

# 一、實驗設計與結果

## 1.1 嬰兒臉部偵測實驗

### 1.1.1 實驗目的與設計

在收集嬰兒臉部資料集時，需針對嬰兒影像擷取出臉部範圍，進而後續之臉部遮擋辨識階段。

因此，本實驗使用 3.3 節之嬰兒姿勢資料集，就 OpenCV `goyal_face_2017`、SSD `ye_face_2021`、MTCNN `zhang_joint_2016` 及 RetinaFace `deng_retinaface_2016` 等臉部偵測演算法，分析其執行時間及臉部擷取準確度進行比較，以驗證適合本系統之演算法。

### 1.1.2 實驗評估方式

本實驗為驗證嬰兒臉部偵測演算法之實際可行性，將針對臉部偵測執行時間及偵測結果之準確度分別進行比較：透過計算演算法偵測所有資料集共 15416 張影像所花費之時間，得以算出各演算法平均每張需花費之時間；而準確度則將嬰兒臉部偵測之影像結果進行分類標註，分別計算出各演算法之 accuracy、precision 及 recall。

### 1.1.3 實驗結果與分析

首先，針對演算法之執行時間進行比較，透過實驗結果可得出使用 SSD 演算法進行嬰兒臉部偵測，將可擁有較佳的偵測速度。而四項演算法偵測 15416 張影像之詳細實驗結果如下：

(1) OpenCV 演算法：共花費 18 分 01.78 秒，平均每張影像需花 0.07 秒；

(2) SSD 演算法：共花費 9 分 17.26 秒，平均每張影像需花 0.04 秒；

(3) MTCNN 演算法：共花費 2 小時 8 分 22.05 秒，平均每張影像需花 0.50 秒；

(4) RetinaFace 演算法：共花費 5 小時 42 分 2.10 秒，平均每張影像需花 1.33 秒。

接著，就偵測之精確度進行比較，透過實驗結果可得出選用 RetinaFace 演算法進行嬰兒臉部偵測，可擁有較佳的偵測準確度。而四項演算法進行嬰兒臉部偵測之詳細實驗結果如下：

(1) 使用 OpenCV 演算法偵測結果如表 1.1，由於偵測效果不佳，將多數影像皆誤判為 False（無臉），故僅計算其 precision 為 79.90%；

(2) 使用 SSD 演算法偵測結果如表 1.2，由於偵測效果不佳，將多數影像皆誤判為 False（無臉），故僅計算其 precision 為 99.90%；

(3) 使用 MTCNN 演算法偵測結果如表 1.3，其 accuracy 為 90.20%、precision 為 94.76% 以及 recall 為 90.93%；

(4) 使用 RetinaFace 演算法偵測結果如表 1.4，其 accuracy 為 99.78%、precision 為 99.75% 以及 recall 為 99.91%。

綜觀上述兩部分實驗結果，若系統欲擁有較迅速的執行速度又兼具偵測準確度，可得出以下結論：先使用 SSD 演算法找尋嬰兒臉部範圍，雖然此方法在許多狀況未能如期找到嬰兒臉部範圍，但其準確度很高，故能利用此算法之時間優勢；而若 SSD 演算法找不到嬰兒臉部時，則接續使用 RetinaFace 演算法，利用其很高之正確率及準確率之特質進行嬰

兒臉部偵測。

表 1.1: OpenCV 演算法偵測嬰兒臉部結果

	True (預測有臉)	False (預測無臉)
True (實際有臉)	2882	11809
False (實際無臉)	725	

表 1.2: SSD 演算法偵測嬰兒臉部結果

	True (預測有臉)	False (預測無臉)
True (實際有臉)	4830	10581
False (實際無臉)	5	

表 1.3: MTCNN 演算法偵測嬰兒臉部結果

	True (預測有臉)	False (預測無臉)
True (實際有臉)	9361	994
False (實際無臉)	517	4544
<b>Total</b>	<b>9878</b>	<b>5538</b>

