

一、研究方法

本章節中，將闡述本文所開發之嬰兒危險監測系統，與其兩項核心辨識功能，透過以下四章子節進行說明：嬰兒危險監測系統、臉部遮擋辨識、姿勢辨識及危險情境判斷方法。

1.1 嬰兒危險監測系統

本研究針對嬰兒影像畫面進行偵測，判斷其臉部遮擋與否或姿勢是否不當，而處於危險情境中。

1.1.1 系統流程

本系統之完整流程如圖 1.1所示：首先，讀取一段待觀測之嬰兒影片，將影片切成影像以進行後續危險偵測。針對每幀嬰兒畫面，系統對其臉部遮擋及姿勢進行辨識，分別輸出模型判斷之結果。接著，若分析嬰兒為警示狀態，則進行危險情境判斷，以決定系統是否發出警報。最後，檢查所觀測之影片結束與否，若尚未結束，則同前述步驟接續進行偵測。

而系統包含之兩項辨識功能及危險情境判斷，將分別於1.2節、1.3節及1.4節進行詳細的介紹。

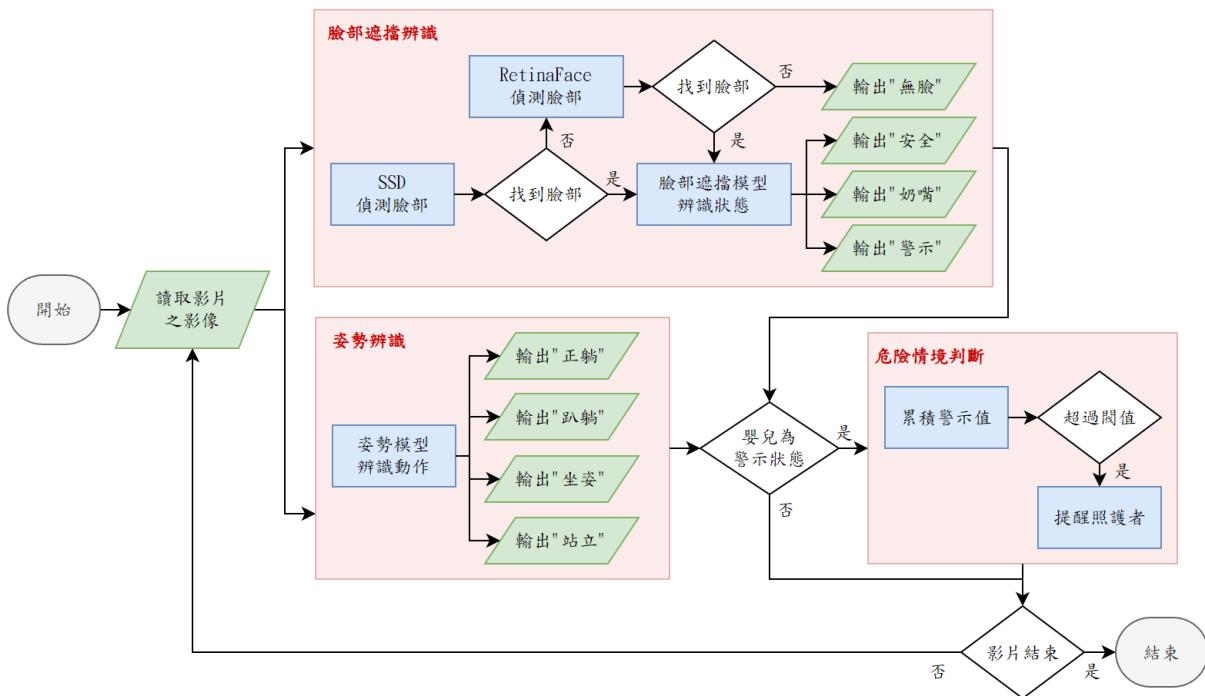


圖 1.1: 系統流程圖

1.1.2 使用場域

本研究中，目前僅針對單一嬰兒之情境進行辨識。而系統所讀取的影片可為俯視、平視等不同視角之畫面，不限定需架設於嬰兒床上方或房間某處，故當嬰兒在較大空間之環境活動時，可同時透過不同視角進行危險監測。另外，建議嬰兒佔據畫面比例一半以上，且穿著之服飾及背景環境顏色與膚色相異度較大，則能有較佳的辨識結果。

