

獨居老人居家照護—Kinect 跌倒偵測系統

Home Care for Elderly Living Alone - Fall Detection Using Kinect

專題組員: 黃文郁

專題編號: PRJ-NTPUCSIE-101-006

執行期間:101 年 09 月 至 102 年 06 月

1. 摘要

近年來，高齡社會已成為醫療保健與居家照護的一項重要議題。「跌倒」是老人常發生的意外事件，也是老人受傷導致死亡的主要原因之一，因此國內外學者對於看護監視上提出各種跌倒偵測方法，以達到預警的效果。本研究針對獨居老人，將利用狀態機以 human action recognition (HAR) 為基礎，並搭配 Kinect 紅外線深度攝影鏡頭提出一套跌倒偵測方法，之後藉由實驗樣本求出各個狀態之閾值，再另外用測試樣本作實驗，實驗結果證明，本研究所提出的方法提升了跌倒偵測的辨識成功率。

關鍵詞: Kinect、跌倒偵測、紅外線、獨居老人，居家照護

2. 簡介

根據世界衛生組織指出，65 歲以上老年人在跌倒傷害中意外死亡所佔的比例是最高的[5]。不過跌倒發生的原因很多，包括個人疾病的因素、周圍環境所造成，或是也有可能是由於老人從事的動作較容易失去身體的平衡等。無論是哪種原因所造成的跌倒，對老人的身心都會有嚴重的影響[14]，且因滑倒而導致髖骨骨折的患者有六成在第一年內便

會因行動不便而死亡[9]。以台灣社會為例，許多年長者經常獨自在家，因此一旦發生跌倒意外，通常無法在第一時間給予協助救治，因而延誤最佳救援的時機，導致更嚴重的傷害。

對獨居的老人家來說，快速且準確的自動化跌倒偵測裝置是必要的，但是目前針對跌倒偵測的研究都是穿戴式速度感測器[10][11]或著是求救按鈕類型[4]，但穿戴式速度感測器和求救按鈕都有幾個缺點，像是會有不適感或是需要定期更換電池等等，這些因素都會增加老人使用上或身體上的不適。

因為這樣，近年來有學者利用影像處理的技術來克服穿戴式儀器的缺點，利用攝影機所拍攝到的影像來提供資訊來判斷老人是否有跌倒的情況發生。但是現今以電腦視覺為基礎實現的跌倒偵測，實際的影像偵測仍然有許多限制，像是背景相減，環境色彩相似以及明暗限制等等，皆會導致偵測上的誤差與錯誤。

有鑑於此，本研究使用 Kinect 的紅外線感測裝置，可以在黑暗中利用反射回來的散斑來計算出人體的深度及骨架圖，並利用 Windows Kinect SDK 發展出程式演算法以達到即時偵測並判斷跌倒事件。同時，本研究亦針對影像處理的環境限制改善跌倒偵測演算法，實驗結果表明，本研究所提出的方法提升了跌倒偵測的辨識成功率。

2.1. 跌倒偵測方法概述

目前跌倒偵測系統都必須透過裝置，收集與跌倒相關的參數或資料。主要可分類為四種方法—以穿戴感知器為基礎 (wearable sensor-based) 的系統；以聲音偵測為基礎 (audio-based) 的系統；以影像處理為基礎 (video-based) 的系統；以 Kinect 為基礎 (Kinect-based)。以下將針對這四種實現方法分析它們的優缺點。

(1) 以穿戴感知器為基礎之跌倒偵測系統

Noury[13]利用三個條件實現跌倒偵測。加速度器 (accelerometer) — 偵測人體垂直下降的加速度；身體方位 (body orientation) — 計算人體跌倒的方位；身體表面震動計 (vibration sensor) — 裝置在人體的腳踝或者手腕來得知跌倒者是否為嚴重的傷害。但是當使用者因為某些因素像是洗澡或是洗手會脫去偵測器，這時就無法偵測使用者是否跌倒。

