



基於深度學習之嬰兒危險監測系統
A Deep-learning-based Danger Monitoring System
For Infants

研 究 生：王佳君
指 導 教 授：蘇木春 教授



大綱

- 研究動機與目的
- 相關研究
- 研究方法
- 實驗設計與結果
- 結論與未來展望



大綱

- 研究動機與目的
 - 研究動機
 - 研究目的
- 相關研究
- 研究方法
- 實驗設計與結果
- 結論與未來展望



研究動機 (1/4) — 嬰兒死亡主因

- 根據衛生福利部統計處所發布的前十項嬰兒主要死因統計中，**嬰兒猝死症**為其中一大原因。

民國109年 嬰兒主要死亡原因				
順位	死亡原因	死亡人數	死亡率	死亡人數結構比%
	所有死亡原因	586	363.3	100.0
1	先天性畸形、變形及染色體異常	105	65.1	17.9
2	與妊娠長短及胎兒生長有關的疾患	79	49.0	13.5
3	源於周產期的呼吸性疾患	76	47.1	13.0
4	事故傷害	39	24.2	6.7
5	特發於周產期的感染	29	18.0	4.9
6	嬰兒猝死症候群 (SIDS)	23	14.3	3.9
7	母體因素及懷孕、分娩、生產之併發症所影響之胎兒及新生兒	19	11.8	3.2
8	胎兒及新生兒出血及血液疾患	18	11.2	3.1
9	心臟疾病 (高血壓性心臟病除外)	11	6.8	1.9
10	肺炎	11	6.8	1.9
	其他	176	109.1	30.0

附註: 109年出生數計161,288 人,男性83,748 人,女性 77,540 人。

年份	順位	死亡人數	死亡人數結構比
109	6	23	3.9%
108	7	24	3.6%
107	7	22	2.9%
106	6	23	3.0%
105	6	32	3.9%
104	6	32	3.6%
103	6	30	3.9%
102	6	48	3.1%
101	5	42	4.9%
100	6	23	3.9%



研究動機 (2/4) — 嬰兒猝死症

- 三軍總醫院對於此症的說明：
 - 一個原本無異狀的嬰兒，**突然且無法預期的死亡**，常發生在嬰兒睡眠時，並在事後的屍體解剖檢查中找不到其真正致死原因。
 - 目前對於此症的真正成因仍不清楚，風險因素包含嬰兒因**溢奶或嘔吐**產生呼吸道緊縮反射及憋氣，或因**翻身及趴睡**致使呼吸困難，而窒息死亡等原因。



研究動機 (3/4) — 實際狀況

- 嬰兒發生溢奶、物品遮蓋口鼻、自行翻身或站立時，而照護者正在泡奶或如廁等，無法及時排除狀況，可能導致憾事發生。



研究動機 (4/4) — 既有機制

- **感測器**量測嬰兒特定生理訊號：
 - 偵測種類**單一**，若欲增加其他功能，須裝設更多不同種類的感測器。
 - 可能**影響嬰兒活動**，且具潛在危險性，如：裝置纏繞或誤食等。
- **電腦視覺**偵測嬰兒影像：
 - 僅針對嬰兒呼吸頻率、面部特徵或單一狀態。
 - 可有更廣泛之應用。



大綱

- 研究動機與目的
 - 研究動機
 - 研究目的
- 相關研究
- 研究方法
- 實驗設計與結果
- 結論與未來展望



研究目的

- 基於深度學習技術，透過**嬰兒影像**：
 - 辨識嬰兒正躺、趴躺、坐姿及站立等**姿勢**。
 - 辨識嬰兒是否因嘔吐物或毛巾等外物**遮擋臉部**。
- 同時監測**多種危險情境**，且**減少干擾**嬰兒行為，並有良好的功能擴充性。



大綱

- 研究動機與目的
- 實驗設計與結果
- 相關研究
 - 嬰兒猝死症
 - 嬰兒監測系統
 - ResNet
 - 人臉偵測演算法
- 研究方法
- 結論與未來展望



嬰兒猝死症 (1/4)

- The Sudden Infant Death Syndrome, 簡稱 SIDS
- 一位看似健康的嬰兒在睡眠期間突然死亡，其真正致死之原因尚**不明確且非單一**。
- 誘發此症之風險因素：
 - 外在因素：俯臥、側睡及遮蓋臉部等。
 - 內在因素：早產、家族遺傳、性別及種族等。



嬰兒猝死症 (2/4)

- 心肺控制假說：探討嬰兒呼吸或自主神經機制缺陷，包含五步驟。
 - 1) 發生危及生命的事件，造成窒息等。
 - 2) 嬰兒無法自行轉頭，而無法從呼吸暫停中恢復。
 - 3) 持續性窒息導致失去意識或反射，即低氧昏迷。
 - 4) 心率過緩或缺氧喘氣，於此症逝世前明顯發生。
 - 5) 自主復甦能力受損，最終因無效喘氣而死亡。
- 此症非突發疾病，而是有跡可循。



嬰兒猝死症 (3/4)

- **Triple-Risk Model**：需同時包含以下三因素，才會導致嬰兒死於此症。
 - 1) 有風險的嬰兒：可能為基因突變或腦部缺陷等。
 - 2) 發育的重要時期：嬰兒出生後前六個月，身體控制和調節自身能力發生改變，以學習應對環境。
 - 3) 環境中的壓力源：嬰兒睡姿及接觸香菸等，即前述之外在因素。
- 若能消除**環境中壓力源**，有利於嬰兒的生存。



嬰兒猝死症 (4/4)

- 醫界亦發現俯臥姿勢使嬰兒猝死症風險增加三倍以上，故國際間提倡嬰兒**仰臥**姿勢，使此症發病率降低了50%以上。



大綱

- 研究動機與目的
- 研究方法
- 相關研究
 - 嬰兒猝死症
 - 嬰兒監測系統
 - 感測器偵測
 - 影像式偵測
 - ResNet
 - 人臉偵測演算法
- 實驗設計與結果
- 結論與未來展望

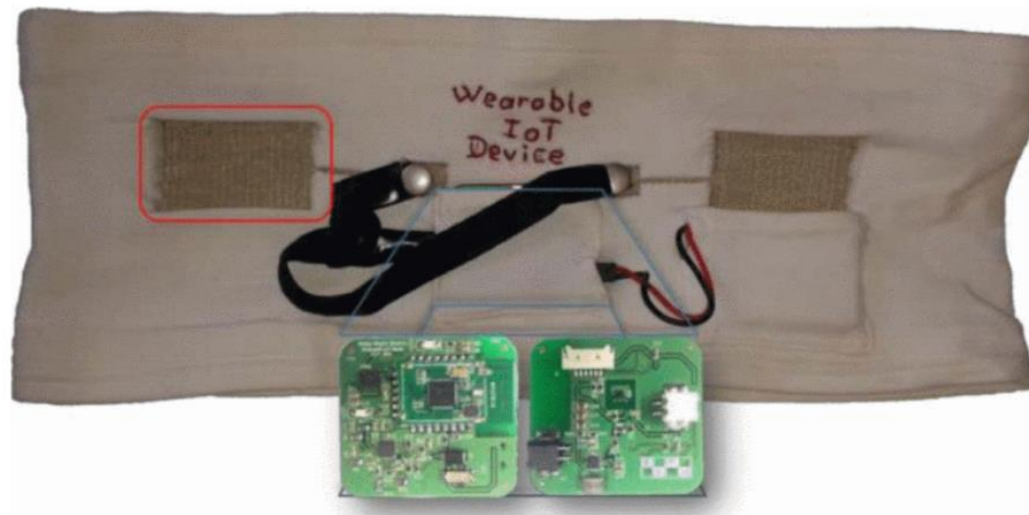
感測器式偵測 (1/5)

