

노인낙상 검출을 위한 최소 퍼지소속함수의 추출

엄정권*, 장형중*, 임준식*
*경원대학교 전자계산학과
e-mail : ailab@ymail.com

Minimum Fuzzy Membership Function Extraction for Automatic Fall Detection

Jung K. Uhm*, Hyoung J. Jang*, Joon S. Lim*
*Dept of Computer Science, Kyungwon University

요 약

본 논문은 가중퍼지소속함수 기반신경망(neural network with weighted fuzzy membership functions, NEWFM)기반의 자동 특징 추출기법을 사용하여 인체의 세 방향에서 발생하는 가속도 값으로부터 낙상을 탐지하는 방안을 제시하고 있다. 10명의 피검자로부터 8가지 시나리오로 낙상/비낙상 데이터 800개를 수집하고 웨이블릿 변환(wavelet transform, WT)을 통해 추출한 계수중 비중복면적 분산법에 의해 중요도가 가장 낮은 특징입력을 하나씩 제거하면서 최소의 특징 입력을 선택하였다. 특징입력으로는 가속도 값을 웨이블릿 변환한 11개의 d4계수들 중 비중복면적 분산법에 의해서 중요도가 가장 높은 5개의 계수가 사용되었고, 이들 특징입력을 통해 93%의 전체 분류율을 나타내었다.

1. 서론

낙상을 검출하기 위한 기존 연구 방법으로는 임계점(Threshold)에 의한 방법[3][4], 신경망을 이용한 방법[5] 등이 있으며, 최근에도 정확도를 높이기 위하여 많은 연구가 진행되고 있다. 임계점(Threshold)에 의한 방법은 예상치 못한 낙상에 대해서는 관별이 불가능한 사각지대(Blind Area)가 존재한다는 단점이 있다. 신경망을 사용하는 경우에는 임계점방법에 비하여 구조가 복잡하지만 사각지대가 없다는 장점이 있어 낙상 검출에 효과적이다.

이에 본 논문은 가중 퍼지소속함수 기반 신경망(Neural Network with Weighted Fuzzy Membership Functions, NEWFM)[6]을 이용한 노인낙상 예측방안을 제안하고 있다. 비중복면적 분산법[6]을 사용하여 11개의 웨이블릿 계수중 중요도가 가장 낮은 특징입력을 하나씩 제거하면서 최소화된 특징입력으로 최적의 성능을 보이는 방안을 제안하고 있다.

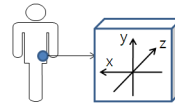
연구를 위한 데이터 수집에는 2개의 2축 가속기를 수직으로 연결하여 구성된 3축 가속도 데이터를 사용하였다. 10명의 피검자에게 800개의 샘플을 추출하였고 추출된 샘플은 전처리와 웨이블릿을 적용하여 11개의 특징을 추출하였다. 낙상을 예측하기 위해 11개의 특징 입력으로부터 중요도가 가장 낮은 특징입력을 자동적으로 하나씩 제거해가면서 가장 높은 분류성능의 평균값을 나타내었던 5개의 최소 입력을 추출하였고, 이 최소 특징입력들에 대한 학습된 가중 퍼지소속함수를 제시하고 있다.

2. 설계 및 구현

2.1 시스템 설계

2.1.1 가속도 센서

일상생활에서 발생하는 가속도는 $\pm 12g$ 의 범위를 갖는다. 그러나 허리에 센서를 부착하는 경우는 가속도의 범위가 $\pm 4g$ 를 넘지 않는다[7]. 이에 본 연구에서는 $\pm 10g$ 의 측정 범위와 60Hz의 대역폭을 갖는 ADXL210E를 사용하여 실험을 하였다. 가속도 센서는 그림 1과 같이 환자의 허리에 고정시켜 사용하였다.



(그림 1) 가속기의 착용 위치

2.1.2 데이터 수집

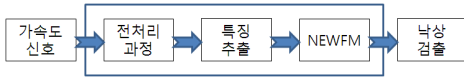
본 연구에서는 실험을 위하여 표 1과 같이 8개의 시나리오로 데이터를 수집하였다. 데이터 수집을 위하여 10명의 피검자로부터 각 시나리오당 10개의 데이터를 추출하였고 총 800개의 데이터를 실험에 사용하였다.

<표 1> 데이터 수집 유형

분류		Data 수집개수	피검자수	총계
낙상	걷다가 낙상	10	10	100
	뛰다가 낙상	10	10	100
	의자에서 낙상	10	10	100
	침대에서 낙상	10	10	100
비낙상	걷는 경우	10	10	100
	뛰는 경우	10	10	100
	앉는 경우	10	10	100
	눕는 경우	10	10	100
합 계		80	80	800

2.2 낙상 검출 알고리즘

그림 2는 낙상 검출 알고리즘의 블록도로서 전처리 과정 후 특징을 추출하였고, NEWFM 알고리즘을 이용하여 낙상을 검출하였다.