後來，Degen 等人[16]把裝置複雜度和不適感降低，只使用一個手錶形式的裝置來偵測跌倒，但是因為是戴在手腕上的裝置，手部動作變化性太多，所以要使用這種裝置來偵測跌倒的話，困難度高且準確率偏低。

綜上所述，穿戴式跌倒感測器雖然設計上較為簡易，但是其缺點為穿戴的問題，容易令人感到不適且不方便行動，導致無法有效偵測跌倒事件的發生。

(2) 以聲音偵測及頻率為基礎之跌倒偵測系統

Alwan 等人[12]的方法是被动式的將特殊的壓電偵測器 (piezoelectric sensor)，放置在地上偵測地板是否有振動，並且利用這些振動的特徵來判斷是否有跌倒。另外像 Doukas 等人[3]則是利用身體三軸加速度的數據與身體對地板所產生的聲音訊號來做判斷是否有跌倒。

以聲音偵測及頻率為偵測基礎基本上克服了穿戴感知器的缺點，但是壓電偵測器設備昂貴，若僅單純利用聲音訊號來做判斷，其結果亦有誤差，因此以聲音偵測及頻率為基礎的跌倒偵測仍然有改進的空間。

(3) 以影像為基礎之跌倒偵測系統

Shaou-Gang Miaou 等人[15]也提出一種依照個人的身高、體重、性別和名字等的資訊與環場式攝影機 (omni-camera) 結合的客製化跌倒偵測系統，但由於是利用環場式攝影機的緣故，會有比例扭曲的情況導致系統判斷上的錯誤。

Lee 與 Mihailidis[17]則是利用剪影、擷取出使用者的 2D 速度，搭配特定的閾值 (threshold)，來偵測跌倒事件的發生；但是當使用者接近攝影機快速坐下時，閾值反而會難以判斷坐下與跌倒的區別。

Zhengming 等人[18]則是利用非同步時間對比傳感器 (asynchronous temporal contrast vision sensor) 計算事件的發生率，加上人體的垂直下降速度，因為跌倒時的事件發生率和垂直速度較其他動作高，因此可以判別跌倒的發生，不過有些跌倒情況的重心垂直速度並沒有顯著的變化加上光照度的影響，會導致判斷錯誤。

Jun-Wei Hsieh 等人[6]則使用去背方式提取人體輪廓，接著利用 Delaunay 三角網技術加上生成樹 (spanning tree) 計算出骨架結果，進而利用其判斷人體姿勢，但是這種方法需要計算成本過高。

基於上述文獻探討，雖然以影像為基礎之跌倒偵測系統方法繁多，但是依據演算法的不同，其影像皆需校正或者花費龐大計算時間做處理，實際執行跌倒偵測上是不適用的。

(4) 以 Kinect 為基礎之跌倒偵測系統

Anh Tuan Nghiem 等人[1]利用人體中心點和頭部對地板的距離和頭對地板的垂直加速度偵測跌倒的發生，由景深圖找到頭部位置，然後配合 histogram of oriented gradients (HOG) 特徵從已找到的頭部位置抓取全身影像，並計算頭部的垂直加速度，如果加速度大於一個特定值且頭對地的距離大於一個特定值，則判斷為跌倒狀況，但是會有遮蔽性問題，當她的頭被遮蔽到，就偵測不到頭的位置，因此蹲下的情形就被誤判為跌倒，誤判率就會上升。

Bingbing Ni 等人[2]是把情景設定在醫院病房的床上，偵測病人下床時的跌倒發生，係利用 Kinect 拍攝到的 RGB 影像圖和深度圖，接著把病床的區域切成 8 塊，對每一塊的 RGB 圖和深度圖，利用 HOG、histogram of optical flow (HOF)、motion history images (MHI)方法來擷取特徵值，然後搭配 multiple kernel learning (MKL)框架把這些特徵值組合起來，是以判斷跌倒發生，但是因為他們把情景設定為病床且是特定的角度，這樣並不適用於其他情況，又因為他用了許多方法，這樣的話時間複雜度就會變很高，處理時間會很長。

