

藝術風格探索

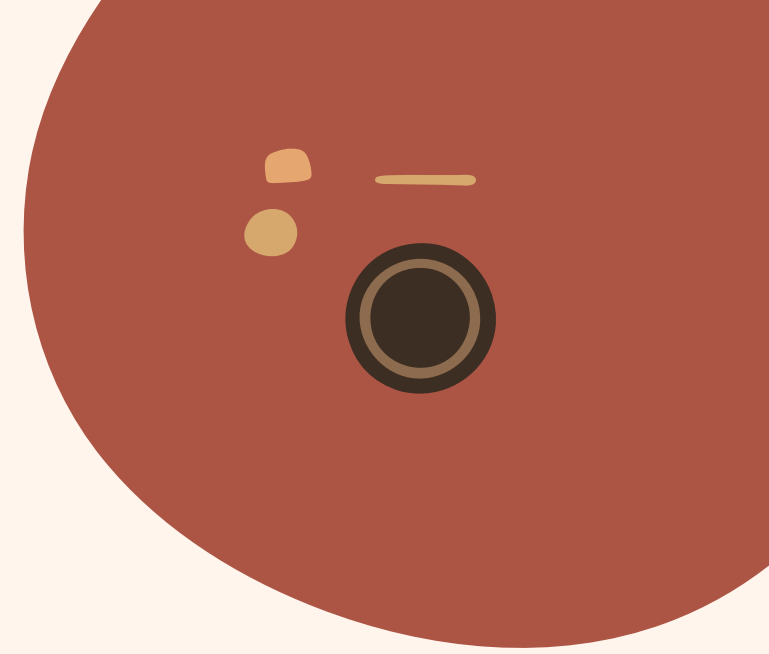
利用特徵提取與機器學習進行圖像分類

高崇哲 林青欣 黃翊瑄 陳彥竹 李佳芬 鄭家晏

START



Table of Contents



1 動機與目的

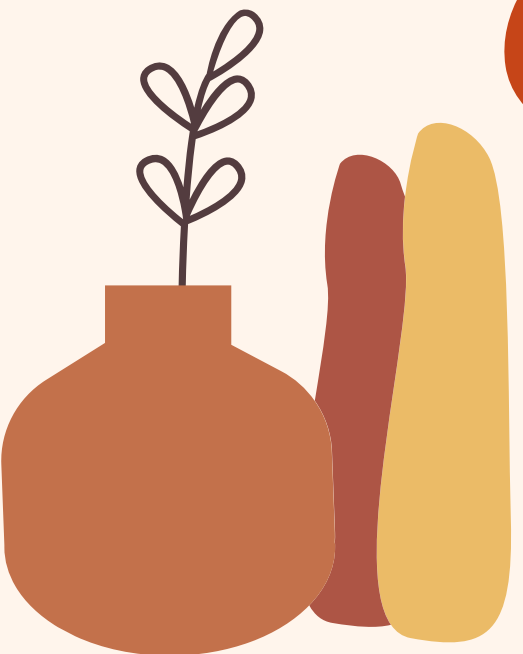
2 資料介紹

3 研究方法

4 實證分析

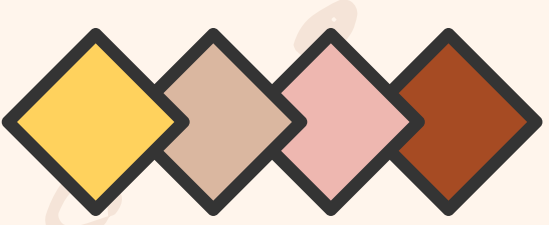
5 結論與未來方向

6 Demo



1

動機與目的



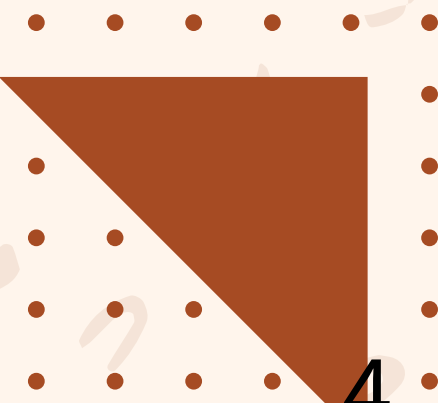
研究動機

”

Topic 1: 圖像分類的耗時

”

Topic 2: 深度學習的限制與挑戰



2

資料介紹

資料介紹



資料來源: Kaggle. Art Images

選取範圍: .jpeg格式

最後資料: 2200幅畫來自**四種**不同類型的作品，每個作品各為550幅

Training	Test
各類型500張	各類型50張

資料介紹：藝術品種類

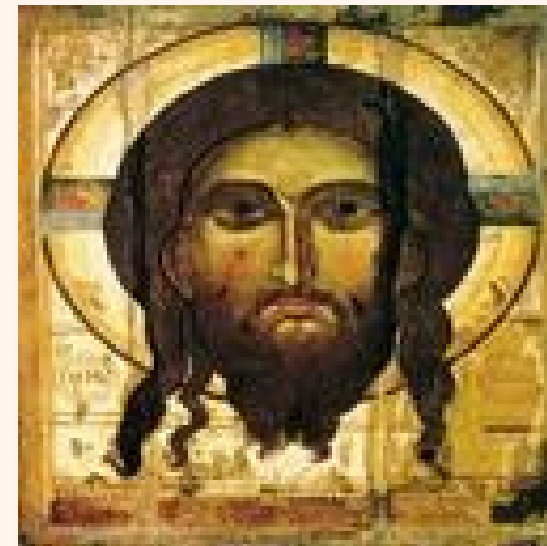
drawings



engraving



iconography



sculpture



3

研究方法



研究方法

01

- 大小調整：將所有圖片調整成128*128像素
- 特徵提取：計算每張圖片中的顏色、紋理、結構和形狀特徵值
- 隨機抽樣：在各類藝術品各抽取550張圖片，達成資料平衡