1.2 臉部遮擋辨識

如前言所述，目前醫界對於嬰兒猝死症之相關因素研究指出，注意嬰兒臉部是否遭遮蔽，將有助於降低此症的發生；另亦有研究發現嬰兒使用奶嘴，對於預防嬰兒猝死症有幫助。因此，嬰兒使用奶嘴之情境，將不列入本文對於臉部遮擋的定義。

起初，基於電腦視覺及影像處理技術，例如：利用 Cb, Cr 色彩空間及 ellipse clustering tang_hands_2008, li_face_2011, noauthor_python_nodate,

walkonnet_python_nodate 等偵測膚色，判斷嬰兒臉部是否出現非膚色之區塊，以進行臉部遮擋辨識，其效果如圖 1.2。

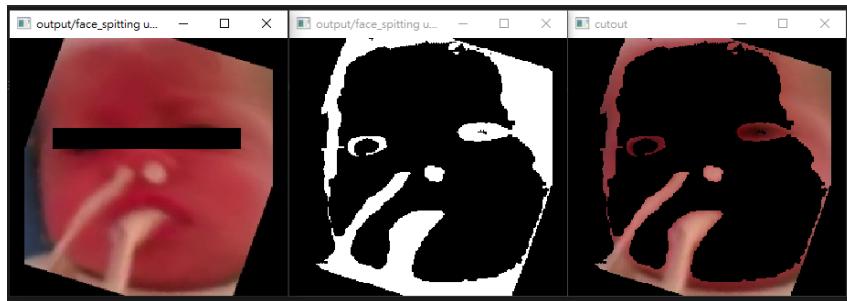


圖 1.2: 臉部膚色偵測

而後考量能有較佳的推廣性，因此，本研究改為使用深度學習技術進行臉部遮擋辨識，針對嬰兒面部影像自製資料集，以訓練可辨識三種嬰兒臉部狀態之模型。而資料集之詳細內容將於 1.2.2 節進行介紹。

本部分之流程如圖 1.3：首先，讀取嬰兒影像，並透過 SSD 演算法 **ye_face_2021** 偵測臉部，若未找到面部，則再以 RetinaFace 演算法 **deng_retinaface_2020** 偵測之，若仍未能找到嬰兒臉部，則輸出「無臉」之結果；接著，將透過人臉偵測演算法擷取出之臉部畫面，使用本文訓練的臉部遮擋模型辨識面部遮蔽情形，並輸出判斷結果；若輸出為「安全」或「奶嘴」，此部分判斷嬰兒為安全狀態，而若結果為「警示」，則分析嬰兒為警示狀態。

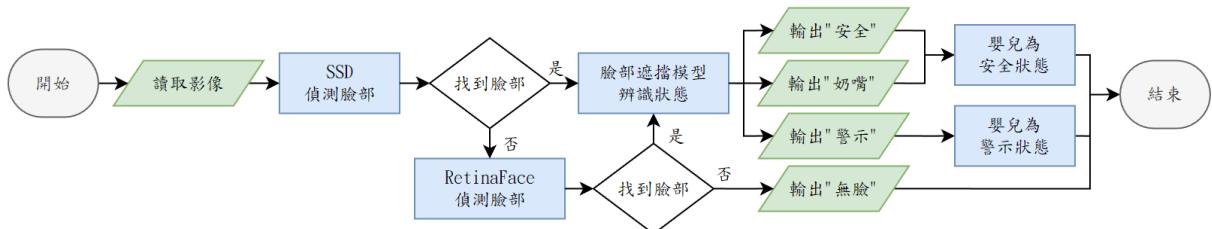


圖 1.3: 臉部遮擋辨識流程圖

1.2.1 臉部偵測

由於本研究中之臉部遮擋辨識僅需關注嬰兒臉部畫面，故本文會先透過人臉偵測演算法進行前處理，以獲得只涵蓋嬰兒面部範圍之影像。經多方實驗現有人臉偵測演算法後，同時考量嬰兒臉部偵測之正確率及執行時間，最終本研究選用 SSD 及 RetinaFace 等演算法進行人臉偵測，其效果如圖 1.4。



