

# 貓狗圖像分類與 Grad-CAM 可視化（遷移學習）

colab:

<https://colab.research.google.com/drive/17PYINngnSAgwxXo80VTIR4hMO42r0Kq7?usp=sharing>

## 專案目標

本專案使用來自 Kaggle 的 Dogs vs. Cats 圖像資料集，結合三種主流遷移學習模型（VGG16、ResNet50、EfficientNetB0）進行二元分類任務，並透過 Grad-CAM 技術可視化模型的注意區域，進行模型判斷依據分析。

## 資料預處理

- 來自 Kaggle 的原始壓縮檔 train.zip、test1.zip 從 Google Drive 掛載並解壓縮。
- 將訓練資料依檔名前綴分類到 `cat/` 與 `dog/` 資料夾。
- 將測試資料放入 Keras 相容的 `test/unknown/` 結構，方便建立 generator。

```
bash
複製程式碼
data_split/
├── train/
│   ├── cat/
│   └── dog/
└── test/
    └── unknown/
```

## 模型架構設計（遷移學習）

三個模型皆使用 ImageNet 預訓練權重，不訓練 base model，並在尾端加入分類器：

```
text
複製程式碼
BaseModel (不含全連接層) →
GlobalAveragePooling →
```

Dense(256, relu) →  
Dropout(0.5) →  
Dense(1, sigmoid)

## 模型列表：

模型名稱	特徵
VGG16	經典卷積架構，解釋性佳
ResNet50	使用殘差結構，表現穩定
EfficientNetB0	輕量化模型，效能與效率兼具

## 訓練與驗證


- 使用 `ImageDataGenerator` 搭配 `validation_split=0.2` 劃分訓練/驗證集。
- 每個模型訓練 5 個 epoch，統一參數設定，方便橫向比較。

## 超參數設定：

參數	值
圖像尺寸	224 × 224
批次大小	32
Optimizer	Adam
損失函數	Binary Crossentropy
Epoch	5

## 模型效能比較

### Validation Accuracy & Loss 曲線：

( 你已貼圖，這裡可附圖)

模型	Val Accuracy	Val Loss
<b>VGG16</b>	★ 約 92%	約 0.18
ResNet50	約 63%	約 0.64
EfficientNetB0	約 50% (隨機)	約 0.69

 **結論：**在本次訓練條件下，**VGG16** 擁有最佳驗證表現與最低損失。

## 🔥 Grad-CAM 可視化分析

透過 Grad-CAM 可視化不同模型「關注區域」：

模型	熱力圖聚焦	解釋性
VGG16	偏分散，但清楚	★ 中等佳
ResNet50	聚焦於貓臉、耳朵、眼睛	🧠 最準確清楚
EfficientNetB0	幾乎無熱區，圖像偏紫	⚠️ 梯度未成功生成