Kinect 的優點是價格便宜，同時也可以搭配 Microsoft Kinect SDK 來開發，再進一步推論人的行為是否有跌倒的可能。然而卻需要演算法進一步的改良，才能提升辨識的準確率以及處理時間。

基於以上各種研究的優缺點，本研究改良了場景問題，不以單一場景為研究考慮，以及部份性遮蔽的問題，即使遮蔽了腰部以下還是可以偵測，所以提出了以人體行為分類搭配 Kinect 的偵測方法。此方法設定為獨居老人跌倒偵測系統，在架構上只有判斷為一人出現時才會進行行為判斷，所以解決了多人誤判的情形。接著，此系統也不會有場

景問題，只要擺在視野最廣的位置，偵測的到人的位置，就可以使用。最後，此系統只利用景深和人體垂直速度作為特徵值來建立跌倒系統，設計直覺，配置簡單，所以複雜度低，處理時間也低，也可以即時回報偵測結果，即時救護跌倒受傷之老人。

本研究架構大致如圖 1 所示，當啟動系統時，會先進行影像前處理(pre-processing)，接著進行特徵值擷取(feature extraction)，再利用提取出的特徵值進行人體行為分類(human action recognition, HAR)。當判斷為跌倒時，則傳遞訊息至遠端救護系統，即時進行救治。

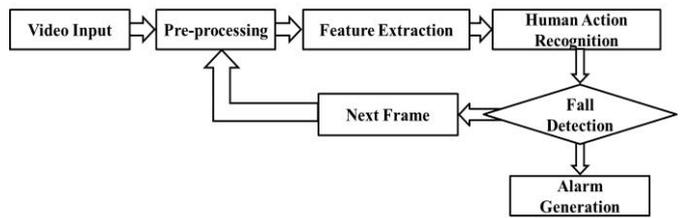


圖 1. 系統流程示意圖

3. 以人體行為分類搭配 Kinect 的偵測方法

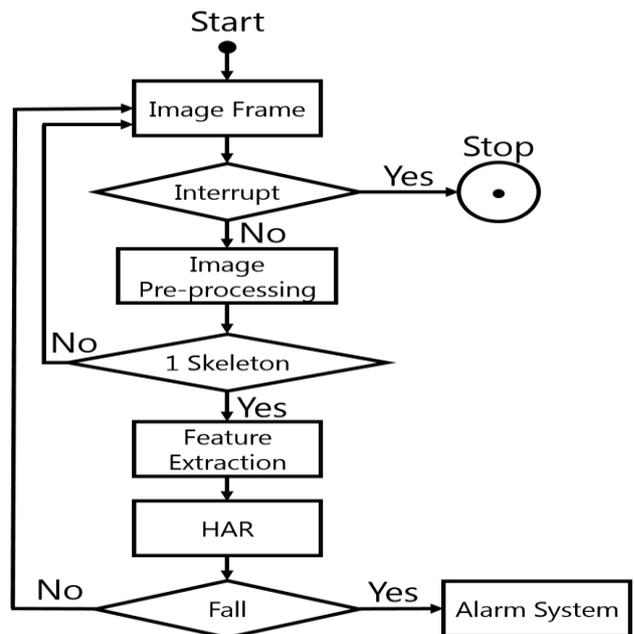


圖 2. 跌倒事件流程圖

本研究所提案之方法在演算法流程大致上可分為影像前處理 (pre-processing)、特徵值提取 (feature extraction)、人體行為分類 (human action recognition)，系統流程如圖 2 所示，詳細步驟分別敘述如後。