圖 1.4: 嬰兒臉部偵測結果

1.2.2 嬰兒臉部資料集

由於目前未有公開之嬰兒資料集，故本論文使用之嬰兒影像，皆收集自網路上真實嬰兒的彩色照片或影片，再經前處理及分類標示而成。

本部分資料集將嬰兒臉部狀態分為三類，分別為臉部無遮蔽、臉部遮蔽物為奶嘴及臉部遮蔽物非奶嘴，各類別含 1197 張、1146 張及 1132 張，總共 3475 張影像。而三類詳細定義如下：

1. 臉部無遮蔽：嬰兒五官皆未被遮擋，為安全狀態，如圖 1.5a。
2. 臘部遮蔽物為奶嘴：嬰兒正在使用奶嘴，為安全狀態，如圖 1.5b。
3. 臘部遮蔽物非奶嘴：嬰兒臉部因溢奶遭嘔吐物遮蔽，或被毛巾等其他外物遮蓋，而可能造成窒息危險，為警報狀態，如圖 1.5c。

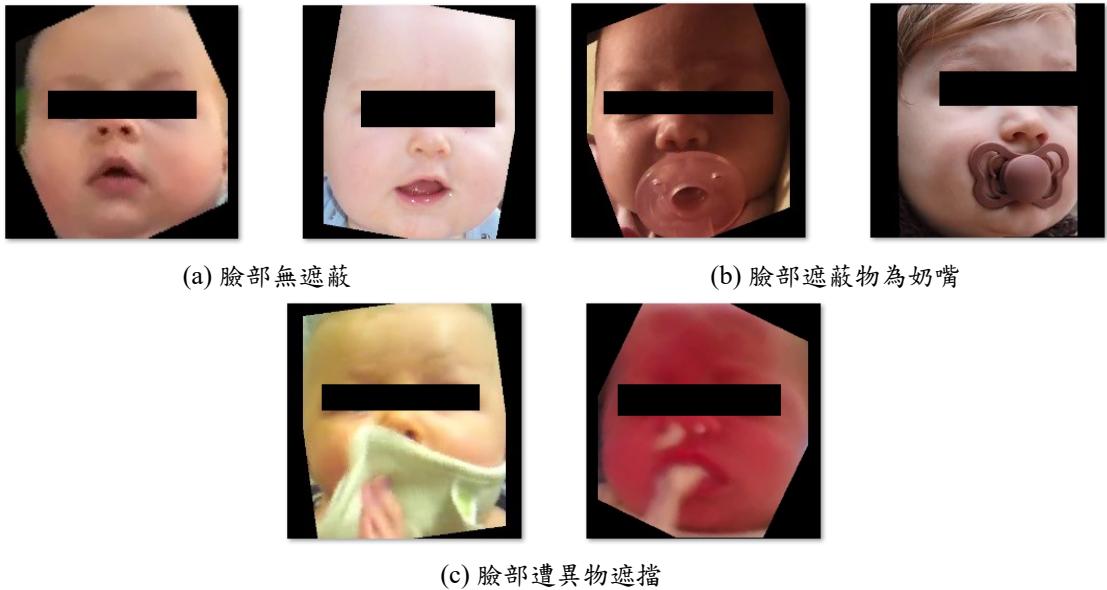


圖 1.5: 嬰兒臉部資料集

並將完整資料集分成訓練、測試及驗證集，各部分占比為 70%、20% 及 10%，即各有 2436 張、697 張及 342 張影像。

1.2.3 模型訓練

本論文使用 1.2.2 節之嬰兒臉部資料集，以 ResNet50 **he_deep_2016** 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。