表 1.4: RetinaFace 演算法偵測嬰兒臉部結果

	True (預測有臉)	False (預測無臉)
True (實際有臉)	12925	11
False (實際無臉)	33	2447
Total	12958	2458

## 1.2 臉部遮擋辨識實驗

### 1.2.1 實驗目的與設計

本系統為偵測嬰兒臉部是否遭非奶嘴之異物遮擋，使用 3.2 節之資料集以 ResNet50 **he\_deep\_2016** 訓練模型，並透過驗證集進行模型驗證。

程式實作中，網路訓練回合數為 20，設定影像資料大小為 224x224，包含三個類別（臉部無遮擋之安全狀態、臉部遭奶嘴遮擋及臉部遭異物遮擋之危險狀態），且透過 data augmentation 技術生成訓練及測試資料，輸出層使用 softmax 作為激發函數，並使用 Adam 作為優化器且將學習率設為 0.000001 以進行微調。

### 1.2.2 實驗結果分析

本實驗訓練之模型其最終訓練準確率達 98.06%，而測試準確率達 99.43%，詳細訓練結果請見圖 1.1。

接著，再使用 342 張之驗證集影像進行模型驗證，所有影像皆辨識正確，其混淆矩陣如圖 1.2。

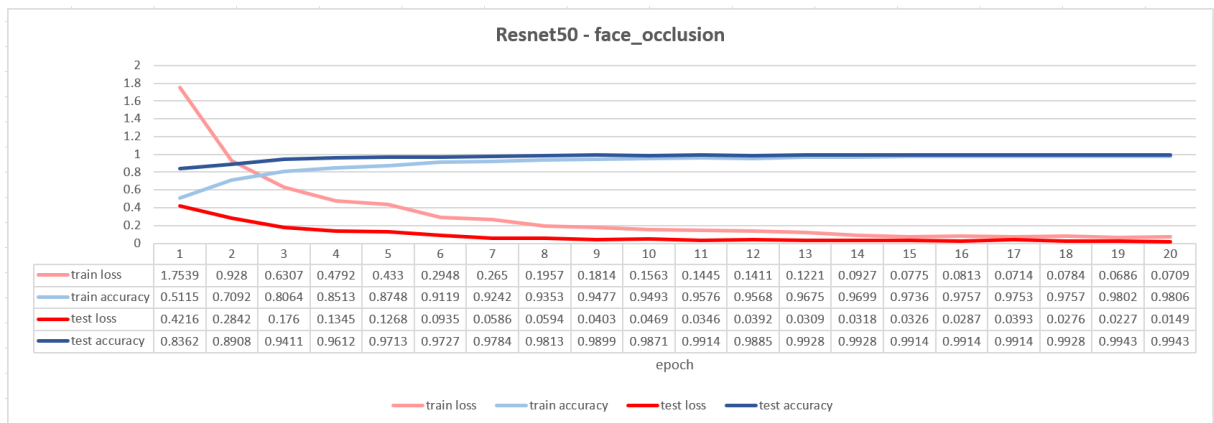


圖 1.1: 臉部辨識訓練結果

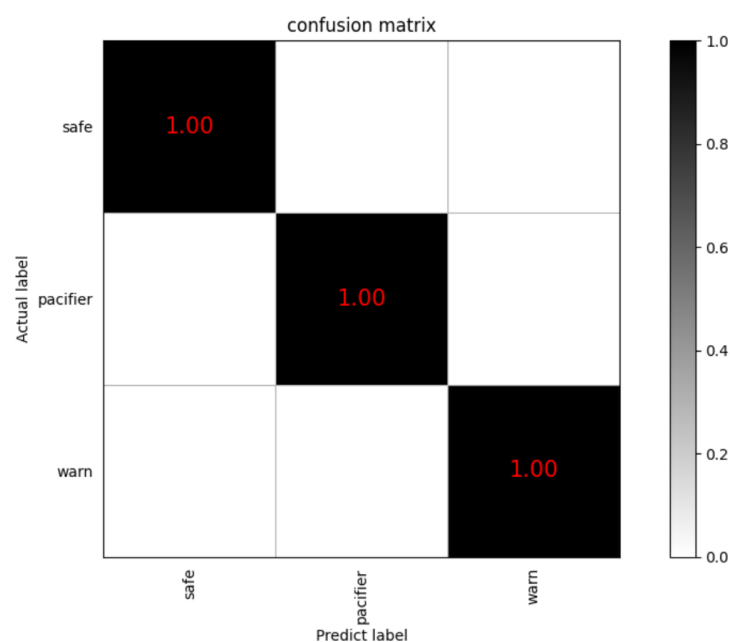


圖 1.2: 臉部遮擋辨識模型之混淆矩陣

