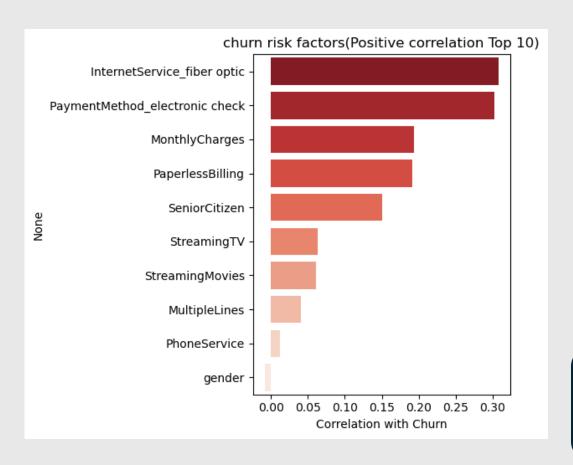
電信客戶流失分析

建模補充

正相關係數圖表



此圖顯示與客戶流失呈正相關的前10項因素。

其中,以**光纖網路**與**電子支票付款**的相關性最高(約0.3), 代表使用這些服務的客戶更容易流失。

此外,**月費**與**電子帳單**也有明顯正相關,表示收費與支付 方式影響流失傾向。

高齡族群以及 串流服務 (TV/Movies)、多條電話線 亦顯示出一定程度的正相關。

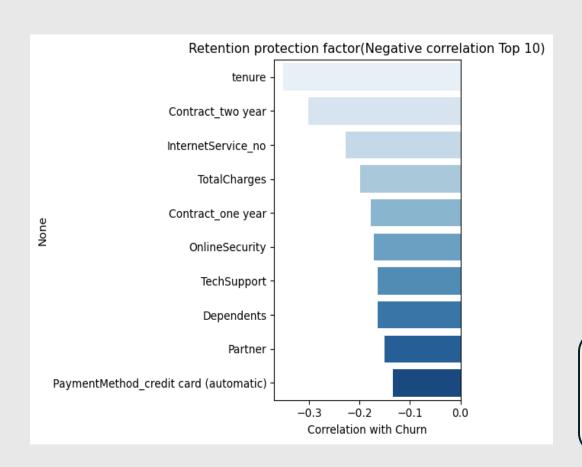
相比之下,性別與基本電話服務幾乎沒有影響。

◆ 小結論

高費率、光纖服務、電子支付與高齡族群是較明顯的流失風險來源。

這與 EDA 階段的觀察一致,顯示多種方法下均得到相同結論,提升了分析的可信度。 企業應針對這些族群設計差異化方案,以降低流失率。

負相關係數圖表



此圖顯示與客戶流失呈**負相關**的前 10 項因素。 其中,**使用年資 (tenure)** 的負相關性最強 (約 -0.35),代表 客戶使用時間越長,流失的可能性越低。 兩年合約 (Contract_two year) 與一年合約 (Contract_one

网年合約 (Contract_two year) 與一年合約 (Contract_one year) 也顯著降低流失風險,顯示合約長度能有效提升留存。

◆ 小結論

影響流失率下降的主要保護因子包含:**長期使用年資、較長合約、增值服務、自動付款**。

這些因素與 EDA 階段所得結果一致,顯示 穩定合約、提高黏著度與提供附加價值 服務 是降低流失率的核心策略。

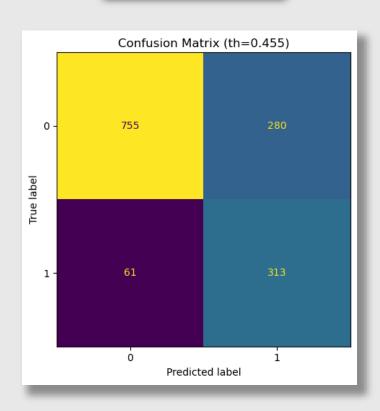
建模與選擇

	Accuracy Score	F1-score	Recall
Logistic	0.8084	0.60	0.56
KNN	0.7608	0.53	0.53
DecisionTree	0.7921	0.61	0.63
RandomForest	0.7928	0.56	0.50

雖然單一決策樹在 Recall 與 F1-score 指標上表現最佳,但考量到其容易過擬合、對新數據的泛化能力有限,因此本作品最終選擇以 **隨機森林** 作為主要優化對象。隨機森林在各項指標雖非最高,但整體表現穩定,且具備較大的調參與優化空間,更適合實務應用。

調參結果

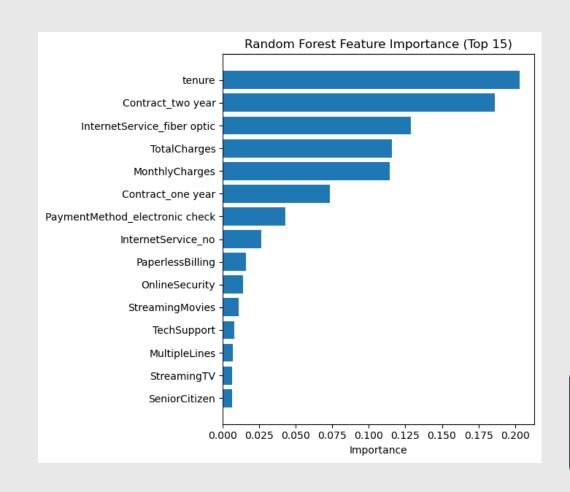
Accuracy Score: 0.7580



Classification Report			
Recall	0.837		
F1-score	0.647		
precision	0.528		

最終以**隨機森林**進行調參後,模型在測試集上的 Accuracy 為 0.758,整體準確度中等,但 Recall 提升至 0.837,能有效捕捉大部分流失客戶。雖然 Precision 僅有 0.528,仍存在部分誤判,但高召回率符合「避免錯失潛在流失者」的需求。同時 F1-score 為 0.647,顯示 Precision 與 Recall 之間取得一定平衡,整體而言,模型在實務應用中具備相當價值。

特徵值解釋



特徵重要性分析顯示,**合約期限(tenure、Contract_two** year、Contract_one year)與 收費相關變數

(TotalCharges、MonthlyCharges)對流失預測影響最大, 凸顯出停留時間與合約型態在判斷是否流失上的關鍵性。 其次,網路服務類型(InternetService_fiber optic、 InternetService_no)與付款方式

(PaymentMethod_electronic check)也具有顯著影響。至於 線上安全、技術支援及串流服務等則影響相對較小。整體而言,結果與主作品的 EDA 結論大致相符,進一步強調合約與費用設計在降低流失率上的重要性。

- 小結論
- 1. 合約期限與費用水準是影響流失率的核心因素,顯示延長合約與合理費用設計能有效降低流失風險。
- **2. 服務型態與付款方式仍具次要影響**,與主作品 EDA 結果一致,強化了合約與收費策略的重要性。

結論與展望

- 本研究透過相關係數分析與機器學習建模,驗證了合約期限、費用水準與付款方式對於客戶流失的核心影響,並進一步指出光纖網路與電子支付族群為高風險來源。最終模型以隨機森林為優化對象,雖在Precision上仍有限制,但能有效提升Recall,協助企業在實務上更早鎖定潛在流失客戶。
- 整體結果與主作品的 EDA 結論大致相同,進一步強化「合理費用設計、延長合約與差異化服務方案」的重要性。未來若能導入更多行為資料並進行 A/B 測試,將有助於提出更具體且可落地的客戶維繫策略。