一、 實驗設計與結果

本章節中,根據第三章之研究方法以各項實驗驗證系統之設計,並介紹各實驗之目的與設計、評估方式以及結果與分析,透過以下五章子節進行說明:臉部偵測準確度實驗、臉部偵測執行時間實驗、臉部遮擋辨識實驗、姿勢辨識實驗及影片危險偵測實驗。

另外,本章各項實驗皆於相同硬體環境操作,詳細資訊如下:

• 作業系統: Windows 10

• CPU: Intel(R) Core(TM) i7-10700KF CPU @ 3.80GHz

• 記憶體:128GB

• GPU: NVIDIA GeForce GTX 1660

1.1 臉部偵測準確度實驗

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。

為了使本系統擁有較佳的臉部偵測準確性且兼具執行效能,本文透過1.1節及1.2節之實驗,分別進行臉部偵測演算法準確度與執行時間之比較,進而驗證以下設計:先使用 SSD 演算法偵測嬰兒臉部,此方法之召回率雖低,但其準確度很高,故能利用此算法之時間優勢;而若 SSD 演算法找不到嬰兒面部時,則接續使用 RetinaFace 演算法,利用其正確率及準確率皆高之優點進行嬰兒臉部偵測。

1.1.1 實驗目的與設計

本實驗為計算人臉偵測演算法之嬰兒面部擷取準確度,使用??節的嬰兒姿勢資料集共 15416 張影像,分析 OpenCV goyal_face_2017、SSD ye_face_2021、MTCNN zhang_joint_2016 及 RetinaFace deng_retinaface_2020等演算法之偵測結果。

1.1.2 實驗評估方式

透過分類標註四項演算法偵測嬰兒臉部之結果影像,計算出各演算法的 accuracy、precision 及 recall。

1.1.3 實驗結果與分析

由表 1.1及表 1.2 可見 MTCNN 與 RetinaFace 之實驗結果。而表 1.3及表 1.4 為 OpenCV 與 SSD 之實驗結果,可發現其將多數影像皆誤判為無臉 (False),亦即影像中有嬰兒臉部畫面但演算法未偵測之,故此部分僅關注判斷為有臉 (True)之數據統計。

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

表 1.1: MTCNN zhang joint 2016 偵測嬰兒臉部結果

再經計算後,四項演算法之 accuracy、precision 及 recall 值如下:

- 1. OpenCV: 僅關注判斷為有臉 (True) 之數據, 其 precision 為 79.90%。
- 2. SSD:僅關注判斷為有臉 (True)之數據,其 precision 為 99.90%。

表 1.2: RetinaFace deng_retinaface_2020 偵測嬰兒臉部結果

	True(預測有臉)	False (預測無臉)
True	12925	11
(實際有臉)	12,23	11
False	33	2447
(實際無臉)		2117
Total	12958	2458

表 1.3: OpenCV goyal_face_2017偵測嬰兒臉部結果

	True(預測有臉)	False(預測無臉)
True	2882	
(實際有臉)	2002	11809
False	725	11009
(實際無臉)	123	

- 3. MTCNN: accuracy 為 90.20%、precision 為 94.76% 以及 recall 為 90.93%。
- 4. RetinaFace: accuracy 為 99.78%、precision 為 99.75% 以及 recall 為 99.91%。

因此,透過本實驗結果可得出選用 RetinaFace 演算法行嬰兒臉部偵測,可擁有較佳的偵測準確度。

	True(預測有臉)	False (預測無臉)
True	4830	
(實際有臉)	4030	10581
False	5	10301
(實際無臉)	3	

表 1.4: SSD ye_face_2021 偵測嬰兒臉部結果

1.2 臉部偵測執行時間實驗

本研究進行嬰兒臉部偵測除了考量準確度外,亦希望提升整體系統 之執行效率。

1.2.1 實驗目的與設計

本實驗為計算人臉偵測演算法之執行時間,使用??節的嬰兒姿勢資料集共15416張影像,分析 OpenCV goyal_face_2017、SSD ye_face_2021、MTCNN zhang_joint_2016 及 RetinaFace deng_retinaface_2020 等演算法之偵測結果。

1.2.2 實驗評估方式

透過計算四項演算法偵測完整資料集所花費之時間,計算各演算法平均偵測一張影像之執行時間。

1.2.3 實驗結果與分析

OpenCV、SSD、MTCNN 及 RetinaFace 四項演算法偵測 15416 張影像之詳細實驗結果如下:

- 1. OpenCV: 共 18 分 01.78 秒,平均每張影像需 0.07 秒。
- 2. SSD: 共 9 分 17.26 秒,平均每張影像需 0.04 秒。

- 3. MTCNN: 共 2 小時 8 分 22.05 秒,平均每張影像需 0.50 秒。
- 4. RetinaFace: 共 5 小時 42 分 2.10 秒,平均每張影像需 1.33 秒。

因此,透過本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。

總結1.1節與1.2節之實驗結果,驗證本系統先使用 SSD 演算法偵測嬰兒臉部,未如期找到目標時,則改以 RetinaFace 演算法偵測,達成兼具準確性及執行效率之系統目標。

1.3 臉部遮擋辨識實驗

本研究中,利用深度學習技術辨識嬰兒臉部是否遭非奶嘴之異物遮蔽,進而判斷嬰兒是否處於危險情境中。

1.3.1 實驗目的與設計

本實驗為訓練針對嬰兒臉部遮擋辨識之模型,以ResNet50he_deep_2016訓練??節的嬰兒臉部資料集,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、使用奶嘴及面部遭異物遮蔽之警示狀態),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 optimizer 且將學習率設為 0.000001 以進行微調。