1.3 姿勢辨識

承前言所述，除了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，例如：嬰兒側躺或趴睡時，因頸部肌肉較弱等原因，無力自行將臉移開，造成呼吸困難而窒息死亡；或者當嬰兒自行站立，而有可能爬落嬰兒床等，亦可能使嬰兒處於危險情境中。

在現有成人動作辨識的研究中，多會以骨架偵測開始著手。本文使用 OpenPose **cao_openpose_2019** 及 MediaPipe Pose **noauthor_pose_nodate** 等

一、研究方法

演算法進行嬰兒骨架之偵測，發現嬰兒需在特定情境下才能有較佳的偵測效果，結果如圖 1.6 及圖 1.7，可看到嬰兒平躺之偵測效果尚可，但趴躺等其他姿勢之效果則不如預期。又因本研究目標為能從非限定視角辨識嬰兒動作，然而嬰兒骨架圖在俯視角與平視角中多有相似之處（如圖 1.8），而無法達到良好的應用結果，因此，最終本文並不使用骨架圖進行姿勢辨識。

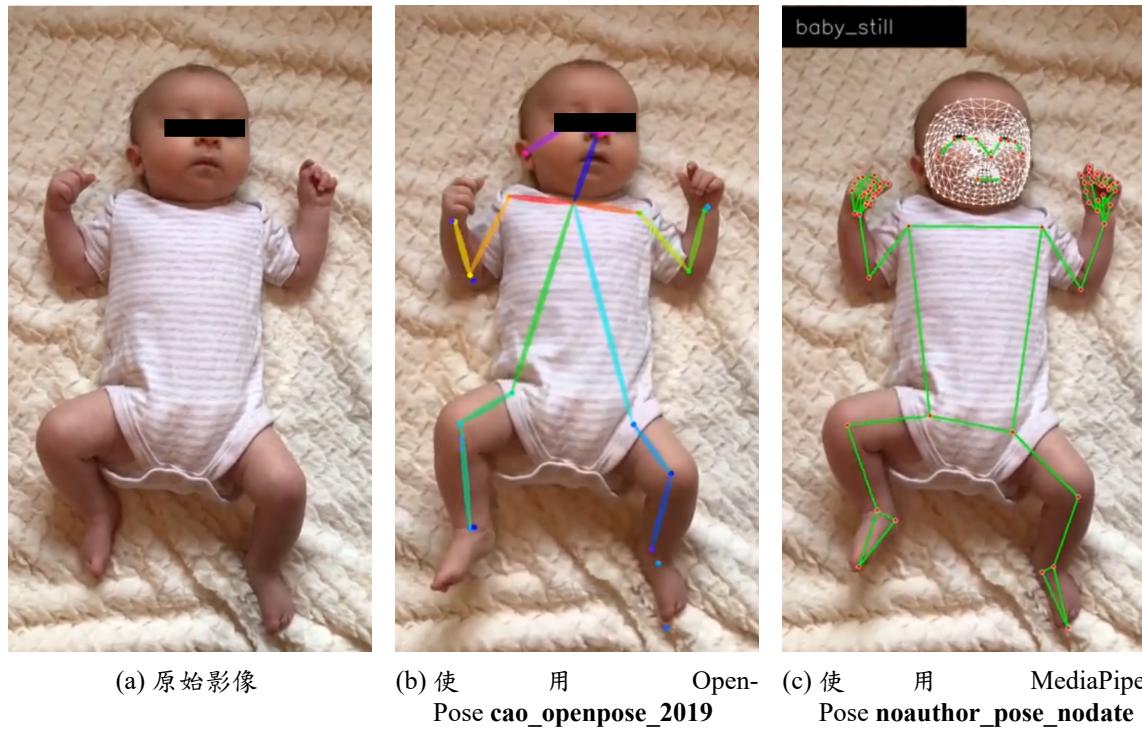


圖 1.6: 嬰兒平躺之骨架偵測結果



圖 1.7: 嬰兒趴躺之骨架偵測結果

