

TỰ ĐỘNG PHÁT HIỆN NGƯỜI NGÃ TRONG THỜI GIAN THỰC SỬ DỤNG BỘ CẢM BIẾN GIA TỐC

Đinh Khắc Quân, Phạm Văn Cường, Nguyễn Ngọc Điệp*, Từ Minh Phương

Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông

*Email: diepnguyenngoc@ptit.edu.vn

TÓM TẮT

Ngã là một trong những nguyên nhân chính gây chấn thương có thể dẫn đến tử vong ở người cao tuổi. Chính vì vậy, việc sử dụng một hệ thống tự động phát hiện và báo động khi ngã sẽ giúp cho việc cấp cứu kịp thời, nhờ vậy giảm thiểu rủi ro cho người bị ngã. Bài báo này mô tả một hệ thống tự động phát hiện ngã sử dụng bộ cảm biến gia tốc trong thời gian thực cho phép người sử dụng triển khai hệ thống dễ dàng do không có yêu cầu đặc biệt về việc thiết lập khu vực giám sát với chi phí thấp. Quá trình phát hiện ngã được thực hiện bằng cách sử dụng kỹ thuật so khớp chuỗi thời gian động (Dynamic Time Warping) để so khớp với mẫu lưu trong thời gian huấn luyện. Một thử nghiệm với 8 người với các tư thế ngã khác nhau được tiến hành nhằm đánh giá hệ thống với 2 tiêu chí: phát hiện người ngã và phân biệt ngã với các hoạt động hàng ngày khác. Với kết quả thử nghiệm là 93.75% precision và 96.25% recall khi thử nghiệm trên dữ liệu của từng cá nhân và 83.75% precision và 91.25% recall khi thử nghiệm trên dữ liệu độc lập cho thấy khả năng xây dựng hệ thống tự động phát hiện người ngã trong thời gian thực với chi phí thấp là rất thực tế.

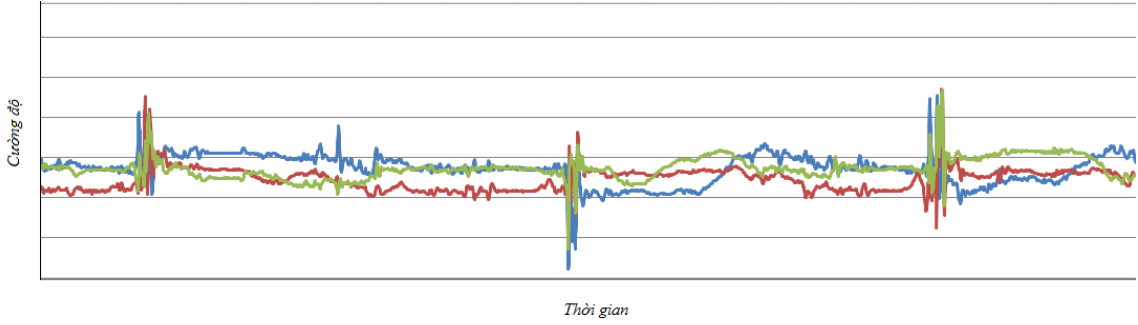
Từ khóa. phát hiện ngã, cảm biến gia tốc, người cao tuổi.

1. GIỚI THIỆU

Ngã rất thường xảy ra ở người lớn tuổi, tỉ lệ và độ trầm trọng của ngã tăng lên từ bắt đầu từ tuổi 60. Ở Mỹ, mỗi năm có tới một phần ba người từ 65 tuổi trở lên bị ngã, tỉ lệ này càng cao hơn sau tuổi 75. Tại Việt Nam, mặc dù không có các thống kê chi tiết, nhưng hiện tượng ngã ở người cao tuổi không phải là ngoại lệ so với các nước khác. Điều quan trọng là ở người cao tuổi, ngã thường gây ra hậu quả nghiêm trọng hơn như gãy xương, và khi phải nằm liệt giường, các hậu quả tiếp theo về tâm thần cũng như thể chất cũng trầm trọng đáng kể hơn ở người trẻ [1]. Một số thống kê cho thấy khoảng 5% những người cao tuổi bị ngã cần phải nhập viện. Người lớn tuổi bị ngã thường làm cho họ giảm các hoạt động thể lực cần thiết, do đó càng suy yếu hơn và dễ bị chết sớm [2]. Mặt khác, *các hậu quả do ngã gây ra cũng phụ thuộc vào khoảng thời gian người bị ngã không đứng dậy được nếu không được trợ giúp sau khi ngã* [4]. Do đó, đối với người bị ngã, *phát hiện* và trợ giúp họ càng nhanh càng tốt là việc rất quan trọng.

