

관성센서를 이용한 버그균형검사 점수 분류 연구

Berg Balance Scale Score Classification Study Using Inertial Sensor

홍상표*, 김연옥, 조우형, 좌경림, 정한영, 김규성, 이상민

S. P. Hong, Y. W. Kim, W. H. Cho, K. L. Joa, H. Y. Jung, K. S. Kim, and S. M. Lee

요 약

본 논문에서는 균형평가도구 중 임상에서 가장 많이 사용되는 BBS(Berg Balance Scale)를 머신러닝 기법을 이용하여 점수 분류 정확도를 제시한다. 데이터취득은 Noraxon 시스템을 이용하여, 신체 8군데(왼쪽·오른쪽 발목, 왼쪽·오른쪽 엉덩이 위, 왼쪽·오른쪽 손목, 등(Back), 이마)에 관성센서를 부착하였다. 관성센서의 3축 가속도데이터를 기반으로 특징벡터 STFT(Short Time Fourier Transform), SAM(Signal Area Magnitude)를 추출하였다. 그 다음, BBS의 항목을 동작특성에 따라 정적인 동작(static movement)과 동적인 동작(dynamic movement)으로 나누었고, BBS의 각 항목에 대하여 점수에 영향이 있는 센서부착위치에 따라 특징벡터를 선별하였다. BBS의 항목마다 선별된 특징벡터는 GMM(Gaussian Mixture Model)을 이용하여 분류하였다. 실험대상자 40명에 대한 정확도 산출결과, 1번순으로 차례대로 55.5%, 72.2%, 87.5%, 50%, 35.1%, 62.5%, 43.3%, 58.6%, 60.7%, 33.3%, 44.8%, 89.2%, 51.8%, 85.1%의 분류 정확도를 확인하였다.

ABSTRACT

In this paper, we present the score classification accuracy of BBS(Berg Balance Scale) which is the most commonly used balance evaluation tool using machine learning. Data acquisition was performed using the Noraxon system and an inertial sensor of Noraxon system was attached to the body in 8 locations (left and right ankle, left and right upper buttocks, left and right wrists, back, forehead). Based on the 3-axis accelerometer of the inertial sensor, the feature vector STFT(Short Time Fourier Transform) and SAM(Signal Area Magnitude) were extracted. Then, the items of the BBS were divided into static movement and dynamic movement depending on the operation characteristics, and the feature vectors were selected according to the sensor attachment positions which affect the score for each item of the BBS. Feature vectors selected for each item of BBS were classified using GMM(Gaussian Mixture Model). As a result of the accuracy calculation for 40 subjects, 55.5%, 72.2%, 87.5%, 50%, 35.1%, 62.5%, 43.3%, 58.6%, 60.7%, 33.3%, 44.8%, 89.2%, 51.8%, 85.1%, respectively.

Keyword : Berg Balance Scale, BBS, Inertial Sensor, GMM, Machine Learning

1. 서론

접 수 일 : 2017.01.10

심사완료일 : 2017.02.21

게재확정일 : 2017.02.26

* 홍상표 : 인하대학교 전자공학과

mysangpoy@naver.com (주저자)

김연옥 : 인하대학교 전자공학과 석사과정

kimywih1@naver.com (공동저자)

조우형 : 인하대학교 전자공학과 박사과정

wakeiy@naver.com (공동저자)

좌경림 : 인하대병원 재활의학과 조교수

drjoakl@gmail.com (공동저자)

정한영 : 인하대병원 재활의학과 교수

rmjung@inha.ac.kr (공동저자)

김규성 : 인하대병원 이비인후과 교수

균형이란 자세의 안정성을 지속적으로 유지해 가는 과정으로, 특히 고령자나 뇌졸중환자가 일상생활을 영위하기 위한 필수적인 요소이다[1]. 균형감각의 저하로 인해 흔히 발생하는 문제는 낙상인데, 낙상을 경험한 후 생활양식이 크게 변하며 낙상에 대한 공포로 신체 기동성 저하가 생기는 증후군으로 진행되기도 한다.