當有 frame 時，因為要利用骨架資訊擷取特徵值，所以在影像前處理階段將影像轉換為深度骨架圖，之後為了避免多人誤判的情形，進行人數判斷，當人數為 1 時才進行特徵值提取，否則回到 Next frame 重新開始，當人數為一人時則進入特徵值提取，利用骨架資訊擷取三項特徵值，分別為頭部的垂直速度、頭部的水平位移和頭部的深度，接著在人體行為分類中使用提取出來的三項特徵值判斷是否為跌倒，否的話，則回到 Next frame，是的話，可以傳送訊息給通報系統，給予最即時的救護。

3.1. 影像前處理 (pre-processing)

將影像轉換成深度骨架影像。Kinect 紅外線感應器資料，標定出感應器前方物體外形，並且產生物體區段對應，這個對應資料包含在深度資料中，追蹤物體的動作、標示出背景物件[7]，接著利用標示出的物件、offset joint regression (OJR)，接著以常態亂數分布的 noise 去消除深度圖中的雜訊最後使用大量的訓練資料來訓練出骨架[8]，最後生成深度骨架影像。

3.2. 特徵值提取 (feature extraction)

由於 Kinect 裡的 SDK 裡已經有提供關節資訊，所以可以透過 SkeletonData 的 Joints 集合來取得某一個人體的所有關節的 3D 座標，所以可以使用 JointID 這個列舉來指定要取得哪一個關節的座標，並利用這些關節座標來計算在空間中的移動速度。預定將提取三個特徵值：

1) 頭的垂直速度：計算 frame 和 frame 之間

頭部的垂直位移，再利用其計算出速度。

2) 頭部的水平位移：做為跌倒判斷的輔助。

3) 頭部的深度：用來區分坐下和跌倒的特徵點。

3.3. 人體行為分類 (human action recognition, HAR)

大致上我們將日常人類室內活動行為分類為站立行走、坐著等情形，而這些行為的移動速度，深度及水平變量不可能一起加大。所以本計畫擬將這三種特徵值配合分為三種類別，分別是 Fall 用來表示已跌倒；Standing 表示人體姿勢為站著；Sitting 表示人體為坐著狀態，並且利用 A、B 及 C 來代表 Standing、Sitting 及 Fall 狀態的條件， v 代表頭的垂直速度； d 代表深度； x 代表水平變量，如圖 3 所示。

因為站立時頭的移動方向是向上的，所以當 v 大於 v_1 時，則成立；而因為坐下時頭的移動方向是向下的，且為了跟跌倒區分，加入了深度當作輔助判斷，所以當 v 介於 v_2 和 v_3 且 d 介於 d_1 及 d_2 ，則成立；接著因為往任何方向跌倒時，其三個特徵值變化不一，所以將其分成 4 個方向，前跌、後跌、左跌及右跌，如此一來，其特徵值就有特定歸納，其各個條件詳述如後。