Trong những năm gần đây, nhiều giải pháp được đưa ra để giải quyết vấn đề phát hiện người ngã kịp thời [5, 7-13]. Có hai giải pháp thương mại khá thú vị. SmartCane [5], gồm một cây gậy đỡ bình thường với bộ cảm biến không dây. Giao tiếp dữ liệu cảm biến chuyên tiếp đến một thiết bị cá nhân để xử lý. Tuy nhiên, SmartCane chỉ phát hiện được người ngã nếu đem theo gậy bên mình. Brickhouse [7] cũng là một hệ thống phát hiện ngã thương mại khá nổi tiếng. Hệ thống có một cảm biến kèm theo người và một hệ thống trợ giúp từ xa. Tuy vậy giá của các hệ

(human interface device) cho phép dữ liệu cảm biến được truyền tới máy tính hoặc điện thoại di động thông qua Bluetooth. Điều này giúp giảm thiểu độ phức tạp trong cài đặt và triển khai hệ thống cảm biến.



Hình 2. Dữ liệu cảm biến gia tốc liên tục

2.2. Thuật toán phát hiện ngã

Sau khi thu được tín hiệu từ cảm biến, dữ liệu cảm biến được biến đổi thành các đặc trưng trước khi áp dụng các kỹ thuật học máy thống kê hoặc so khớp mẫu. Các hệ thống phát hiện ngã trước đây sử dụng một số kỹ thuật dựa trên học máy thống kê như Dynamic Bayesian Networks [14], Random Decision Forest [15] và một số cách tiếp cận dựa trên chuỗi thời gian (time series) như biến đổi Wavelet rời rạc [3]. Trong nghiên cứu này, chúng tôi đề xuất sử dụng cách tiếp cận dựa trên kỹ thuật so khớp chuỗi thời gian động (dynamic time warping - DTW) [21]. Trên thực tế, DTW đã được ứng dụng rộng rãi trong lĩnh vực nhận dạng mẫu và khai phá dữ liệu như ứng dụng nhận dạng các liên kết từ [21], nhận dạng hành động của người trong thời gian thực [22].

2.2.1. Khung cửa sổ trượt

Dữ liệu từ bộ cảm biến biến thiên liên tục theo thời gian nên để xác định khoảng thời gian nào có nhiều khả năng người đeo bộ cảm biến bị ngã chúng tôi phân đoạn dữ liệu thành các khung cửa sổ trượt (sliding window hay frame). Do kích thước khung cửa sổ trượt thường ảnh hưởng đáng kể đến hiệu suất của hệ thống nhận dạng [23]. Cho nên trong nghiên cứu này chúng tôi thử đã thử nghiệm các khung cửa sổ trượt với các kích thước khác nhau bằng kiểm tra chéo 4 lần (4-fold cross validation): 1.5 giây (cho độ chính xác 76.2%), 1.8 giây (cho độ chính xác 91.2%), 2 giây (cho độ chính xác 90%) và 2.5 giây (cho độ chính xác 86.2%). Kết quả thử nghiệm trên cho thấy cửa sổ trượt với kích thước 1.8 giây cho kết quả tốt nhất.

2.2.2. Kỹ thuật so khớp chuỗi thời gian động

DTW là phương pháp so khớp mẫu dựa trên qui hoạch động (dynamic programming) đo độ tương tự giữa hai chuỗi thời gian. Giả sử $O = o_1, o_2, \dots, o_m$ và $Y = y_1, y_2, \dots, y_n$ là hai chuỗi thời gian. DTW tìm một ánh xạ tối ưu từ O tới Y bằng cách tạo ra một đường so khớp (warp path) $W = w_1, w_2, \dots, w_K$ với $\max\{m, n\} \leq K < m+n$, và K là độ dài của đường so khớp. Đường so khớp được ràng buộc bằng hai điểm đầu và cuối của cả hai chuỗi. Để ánh xạ giữa các phần tử theo thứ tự thời gian thì khoảng cách nhỏ nhất giữa các phần tử ở mọi vị trí được tính theo công thức sau:

