Choose a dataset: Online Shoppers Purchasing Intention Dataset

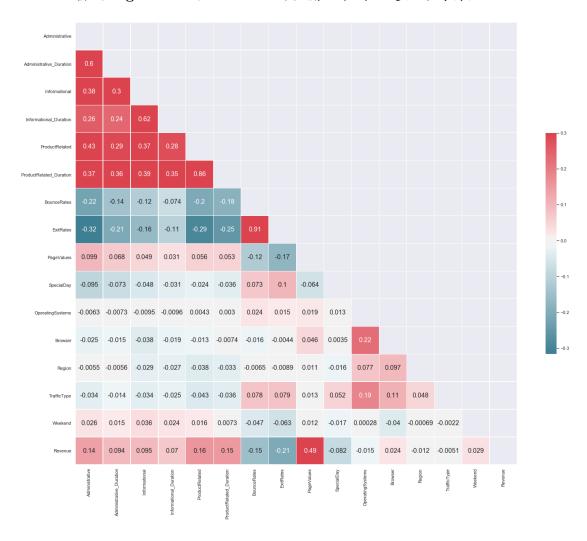
Define a reasonable problem: 預測 Online shopper 是否有購買商品

# Analyze the data:

- 1. 轉換類別
  - Weekend、Revenue 從 True/False 轉成 1/0。
  - Month 從字串轉成整數, Ex: Feb 轉成 2、May 轉成 5。
  - VisitorType 使用 One-Hot Encoding, 將 New\_Visitor、Other、Returning\_Visitor 三種個別建立新特徵,值為 1/0。

## 2. 相關係數

發現 PageValues 和 Revenue 的相關性最高,適合作為特徵。

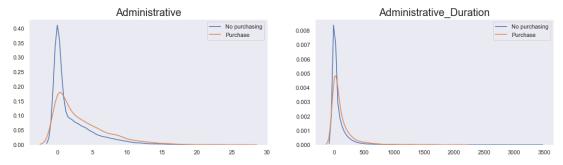


## 3. 資料視覺化

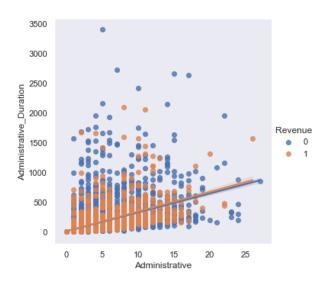
● Adminisrative(觀看管理頁面的次數):有購物的人平均觀看管理頁

面的次數,相較沒有購物的人的觀看次數略高一點。

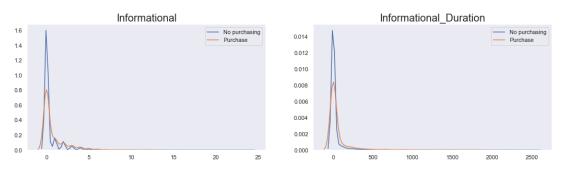
● Adminisrative\_Duration(觀看管理頁面的時間):有購物的人平均 觀看管理頁面的時間,相較沒有購物的人的觀看時間稍微高一點。



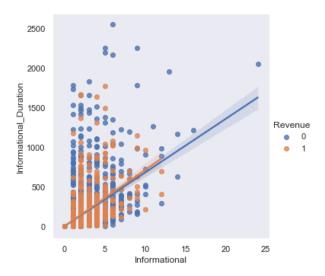
Administrative vs Administrative\_Duration:不論有沒有購物,兩者關係成正相關。有購物者的兩者值較集中左下角。



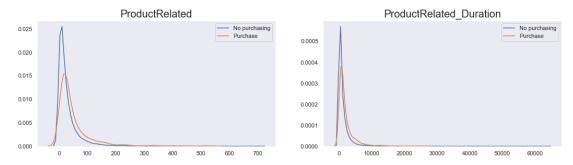
- Informational(觀看資訊頁面的次數):有沒有購物觀看資訊頁面的 平均次數幾乎相同。
- Informational\_Duration(觀看資訊頁面的時間):有沒有購物觀看 資訊頁面的平均時間幾乎相同。



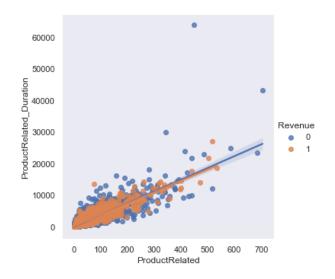
 Informational vs Informational\_Duration:不論有沒有購物, 兩者關係成正相關。有購物者的觀看次數值偏低、觀看時間長短不一。