- Linti 等人 [4]：嬰用感測背心
 - 將多個感官元件融入紡織品。
 - 可量測呼吸、心率、溫度及濕度。



感測器式偵測 (2/5)

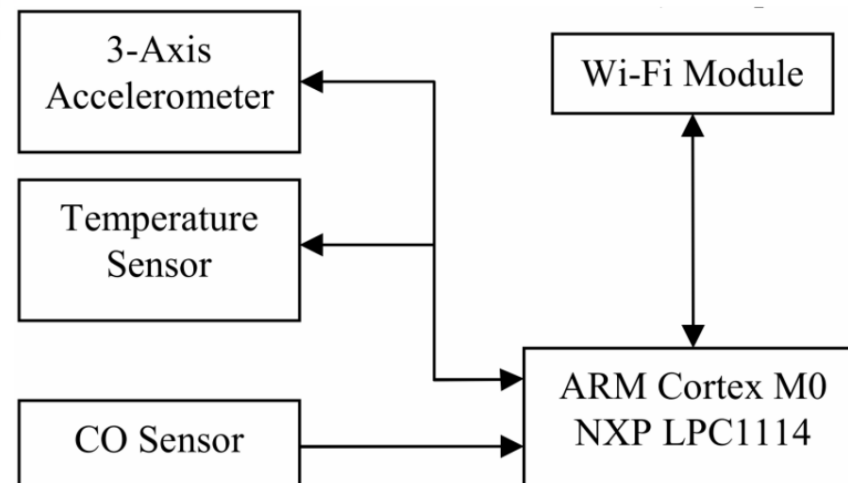
- Ferreira 等人 [5]：嬰用感測胸帶
 - 含心律感測器、3D加速度計及熱電堆感測器。
 - 可量測體溫、心率、呼吸頻率及身體位置。





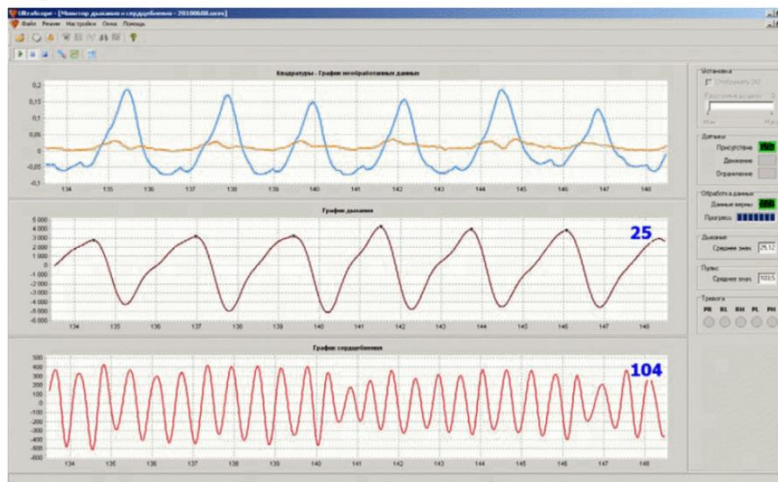
感測器式偵測 (3/5)

- Lin 等人 [6]：嬰用感測胸帶
 - 含三軸加速度計、體溫感測器及一氧化碳感測器。
 - 可量測面朝方向、體溫及周圍一氧化碳濃度，且利用三軸加速度計z軸可獲得呼吸頻率。



感測器式偵測 (4/5)

- Ziganshin 等人 [7]
 - 基於超寬頻技術監測呼吸及心率。
 - 可檢測嬰兒睡眠、清醒及警示狀態。



(a) 正常狀態



(b) 呼吸暫停狀態



感測器式偵測 (5/5)

- 利用感測器監測嬰兒，雖可直接量測生理訊號以判斷狀態，但可能因硬體設備之缺陷，無法準確量測。
- 需額外穿戴裝置，造成嬰兒不適，進而影響活動或導致更多危險發生。



大綱

- 研究動機與目的
- 研究方法
- 相關研究
 - 嬰兒猝死症
 - 嬰兒監測系統
 - 感測器偵測
 - 影像式偵測
 - ResNet
 - 人臉偵測演算法
- 實驗設計與結果
- 結論與未來展望



影像式偵測 (1/6)

- 基於電腦視覺技術之監測日漸廣泛，但大多針對小孩、成人或老人照護進行開發。
- 少數應用於嬰兒的偵測系統中，多僅關注呼吸頻率、面部特徵及臥睡姿勢。



影像式偵測 (2/6)

- Fang 等人 [8]：偵測呼吸頻率
 - 1) 嬰兒運動偵測：含頭部、四肢及身體運動。
 - 2) 若未偵測到運動，進行呼吸偵測：透過空間特徵擷取候選呼吸點，再利用模糊積分選擇呼吸點，即可計算呼吸頻率。



影像式偵測 (3/6)

- Liu 等人 [9]：偵測呼吸頻率
 - 1) 影片收集：透過夜視攝影機連接到Artik板。
 - 2) 呼吸偵測演算法：放大影片細微胸部運動，當像素差值低於閾值，則為呼吸頻率異常。
 - 3) 警示：透過Twilio向手機發出警報。



影像式偵測 (4/6)

- Gallo 等人 [10]：利用 OpenCV Haar-Like Features 偵測面部特徵。
 - 1) 若未偵測到臉部，嬰兒可能於不良姿勢。
 - 2) 若偵測到臉部且為睜眼狀態，則為清醒狀態。



影像式偵測 (5/6)

- Wang 等人 [11]：利用貝氏深度神經網路架構偵測**臉部遮擋**，含四步驟。
 - 1) 眼睛、鼻子或嘴巴是否可見。
 - 2) 不可見的原因是否為被外物遮擋。
 - 3) 眼睛睜開與否。
 - 4) 五個臉部座標之位置。

影像式偵測 (6/6)

- Bharati 等人 [12]：基於卷積神經網路偵測睡眠姿勢
 - 評估仰臥（正常）、從仰臥到趴臥（警示）及趴臥（危險）。
 - 輸入嬰兒灰階影像，輸出三種睡眠姿勢機率值。