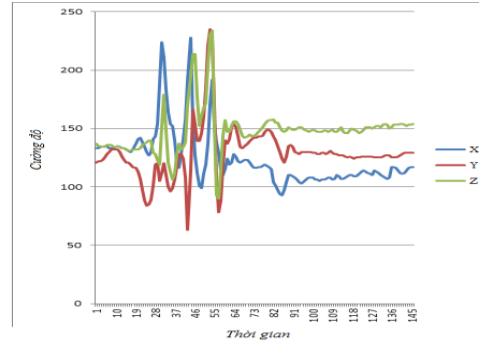
$$\delta(W) = \min \left\{ \sum_{k=1}^K \delta(w_{ki}, w_{kj}) \right\} \quad (1)$$

Các khoảng cách này thường được tính dựa trên khoảng cách Euclidean $d(o_i, y_j)$ và công thức đệ qui như sau:

$$\delta(i, j) = d(o_i, y_j) + \min \{ \delta(i-1, j), \delta(i-1, j-1), \delta(i, j-1) \} \quad (2)$$

với i và j là các chỉ số đơn điệu tăng của chuỗi thời gian O và Y . Sau đó, giá trị so khớp $\delta(W)$ được chuẩn hóa về $[0, 1]$.

Ưu điểm chính của phương pháp DTW là khả năng so khớp các chuỗi thời gian có độ dài khác nhau. Phương pháp này cho phép tìm ra sự tương tự giữa hai chuỗi có hình dạng biến thiên tương tự nhau, nhưng khác nhau về số điểm thời gian. Áp dụng vào trường hợp xác định ngã, đặc điểm này làm tăng khả năng khái quát hóa của thuật toán nhận mẫu và tăng độ chính xác trên dữ liệu mới (unseen data).



Hình 3. Ví dụ về một cú ngã (trái) và dữ liệu cảm biến được trực quan hóa (phải)

2.2.3. Trích chọn khung mẫu ngã

Quá trình ngã thường được chia thành ba giai đoạn: người đổ, người va chạm với nền, và người nằm bất động. Trong giai đoạn đổ, người sử dụng bị mất cân bằng và ngã xuống mặt đất với một chuyển động tăng tốc từ đó làm thay đổi gia tốc. Hình minh họa (hình 3) bên phải mô tả giai đoạn này diễn ra trong khoảng 0.3 đến 0.5 giây. Sau giai đoạn đổ, giai đoạn va chạm bắt đầu khi trọng tâm con người đổ gần với mặt phẳng và chạm nhất. Va chạm tạo nên một phản lực lên cơ thể người ngã và kết quả tạo nên một sự giảm tốc độ nhanh chóng theo chiều ngược lại của trọng lực. Tùy thuộc bề mặt, độ đàn hồi, tư thế ngã, dạng ngã, phản xạ người ngã mà quá trình tiếp theo có thể có biểu hiện dao động, chuyển hướng gia tốc nhẹ một vài lần. Giai đoạn va chạm diễn ra nhanh và thường có cảm biến gia tốc giảm dần và nhỏ hơn so với giai đoạn đổ. Giai đoạn bất động xảy ra sau va chạm là giai đoạn thường thấy với một bệnh nhân hay người già, họ thường sẽ không tự đứng dậy lập tức ngay cả khi họ có khả năng đó. Quãng thời gian này thường kéo dài hơn 1 giây. Trong giai đoạn này, người ngã thường không hoặc rất ít di chuyển do vậy dữ liệu cảm biến thường khá ổn định. Căn cứ vào những đặc tính của ba giai đoạn ngã có thể nhận thấy việc lấy ngưỡng cho độ biến thiên gia tốc và xác định khoảng thời gian để trích xuất ra chuỗi thời gian con cho thuật toán so khớp chuỗi thời gian động.

Trong thời gian thực, quá trình cảm biến là liên tục theo thời gian. Bộ cảm biến gia tốc của Wii Remote cho ra 100 mẫu trong một giây. Để xác định thời điểm nhiều khả năng ngã xảy ra, nhóm nghiên cứu tiến hành xác định *ngưỡng bất thường* (abnormal threshold) dựa vào một loạt các thử nghiệm trên tập dữ liệu do nhóm thu thập. Chúng tôi tính đặc trưng năng lượng (energy) của cảm biến gia tốc từ mỗi khung cửa sổ trượt theo công thức sau:

$$Energy(x) = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i^2 \quad (3)$$

Giá trị của đặc trưng energy này được so sánh với ngưỡng bất thường để xác định khả năng có một lần ngã trong khung cửa sổ trượt. Khi giá trị energy vượt quá ngưỡng bất thường thì khung cửa sổ trượt này được coi là một *khung mẫu ngã* (fall frame). Khung mẫu ngã với độ dài cố định (1.8 giây) được trích xuất để đưa vào đầu vào của thuật toán so khớp chuỗi thời gian động để phát hiện ngã. Ngưỡng bất thường và độ dài khung cửa sổ được ước lượng bằng một thực nghiệm trên tập dữ liệu thu thập (được trình bày ở mục 3).