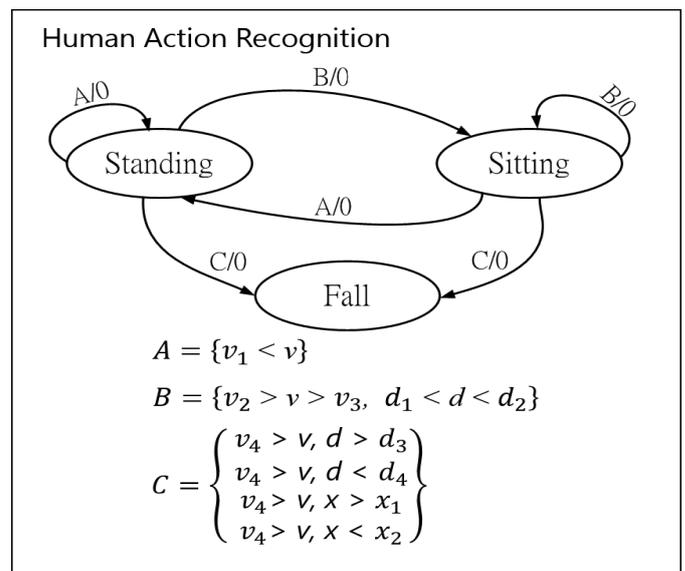


圖 3. 人體行為分類狀態圖

- A. 狀態轉為Standing。當頭的速度(v)大於 v_1 的話，則其狀態會轉變為Standing。
- B. 狀態轉為Sitting。當頭的速度(v)介於 v_2 至 v_3 之間，以及深度變化(d)在 d_1 至 d_2 之間，則其狀態會轉變為Sitting。
- C. 狀態轉為Fall。本專題將Fall分為前、後、左及右這四個方向。
 - C-1. 前跌的條件。當頭的速度(v)小於 v_4 以及深度變化(d)大於 d_3 ，其狀態會轉變會Fall。
 - C-2. 後跌的條件。當頭的速度(v)小於 v_4 以及深度變化(d)小於 d_4 ，其狀態會轉變會Fall。
 - C-3. 左跌的條件。當頭的速度(v)小於 v_4 以及水平變量(x)大於 x_1 ，其狀態會轉變為Fall。
 - C-4. 右跌的條件。當頭的速度(v)小於 v_4 以及水平變量(x)小於 x_2 ，其狀態會轉變為Fall。

4. 主要成果與評估

本專題找了 6 位年齡分佈在 21 至 27 歲之間，身高分佈在 168cm 至 175cm 之間，體重分佈在 55kg 至 88kg 之間之男性，以及 9 位年齡分布在 21 至 24 歲之間，身高分佈在 147cm 至 165cm，體重分佈在 50kg 至 70kg 之間之女性進行數據測試，每一位分別對坐下、站立、前跌、後跌、左跌及右跌這 6 種動作做 7 次，因此每一動作之樣本量有 105 個，首先將其數據先刪去極值，接著取出每一項目的最高值或最低值，所以才將閾值訂定為表 1 所示。

最後，本專題另外找了 3 位年齡分佈在 24 至 26 歲之間，身高分佈在 163cm 至 174cm 之間，體重分佈在 65kg 至 90kg 之間的男性，以及 2 位年齡分布在 21 至 23 歲之間，身高分佈在 163cm 至 167cm，體重分佈在 62kg 至

表 1. 閾值表

變數	閾值	說明
v_1	5	狀態轉為 Standing 之速度閾值
v_2	-5	狀態轉為 Sitting 之速度最低閾值
v_3	-60	狀態轉為 Sitting 之速度最高閾值
v_4	-40	狀態轉為 Fall 之速度閾值
d_1	-40	狀態轉為 Sitting 之深度最低閾值
d_2	40	狀態轉為 Sitting 之深度最高閾值
d_3	50	前跌之深度閾值
d_4	-50	後跌之深度閾值
x_1	200	左跌之水平變量閾值
x_2	-200	右跌之水平變量閾值

70kg 的女性來做測試，測試者分別做了坐下、站立、跌倒這 3 種動作，而站立及坐下分別做 7 次，跌倒則是分四個方向，每一個方向做 7 次，其測試結果會在 4.1 節詳述，4.2 節討論實驗結果與討論。

4.1. 跌倒事件偵測

本節依據 3.1.3 節所統計分析出的閾值來做為是否跌倒的判斷，分別使受測者在距離 Kinect 約 117cm 至 300cm 之間做了站立、坐下、前跌、後跌、左跌及右跌這 6 種動作。實驗結果如表 2 所示。

4.2. 實驗結果與討論

本研究之測試樣本包括 140 個跌倒樣本，35 個站立樣本和 35 個坐下樣本，而跌倒測試是分成四個方向，在這四個方向中，包含臉朝上或者是臉朝下，還是側身倒。坐下和站立測試也是包含側身、坐姿、站姿或是任意方向。