而改為基於深度學習技術進行嬰兒動作辨識，使用自行收集之嬰兒影像資料集，訓練可辨識四種嬰兒基礎姿勢之模型。而資料集之詳細內容將於 1.3.1 節進行介紹。

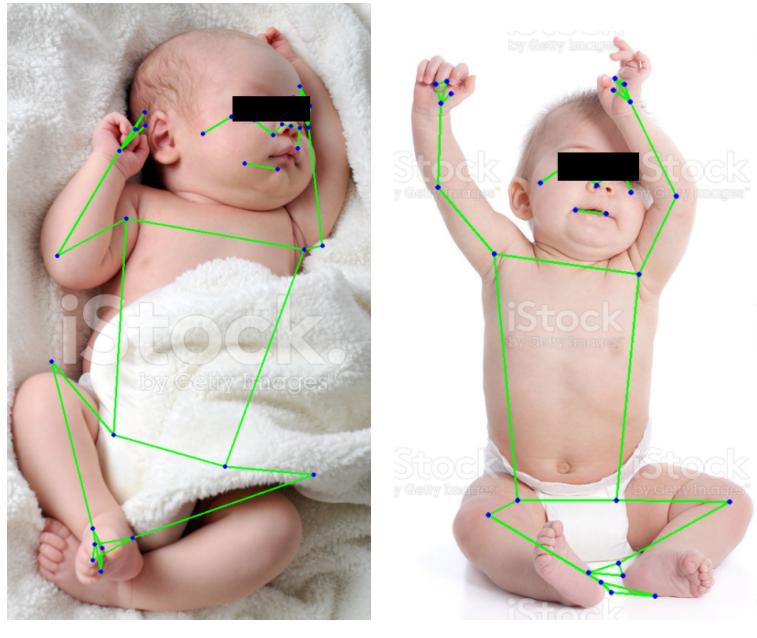


圖 1.8: 不同視角之嬰兒骨架偵測結果

本部分流程如圖 1.9：讀取嬰兒影像後，使用本文訓練的姿勢模型辨識嬰兒動作，並輸出判斷結果；若輸出為「正躺」或「坐姿」，此部分判斷嬰兒為安全狀態，而若結果為「趴躺」或「站立」，則分析嬰兒為警示狀態。

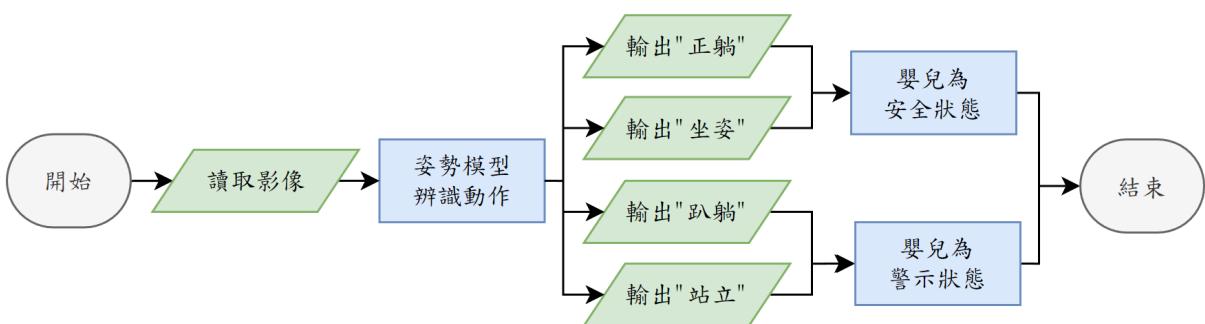


圖 1.9: 姿勢辨識流程圖

1.3.1 嬰兒姿勢資料集

由於目前未有公開之嬰兒資料集，故本論文使用之嬰兒影像，皆收集自網路上真實嬰兒的彩色照片或影片，再經前處理及分類標示而成。

一、研究方法

起初，本研究將嬰兒姿勢分為五類：正躺、趴睡、爬行、坐姿及站立，而趴睡及爬行二類時常發生互相誤判，致使辨識錯誤率高。推測原因為此二類嬰兒皆呈現腹面朝下之姿，不同處在於四肢及軀體是否貼地，如圖 1.10 所示，但若接續細分姿勢，將使分類過細。