2.2.4. Phát hiện ngã

Khi một khung mẫu ngã được trích xuất (xem ví dụ một Nó sẽ được đưa vào đầu vào của so khớp chuỗi thời gian động để so sánh với các mẫu huấn luyện. Mỗi lần so sánh, thuật toán so khớp chuỗi thời gian động cho ra kết quả là một giá trị so khớp (matching cost).

Hệ thống phát hiện ngã sẽ dựa vào giá trị so khớp này để xác định khung mẫu đó có chứa dữ liệu cảm biến gia tốc của vừa người bị ngã hay không dựa vào ngưỡng quyết định (decisive threshold). Ngưỡng quyết định được xác định nhờ thử nghiệm bằng cách kiểm tra chéo 4 lần (4-fold cross validation) trên tập dữ liệu thu thập.

3. KẾT QUẢ THỰC NGHIỆM

Thử nghiệm được tiến hành với 8 đối tượng là sinh viên khoa Công nghệ thông tin, Học viện Công nghệ Bưu chính Viễn thông. Tất cả các đối tượng thử nghiệm đeo Wii ở cùng một vị trí (vùng thắt lưng) và cùng hướng. Dữ liệu cảm biến được truyền đến và ghi lại (logging) trên một máy tính. Sau đó, các đối tượng được tự do lựa chọn các tư thế ngã khác nhau và mỗi người ngã chủ động 10 lần. Trong đó, ngoài hành động ngã các đối tượng cũng được yêu cầu thực hiện một số hành động khác như: ngồi, nằm xuống từ từ, chạy, đi bộ. Để đánh giá độ chính xác của hệ thống, nhóm nghiên cứu tiến hành 2 phương pháp: thử nghiệm trên từng cá nhân (user dependent) và thử nghiệm độc lập (user independent). Các độ đo bao gồm:

$$\text{Độ chính xác: Precision} = \frac{TP}{TP + FP} \quad (4)$$

$$\text{Độ bao phủ: Recall} = \frac{TP}{TP + FN} \quad (5)$$

Trong đó, *True Positive* (TP) là tỉ lệ đo số lần hệ thống phát hiện ngã và số lần thực tế ngã. *True Negative* (TN) là tỉ lệ đo số lần hệ thống phát hiện là không ngã và số lần thực tế không ngã. *False Positive* (FP) là tỉ lệ đo số lần hệ thống phát hiện ngã và số lần thực tế không ngã. *False Negative* (FN) là tỉ lệ đo số lần hệ thống phát hiện không ngã và số lần thực tế ngã.

3.1. Kết quả thử nghiệm trên dữ liệu từng cá nhân

Thử nghiệm trên từng cá nhân là việc tiến hành thử nghiệm với dữ liệu huấn luyện (training) và dữ liệu kiểm thử (test) trên cùng một người, tức là sử dụng dữ liệu thu được từ một người để huấn luyện, sau đó dùng dữ liệu cũng của người đó nhưng chưa được dùng trong huấn luyện để kiểm tra độ chính xác theo phương pháp kiểm tra chéo (cross-validation).

Từ quan sát và tiến hành thử nghiệm, kết quả tốt nhất được trình bày trong bảng 1 với độ dài khung mẫu ngã là 1.8 giây, ngưỡng bất thường là 190 và ngưỡng quyết định (decisive threshold) là 0.36 (sau khi đã chuẩn hóa bằng cách chia cho giá trị so khớp lớn nhất trong tập dữ liệu). Thử nghiệm trên từng cá nhân cho kết quả: 93.75% precision và 96.25% recall. Đây là kết

quả rất khả quan vì thử nghiệm trên từng cá nhân thường được áp dụng cho những hệ thống cho một người dùng và có khả năng thích nghi với ứng xử của người dùng.