02

- 特徵選取：透過EDA、模型表現來挑選出具解釋性的特徵
- 模型組合：嘗試不同ML模型，選擇表現最佳的模型
- 參數優化：使用GridSerach，找到使模型表現最佳的參數組合

特徵介紹——顏色特徵

特徵名稱	特徵含義
RGB平均數 (Mean)	<ul style="list-style-type: none">• 圖像中紅色、綠色、藍色的強度• RGB平均值都越高，代表圖像越亮• 單一平均值較高，代表該圖像特定色調明顯
RGB變異數 (Variance)	<ul style="list-style-type: none">• 圖像中紅色、綠色、藍色的變化程度• RGB變異數越高，代表圖像包含更多的細節和紋理
RGB一階差分 (Diff)	<ul style="list-style-type: none">• 圖像中紅色、藍色、綠色像素值的變化梯度• 一階差分值越高，代表圖像中的邊緣和輪廓較清晰

特徵介紹——結構特徵

特徵名稱	特徵含義
分層結構 (layers)	<ul style="list-style-type: none">• 圖像的整體色彩分佈• 值越大表示圖像的色彩分佈越複雜
對稱性 (symmetry)	<ul style="list-style-type: none">• 衡量圖像左右對稱的程度• 值越小，表示圖像越對稱
對齊度 (alignment)	<ul style="list-style-type: none">• 主特徵向量與水平方向的夾角• 反映圖像的主要結構方向• 值越小，表示主要結構與水平方向越對齊

特徵介紹——紋理特徵

特徵名稱	特徵含義
對比度 (Contrast)	<ul style="list-style-type: none">• 相鄰像素之間的灰度差異• 對比度值越高，代表圖像中的紋理越突出• 強調灰度差異的平方值
能量 (Energy)	<ul style="list-style-type: none">• 圖像紋理粗糙度的特徵• 能量值越高，代表圖像紋理越粗糙
同質性 (Homogeneity)	<ul style="list-style-type: none">• 圖像中相似像素對之間的接近程度的特徵• 同質性值越高，代表圖像中的紋理越均勻
異質性 (Dissimilarity)	<ul style="list-style-type: none">• 圖像中相鄰像素間的灰度差異的特徵• 異質性值越高，代表圖像中的紋理越突出• 強調灰度差異的絕對值

特徵介紹——形狀特徵

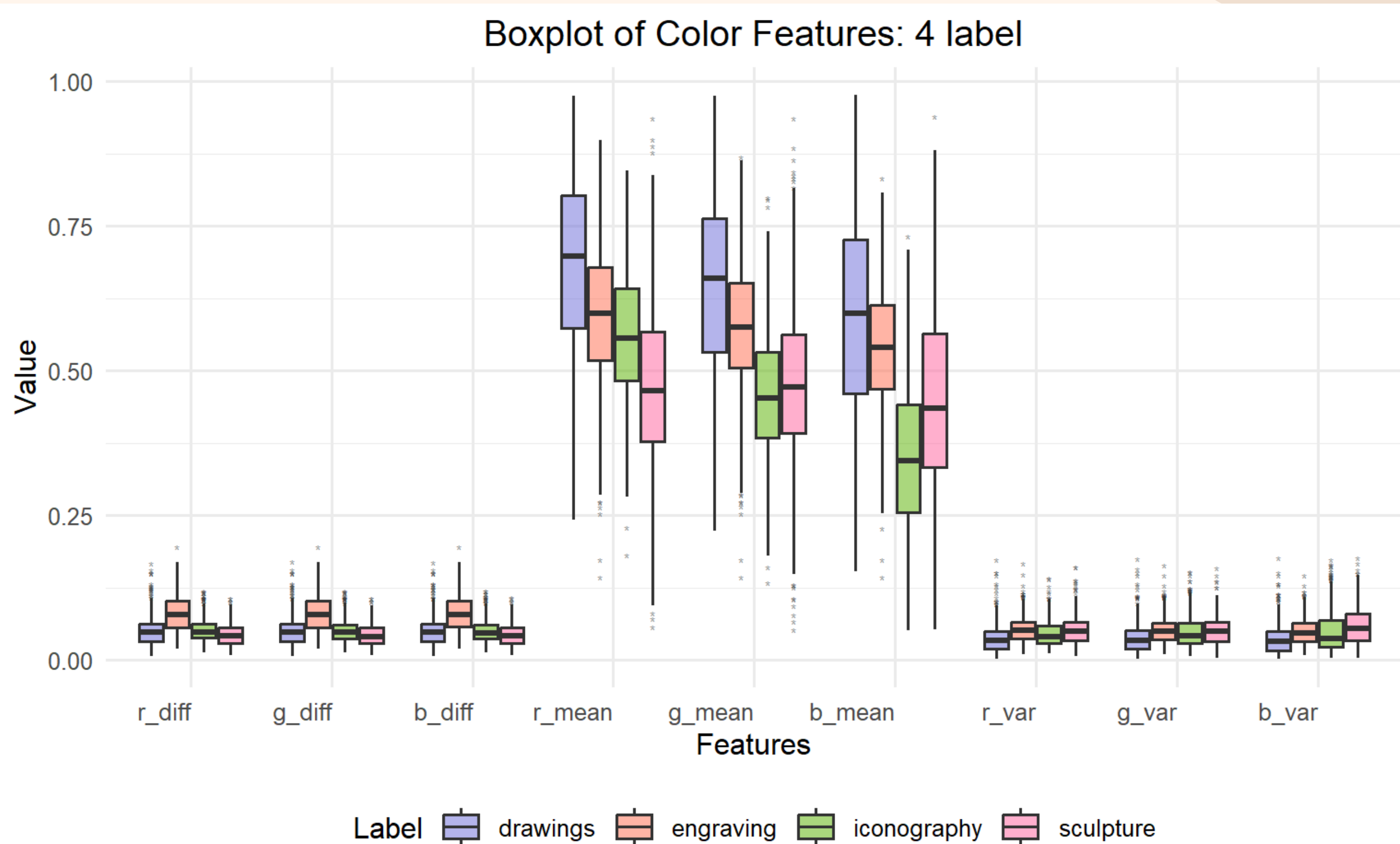
特徵名稱	特徵含義
面積 (Area)	<ul style="list-style-type: none">• 圖像中的物體大小
重心 (Centroid)	<ul style="list-style-type: none">• 圖像中物體的平均位置
凸包面積 (Convex Hull Area)	<ul style="list-style-type: none">• 圖像的最小凸多邊形面積• 凸包面積越大，凸度越高
方向 (Orientation)	<ul style="list-style-type: none">• 圖像中物體的主要朝向
圓度 (Circularity)	<ul style="list-style-type: none">• 圖像中物體的圓型度• 值越接近1，表示物體形狀越圓