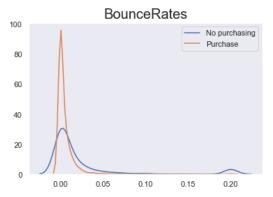
- ProductRelated(觀看商品相關頁面的次數): 有購物的人平均觀看 商品頁面的次數,相較沒有購物的人的觀看次數略高一點。
- ProductRelated\_Duration(觀看商品相關頁面的時間):有購物的人 平均觀看商品頁面的時間,相較沒有購物的人的觀看時間稍微高一 點。



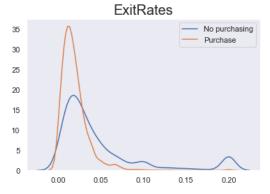
ProductRelated vs ProductRelated\_Duration:不論有沒有購物,兩者關係成正相關。有購物者的兩者值較集中左下角,且接近回歸線分布。



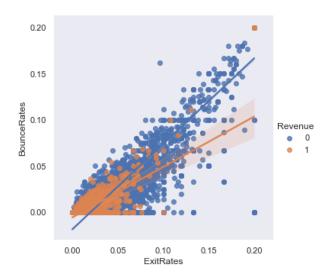
 BounceRates(進入頁面後直接從該頁離開的機率):直接進入頁面後 離開機率越低,購買機率越高。不管有沒有購物,BounceRates 平均 都極低且幾乎相同。



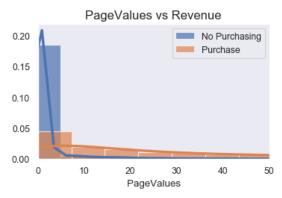
● ExitRates(最後從此頁離開的機率):離開該商品畫面機率越低,購買機率越高。有購物者的平均 ExitRates 較沒購物者低。



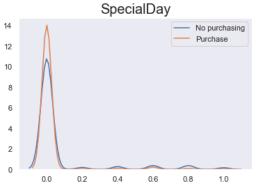
● ExitRates vs BounceRates:不論有沒有購物,兩者關係成正相關、 但有購物的相關度較沒購物低。有購物者的兩者值較集中左下角。



● PageValues(在抵達目標網頁前的拜訪的網頁平均價值):平均網頁價值越高,購買機率較高。

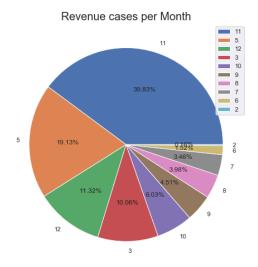


● SpecialDay(該筆資料多接近特殊節日):購物機率在一般日子最高。

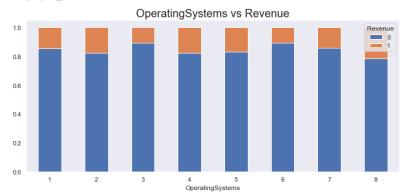


Month(該筆資料觀看月份):11 月的購物機率最高,2 月購物機率最低,5 月的觀看數量最多。有購物的部分,11、5、12 月最多筆購物,2 月最少。

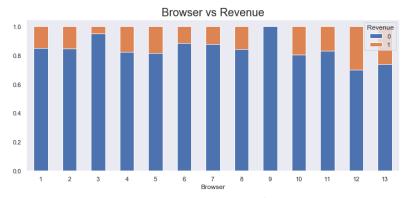




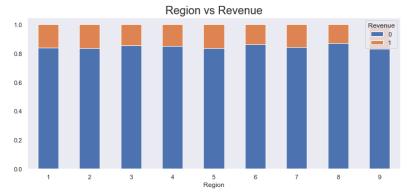
● OperationSystems(該筆資料使用之作業系統):作業系統與購物機 率影響不大。



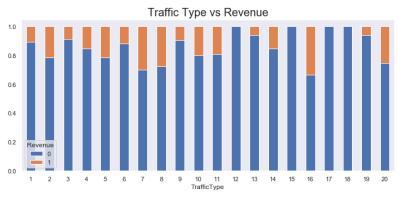
Browser(該筆資料使用之瀏覽器):瀏覽器在第9種瀏覽器的購物機率最低,但是只有一筆資料,無法評估。



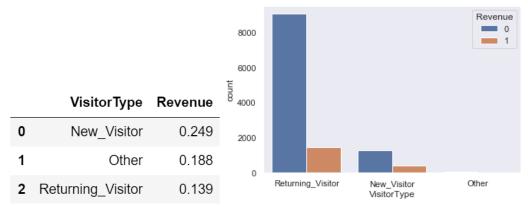
● Region(該筆資料觀看者之區域):每個區域的購物機率差不多。



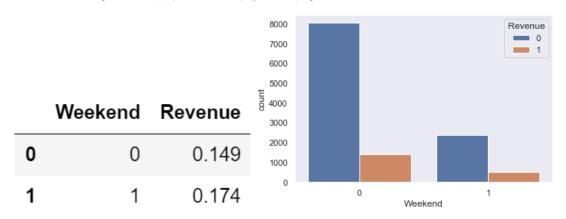
● TrafficType(該筆資料觀看者交通類別): 在第 12、15、17、18 類的購物機率最低。