Bảng 1. Kết quả thử nghiệm (tính bằng %)

Đối tượng	Dữ liệu trên mỗi cá nhân		Dữ liệu độc lập	
	Precision	Recall	Precision	Recall
Người 1	90	100	90	90
Người 2	100	100	80	90
Người 3	100	100	80	100
Người 4	80	90	80	90
Người 5	100	100	90	100
Người 6	90	90	70	70
Người 7	100	100	90	100
Người 8	90	90	90	90
Trung bình	93.75	96.25	83.75	91.25

3.2. Kết quả thử nghiệm trên dữ liệu độc lập

Trong thử nghiệm dữ liệu độc lập dữ liệu kiểm thử và huấn luyện lấy từ những người khác nhau. Chúng tôi tiến hành sử dụng dữ liệu của 7 người để huấn luyện và dùng dữ liệu của một người còn lại để kiểm thử (one-subject left out). Quá trình này được lặp lại cho đến khi tất cả dữ liệu của 8 người được kiểm thử. Để ý rằng dữ liệu huấn luyện không bao gồm dữ liệu kiểm thử nên phương pháp này phù hợp với những hệ thống sử dụng mô hình tiền huấn luyện (pre-trained models). Kết quả thử nghiệm của hệ thống được trình bày trong bảng 1.

Mặc dù kết quả thử nghiệm này thấp hơn so với kết quả của thử nghiệm trên dữ liệu của từng cá nhân, với 83.75% precision và 91.25% recall, kết quả rất hứa hẹn. Chú ý là false positive tăng đáng kể trong trường hợp này vì độ nhiễu của dữ liệu độc lập nhiều hơn.

4. KẾT LUẬN

Bài báo đã trình bày về giải pháp và kết quả thử nghiệm hệ thống phát hiện ngã dựa trên việc phân tích dữ liệu do thiết bị đo gia tốc đeo trên người trả về. Thiết bị đo gia tốc là thiết bị Wii Remote với giá thành tương đối rẻ và có thể mua được dễ dàng. Thuật toán phát hiện ngã dựa trên việc sử dụng kỹ thuật so khớp chuỗi thời gian động (Dynamic Time Warping) để so khớp mẫu gia tốc từ khung thời gian hiện thời với mẫu gia tốc ngã đã được lưu từ trong thời gian huấn luyện. Thử nghiệm trên dữ liệu thực cho thấy phương pháp hệ thống có thể hoạt động trong thời gian thực với độ chính xác hơn 90%. Do sự đơn giản của thiết bị sử dụng, giải pháp đề xuất trong bài báo có thể sử dụng như giải pháp kết hợp và bổ trợ cho các phương pháp khác trong hệ thống chăm sóc, hỗ trợ người cao tuổi và những người cần hỗ trợ đặc biệt.

TÀI LIỆU THAM KHẢO

1. LeMier, M. - Falls Among Older Adults: Strategies for Prevention, W.S.D.o.H.I.P., Washington, 2002.
2. Vellas B.J., Wayne S.J., Romero L.J., Baumgartner R.N., Garry P.J. - Fear of falling and restriction of mobility in elderly fallers, *Age and Ageing* 26 (1997) 189–193.
3. Kin-pong Chan and Ada Wai-chee Fu – Efficient time series matching by wavelets, *Proceedings of the 15th IEEE International Conference on Data Engineering*, Sydney, Australia, 1999, pp. 126-133.
4. Wild D., Nayak U., Isaacs B., - How dangerous are falls in old people at home?, *British Medical Journal* 282 (1981) 266.
5. Winston Wu , Lawrence Au, Jordan B., Stathopoulos T., Batalin M., Kaiser W., Vahdatpour A., Sarrafzadeh M., Fang M., Chodosh J. - The SmartCane system: an assistive device for geriatrics, *Proceedings of the ICST 3rd international conference on Body area networks*, Tempe, Arizona, 2008.
6. Hwang, J.Y., Kang, J.M, Jang, Y.W., Kim, H.C. - Development of Novel Algorithm and Real-time Monitoring Ambulatory System Using Bluetooth Module for Fall Detection in the Elderly, *Proceeding of the 26th Annual International Conference of the IEEE EMBS*, IEEE Press, San Francisco, 2004, pp. 2204-2207.
7. Brickhouse Alert: <http://www.brickhousealert.com/personal-emergency-medical-alarm.html>.
8. Shieh W.Y. and Huang J.C. - Speedup the multi-camera video surveillance system for elder falling detection, *International Conference on Embedded Software and Systems*, 2009, pp. 350–355.
9. Lin C.W. and Ling Z.H. - Automatic fall incident detection in compressed video for intelligent homecare, *International Conference on Computer Communications and Networks*, 2007, pp. 1172–1177.
10. Sposaro F. and Tyson G. - iFall: An android application for fall monitoring and response, *International Conference of the Engineering in Medicine and Biology Society*, 2009, pp. 6119–6122.
11. Alwan M., Rajendran P., Kell S., Mack D., Dalal S., Wolfe M., and Felder R. - A smart and passive floor-vibration based fall detector for elderly, *Information and Communication Technologies*, vol. 1, 2006, pp. 1003–1007.
12. Tzeng H.W., Chen M.Y., and Chen J. Y. - Design of fall detection system with floor pressure and infrared image, *International Conference on System Science and Engineering*, 2010, pp. 131–135.
13. Dai J., Bai X., Yang Z., Shen Z., and Xuan D. - Perfalld: A pervasive fall detection system using mobile phones, *IEEE International Conference on Pervasive Computing and Communications Workshops*, 2010, pp. 292–297.
14. Yi Ting Liao, Chung-Lin Huang, and Shih-Chung Hsu. - Slip and fall event detection using Bayesian Belief Network, *Pattern Recognition*, **45**, 1 (2012) 24-32.
15. Zhen-Peng Bian, Lap-Pui Chau, and Nadia Magnenat-Thalmann. - Fall detection based on skeleton extraction, *Proceedings of the 11th ACM SIGGRAPH International Conference on Virtual-Reality Continuum and its Applications in Industry (VRCAI '12)*, ACM, New York, NY, USA, 2012, pp. 91-94.