(그림 2) 낙상 검출 알고리즘 블록도

본 실험에서는 60Hz의 주파수 범위를 갖는 가속도 신호를 최대값을 기준으로 1.5초 전과 1.5초 후까지의 3초를 윈도우 프레임으로 나누었다. 전처리 과정과 특징 추출 방법으로는 가속도 변화량의 절댓값과 Wavelet을 사용하였다.

2.2.1 전처리

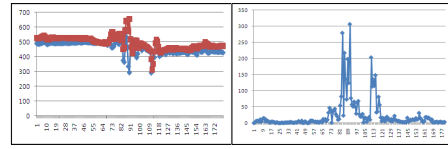
x, y, z의 각 축으로부터 나오는 가속도 신호를 x(t), y(t), z(t)라고 할 때 아래 (1) 수식을 통하여 x', y', z'값을 구한다.

$$\begin{aligned}
 x'(t) &= |x(t) - x(t-1)| \\
 y'(t) &= |y(t) - y(t-1)| \\
 z'(t) &= |z(t) - z(t-1)| \\
 t &= 1, 2, \dots, 180
 \end{aligned}
 \tag{1}$$

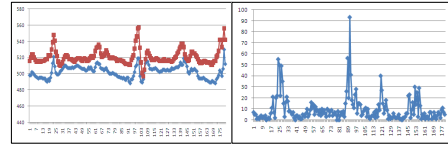
위 수식을 통해 구한 x', y', z'값을 더하여 아래 (2) 수식과 같이 S(t)를 구한다.

$$S(t) = x'(t) + y'(t) + z'(t)
 \tag{2}$$

그림 3(a)와 3(c)는 전처리 전의 낙상과 비낙상 신호를 나타내고 있고, 그림 3(b)와 3(d)는 전처리 후의 낙상과 비낙상 신호를 나타낸다.



(a) 전처리전 낙상 (b) 전처리후 낙상

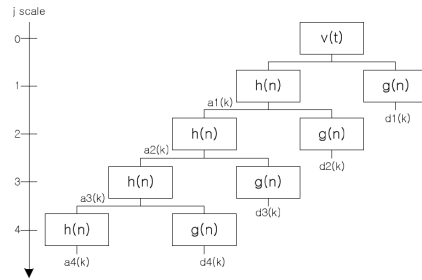


(c) 전처리전 비낙상 (d) 전처리후 비낙상

(그림 3) 전처리전, 전처리후 신호 비교

2.2.2 Wavelet 변환

이산 웨이블릿 변환(Discrete Wavelet Transformation, DWT)은 Fourier 급수와 유사하게 함수에 근사하는 방법이다.



(그림 4) 4레벨의 웨이블릿 변환

신호 v(t)의 DWT는 h(n)(저대역 통과 필터, a low-pass filter)와 g(n)(고대역 통과 필터, a high-pass filter)인 두개의 FIR(finite impulse filter) 필터로 설계된 필터 뱅크(filter bank)의 필터링을 반복하는 것과 같다.

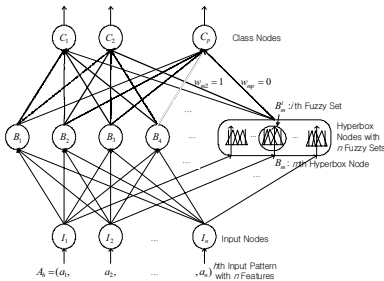
Haar 웨이블릿을 모웨이블릿으로 사용하고, 특징 집합은 레벨 3, 4의 계수인 a4, d4, d3로 만든다. 레벨 1, 2 계수인 d1, d2는 신호의 가장 자세한 정보이지만 사용하지 않는다. 이들 레벨을 덮고 있는 것은 주파수 대역은 많은 잡음을 포함하고, 낙상 데이터에 가깝게 표현하는데 별로 필요하지 않는다.

본 논문은 웨이블릿 계수를 추출하기 위해 실험에 사용된 데이터베이스에 4레벨의 Harr 웨이블릿 변환을 적용하였다. 웨이블릿 결과 d4 계수 11개를 생성하여 특징 입력으로 사용하였다.