king@inha.ac.kr (공동저자)

이상민 : 한국대학교 전자공학과 교수

sanglee@inha.ac.kr (교신저자)

※본 연구는 2010년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업(2010-0020163)

낙상은 전 연령층에서 발생하나, 고령일수록 발생 빈도수가 높으며 예상치 못한 낙상은 신체상해를 쉽게 입게 되고 신체기능 손상과 합병증으로 이어지게 된다. 이는 주기적인 균형평가로 사전에 미리 예방되어야 한다[2]. 균형평가의 주 목적은 균형능력의 정도와 문제점을 정확히 찾아내어 적절한 운동치료를 제공하며 기능을 향상시킨다. 균형평가를 할 때 사용하는 균형측정도구는 여러 가지 있는데, 임상에서 많이 이용되는 균형측정도구는 Berg Balance Scale(버그 균형 척도, BBS)이다. BBS는 일반 고령자들의 균형능력을 평가하기 위해 개발된 것으로 신뢰도와 타당도가 높으며, 환자가 14개 항목의 정적인 동작 및 다양한 기능적 움직임을 수행하는 동안 균형능력을 평가하는 도구이다[3]. 최근에는 뇌졸중, 파킨슨병, 다발성경화증, 뇌성마비 등 중추신경계 질환자의 균형능력을 평가하기 위하여 광범위하게 사용되고 있다[4].

본 논문에서는 관성센서의 3축 가속도데이터를 기반으로 BBS 14개의 각 항목에 대해 머신러닝 기법을 이용한 점수분류 알고리즘 및 각 항목 별로 적합한 특징벡터를 제안하고, 제안한 특징벡터를 이용하여 점수 분류 정확도를 제시한다. BBS 14개 항목에 대한 점수분류를 판단하기 위해 데이터 취득은 다채널 실시간 기록이 가능한 Noraxon Myomotion(Scottsdale, USA)시스템을 사용하였다. 신체 8군데(왼쪽·오른쪽 발목, 왼쪽·오른쪽 엉덩이 위, 왼쪽·오른쪽 손목, 등(Back), 이마)에 관성센서를 부착하고, 뇌질환 환자 40명을 대상으로 BBS 항목 1번부터 14번까지 순서대로 실험을 진행하였다. 관성센서에서 취득한 3축 가속도 데이터는 전 처리 과정인 저주파통과필터(Low Pass Filter, LPF)를 거쳤으며, 사용된 특징벡터는 STFT(Short Time Fourier Transform), SMA(Signal Magnitude Area)를 이용한 활성 시간이다. 머신러닝 모델은 통계적 방법을 사용해 밀도 추정을 하는 GMM(Gaussian Mixture Model)을 사용하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장은 제안하는 알고리즘, 3장은 실험방법에 대한 내용으로 연구대상 및 실험절차에 대한 설명, 4장은 실험결과, 5장은 결론 및 고찰로 마무리 지었다.

2. 제안하는 알고리즘

본 절에서는 제안하는 BBS 항목 별 점수 분류 알고리즘에 대해서 살펴본다. 먼저, 그림 1의 전체 시스템 블록도를 살펴보고, 각 단계에서 사용된 이

론에 대해 간략히 설명한다. 그 후 본 연구에서 제안하는 알고리즘에 대해 설명한다.