● VisitorType(該筆資料觀看者種類):新顧客的購物機率最高,但是 是因為回訪的顧客觀看次數較多的關係,回訪顧客的購物數最高。

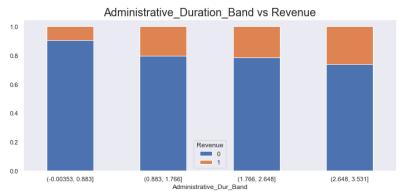


Weekend(該筆資料是否在周末觀看):是不是在假日的購物機率差不 多。但是非假日的觀看次數較多。

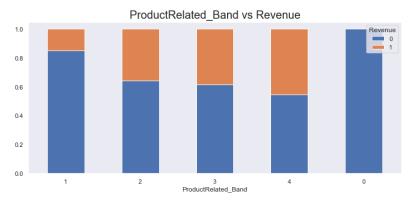


#### 4. 轉換數值

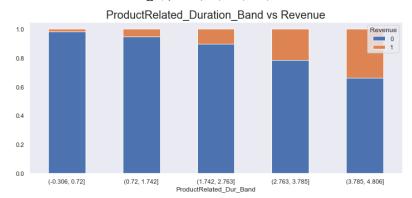
 Administrative\_Dur\_Band:由於 Administrative\_Duration範圍大, 取 log 後切成 4 個數值區間,發現值越大購買機率越高。再將區間轉換為 0, 1, 2, 3。



ProductRelated\_Band:將 ProductRelated 切成 5 個數值區間,發現值越大購買機率越高,但是值在最大的區間時,購買率又為 0。按照購買機率大小將區間轉成 0~4。



ProductRelated\_Dur\_Band:由於 ProductRelated\_Duration 範圍大,
 取 log 後切成 5 個數值區間,發現值越大購買機率越高。再將區間用 label encoding 轉換為 0, 1, 2, 3。



 Total\_time:將 Administrative、Informational、ProductRelated 相加。有購物的人平均觀看總時間,相較沒有購物的人的觀看時間 稍微高一點。



- ExitRates\_Thres、BounceRates\_Thres:分別以平均 ExitRates、BounceRates 值作為 Threshold,高於此值為 1、反之為 0。
- PageValues\_Thres: Threshold 為 10, PageValue 高於此值為 1、反之為 0。
- Month\_2~Month12:使用 One-Hot Encoding,将 Month 中所有月份 個別建立新特徵,值為 1/0。
- Traffic\_noRevenue:把購物機率特低的 12、15、17、18 類值設為

# Explain how you improved your results step-by-step:

## 1. Initial Result:

直觀使用五個可能會使線上逛街者購買的特徵(ProductRelated、ProductRelated\_Duration、ExitRates、SpecialDay、Weekend),只將Weekend從True/False轉換成1/0。

使用 Random Forest、SVM、MLP 三種未調整超參數的模型進行訓練(5-cross validation)。Random Forest、MLP 的驗證準確率 82%較低、SVM 有驗證 84%準確率。

```
Random Forest Classifier:
  Average train accuracy: 0.9993917274939171
  Average validation accuracy: 0.8283860502838605

Support Vector Machine:
  Average train accuracy: 0.8452960259529604
  Average validation accuracy: 0.8451743714517438

MLP Classifier:
  Average train accuracy: 0.8313868613138686
  Average validation accuracy: 0.8283049472830495
```

- 2. Reasons: 使用 ProductRelated、ProductRelated\_Duration、ExitRates、SpecialDay、Weekend 做了五種假設。
  - 一、觀看越多次商品頁面的人購買的可能性越高。
  - 二、在商品頁面時間越長的人購買的可能性越高。
  - 三、最後從離開商品書面機率越低,購買機率越高。
  - 四、越接近特殊節日,購買機率越高。
  - 五、周末的購買機率較高。

以上五點的假設在分析資料後發現,僅有第四點假設不完全正確,但是沒有使用到最強的特徵 PageValues,所以準確率還有機會再提高。

#### 3. My approaches:

使用 Random Forest、SVM、MLP 三種模型,並用 5-cross validation 逐步調整特徵,以得到最高的驗證準確度的特徵再調整超參數。

● Random Forest:使用下圖特徵與超參數,得到90.5%驗證準確度。

Average train accuracy: 0.9111922141119221 Average validation accuracy: 0.905190592051906