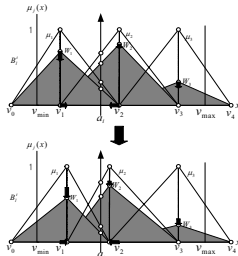
2.2.3 가중 퍼지소속함수 기반 신경망

가중 퍼지소속함수 기반 신경망[3](이하 NEWFM)의 구조는 그림 5(a)에 나타나 있다. NEWFM은 입력 계층, 하이퍼박스 계층, 클래스 계층 3 계층으로 구성되어 있다. 입력 계층에는 n개의 입력노드들로 구성되어 있으며 각 노드는 하나의 특징을 입력받게 된다. 하이퍼박스 계층은 m개의 하이퍼박스 노드로 구성된다. l번째 하이퍼박스 노

드 B_i 는 하나의 클래스 노드에 연결되며 n 개의 입력노드로부터 각각 연결된 n 개의 퍼지집합을 갖는다. B_i 의 i 번째 퍼지집합은 B_i^j 로 표시되는데 대, 중, 소로 구성된 3개의 가중 퍼지소속함수를 가진다. 출력 계층은 p 개의 클래스 노드들로 구성된다. 각 클래스 노드는 하나 혹은 하나 이상의 하이퍼박스 노드에 연결되어 있다. 입력노드로 입력되는 h 번째 입력 패턴은 $I_h = \{A_h = (a_1, a_2, \dots, a_n), class\}$ 로 기록된다. 여기서 $class$ 는 분류 결과이고 A_h 는 n 개 입력특징으로 구성된다. 그림 5(b)는 입력(a_j)값에 따른 하이퍼박스 노드(B_i^j)의 가중 퍼지소속함수 학습과정의 한 예를 보여주고 있다.



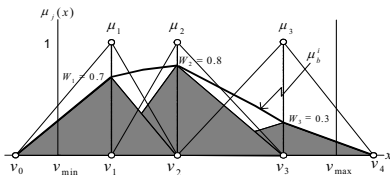
(a) 가중 퍼지소속함수 신경망의 구조



(b) 퍼지소속함수 학습 과정

(그림 5) 가중 퍼지소속함수 신경망

학습을 거친 NEWFM은 입력패턴을 분류하기 위한 if-then 형식의 퍼지규칙 추출에 사용될 수 있다. 학습을 거친 후에는 하이퍼박스노드의 각 퍼지집합에는 3개의 가중 퍼지소속함수가 포함된다. 각 퍼지소속함수는 그림 6과 같이 Bounded Sum으로 나타낸다.

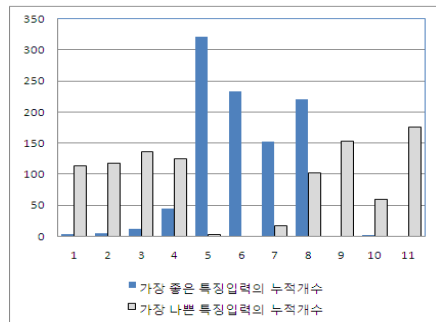


(그림 6) 3개 가중 퍼지소속함수의 Bounded Sum 예(굵은 선)

3. 실험결과

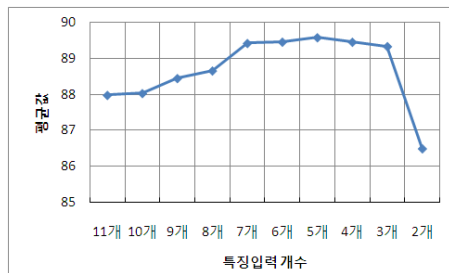
낙상과 비낙상의 분류성능을 평가하기 위해 표 1에서와 같이 수집된 데이터베이스를 사용하였다. Haar 웨이블릿 변환을 통해 스케일 레벨4의 d4(11개) 웨이블릿 계수를 추출하였고, 비중복면적 분산법을 사용하여 중요도가 가장 낮은 특징입력을 하나씩 제거하면서 특징입력을 최소화하였다[9].

그림 7은 1000회의 테스트를 통해 11개의 특징입력에서 가장 좋은 특징입력과 가장 나쁜 특징입력의 누적개수를 구한 것이다. 11개의 특징입력 중에서 5번째 특징입력이 322회로 가장 좋은 특징입력으로 나타났으며, 11번째 특징이 175회로 가장 나쁜 특징입력으로 나타났다.