4

實證分析

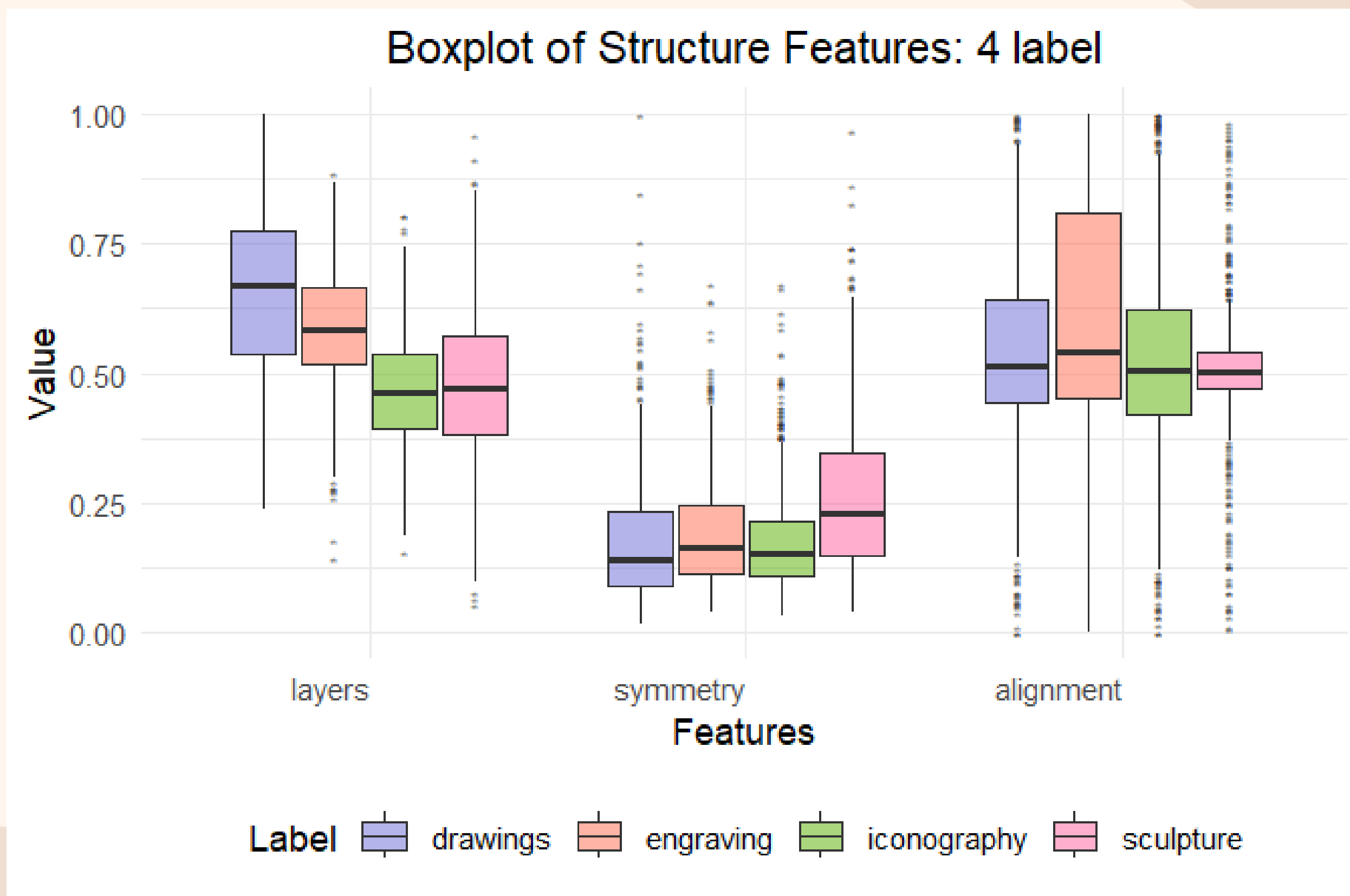


顔色特徴EDA



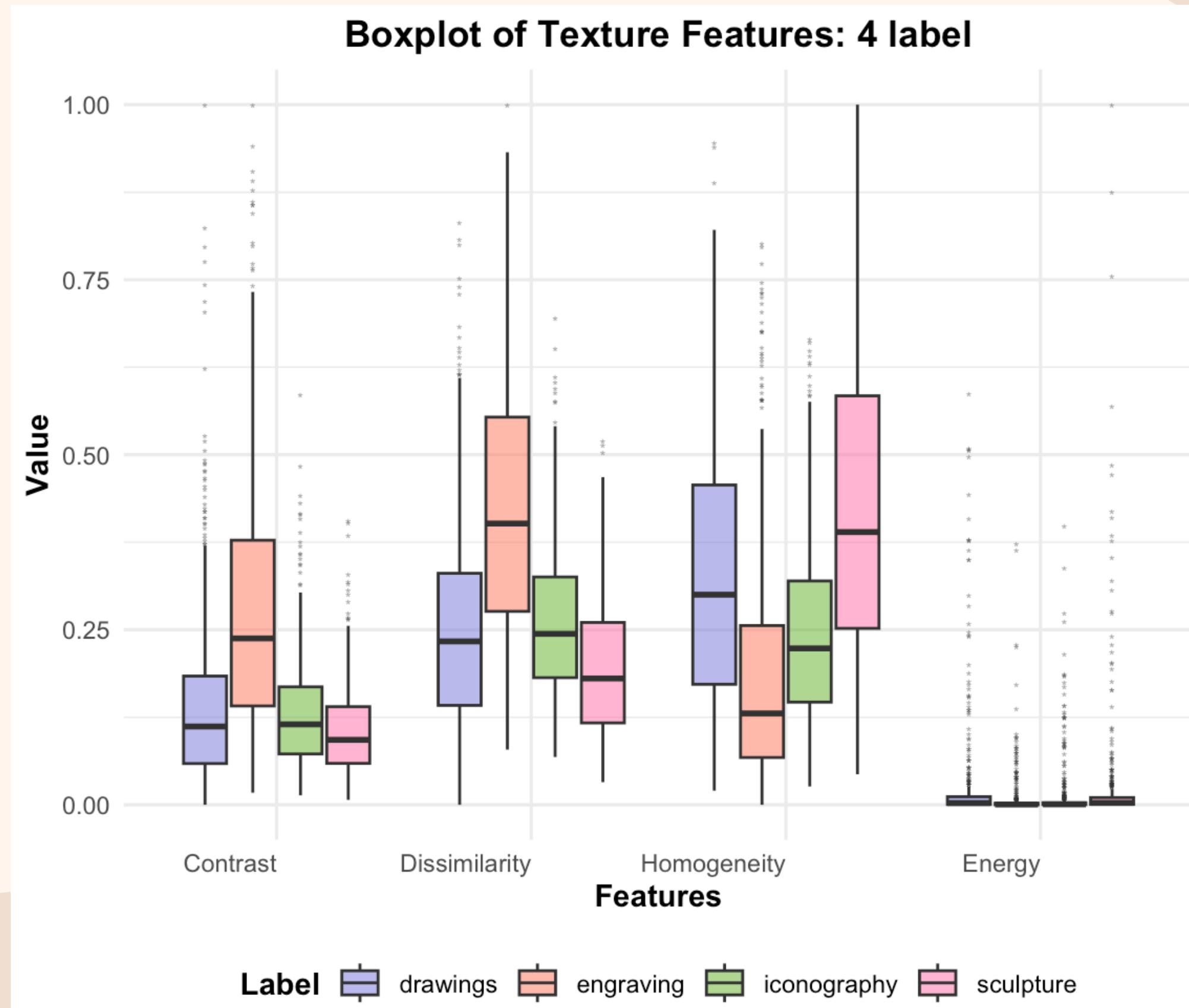


結構特徵EDA



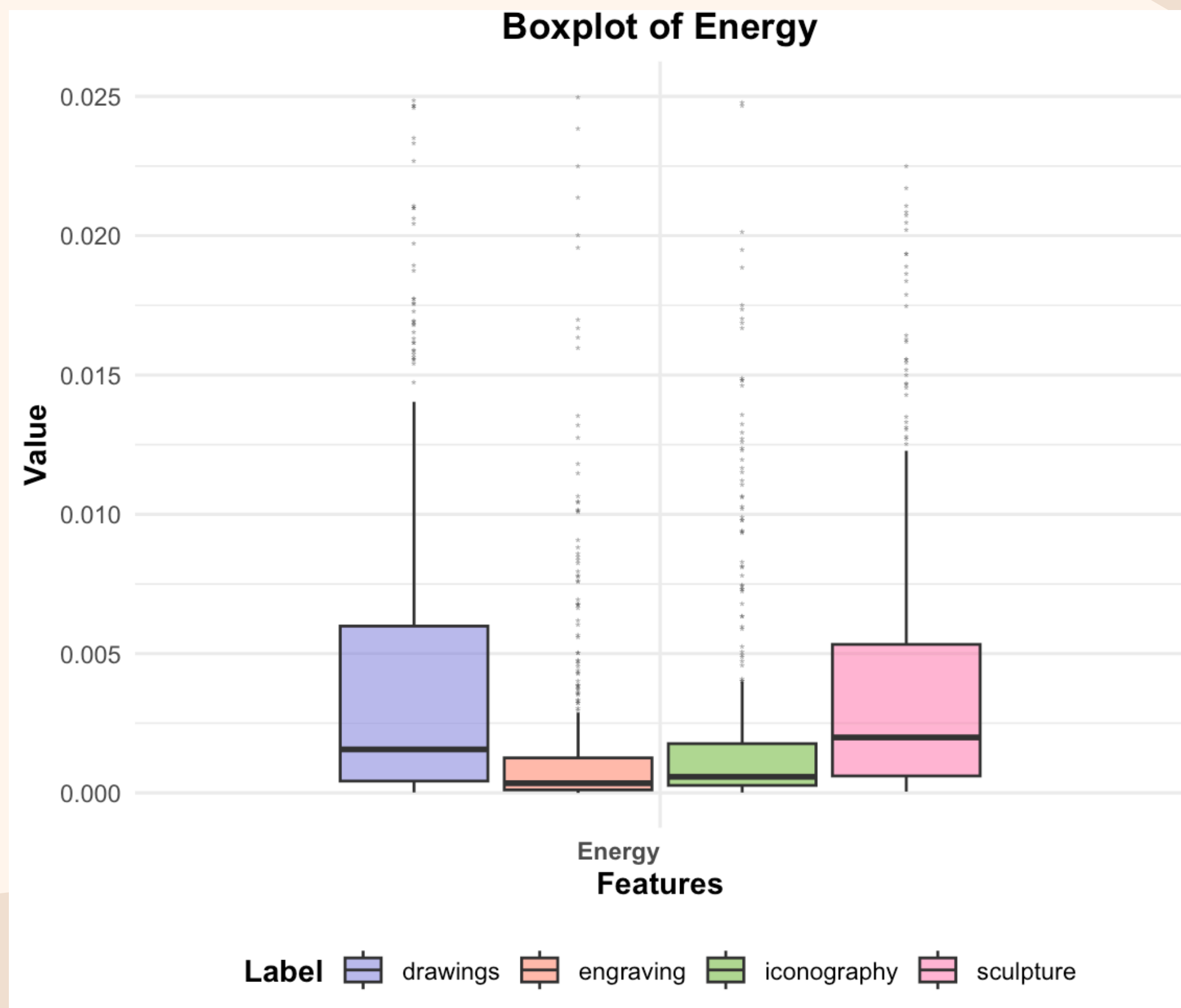


