はさらに異なる情報源やモデル統合手法を探索し、性能向上を図る余地がある。

## 参考文献

- スタッキングの実装と効果について  
<https://potesara-tips.com/ensemble-stacking/#toc13>