### 📌 重點說明：

高準確率 ≠ 熱圖清楚，解釋性需透過 Grad-CAM 輔助觀察  
EfficientNet 若無收斂，可能產出無效熱圖

## 📈 成果總結

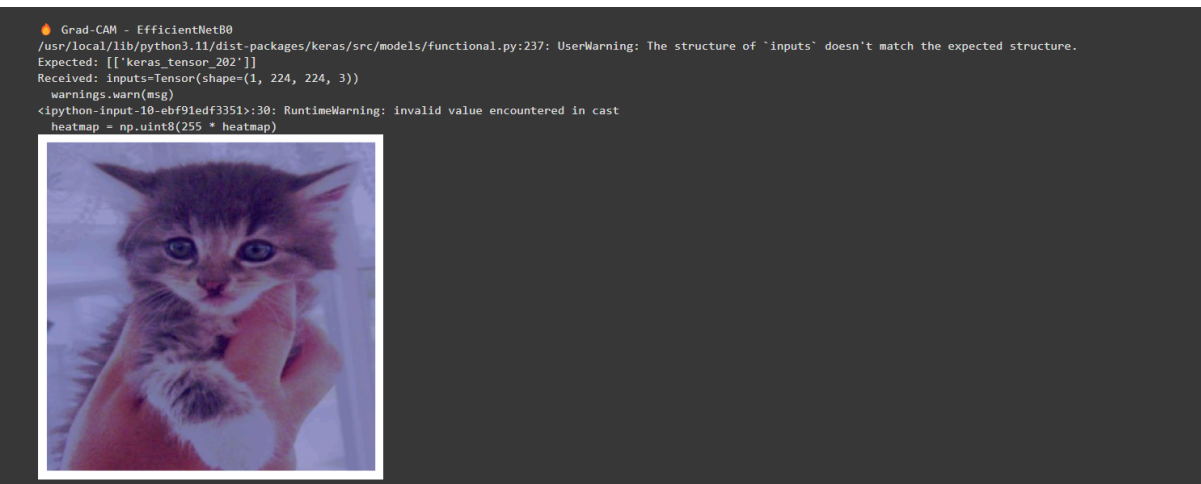
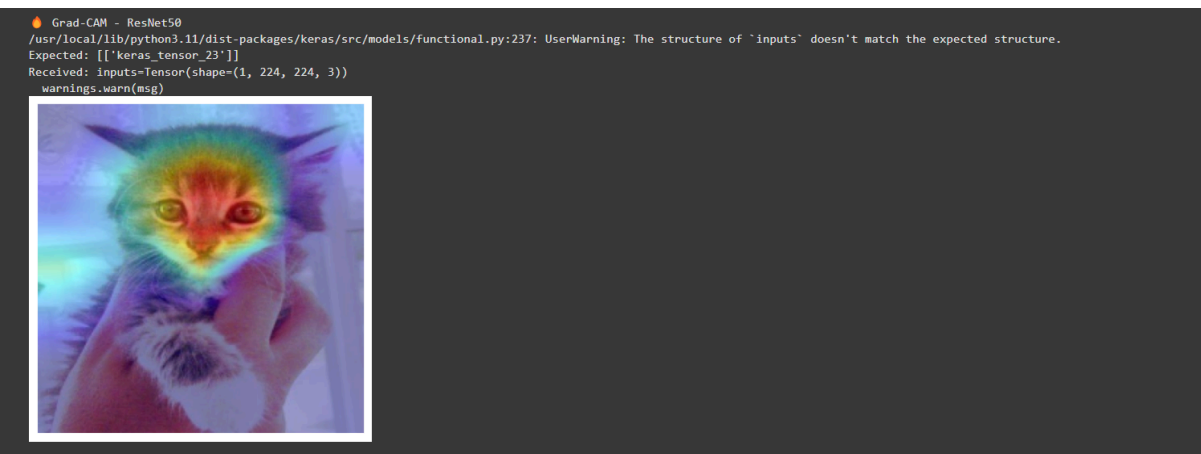
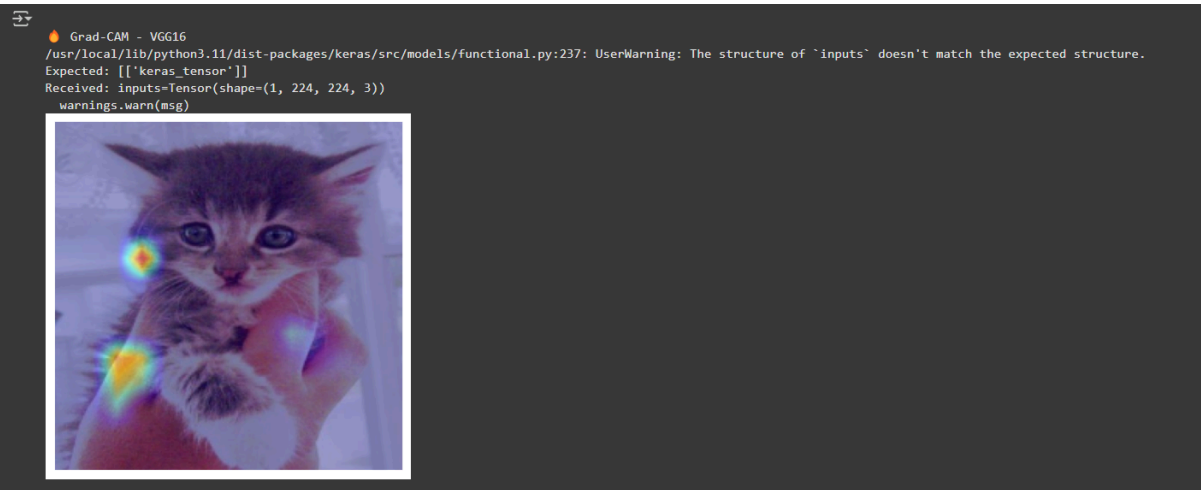
- 成功完成貓狗分類任務，訓練與可視化均有清晰成果。
- 比較三種模型在驗證表現與 Grad-CAM 上的差異。
- 展示出模型不僅要高準確率，更需搭配可視化提升可信度。

## 📌 自我反思與未來工作

- 可增加訓練 epoch（如 10+），觀察模型長期表現
- 可調整學習率、嘗試 `model.trainable = True` 進行微調
- 可導入進階可視化技術：Score-CAM、SmoothGrad 等

## ✅ 成果截圖集錦

### 📷 三個模型的 Grad-CAM 圖片



## accuracy/loss 曲線圖