● SVM:使用下圖特徵與超參數,得到89.8%驗證準確度。

SVC(C=1, kernel='rbf', gamma=0.4, random\_state=2000) Average train accuracy: 0.9046634225466341 Average validation accuracy: 0.8982968369829685

● MLP:使用下圖特徵與超參數,得到89.8%驗證準確度。

hidden\_layer\_sizes=(110,),
activation='relu',
solver='adam',
learning\_rate='adaptive',
learning\_rate\_init=0.001,
max\_iter=500, random\_state=2000)

Average train accuracy: 0.9021289537712895 Average validation accuracy: 0.8977291159772911

# 4. Improvement:

#### 一、特徵篩選

PageValue 與 Revenue 相關性最高, Administrative、Month、BounceRates 相關係數也高(不管正、負相關),將此四項特徵加入; Special Day的相關性低,刪除此特徵。

三者準確度都有上升。Random Forest 已達 9 成驗證準確度,SVM 進步幅度最小。

```
Random Forest Classifier:
   Average train accuracy: 0.9998580697485806
   Average validation accuracy: 0.9022708840227087

Support Vector Machine:
   Average train accuracy: 0.8480332522303324
   Average validation accuracy: 0.8472019464720196

MLP Classifier:
   Average train accuracy: 0.8798864557988646
   Average validation accuracy: 0.8783454987834549
```

### 二、修改原特徵:

將上一步取用的特徵做修改。

- 1. PageValues 改成 PageValues\_Thres
- 2. ProductRelated 改成 ProductRelated\_Band
- 3. ProductRelated\_Duration 改成 ProductRelated\_Dur\_Band
- 4. BounceRates 改成 BounceRates Thres
- 5. ExitRates 改成 ExitRates\_Thres

修改原特徵後,Random Forest 的驗證準確度下降 2%,SVM 和 MLP 上升到 89%。SVM 進步幅度最大。

Random Forest Classifier:

Average train accuracy: 0.9220802919708028 Average validation accuracy: 0.8823195458231956

Support Vector Machine:

Average train accuracy: 0.8928629359286294 Average validation accuracy: 0.8927818329278183

MLP Classifier:

Average train accuracy: 0.896897810218978 Average validation accuracy: 0.8932684509326846

### 三、加入創造的新特徵:

- Administrative\_Dur\_Band: Administrative\_Duration 取 log 後切成 4 個數值區間。區間值越大、購物機率越高。
- Bounce\*Exit:將 BounceRates 和 ExitRates 相乘,再用 minmax scaler 設定範圍在[0,1]。
- Month\_2、Month\_11: Month 的 one-hot encoding 結果,取出2月 跟11月,因為2月購物機率最低、11月購物機率最高。
- Traffic\_noRevenue:把購物機率特低的類別和其他區分。
- Returning\_Visitor、New\_Visitor: VisitorType 的 one-hot encoding 結果。

相較上一步的驗證準確度,SVM 不變、Random Forest 幾乎不變,MLP 微幅上升。

Random Forest Classifier:

Average train accuracy: 0.9714517437145174 Average validation accuracy: 0.8828872668288726

Support Vector Machine:

Average train accuracy: 0.8936334144363342 Average validation accuracy: 0.8927818329278183

#### MLP Classifier:

Average train accuracy: 0.9011354420113543 Average validation accuracy: 0.897566909975669

## 四、確定特徵與調整模型超參數

- Random Forest 使用第一步的特徵,調整超參數:500 棵最大深度 15的決策樹、使用全部特徵、使用 entropy 值做為決策順序、最小的節點權重 0.01。
- SVM 使用第三步的特徵,調整超參數:正規化參數為 1、kernel funciton 使用係數 0.4 的 Radial Basis Function。
- MLP使用第三步的特徵,調整超參數:110層隱藏層、使用 relu 作為激活函數,用 adam 做最佳化,初始的 learning rate 為 0.001,學習率會自適應調整。

Random Forest 從 0.902 上升到 0.905。

SVM 從 0.892 上升到 0.898。

MLP 從 0.8975 上升到 0.8977。

Random Forest Classifier:

Average train accuracy: 0.9111922141119221 Average validation accuracy: 0.905190592051906

Support Vector Machine:

Average train accuracy: 0.9046634225466341 Average validation accuracy: 0.8982968369829685

MLP Classifier:

Average train accuracy: 0.9021289537712895 Average validation accuracy: 0.8977291159772911