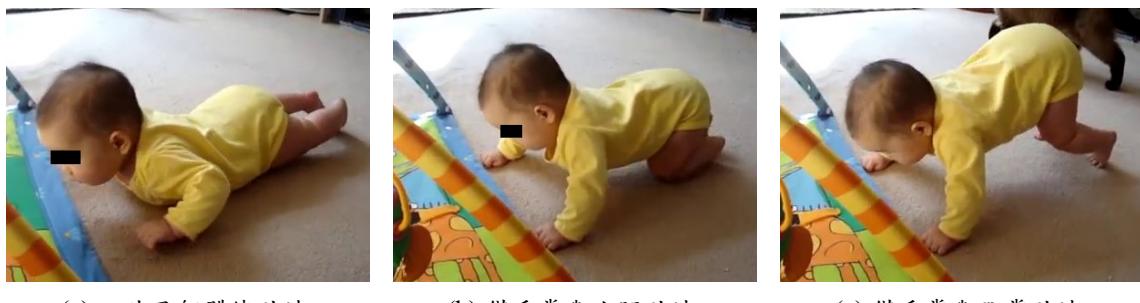


圖 1.10: 嬰兒腹面朝下之姿

因此，最終本部分資料集將嬰兒姿勢分成基礎四類，包含正躺（腹面朝上）、趴躺（腹面朝下）、坐姿及站立，各類別含 3774 張、3921 張、3900 張及 3821 張，總共 15416 張照片。且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。而對於此四類姿勢之詳細定義如下：

1. 正躺：嬰兒腹部面朝上，背部貼於水平面，而頭部及四肢位置不限，如圖 1.11a。
2. 趴躺：嬰兒腹部面朝下，包含趴睡及爬行等多動作，而頭部及四肢位置不限，如圖 1.11b。
3. 坐姿：嬰兒臀部貼於水平面，且背部未貼於同一平面，而頭部及四肢位置不限，如圖 1.11c。
4. 站立：嬰兒腳掌貼於水平面，且腹部和背部皆未平行於此水平面，而頭部及上肢位置不限，如圖 1.11d。