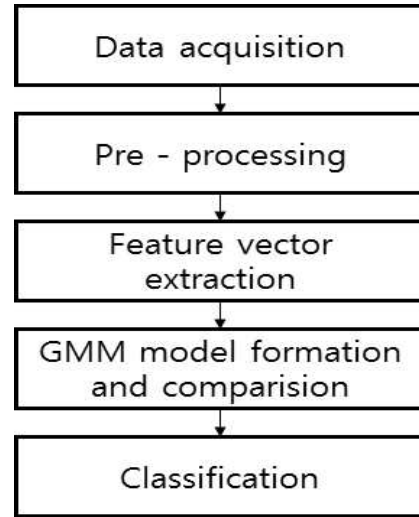


그림 1. 시스템 블록도
Fig 1. System block diagram

2.1 데이터취득 및 전처리

본 연구의 데이터 취득은 3D 무선 동작 분석기인 Noraxon 시스템(Scottsdale, USA)을 사용하였다. Noraxon 시스템은 무선중계기와 센서부착용 밴드, 관성센서, MyMotion S/W로 구성되어 있다. Noraxon 시스템 같은 경우 최대 18개의 관성센서의 실시간 데이터 기록이 가능하며, 본 연구에서는 8개의 관성센서를 사용하였다. 그림 2은 Noraxon 시스템의 구성을 나타내며, 그림 3은 Noraxon 시스템의 3축 관성센서이다. 관성센서에서 나온 3축 가속도데이터는 잡음 제거를 위해 2~5Hz의 저주파통과필터(Low Pass Filter, LPF)를 적용하였다.



그림 2. Noraxon 시스템의 구성
Fig 2. Composition of Noraxon system



그림 3. 3축 관성센서
Fig 3. 3-axis inertial sensor

2.2 특징벡터추출

2.2.1 STFT

주파수영역의 해석과 시간영역의 해석을 표현 할 수 있는 방법 중 하나인 STFT(Short Time Fourier Transform)는 대상 신호를 프레임 단위로 나누어 일정한 크기의 창을 곱하고 움직이면서 DFT(Discrete Fourier Transform)을 수행하고, 시간 축을 기준삼아 주파수분포를 도시해 나가는 방법이다. STFT는 이동하는 창의 크기가 클수록 시간과 주파수의 해상도는 떨어지고, 창의 크기가 작을수록 시간과 주파수의 해상도는 올라간다. 시간영역에서의 STFT 수식 (1)과 같이 나타낼 수 있다.

$$X(w, \tau) = \int x(t)w(t-\tau)e^{-jw\tau} dt \quad (1)$$

여기서 $x(t)$ 는 입력신호, $w(t)$ 는 창 함수이며, $X(w, \tau)$ 는 주파수-시간을 가지는 출력을 나타낸다. 본 논문에서는 8개 관성센서의 3축 가속도데이터를 입력신호로, 프레임단위를 0.5초, overlap 50%, 창 함수는 해밍(hamming)을 이용하여 특징 벡터를 추출하였다.

2.2.1 SMA

인체활동에서 활동(active)과 휴식상태(inactive)를 구분하기 위한 것으로, 센서의 신호 변화 양상을 나타내는 신호크기범위(Signal Magnitude Area, SMA)의 수식 (2)와 같다.

$$SMA(t) = \frac{1}{\tau} \left(\int_0^t |x(t)| + \int_0^t |y(t)| + \int_0^t |z(t)| \right) \quad (2)$$

여기서 $x(t)$, $y(t)$, $z(t)$ 는 3축 가속도데이터의 각 축에 해당하는 값들이다. 본 논문에서는 적분 시간의 간격을 0.1초로 정하였으며, 센서 활성화시간을 구하기 위해 수식 (3)과 같이 SMA의 값을 threshold와 비교함으로써 이진화 하였다. 그 다음, 이진화 된 데이터 값 중 1의 개수를 세어 특징 벡터로 사용하였다.

$$y(t) = \begin{cases} 1, & SMA(t) \geq threshold \\ 0, & SMA(t) < threshold \end{cases} \quad (3)$$

2.3 분류기

GMM(Gaussian mixture model)은 통계적 방법을 사용해 밀도 추정을 하는 생성 모델이다. GMM은 가중치가 부여된 여러 개의 가우시안 확률 밀도 함수(Probability Density Function, PDF)의 통계적 분포를 선형 결합하는 방법으로 최적화를 위해 EM 알고리즘을 사용한다. GMM은 아래의 식 (4)와 같이 M개의 가우시안 PDF로 표현된다.