在坐下和站立動作中，本研究所提出的演算法並沒有把任何一次辨識成跌倒，雖然有些坐下的速度是符合跌倒的閾值，但是因

表 2. 跌倒事件偵測實驗數據

Event Detected	Stand	Sit	Fall forward	Fall backward	Left Fall	Right Fall
Yes	35	35	33	34	34	35
No	0	0	2	1	1	0
Accuracy	100%	100%	94%	97%	97%	100%

為深度的關係，坐下的深度比跌倒的深度遠來的小，所以並沒有把其誤判為跌倒，另一方面，在站立動作中，因為與跌倒的方向相反，因此不會被判斷為跌倒是合理的。

在跌倒動作中，系統正確地從 140 個跌倒樣本中判斷出 136 次跌倒，無法正確判斷 4 次，這 4 次中的 2 次為前跌，1 次為後跌，1 次為左跌，前跌和左跌判斷不出來是因為那位受測者跌倒時超出 Kinect 的偵測範圍，所以導致判斷不出來，而後跌時也是因為跌在床墊上時震動太大導致骨架消失，所以判斷錯誤，但其實這還好，因為真實跌倒時並不會有床墊當緩衝，所以震動並不會很大。

5. 結語與展望

本研究提出以人體行為分類搭配 Kinect 的偵測方法，首先利用 Kinect 的紅外線深度感測器探索畫出人體骨架圖，並擷取頭部的座標資訊，接著計算出速度以及深度來判斷跌倒與否。本研究所提出之演算法利用了更多的深度資訊來輔助判斷，計算速度及深度的方法簡單有效，並且因為只抓取上半身，所以就算有遮蔽物遮蔽了下半身，其依舊是有效地偵測到跌倒。

在未來，本研究希望能在更現實的環境中測試更多樣的數據，可以增加系統的可靠性。並且，Kinect 第二代鏡頭可以左右移動，如此可以加上自動追蹤人體功能，改善 Kinect 本身視野的限制，變向的增加廣角，而在救護端方面，可以設計一套與 Kinect 結合的系統供醫院使用，使得老人跌倒時，能由本跌

倒系統立即傳送訊息給救護端，讓老人在第一時間得到最快的幫助。

6. 銘謝

首先誠摯的感謝指導教授林伯星博士，教了我報告撰寫、架構構思、研究所需的技術以及思考問題的邏輯，老師悉心的教導使我得以領悟跌倒偵測領域的深奧，不時的與我討論並指點我正確的方向，使我在這一年中獲益匪淺。老師對學問的嚴謹更是我輩學習的典範。

另外，也感謝許銘祥、許修齊、蘇哲仕、楊永錚、鄭猷勳、紀孝儒、龐文達、謝孟峰、吳昱昇學長、陳雯蕙、李思慧、丁文婷、Anisha 學姊以及方莉雯、劉尚雯、吳宥蓁、陳珮珊、王譽霖、許智翔同學幫助我進行跌倒測試，使本專題能更具完善，也感謝你們總能在我迷惘時為我解惑，對於研究上給予建議與協助。

7. 參考文獻

- [1] Anh Tuan Nghiem, Edouard Auvinet, and Jean Meunier, "HEAD DETECTION USING KINECT CAMERA AND ITS APPLICATION TO FALL DETECTION," Information Science, Signal Processing and their Applications (ISSPA), pp.164-169, 2012.
- [2] Bingbing Ni1, Nguyen Chi Dat, and Pierre Moulin, "RGBD-CAMERA BASED

GET-UP EVENT DETECTION FOR HOSPITAL FALL PREVENTION,” Acoustics, Speech and Signal Processing (ICASSP), pp.1405-1408, 2012.