紋理特徵EDA





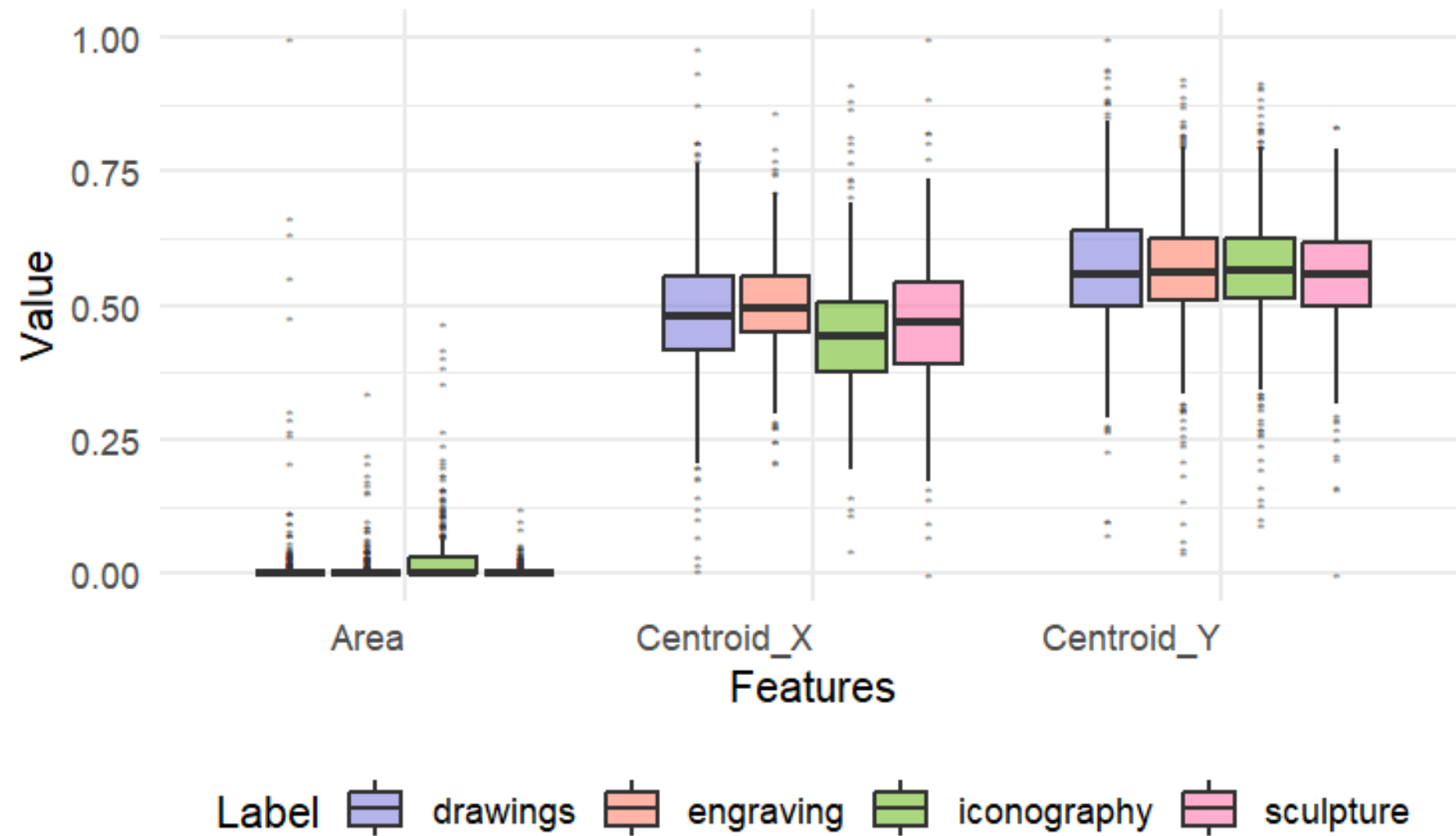
紋理特徴EDA



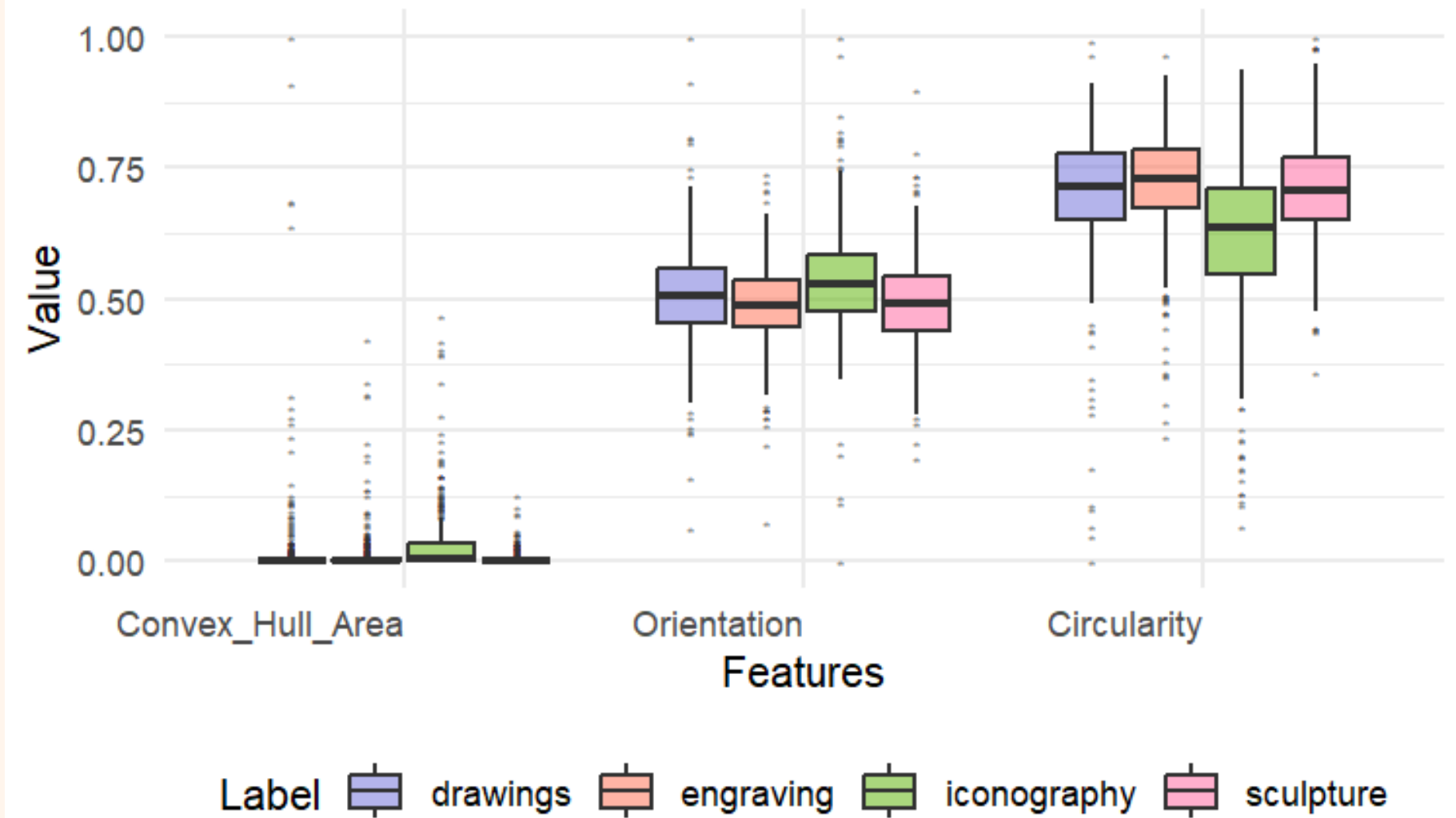


形狀特徵EDA

Boxplot of Normalized Shape Features



Boxplot of Normalized Shape Features



實證分析：特徵準確度比較

	特徵數	SVM	Random Forest	GBM
RGB平均數、變異數	6	0.61	0.605	0.605
RGB平均數、變異數、 一階差分値	9	0.705	0.685	0.68
RGB平均數、變異數、 一階差分値、結構特徵値	12	0.75	0.68	0.715
RGB平均數、變異數、 一階差分値、結構特徵値 、紋理特徵値	15	0.77	0.69	0.715
RGB平均數、變異數、 一階差分値、結構特徵値 、紋理特徵値、形狀特徵値	21	0.59	0.7	0.69