Alarm - Facedown



Warning - Turning



OK - Face up



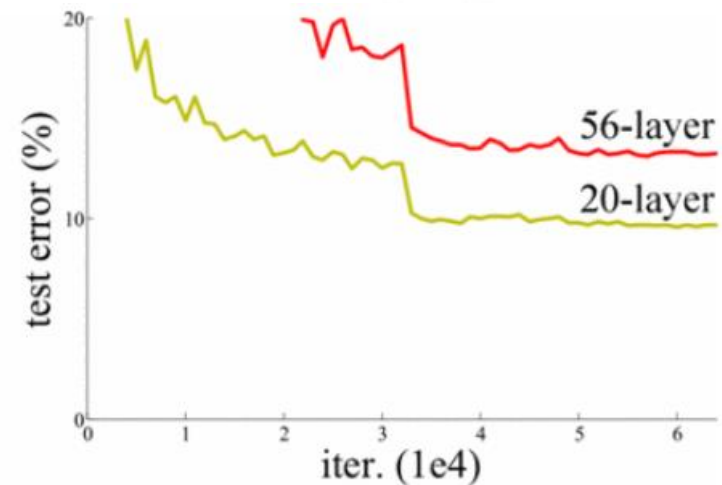
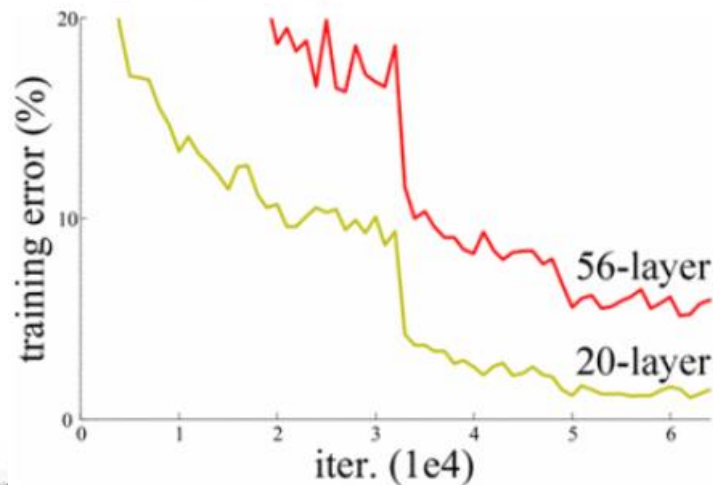
大綱

- 研究動機與目的
- 實驗設計與結果
- 相關研究
 - 嬰兒猝死症
 - 嬰兒監測系統
 - ResNet
 - 人臉偵測演算法
- 研究方法
- 結論與未來展望



ResNet (1/3)

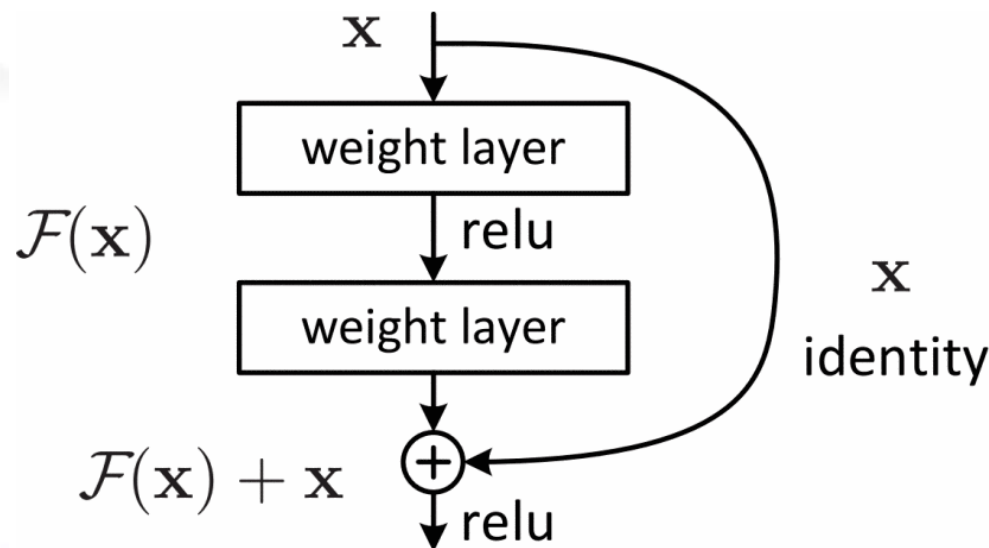
- 訓練更深層的神經網路時，會出現退化問題。
- 即隨網路深度增加，準確率達飽和後，反而迅速下降，且並非因過度擬合所致。





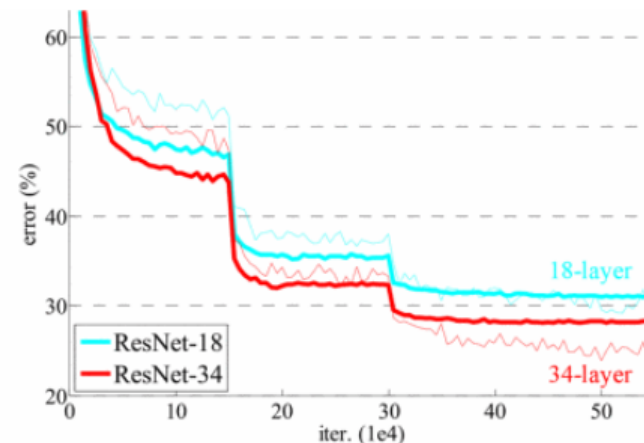
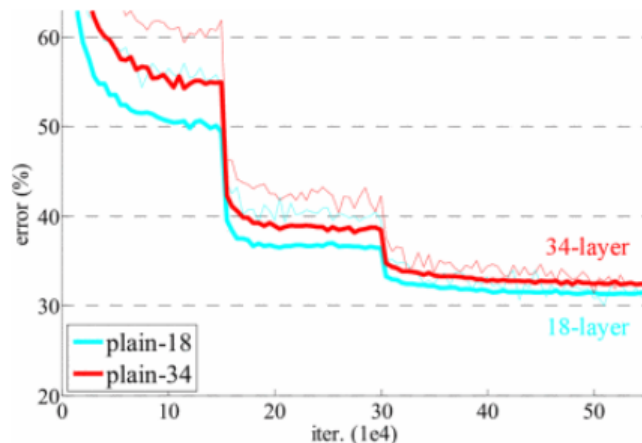
ResNet (2/3)

- He 等人 [16]：使用深度殘差學習
 - 利用 shortcut connection 執行 identity mapping。
 - 不須額外參數，即不增加計算複雜度。



ResNet (3/3)

- 評估 ImageNet 之訓練：
 - 普通網路之34層較18層有更高的驗證誤差。
 - **殘差網路**之34層較18層有較低的訓練誤差。
- 說明退化問題獲得解決。





大綱

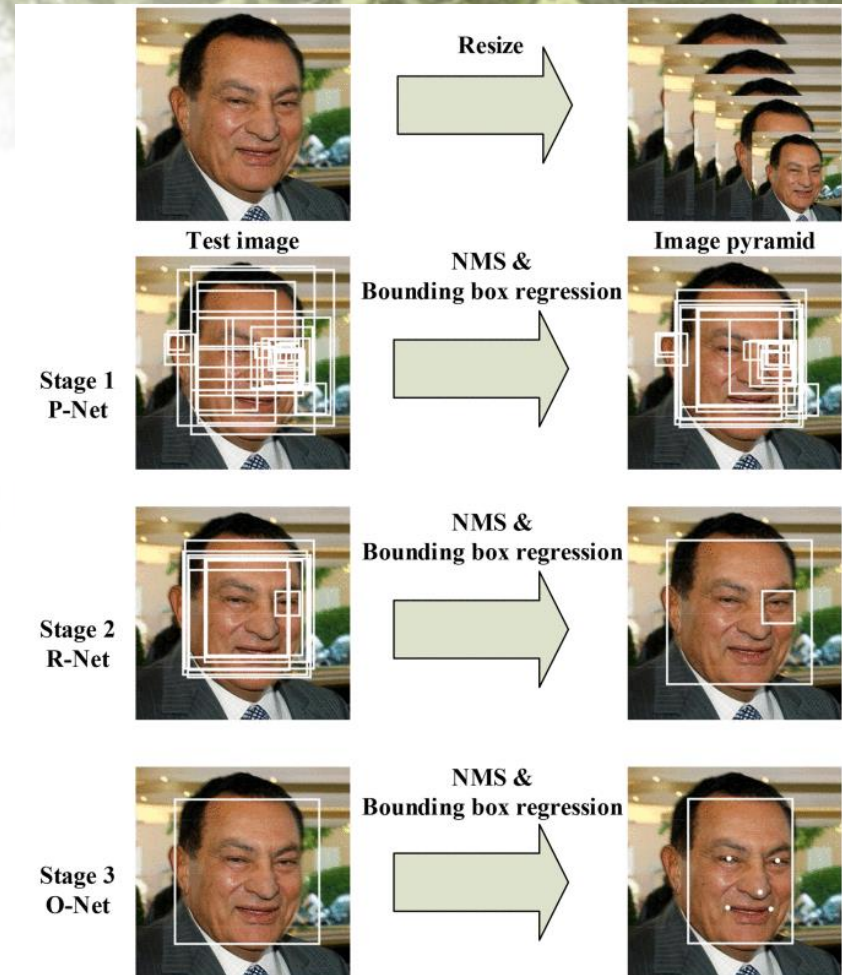
- 研究動機與目的
- 研究方法
- 相關研究
 - 嬰兒猝死症
 - 嬰兒監測系統
 - ResNet
 - 人臉偵測演算法
 - MTCNN
 - RetinaFace
- 實驗設計與結果
- 結論與未來展望