- [3] Charalampos Doukas and Ilias Maglogiannis, “Advanced Patient or Elder Fall Detection based on Movement and Sound Data,” *Pervasive Computing Technologies for Healthcare*, pp. 103 – 107, 2008.
- [4] Direct alert. Wireless Emergency Response System [Online]. Available: <http://www.directalert.ca/emergency/help-button.php>
- [5] Falls, World Health Organization, Media centre, October, 2012 [Online]. Available: <http://www.who.int/mediacentre/factsheets/fs344/en/>
- [6] Jun-Wei Hsieh, Yung-Tai Hsu, Hong-Yuan Mark Liao, and Chih-Chiang Chen, “Video based human movement analysis and its application to surveillance systems,” *IEEE Transactions on Multimedia*, vol. 10, pp. 372–392, 2008.
- [7] Jamie Shotton, John Winn, Carsten Rother, and Antonio Criminisi, “TextonBoost: Joint Appearance, Shape and Context Modeling for Multi-Class Object Recognition and Segmentation,” *Computer Vision – ECCV 2006*, pp. 1-15, 2006.
- [8] Jamie Shotton, Ross Girshick, Andrew Fitzgibbon, Toby Sharp, Mat Cook, Mark Finocchio, Richard Moore, Pushmeet Kohli, Antonio Criminisi, Alex Kipman, and Andrew Blake, “Efficient Human Pose Estimation from Single Depth Images,” *IEEE Transactions Pattern Analysis and Machine Intelligence*, no. 99, pp.1, 2012.
- [9] K. Cameron, K. Hughes, and K. Doughty. “Reducing fall incidence in community elders by telecare using predictive systems,” in *Proceeding of the 19th Annual International Conference of the IEEE-EMBS (Engineering in Medicine and Biology Society)*, vol. 3, pp.1036-1039, 1997.
- [10] Kangas M, Konttila A, Lindgren P, Winblad I, and Jämsä T, “Comparison of low-complexity fall detection algorithms for body attached accelerometers,” *Gait Posture*, vol. 28, no. 2, pp. 285- 291, 2008.
- [11] M.N. Nyan, Francis E.H. Tay, and E. Murugasu, “A wearable system for pre-impact fall detection,” *Journal of Biomechanics*, vol. 41, no. 16, pp. 3475-3481, 2008.
- [12] Majd Alwan, Prabhu Jude Rajendran, Steve Kell David Mack, Siddharth Dalal, and Robin Felder, “A Smart and Passive Floor-Vibration Based Fall Detector for Elderly,” *2nd IEEE International Conference on Information and Communication Technologies*, vol. 1, pp.1003-1007, 2006.
- [13] N. Noury, A. Fleury, P. Rumeau, A.K. Bourk, G.O. Laighin, V. Raille, and J.E. Lundy, “Fall detection: principles and methods,” *29th Annual International Conference of the IEEE on Engineering in Medicine and Biology Society (EMBS)*, pp.1663-1666, 2007.
- [14] R. TIDEIKSAAR, “Falls in Older People: Prevention & Management,, Fourth Ed. “ *Health Professions Pr*, Fourth edition, 2010.
- [15] Shaou-Gang Miaou, Pei-Hsu Sung, and

Chia-Yuan Huang, "A Customized Human Fall Detection System Using Omni-Camera Images and Personal Information," 1st Transdisciplinary Conference on Distributed Diagnosis and Home Healthcare, pp. 39-42, 2006.

- [16] T. Degen and H. Jaeckel, "SPEEDY: a fall detector in a wrist watch," 7th IEEE International Symposium on Wearable Computers, pp.184- 187, 2005.
- [17] T. Lee, and A. Mihailidis, "An intelligent emergency response system: preliminary development and testing of automated fall detection," J Telemed. Telecare, vol. 11, no. 4, pp. 194-198, 2005.
- [18] Zhengming Fu, Eugenio Culurciello, Patrick Lichtsteiner, and Tobi Delbruck, "Fall Detection using an Address-Event Temporal Contrast Vision Sensor," IEEE International Symposium on Circuits and Systems (ISCAS), pp.424-427, 2008.