$$p(x|\Phi) = \sum_{i=1}^M p(w_i)p(x|w_i, \theta_i) \quad (4)$$

여기서 w_i 는 i 번째 PDF(혹은 요소)를 나타내는 확률 변수이고, $p(w_i)$ 는 i 번째 요소의 결합 가중치로, π_i 로 표시하기도 한다. 그리고 확률 값이므로

$$0 \leq \pi_i \leq 1, \sum_{i=1}^M \pi_i = 1 \text{을 만족해야 한다. } \theta_i \text{는 } n$$

차원 벡터 x 의 평균 벡터 μ_i 와 $n \times n$ 대각행렬의 공분산 Σ_i 를 나타낸다. $p(x|w_i, \theta_i)$ 은 파라미터 θ_i 에 의한 i 번째 요소의 가우시안 확률 밀도 함수를 나타낸다. 가우시안 확률 밀도 함수는 식 (5)과 같이 표현된다.

$$p(x|w_i, \theta_i) = \frac{1}{(2\pi)^{n/2} |\Sigma_i|} \times \exp\left\{-\frac{1}{2}(x-\mu_i)^T \Sigma_i^{-1} (x-\mu_i)\right\} \quad (5)$$

2.4 제안하는 알고리즘

본 절에서는 제안하는 점수 분류법에 대해서 살펴보고, BBS 항목 14개에 대하여 동작 특성에 따라 정적인 동작(static movement)와 동적인 동작(dynamic movement)으로 나누고, 각 항목별로 움직이는 센서위치 및 점수와 연관성을 분석하여 점수 분류에 사용될 특징벡터를 제안한다.

그림 4는 제안하는 점수 분류법으로서, 실험 데이터를 GMM 모델로 형성하고, 자신을 제외한 다른 모델과의 우도(likelihood)를 비교한다. 우도가 높은 상위 모델을 선출하여 점수를 조사하고, 누적개수가 많은 점수를 최종 점수로 결정한다.

2.4.1 BBS 동작특성

14개의 항목으로 구성된 BBS는 동작의 특성에 따라 정적인 동작(static movement)와 동적인 동작(dynamic movement)으로 나눌 수 있다. 먼저, 정적인 동작은 특정한 자세를 취하고 균형을 유지하는 형태로 구성되어 있다. 정적인 동작은 실험 대상자

소 10초에서 최대 2분까지 다양하다.

동적인 동작은 특정한 미션을 주고, 미션 수행 여부 및 미션을 수행하는데 있어서 얼마나 독립적인지 여부에 따라 점수를 분배한다. 이와 같은 항목의 특성을 가지는 것이 ‘1번 앉은 자세에서 일어나기’, ‘4번 선 자세에서 앉기’, ‘5번 의자에서 의자로 이동하기’, ‘8번 선 자세에서 앞으로 팔을 뻗어 내밀기’, ‘9번 바닥에 있는 물건 집어 올리기’, ‘10번 왼쪽과 오른쪽으로 뒤돌아보기’, ‘11번 제자리에서 360° 회전하기’, ‘12번 일정한 높이의 발판 위에 발을 교대로 놓기’가 있다. 수행 시간은 실험 대상자에 균형정도에 따라 다르며, 높은 균형정도를 가지고 있을수록 수행시간이 짧다. 그림 5는 BBS의 동작 특성에 따라 정적인 동작과 동적인 동작을 정리해 놓은 것이다.

2.4.2 BBS 항목별 특징벡터

BBS의 정적인 동작에 해당하는 항목들은 특정한 자세를 취하고, 일정 시간동안 자세를 유지하는 형태로 구성되어 있다. 균형을 유지하는 시간은 실험