16. Doukas C. N. and Maglogiannis I. - Emergency Fall Incidents Detection in Assisted Living Environments Utilizing Motion, Sound, and Visual Perceptual Components, Trans. Info. Tech. Biomed. **15**, 2 (2011) 277-289.
17. Konstantinos M., Eftychios P., Anastasios D., Lazaros G., and Christos S. - Monocular camera fall detection system exploiting 3d measures: a semi-supervised learning approach, Proceedings of the 12th international conference on Computer Vision - Volume Part III (ECCV'12), Vol. Part III, Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2012, pp. 81-90.
18. Amazon: <http://www.amazon.com/Wii-Remote-Controller-Nintendo/dp/B000IMWK2G>
19. Wii Remote: http://en.wikipedia.org/wiki/Wii_Remote
20. ADXL330: http://www.analog.com/static/imported-files/data_sheets/ADXL330.pdf
21. Myers C. S. and Rabiner L. R. - A comparative study of several dynamic time-warping algorithms for connected word recognition, The Bell System Technical Journal 60 (7) (1981) 1389-1409.
22. Pham C., Plötz T., and Olivier P.- A dynamic time warping approach to real-time activity recognition for food preparation, Proceedings of the First International Joint Conference on Ambient Intelligence (AmI'10), Boris de Ruyter, Reiner Wichert, David V. Keyson, Panos Markopoulos, Norbert Streitz, Monica Divitini, Nikolaos Georgantas, and Antonia Mana Gomez (Eds.), Springer-Verlag, Berlin, Heidelberg, 2010, pp. 21-30.

ABSTRACT

AUTOMATIC FALL DETECTION IN REAL-TIME USING AN ACCELEROMETER

Dinh Khac Quan, Pham Van Cuong, Nguyen Ngoc Diep*, Tu Minh Phuong

Posts and Telecommunications Institute of Technology

*Email: diepnguyenngoc@ptit.edu.vn

Falls are a major cause of injuries and deaths among elderly people. Therefore, use of a system that automatically detects falls and alerts will help to supply timely first aid, thereby reducing the risk of falling. This paper presents an automatic fall detection system in real-time using accelerometer. Deployment of the system is easy because there is no special requirement for the establishment of monitoring area and the cost of deployment is low. Falls are detected using Dynamic Time Warping algorithm to find the closest match in a database of sequences used in training period. An experiment with 8 volunteers performing various falls was conducted to evaluate the system based on two criteria: detecting falls and distinguishing falls from other activities of daily living. Results show that falls could be detected with 93.75% precision and 96.25% recall for data dependent case and 83.75% precision and 91.25% recall for data independent case. Building a low-cost system that automatically detects falls in real-time is feasible.

Keywords. fall detection, accelerometer, elderly.