MTCNN (1/2)

- Zhang 等人 [17] 提出的可同時處理人臉偵測及對齊任務之三階段級聯深度卷積神經網路，以粗到細的方式預測人臉及座標位置。
 - 1) Proposal Network (P-Net)：獲得人臉區域的候選窗口及邊界框回歸向量，並以 NMS 合併高度重疊的候選者。
 - 2) Refine Network (R-Net)：從所有候選者中拒絕錯誤者。
 - 3) Output Network (O-Net)：輸出五個臉部座標。

MTCNN (2/2)





大綱

- 研究動機與目的
- 研究方法
- 相關研究
 - 嬰兒猝死症
 - 嬰兒監測系統
 - ResNet
 - 人臉偵測演算法
 - MTCNN
 - RetinaFace
- 實驗設計與結果
- 結論與未來展望



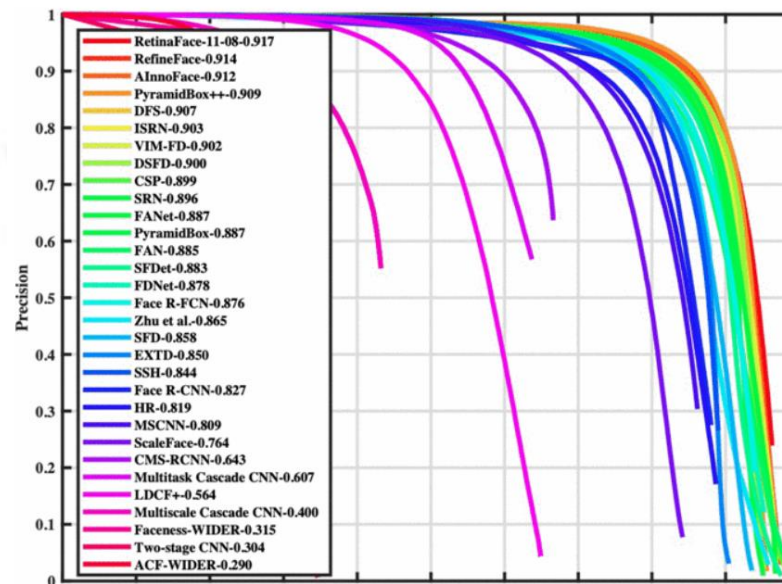
RetinaFace (1/2)

- Deng 等人 [18] 提出基於影像平面之點回歸整合人臉框預測、2D人臉標示定位及3D頂點回歸之**人臉定位**方法。
 - 1) Feature Pyramid Network：輸入影像，並輸出五個不同比例的特徵圖。
 - 2) Cascade Multi-task Loss
 - 3) Context Head Module：獲得特徵圖以計算損失。
- 即第一模組會從一般 anchor 預測範圍框，第二模組會基於第一模組預測更精準的範圍框。



RetinaFace (2/2)

- RetinaFace 和其他29種人臉偵測演算法之平均準確度比較，其擁有91.7%的良好結果。





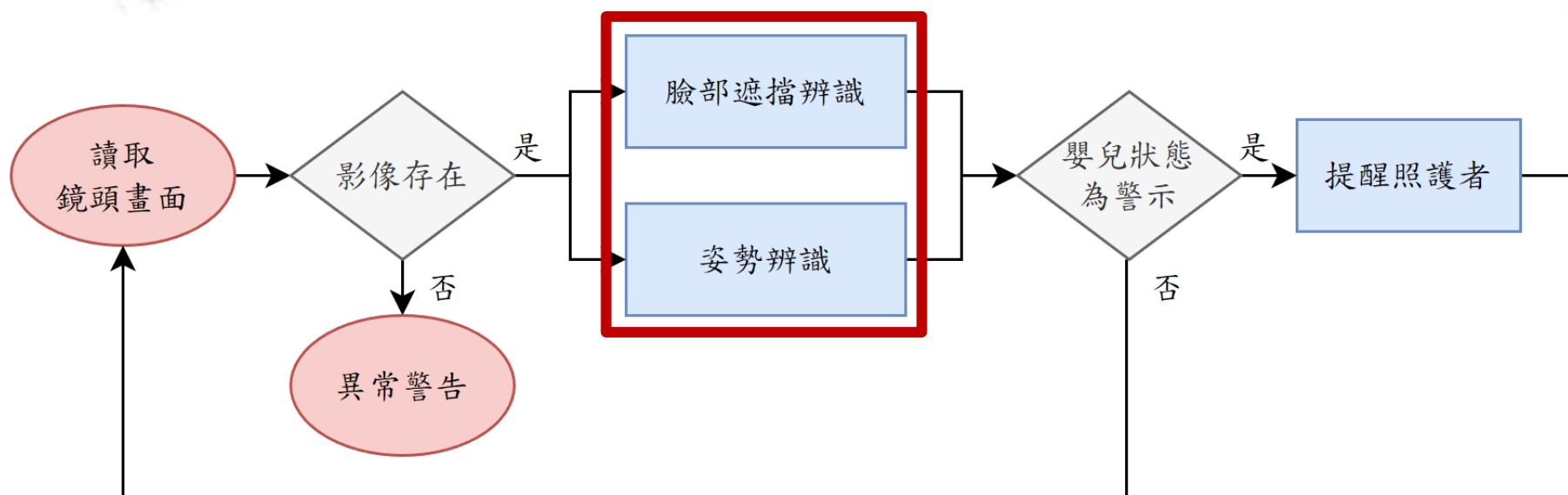
大綱

- 研究動機與目的
- 實驗設計與結果
- 相關研究
- 結論與未來展望
- 研究方法
 - 系統流程介紹
 - 臉部遮擋辨識
 - 姿勢辨識
 - 危險情境判斷方法



系統流程介紹

- 本論文開發之**嬰兒危險監測系統**，針對**嬰兒影像**進行辨識，判斷其是否處於危險狀態。
- 完整流程：





大綱

- 研究動機與目的
- 實驗設計與結果
- 相關研究
- 結論與未來展望
- 研究方法
 - 系統流程介紹
 - 臉部遮擋辨識
 - 姿勢辨識
 - 危險情境判斷方法