並將完整資料集分成訓練、測試及驗證集，各部分占比為 70%、25% 及 5%，即各有 10815 張、3857 張及 744 張影像。

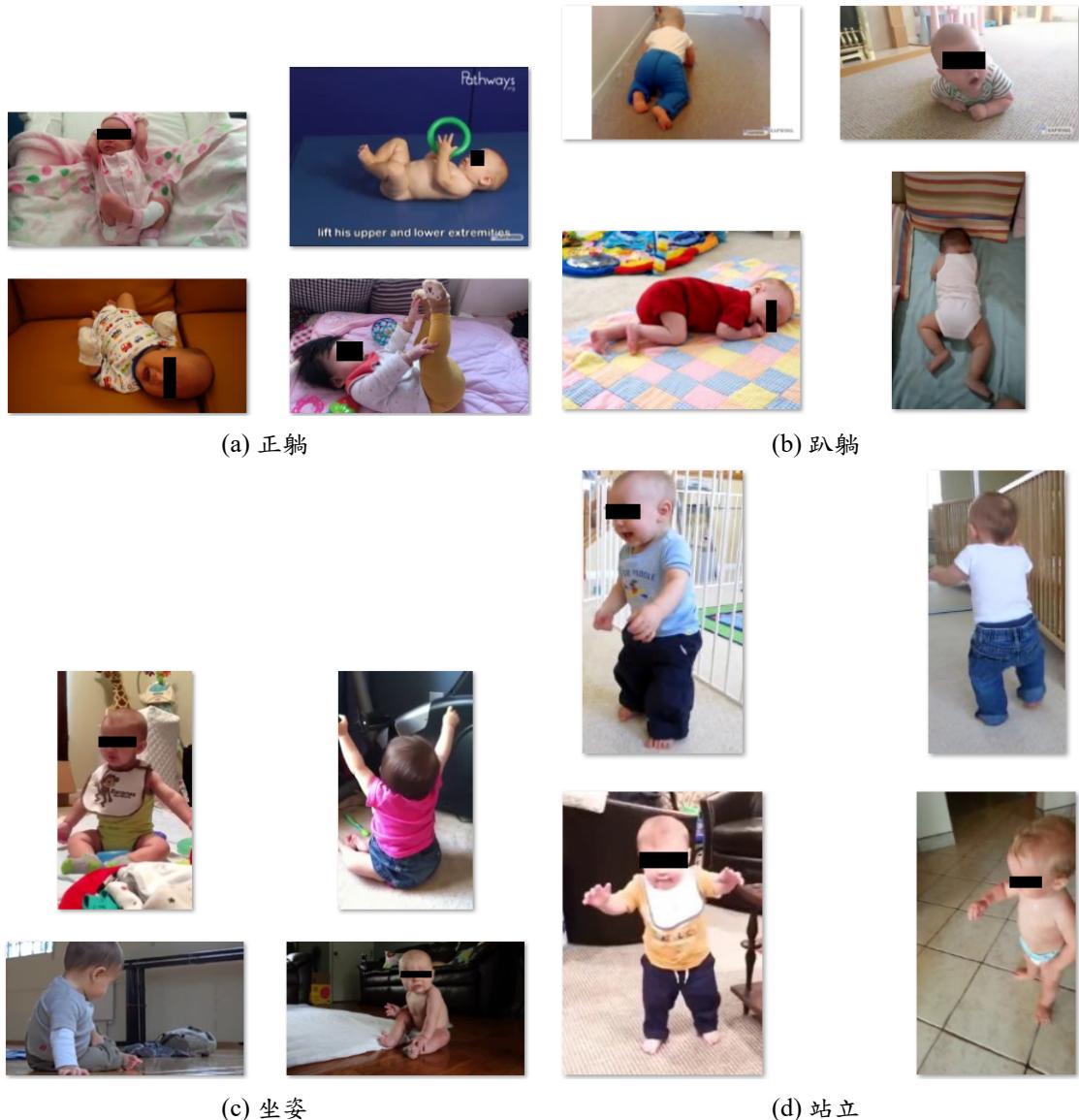


圖 1.11: 嬰兒姿勢資料集

1.3.2 模型訓練

本論文使用 1.3.1 節之嬰兒姿勢資料集，以 ResNet50 **he_deep_2016** 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。

1.4 危險情境判斷

在實際情境中，當嬰兒做出具危險性之行為時，需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，當此變數超過設定閾值時，系統才會發出警示提醒照護者。本部分之流程圖，請見圖 1.12。此步驟不但更符合實際使用情境，同時亦可減少因模型辨識錯誤而誤判及誤發警報的情形。

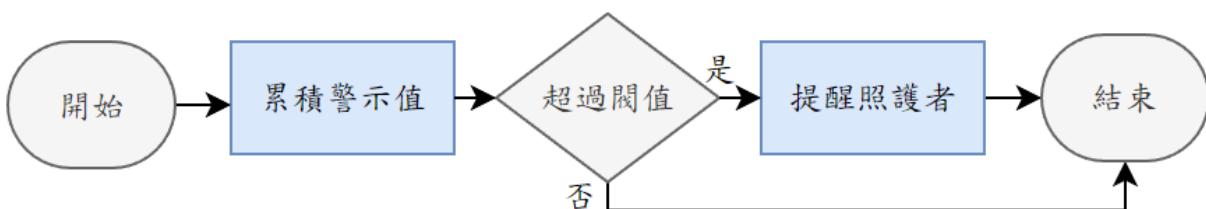


圖 1.12: 危險情境判斷流程圖