

# 逃漏稅 Gradient Boosting 模型評估結果分析

編撰：屏東大學 周國華老師 (與 Google Gemini 共筆) 2025/11/26

好的，這份評估結果是您在 Orange Data Mining 中使用 Gradient Boosting 模型對 500 筆 逃漏稅風險資料進行分析的最終成績單。

這份結果顯示模型性能優異且穩定，以下是詳細的解析，包括模型測試方法和每個指標的意義：

## 1. 測試方法解讀 (Test and Score Settings)

- Model (模型):** Gradient Boosting
- Method (方法):** Cross validation (交叉驗證)
  - Number of folds (分組數):** 5
  - Stratified (分層):** 已勾選
- 解讀:**
  - 模型採用了穩健的 **5 折交叉驗證**。這意味著它將 500 筆資料分成 5 等份，重複訓練 5 次，每次使用 4 份訓練，1 份測試，最終取平均值。
  - 分層 (Stratified)** 確保了在每一次的訓練和測試中，「逃漏稅風險 (1)」和「正常 (0)」的樣本比例保持一致，這極大地提高了評估結果的可靠性。

## 2. 評估指標詳細解析 (Evaluation Results)

您跑出的結果，**AUC 0.925**，代表這是一個高度實用且高效的風險模型。

指標 (Metric)	結果數值 (Value)	技術意義	審計情境解讀 (500 筆資料)
<b>AUC</b>	<b>0.925</b>	<b>Area Under the ROC Curve (受試者工作特徵曲線下面積)</b> 。衡量模型區分兩類樣本的整體能力。	<b>非常優秀</b> 。1.000 是完美，0.500 是隨機猜測。0.925 證明模型在分辨「高風險」與「低風險」公司方面具有極強的鑑別力。
<b>CA</b>	<b>0.876</b>	<b>Classification Accuracy (總體分類準確率)</b> 。所有判斷正確的比例。	<b>高效率</b> 。總體而言，模型在每 100 家公司中，約有 <b>88 家</b> 的風險判斷是正確的。
<b>Prec</b>	<b>0.876</b>	<b>Precision (精確度/查準率)</b> 。在模型預測為「高風險」的公司中， <b>真正有風險</b> 的比例。	<b>降低成本</b> 。當模型發出警報時，有 <b>87.6%</b> 的機率是有效的警報。這能極大地減少審計人員查錯目標 (False Positives) 的時間浪費。

指標 (Metric)	結果數值 (Value)	技術意義	審計情境解讀 (500 筆資料)
Recall	0.876	召回率/查全率。在所有真正有風險的公司中，模型成功抓出的比例。	降低風險。在所有逃漏稅案例中，模型成功捕獲了 87.6% 的案例。這能有效防止「漏網之魚」(False Negatives) 逃脫。
F1	0.876	Precision 和 Recall 的調和平均數。衡量 P 和 R 的平衡性。	完美平衡。F1 等於 P 和 R，顯示模型在「不誤報」和「不漏報」之間取得了極佳的平衡。
MCC	0.751	Matthews Correlation Coefficient。適用於處理類別不平衡問題的指標。	結果強相關。0.751 表示模型的預測與實際結果之間存在強烈的正相關性。

### 3. 教學總結與意義

這份結果（尤其是 AUC 0.925 和 P/R/CA 0.876 的高度一致性）表明：

- 實用價值高：** 這個 Gradient Boosting 模型已達到可以投入實務運用的門檻。
- 決策穩定：** 模型對誤判 (False Positive) 和 漏判 (False Negative) 的傾向保持高度一致，決策非常穩定。
- 可信賴性強：** 即使數據分組是隨機的（但在 Stratified 下保證了比例一致），模型依然能保持相同的性能，證明其強大的泛化能力。

這是一個極佳的教學案例，完美展示了如何通過優化數據訊號來訓練出高效且穩定的集成學習模型。