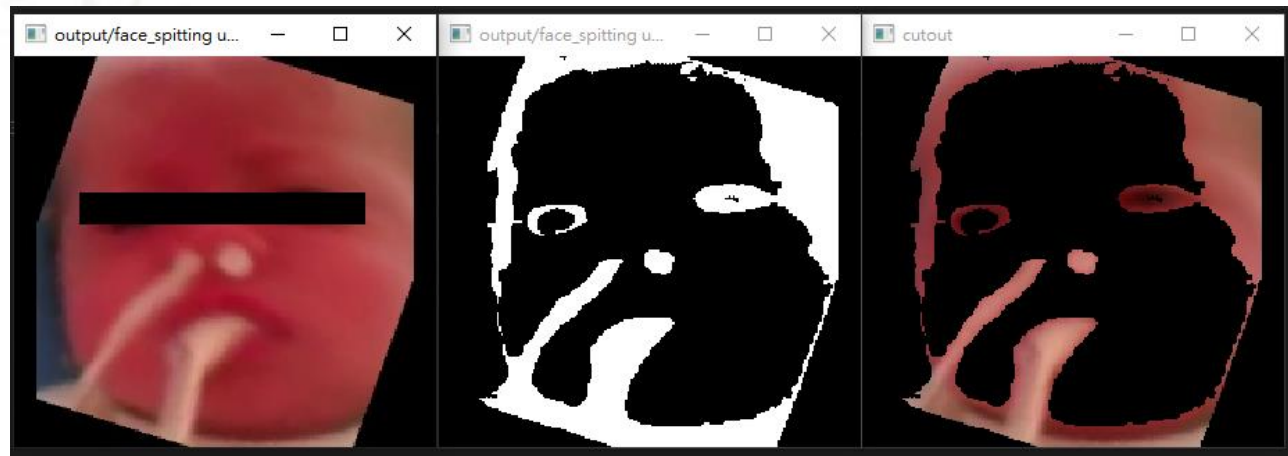


臉部遮擋辨識 (1/6)

- 承前言，醫界對於嬰兒猝死症之相關因素研究，注意嬰兒臉部是否遭遮蔽，有助於降低此症之發生。亦有研究發現嬰兒使用奶嘴，對於預防嬰兒猝死症有幫助。
- 故本文對於嬰兒**臉部遮擋辨識**將排除使用奶嘴之情境。

臉部遮擋辨識 (2/6)

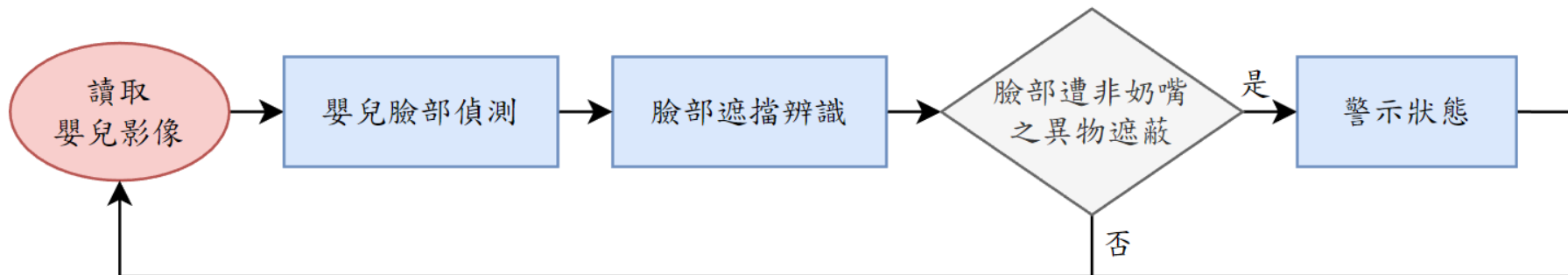
- 起初，基於電腦視覺及影像處理技術，利用 Cb, Cr 色彩空間及 ellipse clustering 等偵測膚色，判斷嬰兒臉部是否出現**非膚色區塊**。





臉部遮擋辨識 (3/6)

- 而後，考量推廣性，改為使用深度學習技術進行臉部遮擋辨識，針對嬰兒面部影像收集資料，以訓練可**辨識三種嬰兒臉部狀態之模型**。
- 本部分流程：





臉部遮擋辨識 (4/6) — 臉部偵測

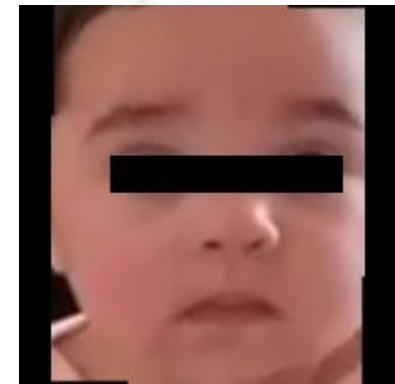
- 嬰兒臉部遮擋辨識僅須關注臉部畫面，故先透過**人臉偵測演算法**進行前處理。
- 考量正確率及執行時間，最終選用 **RetinaFace** 及 **SSD** 等演算法進行嬰兒臉部偵測。



(a) 原始影像



(b) RetinaFace



(c) SSD

臉部遮擋辨識 (5/6) — 嬰兒臉部資料集

- 將嬰兒臉部狀態分為三類：
 - 1) **無遮蔽**：五官皆未被遮蔽，為安全狀態。
 - 2) **遮蔽物為奶嘴**：正在使用奶嘴，為安全狀態。
 - 3) **遮蔽物非奶嘴**：遭嘔吐物或毛巾等遮蓋，為警示。



(a) 無遮蔽



(b) 使用奶嘴



(c) 遭異物遮蔽





臉部遮擋辨識 (6/6) — 模型訓練

- 包含嬰兒正臉及側臉共**3475**張影像，分為訓練、測試及驗證集各70%、20%及10%，即各有2436張、697張及342張影像。
- 以 **ResNet50** 進行臉部遮擋辨識模型之訓練，最終達成辨識三種嬰兒臉部狀態：安全、使用奶嘴及警示。



大綱

- 研究動機與目的
- 實驗設計與結果
- 相關研究
- 結論與未來展望
- 研究方法
 - 系統流程介紹
 - 臉部遮擋辨識
 - 姿勢辨識
 - 危險情境判斷方法



姿勢辨識 (1/8)

- 承前言，除臉部遮蔽可能造成嬰兒猝死症外，嬰兒做出不適當的動作也常為意外發生原因。
- 如：側躺或趴睡時，因頸部肌肉較弱等，無力自行將臉移開；或當嬰兒自行站立，有可能跌落床面等，皆可能使嬰兒處於危險情境中。

姿勢辨識 (2/8)

- 使用 OpenPose 及 MediaPipe Pose 等演算法進行嬰兒骨架偵測，需特定情境才有較佳結果。
- 平躺：



(a) 原始影像



(b) OpenPose



(c) MediaPipe Pose

姿勢辨識 (3/8)