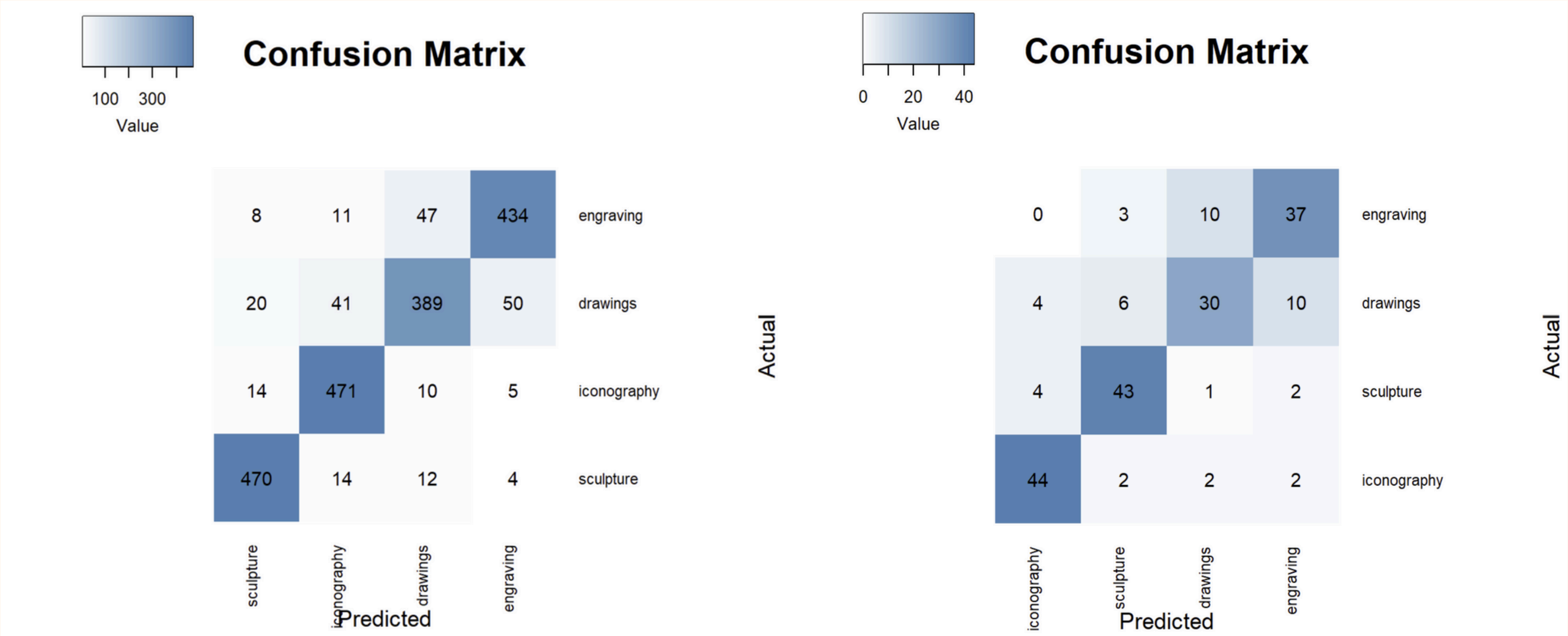
特徵準確度比較

Log Likelihood for SVM: -150.8133

Log Likelihood for GBM: -152.9199

Log Likelihood for Random Forest: -156.363

實證分析：混淆矩陣



訓練集混淆矩陣

測試集混淆矩陣

實證分析：分類案例

難區分



drawings



engraving

易區分



iconography



engraving

5

結論與 未來方向

結論

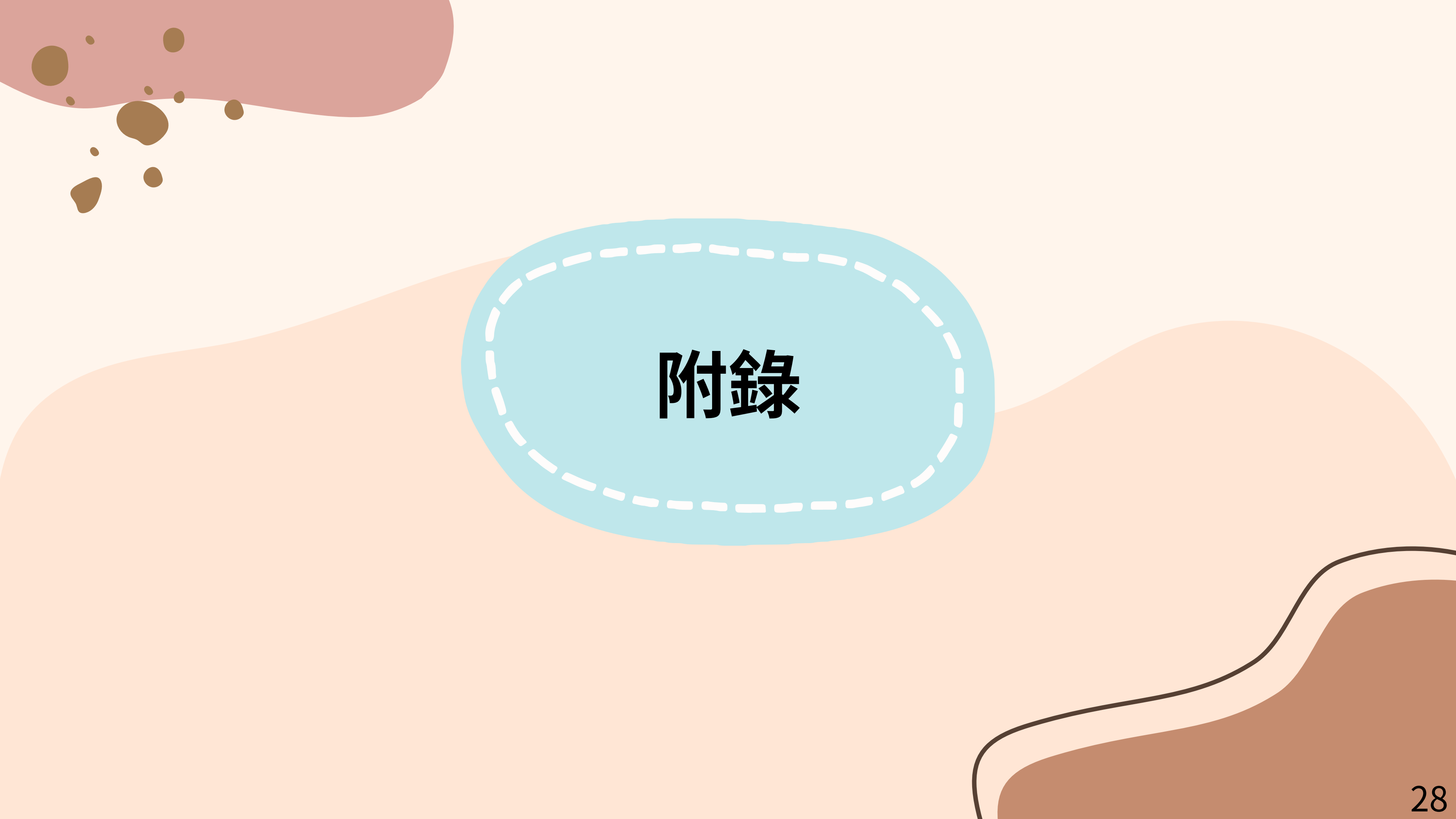
- 成功在**R語言**上實現畫作識別，利用**SVM**模型在四分類畫作達到**77%**準確率
- 同時考慮**顏色特徵**、**結構特徵**、**紋理特徵**效果更好，且只使用**15**個關鍵變數也能有良好分類效果