## 1.3 姿勢辨識實驗

### 1.3.1 實驗目的與設計

本系統為辨識嬰兒姿勢是否處於危險狀態，使用 3.3 節之資料集以 ResNet50 he\_deep\_2016 訓練模型，並透過驗證集進行模型驗證。

程式實作中，網路訓練回合數為 20，設定影像資料大小為 224x224，包含四個類別（正躺、趴躺、坐姿及站立），且透過 data augmentation 技術生成訓練及測試資料，輸出層使用 softmax 作為激發函數，並使用

Adam 作為優化器且將學習率設為 0.000001 以進行微調。

### 1.3.2 實驗結果分析

本實驗訓練之模型其最終訓練準確率達 99.45%，而測試準確率達 99.71%，詳細訓練結果請見圖 1.3。



圖 1.3: 姿勢辨識訓練結果

接著，再使用 744 張之驗證集影像進行模型驗證，包含了五張類別辨識錯誤的影像，其混淆矩陣如圖 1.4。辨識錯誤之五張影像中，有三張將坐姿誤判為趴躺姿勢，推測原因為嬰兒雖呈現坐姿，但上半身貼近其腿部（如圖 1.5），而導致誤判。

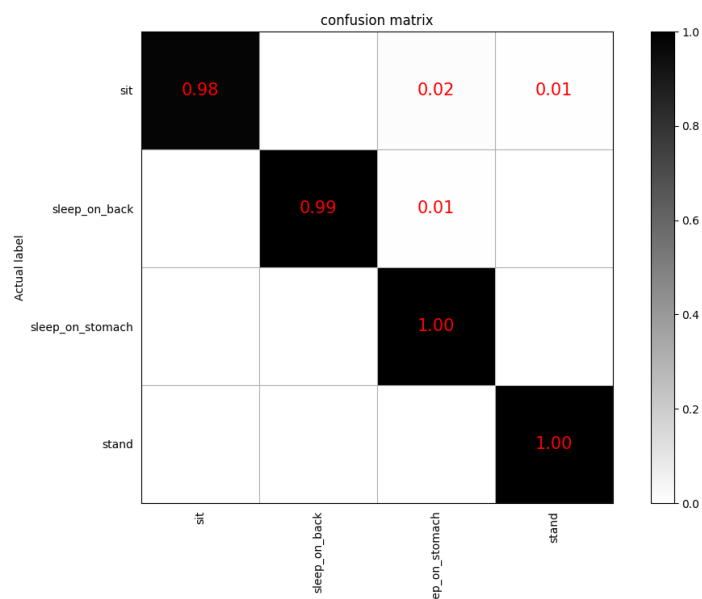


圖 1.4: 姿勢辨識模型之混淆矩陣



圖 1.5: 姿勢辨識錯誤之影像：坐姿誤判為趴躺

## 1.4 影片危險偵測實驗

### 1.4.1 實驗設計

影片危險偵測實驗影片危險偵測實驗

### 1.4.2 實驗評估方式

影片危險偵測實驗 影片危險偵測實驗

### 1.4.3 實驗結果分析

影片危險偵測實驗 影片危險偵測實驗