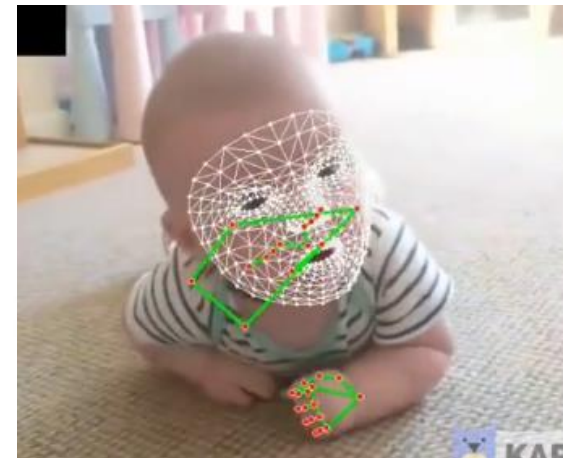
- 趴躺，效果不佳：



(a) 原始影像



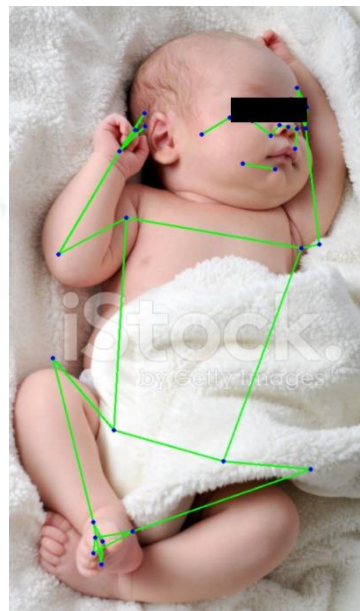
(b) OpenPose



(c) MediaPipe Pose

姿勢辨識 (4/8)

- 又因本研究目標為從非限定視角辨識嬰兒動作，而**骨架圖**在俯視及平視中，多有**相似**之處。



(a) 俯視嬰兒躺姿

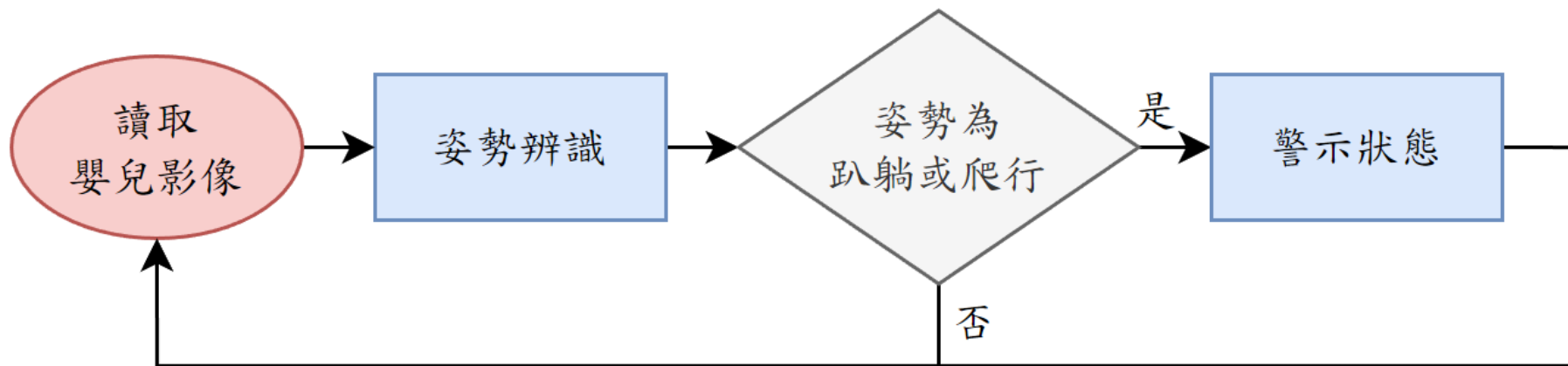


(b) 平視嬰兒坐姿



姿勢辨識 (5/8)

- 因此，本文最終使用深度學習技術進行嬰兒動作辨識，使用自行收集之資料集，訓練可**辨識四種嬰兒基礎姿勢之模型**。
- 本部分流程：



姿勢辨識 (6/8) — 嬰兒姿勢資料集

- 起初，將嬰兒姿勢分為五類：正躺、趴睡、爬行、坐姿及站立，而**趴睡**及**爬行**兩類時常發生互相誤判。推測原因為皆腹面朝下，僅四肢及軀體不同。但若接續細分，將使分類過細。



(a) 四肢及軀體皆貼地



(b) 僅手掌與小腿貼地



(c) 僅手掌與腳掌貼地

姿勢辨識 (7/8) — 嬰兒姿勢資料集

- 最終，將嬰兒姿勢分為基礎四類：正躺、趴躺、坐姿及站立。



(a) 正躺



(b) 趴躺



(c) 坐姿



(d) 站立



姿勢辨識 (8/8) — 模型訓練

- 本研究為了能有較廣泛的使用情境，所收集之嬰兒影像不限定拍攝視角，包含俯視及平視等，共**15416**張影像，分為訓練、測試及驗證集各70%、25%及5%，即各有10815張、3857張及744張影像
- 以 **ResNet50** 進行姿勢辨識模型之訓練，最終達成辨識四種嬰兒姿勢：正躺、趴躺、坐姿及站立。



大綱

- 研究動機與目的
- 實驗設計與結果
- 相關研究
- 結論與未來展望
- 研究方法
 - 系統流程介紹
 - 臉部遮擋辨識
 - 姿勢辨識
 - 危險情境判斷方法



危險情境判斷方法

- 在實際情境中，當嬰兒做出具危險性行為時，須持續一段時間才會導致危險發生，並不須判斷一幀畫面為警示狀態，就立即通知照護者。
- 因此，本系統使用一變數累積模型判斷嬰兒狀態為警示之幀數，當此變數**超過閾值**時，才會發出警示。



大綱

- 研究動機與目的
 - 臉部遮擋辨識實驗
 - 姿勢辨識實驗
 - 影片危險偵測實驗
- 相關研究
- 研究方法
- 實驗設計與結果
 - 臉部偵測準確度實驗
 - 臉部偵測執行時間實驗
- 結論與未來展望



臉部偵測準確度實驗 (1/6) — 目的

- 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，以接續臉部遮擋辨識階段。
- 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，分別進行兩項實驗，以驗證：
 - 先使用 **SSD** 演算法，此法雖召回率低，但其準確度很高，故能利用其**時間優勢**。
 - 若 SSD 未找到嬰兒臉部，則接續使用 **RetinaFace** 演算法，利用其**正確率及準確率皆高**之優點。



臉部偵測準確度實驗 (2/6) — 設計

- 本實驗使用3.3.1節之嬰兒姿勢資料集，分析
OpenCV、**SSD**、**MTCNN**及**RetinaFace**等臉部
偵測演算法，計算其臉部擷取之**準確度**。



臉部偵測準確度實驗 (3/6) — 評估方式

- 針對四項演算法之準確度進行比較，將嬰兒臉部偵測結果影像進行分類標註，以計算出各演算法之accuracy、precision及recall。



臉部偵測準確度實驗 (4/6) — 結果與分析

- MTCNN
 - accuracy: 90.20%, precision: 94.76%, recall: 90.93%
- RetinaFace
 - accuracy: **99.78%**, precision: **99.75%**, recall: **99.91%**

表 4.1: MTCNN [17] 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
Total	9878	5538

表 4.2: RetinaFace [18] 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



臉部偵測準確度實驗 (5/6) — 結果與分析

- OpenCV及SSD之實驗結果中，多數影像誤判為無臉，即影像中有嬰兒臉部畫面，但演算法未偵測之，故僅關注判斷為有臉之數據。
- OpenCV – precision: 79.90%
- SSD – precision: **99.90%**

表 4.3: OpenCV [26] 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 4.4: SSD [23] 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	