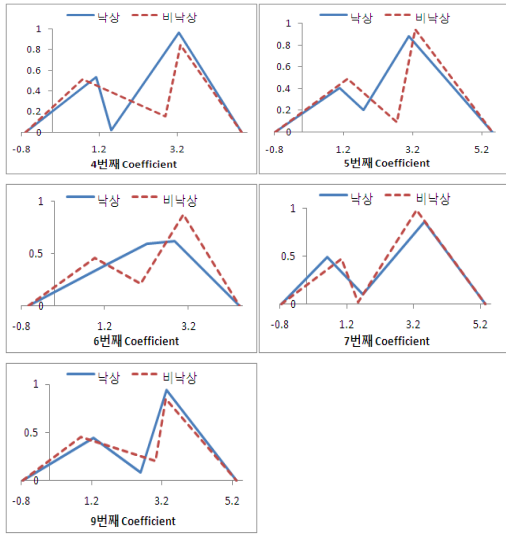
(그림 7) 비중복면적 분산법을 이용한 특징입력 순위

그림 8은 그림 7에서 가장 나쁜 특징입력을 하나씩 제거하며 구한 분류성능의 평균값을 나타내고 있다. 11개의 특징입력을 하나씩 제거할수록 분류성능의 평균값이 점차 높아지다가 특징입력이 5개 일 때 분류성능의 평균값이 최고점에 이르렀다. 이후 특징입력이 4개 이하일 때는 분류성능의 평균값이 점차 낮아지는 것을 확인할 수 있다.



(그림 8) 특징입력 개수에 따른 분류성능의 평균값

이로 인해 특징입력의 수가 5개 일 때가 최적의 분류성능을 보인다는 것을 확인하였고 최종 NEWFM의 입력으로 5개의 특징을 선택하였다. 선택된 5개의 퍼지규칙은 그림 9와 같다.



(그림 9) 최종 추출된 5개의 퍼지규칙

비중복면적 분산법을 사용하여 최종 결정된 5개의 특징 입력을 NEWFM의 입력으로 사용하여 실험한 결과 표 2에서 보는바와 같이 93%의 분류 성능을 보였다.

<표 2> 낙상 분류 성능

분류		Sample 개수	Positive	Negative	전체 분류율(%)
낙 상	걸다가 낙상	100	86	14	86
	침대에서 낙상	100	97	3	97
	뛰다가 낙상	100	85	15	85
	의자에서 낙상	100	96	4	96
비 낙 상	걸는 경우	100	100	0	100
	뛰는 경우	100	94	6	94
	앉는 경우	100	93	7	93
	눕는 경우	100	93	7	93
합 계		800	744	56	93.00

4. 결론

본 논문에서는 3차원 가속도 신호를 웨이블릿으로 변환해 추출한 11개의(d4) 계수를 비중복면적 분산법을 이용하여 중요도가 높은 특징만을 선택하여 NEWFM에 적용한 다음 낙상과 비낙상을 분류하였다. 입력된 가속도 신호를 3초 단위로 윈도우 프레임을 나누고 전처리를 시행하였다. 전처리는 가속도 변화량의 절대값을 Haar 웨이블릿을 적용하였고 11개의 계수를 추출하였다. 비중복면적 분산법을 사용하여 11개의 계수중 중요도가 낮은 특징을 하나씩 제거하여 최종적으로 중요도가 가장 높은 5개의 특징입력을 최종 선택하였다. 실험결과 93%의 분류율을 보였다.

참고문헌

- [1] 이호택, “노인군에서 낙상에 의한 고관절 골절환자의 특성” 가정의학회지, 1994. 273-279
- [2] 강경희, 정현철, 전미양 “낙상으로 인한 골절로 수술한 대상자에 대한 실태 조사: 일개 대학 병원 입원 환자를 중심으로”, 극동정보대학 논문집, 1999. 251-264.
- [3] J. S. Lim and S. Gupta, “Feature Selection Using Weighted Neuro-Fuzzy Membership Functions,” the 2004 International Conference on Artificial Intelligence(IC-AI’04), June 21-24, 2004, VOL. 1,pp. 261-266, Las Vegas, Nevada, USA
- [4] M.J.Mathie, B.G.Celler, N.H.Lovell, A.C.F.Coster, “Classification of basic daily movements using a triaxial accelerometer” Medical &Biological Engineering &Computing 2004, Vol. 42. 679~687
- [5] L. Jatoba, U.Grobamann, “Development of a Self-Constructing Neuro-Fuzzy Inference System for Online Classification of Physical Movements” 2007. IEEE
- [6] J. S. Lim and S. Gupta, “Feature Selection Using Weighted Neuro-Fuzzy Membership Functions,” the 2004 International Conference on Artificial Intelligence(IC-AI’04), June 21-24, 2004, VOL. 1,pp. 261-266, Las Vegas, Nevada, USA
- [7] 이승형, “가속도 센서를 이용한 행태 분석 모니터링 시스템 개발” 연세대학교 대학원, 2003.
- [8] 이상홍, 장형중, 임준식, “자동 특징 추출기법에 의한 최소의 주식예측 특징선택”, 2008. 한국자동 시스템학회 논문집

“이 논문 또는 저서는 2007년 정부(교육인적자원부)의 재원으로 한국학술진흥재단의 지원을 받아 수행된 연구임”(KRF-2007-511-D00226)