1.3.2 實驗結果分析

模型最終訓練準確率達 98.06%,而測試準確率達 99.43%,詳細訓練結果請見圖 1.1。

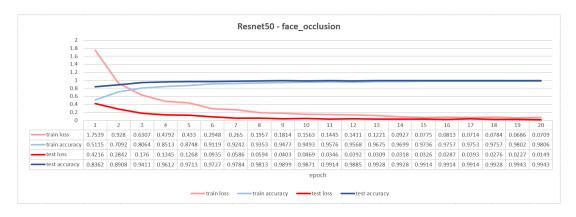


圖 1.1: 臉部辨識訓練結果

我們使用 342 張之驗證集影像進行模型驗證,所有影像皆辨識正確。 此模型之混淆矩陣如表 1.5,表中數字為各類影像之張數及比例。

		Predicted Class			
		Safe Pacifier Warn			
Actual Class	Safe	120 (100.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	
	Pacifier	0 (0.00)	115 (100.00)	0 (0.00)	
	Warn	0 (0.00)	0 (0.00)	107 (100.00)	

表 1.5: 臉部遮擋辨識模型之混淆矩陣 (單位:張/百分比)

1.4 姿勢辨識實驗

本研究中,利用深度學習技術辨識嬰兒基礎姿勢,進而判斷嬰兒是 否處於危險情境中。

1.4.1 實驗目的與設計

本實驗為訓練針對嬰兒姿勢辨識之模型,以 ResNet50 he_deep_2016訓練??節的嬰兒姿勢資料集,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 optimizer 且將學習率設為 0.000001 以進行微調。

1.4.2 實驗結果分析

模型最終訓練準確率達 99.45%,而測試準確率達 99.71%,詳細訓練結果請見圖 1.2。

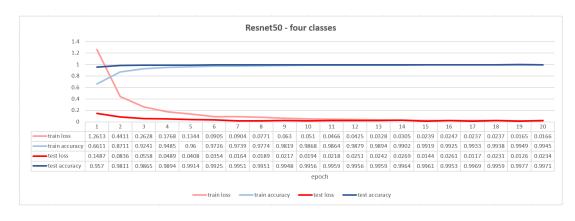


圖 1.2: 姿勢辨識訓練結果

我們使用 744 張之驗證集進行模型驗證,包含了五張類別辨識錯誤的影像,其中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 1.3),而導致誤判。此模型之混淆矩陣如表 1.6,表中數字為各類影像之張數及比例。



圖 1.3: 姿勢辨識錯誤之影像: 坐姿誤判為趴躺

		Predicted Class				
		lying on back lying on stomach sit stand				
	lying on back	164 (100.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	
Actual	lying on stomach	1 (0.52)	191 (99.48)	0 (0.00)	0 (0.00)	
Class	sit	0 (0.00)	3 (1.50)	196 (98.00)	1 (0.50)	
	stand	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	192 (100.00)	

表 1.6: 姿勢辨識模型之混淆矩陣(單位:張/百分比)

1.5 影片危險偵測實驗

本研究基於嬰兒影像進行臉部遮擋及姿勢辨識,透過讀取嬰兒影片達成危險監測之目標。

1.5.1 實驗目的與設計

本實驗為驗證此系統能基於嬰兒影像進行危險監測,利用網路之真 實嬰兒影片,包含不同之拍攝視角、嬰兒樣貌及狀態等,實驗臉部遮擋 辨識模型與姿勢辨識模型之準確性。

1.5.2 實驗評估方式

透過輸出每幀影像之臉部遮擋及姿勢辨識結果,計算其 accuracy、precision 及 recall,以驗證此二模型得以應用在監測嬰兒危險情境。

1.5.3 實驗結果分析

本實驗影片為嬰兒正躺於畫面中,並包含使用奶嘴及未使用奶嘴之情境,共切成3374 幀影像,將未拍攝到嬰兒畫面之影像刪除後,剩餘3307 張嬰兒影像進行辨識。

首先,姿勢辨識的部分,包含了278 張誤判為趴躺姿勢的影像,推 測原因為嬰兒身體遭棉被遮擋(如圖1.4),而只拍攝到露出的嬰兒臉部, 故造成姿勢辨識錯誤。



圖 1.4: 姿勢辨識錯誤之影像:正躺誤判為趴躺

其次,臉部遮擋辨識的部分,包含36張嬰兒臉部為被偵測之影像(如圖1.5),另有多張影像類別應為嬰兒正在使用奶嘴或安全狀態,但誤判為遭異物遮蔽之警示狀態,推測原因為影像中之奶嘴或嬰兒臉部遭手部等遮擋(如圖1.6),而誤判為類別。



圖 1.5: 未偵測嬰兒臉部之影像

兩部分之混淆矩陣如表 1.7及表 1.8,表中數字為各類影像之張數及 比例。



圖 1.6: 臉部遮擋誤判之為警示狀態

表 1.7: 實驗影片姿勢辨識之混淆矩陣 (單位:張/百分比)

		Predicted Class			
		lying on back lying on stomach sit stand			
	lying on back	3029 (91.59)	278 (8.41)	0 (0.00)	0 (0.00)
Actual	lying on stomach	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)
Class	sit	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)
	stand	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)	0 (0.00)

表 1.8: 實驗影片臉部遮擋辨識之混淆矩陣 (單位:張/百分比)

		Predicted Class			
	Safe Pacifier Warn				
Actual Class	Safe	1223 (83.82)	52 (3.56)	184 (12.61)	
	Pacifier	17 (1.01)	1308 (77.72)	358 (21.27)	
	Warn	0 (0.00)	0 (0.00)	129 (100.00)	