臉部偵測準確度實驗 (6/6) — 結果與分析

- 因此，透過本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**。



大綱

- 研究動機與目的
 - 臉部遮擋辨識實驗
 - 姿勢辨識實驗
 - 影片危險偵測實驗
- 相關研究
- 研究方法
- 實驗設計與結果
 - 臉部偵測準確度實驗
 - 臉部偵測執行時間實驗
- 結論與未來展望



臉部偵測執行時間實驗 (1/4) — 目的與設計

- 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。
- 本實驗使用3.3.1節之嬰兒姿勢資料集，分析 **OpenCV**、**SSD**、**MTCNN**及**RetinaFace** 等臉部偵測演算法之**執行時間**，以驗證適合本系統之演算法。



臉部偵測執行時間實驗 (2/4) — 評估方式

- 針對四項演算法之執行速度進行比較，透過計算演算法偵測**15416**張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。



臉部偵測執行時間實驗 (3/4) — 結果與分析

- 四項演算法平均每張影像偵測用時：
 - OpenCV : 0.07秒
 - **SSD : 0.04秒**
 - MTCNN : 0.50秒
 - RetinaFace : 1.33秒
- 因此，透過本實驗可得出使用 **SSD** 演算法進行嬰兒臉部偵測，將可擁有較佳的**偵測速度**。



臉部偵測執行時間實驗 (4/4) — 結果與分析

- 總結 4.1 節與 4.2 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。



大綱

- 研究動機與目的
 - 臉部遮擋辨識實驗
 - 姿勢辨識實驗
 - 影片危險偵測實驗
- 相關研究
- 研究方法
- 實驗設計與結果
 - 臉部偵測準確度實驗
 - 臉部偵測執行時間實驗
- 結論與未來展望



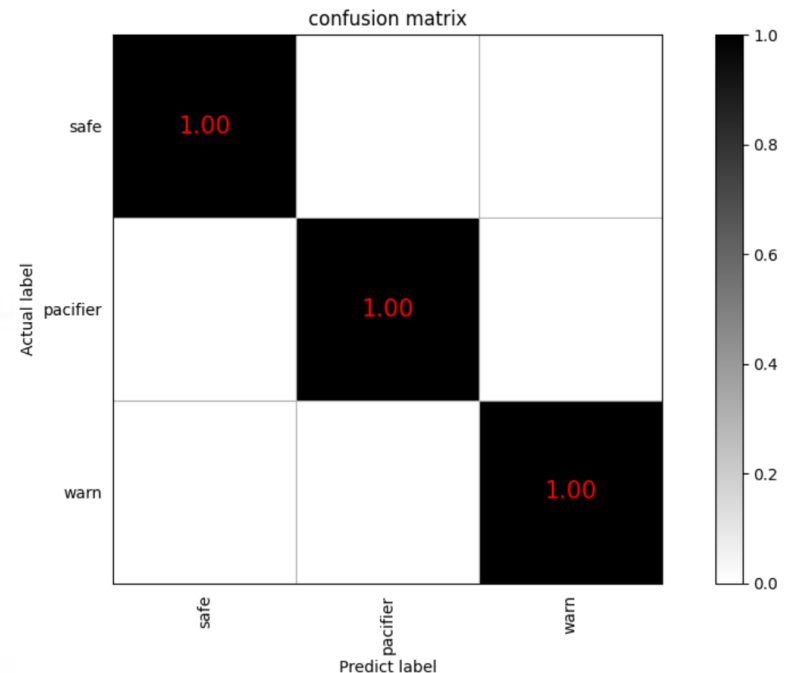
臉部遮擋辨識實驗 (1/2) — 目的與設計

- 本文為偵測嬰兒臉部是否遭非奶嘴**異物遮擋**。
- 使用 3.2.2 節之嬰兒臉部資料集以 **ResNet50** 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 224×224 ，包含三個類別（臉部無遮擋及使用奶嘴之安全狀態與脸部遭異物遮擋之危險狀態）。



臉部遮擋辨識實驗 (2/2) — 結果與分析

- 訓練準確率 **98.06%**，測試準確率**99.43%**。
- 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**。





大綱

- 研究動機與目的
 - 臉部遮擋辨識實驗
 - 姿勢辨識實驗
 - 影片危險偵測實驗
- 相關研究
- 研究方法
- 實驗設計與結果
 - 臉部偵測準確度實驗
 - 臉部偵測執行時間實驗
- 結論與未來展望



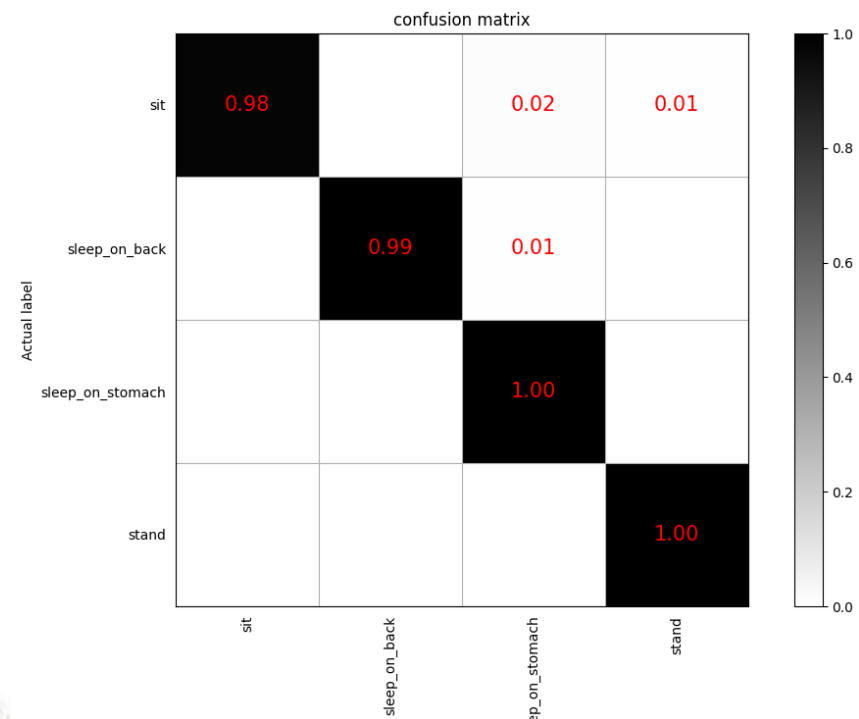
姿勢辨識實驗 (1/3) — 目的與設計

- 本文為辨識嬰兒**姿勢**是否處於危險狀態。
- 使用 3.3.1 節之嬰兒姿勢資料集以 **ResNet50** 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 224×224 ，包含四個類別（正躺、趴躺、坐姿及站立）。



姿勢辨識實驗 (2/3) — 結果與分析

- 訓練準確率 **99.45%**，測試準確率**99.71%**。
- 使用 744張之驗證集影像進行模型驗證，其中有**五張辨識錯誤**。





姿勢辨識實驗 (3/3) — 結果與分析

- 驗證集辨識錯誤的影像中，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，而導致誤判。





大綱

- 研究動機與目的
 - 臉部遮擋辨識實驗
 - 姿勢辨識實驗
 - 影片危險偵測實驗
- 相關研究
- 研究方法
- 實驗設計與結果
 - 臉部偵測準確度實驗
 - 臉部偵測執行時間實驗
- 結論與未來展望