未來方向

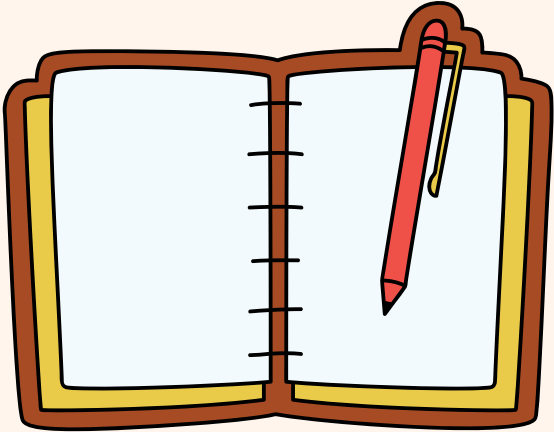
- 測試其他資料集、類型
- 研究額外特徵
- 加入深度學習模型一同進行比較

6

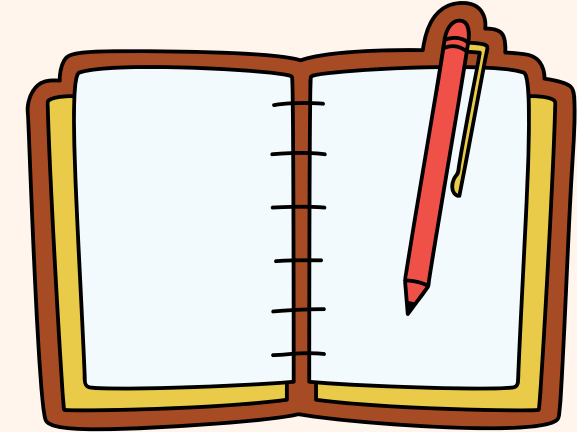
DEMO



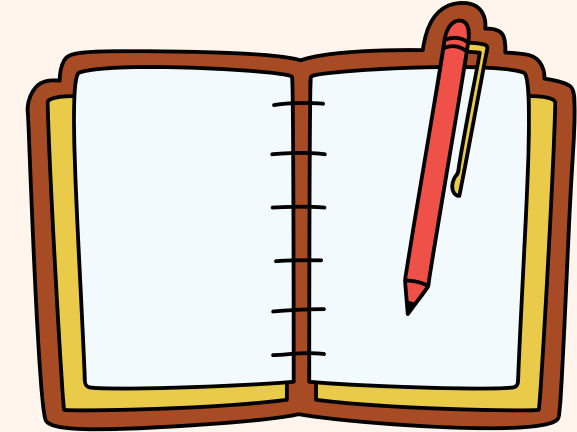
附錄



特徵名稱	計算公式
RGB平均數 (Mean)	<ul style="list-style-type: none">• #計算三個顏色通道的平均數，反映圖像特定色調的明顯程度• <code>mean(img[,1]), mean(img[,2]), mean(img[,3])</code>
RGB變異數 (Variance)	<ul style="list-style-type: none">• #計算三個顏色通道的變異數，反映圖像的細節和紋理多寡• <code>var(c(img[,1])), var(c(img[,2])), var(c(img[,3]))</code>
RGB一階差分 (Diff)	<ul style="list-style-type: none">• #計算三個顏色通道的變化梯度，反映圖像中邊緣和輪廓的深淺• <code>compute_diff <- function(img, x) {</code>• <code>Diff <- abs(diff(img[,x]))</code>• <code>c(mean(Diff))}</code>



特徵名稱	計算公式
分層結構 (layers)	<ul style="list-style-type: none">• #計算所有顏色的總和，反映圖像的整體色彩分佈• <code>layers <- sum(colMeans(colSums(as.array(img))))</code>
對稱性 (symmetry)	<ul style="list-style-type: none">• #計算水平投影與其反向的絕對差值，並除以投影長度，衡量圖像左右對稱的程度• <code>symmetry <- sum(abs(horizontal_profile - rev(horizontal_profile))) / length(horizontal_profile)</code>
對齊度 (alignment)	<ul style="list-style-type: none">• #計算灰階影像的協方差矩陣最大特徵向量與水平方向的夾角，反映圖像的主要結構方向• <code>alignment <- abs(atan(main_eigenvector[2] / main_eigenvector[1]))</code>



特徵名稱	計算公式
對比度 (Contrast)	<ul style="list-style-type: none">• #計算灰度值間的差異，將其平方後乘以該灰度值在圖像中的出現次數，並將結果加總• <code>sum((row(glcm) - col(glcm))^2 * glcm)</code>
能量 (Energy)	<ul style="list-style-type: none">• #計算GLCM的元素值平方和，反映圖像的粗糙度• <code>energy <- sum(glcm^2)</code>
同質性 (Homogeneity)	<ul style="list-style-type: none">• #對GLCM每個元素行和列索引的絕對差值加1取倒數，與對應的GLCM元素值相乘再相加• <code>homogeneity <- homogeneity + (1 / (1 + abs(i - j))) * glcm[i, j]</code>
異質性 (Dissimilarity)	<ul style="list-style-type: none">• #對GLCM每個元素，計算其行和列索引的絕對差值，與對應的GLCM元素值相乘再相加• <code>dissimilarity <- dissimilarity + abs(i - j) * glcm[i, j]</code>

特徵名稱	計算公式
重心 (Controid)	$centroid_x = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i \cdot centroid_y = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n y_i$
凸包面積 (Convex_Hull_Area)	<ul style="list-style-type: none">• 用高斯面積公式計算 $S = \frac{1}{2} \begin{vmatrix} x_1 & x_2 & x_3 & \dots & x_n \\ y_1 & y_2 & y_3 & \dots & y_n \end{vmatrix}$
方向 (Orientation)	<ul style="list-style-type: none">• <code>centered_pixels <- scale(region_pixels, scale = FALSE)</code> #將座標進行中心化。• <code>pca_result <- prcomp(centered_pixels)</code> #用PCA找出多邊形的主要方向。• <code>orientation <- atan2(pca_result\$rotation[2, 1], pca_result\$rotation[1, 1])</code> #用<code>atan2()</code>計算向量的角度。 #<code>pca_result\$rotation[2, 1]</code>和<code>pca_result\$rotation[1, 1]</code>表PCA1和PCA2的旋轉角度。
圓度 (Circularity)	<ul style="list-style-type: none">• <code>perimeter <- length(region_pixels)</code> #計算多邊形的周長，即多邊形的邊線長度。• <code>area <- nrow(region_pixels)</code> #計算多邊形的面積，即多邊形所包圍的區域的大小。• <code>circularity <- 4 * pi * area / (perimeter^2)</code> #計算多邊形的圓度。

海報展演當天QA

1. 最後結果是否有回歸藝術風格的解析？

Ans: 在Boxplot 就可以看出一些藝術風格在各個特徵上的差異

2. 可以用在測試目前線上AI圖像風格轉換產品的轉換成效

Ans: 未來可以

3. 現有或者未來的實際應用？

Ans: 目前為本地端的成果展現，之後可以朝向手機直接拍攝或加入更加即時性的應用

4. 在R語言上面實現圖像分類是否有遇到什麼困難？

Ans: 現有套件較少，因此我們手動開發實現出特徵函數，以實現特徵擴增

Q

A

Question Time



THANK YOU
SO MUCH!