影片危險偵測實驗 (1/4) — 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。



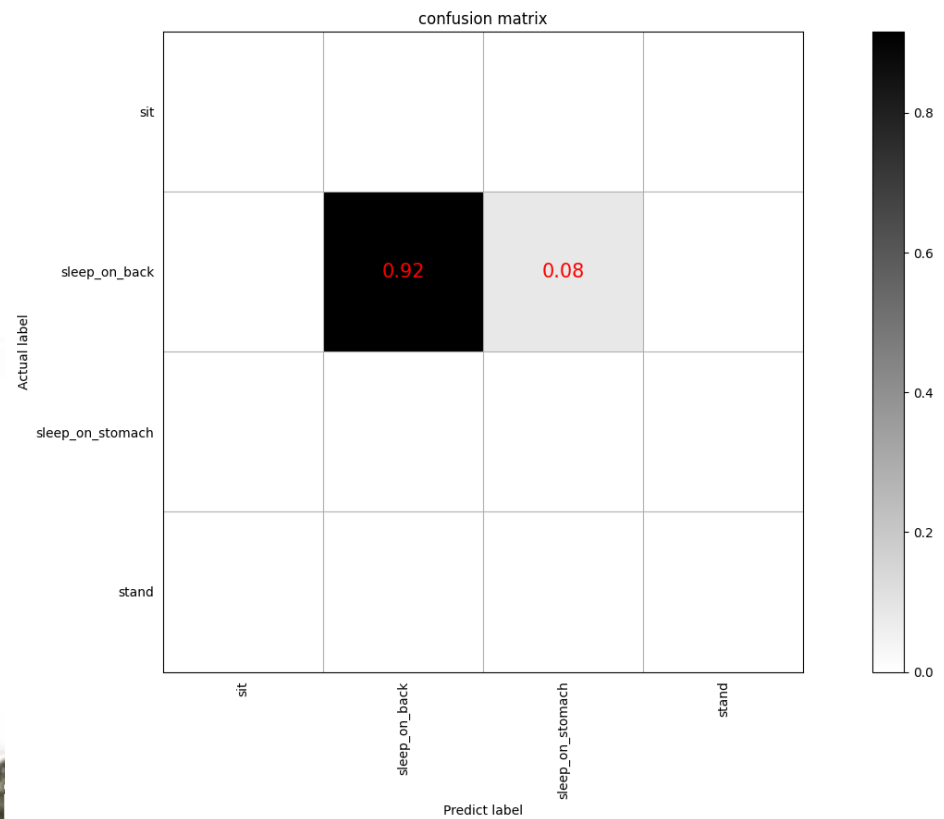
影片危險偵測實驗 (2/4) — 評估方式

- 本實驗將影片切成共3374幀影像，並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，驗證此二模型得以應用在監測嬰兒危險情境。



影片危險偵測實驗 (3/4) — 結果與分析

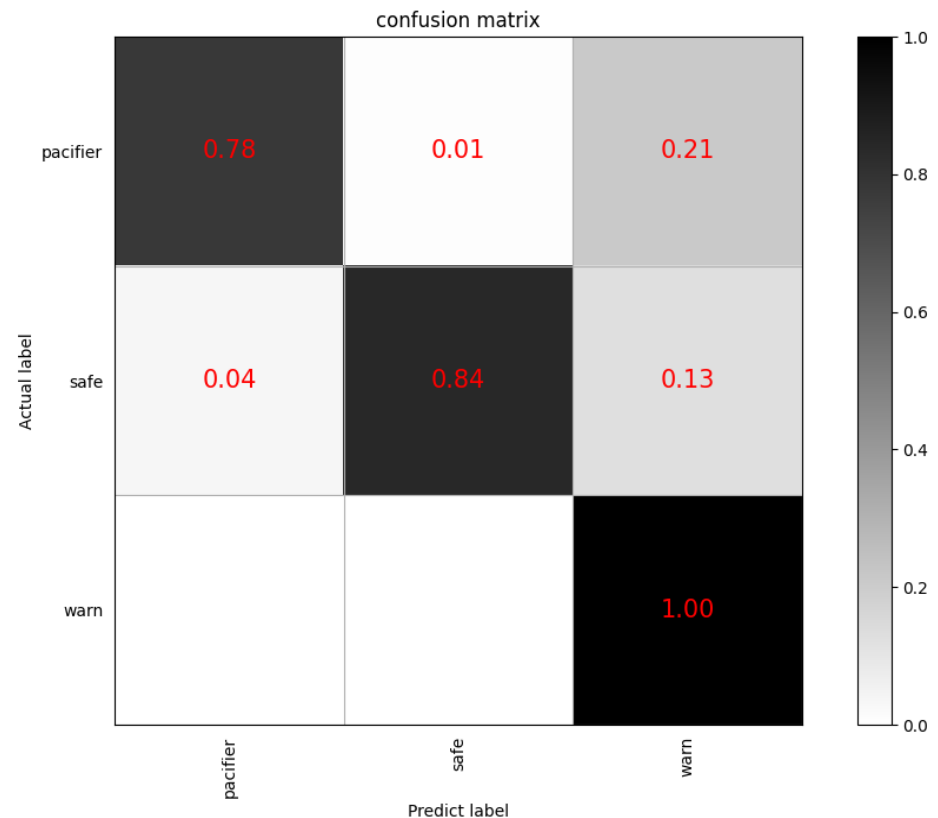
- **姿勢辨識**：含 278 張誤判為趴躺姿勢的影像，推測為嬰兒身體遭棉被遮擋，只拍攝到臉部。





影片危險偵測實驗 (4/4) — 結果與分析

- **臉部遮擋辨識**：多張影像誤判為警示狀態，推測為影像中之奶嘴或嬰兒臉部遭手部等遮擋。





大綱

- 研究動機與目的
- 相關研究
- 研究方法
- 實驗設計與結果
- 結論與未來展望
 - 結論
 - 未來展望



結論 (1/2)

- 有別於感測器式之功能單一性及不便性，及影像式僅關注嬰兒呼吸或單一動作之研究。
- 本文基於深度學習技術，透過**嬰兒影像**：
 - 辨識嬰兒正躺、趴睡、坐姿及站立等**姿勢**。
 - 辨識嬰兒是否因嘔吐物、毛巾等外物**遮擋臉部**。
- 可監測**多種危險情境**、**減少干擾**嬰兒行為，並有良好的功能擴充性。



結論 (2/2)

- 由於目前未有公開嬰兒資料集，故本論文使用之所有嬰兒影像，皆收集自網路上真實嬰兒照片或影片擷取，再經前處理及分類標示而成。



大綱

- 研究動機與目的
- 相關研究
- 研究方法
- 實驗設計與結果
- 結論與未來展望
 - 結論
 - 未來展望



未來展望 (1/2)

- 危險辨識功能：
 - 1) 在偵測姿勢時加入時間資訊，預期得以判斷更多嬰兒行為，如：翻身及爬行等動作。
 - 2) 除辨識嬰兒臉部遭異物遮蔽外，若加入偵測面部表情等其他資訊，可更詳盡監測嬰兒狀態。
 - 3) 提供多嬰兒情境偵測，則使用場景將可更廣泛。



未來展望 (2/2)

- 系統實作：
 - 1) 提供設定觀測年齡區間，即可針對不同特定年齡嬰幼兒警示其具危險性之動作。
 - 2) 結合通訊社群軟體等，如：Line 或 Telegram 等，進行即時之推播訊息以通知照顧者。



影片展示



Q&A



謝謝口試委員的聆聽與建議！

Thank you for your time and attention.