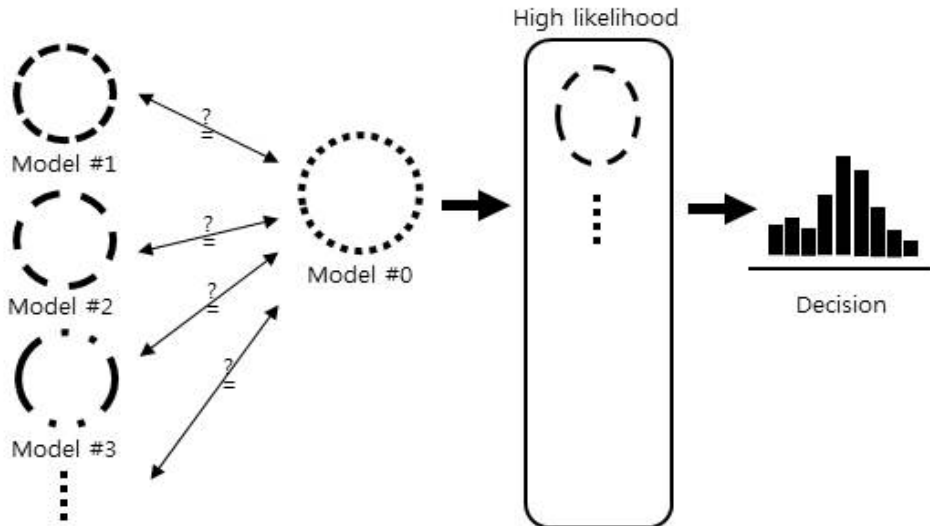


그림 4. 제안하는 점수 분류법
Fig 4. Proposed score classification

에게 균형을 유지하기 어려운 동작을 취하게 하고 균형을 유지한 시간에 따라 점수를 분배하는 구조를 지니고 있다. 이와 같은 항목의 특성을 가지는 것이 ‘2번 잡지 않고 서있기’, ‘3번 의자의 등받이에 기대지 않고 바른 자세로 앉기’, ‘6번 두 눈을 감고 잡지 않고 서있기’, ‘7번 두 발을 붙이고 잡지 않고 서있기’, ‘13번 한발 앞에 다른 발을 일자로 두고 서있기’, ‘14번 한 다리로 서있기’로 14개 항목 중 6개에 달한다. 균형유지시간은 항목에 따라 다르며, 최

대상자의 균형정도에 따라 다르며, 신체의 무게중심이 흔들려 균형을 유지 못하는 경우에는 발을 이용하여 자세를 바로 잡거나, 한쪽으로 넘어지거나 쓰러진다. 넘어지거나 쓰러지는 경우에는 신체에 부착한 관성센서의 가속도데이터에 피크(peak) 및 잡음(noise)이 생성 될 것을 예상 할 수 있다. 또한 고령 및 뇌질환 환자는 어느 방향의 관성센서에서 피크 및 잡음 데이터가 생성 되는지는 쉽게 예측 할 수 없다. 이에 정적인 동작에 해당하는 항목의 특징벡

터는 센서의 활동도를 알 수 있는 SAM와 8개의 센서 전체의 시간에 따른 주파수 분석 법인 STFT를 특징벡터로 사용하였고, 표 1에 정리하였다. 특징벡터 표기의 이름은 대문자로 나타내었으며, 이름의 아래문자는 관성센서의 부착위치와 축 방향을 나타낸다. *H*, *B*, *HaL*, *HiL*, *AL*, *HaR*, *HiR*, *AR*은 순서대로 이마, 등(Back), 오른쪽 손목, 오른쪽 엉덩이 위, 오른쪽 발목, 왼쪽 손목, 왼쪽 엉덩이 위, 왼쪽 발목을 의미한다.

BBS의 동적인 동작은 특정한 미션을 주고, 미션 수행 여부 및 미션을 수행하는데 있어서 얼마나 독립적인지 여부에 따라 점수를 분배한다. 예를 들어, BBS 항목 1번 ‘앉은 자세에서 일어나기’는 손을 사용하지 않을수록 점수가 높으며, 이마와 등에 붙은 관성센서의 가속도데이터만으로 일어남 감지가 가능하다. 균형정도가 좋지 않은 실험 대상자는 부가

적으로 손을 사용하고, 또한 미션 수행시간이 늘어난다. 이처럼 특징벡터 SAM와 STFT를 바탕으로, 각 항목별로 동작 분석을 통해 기본적으로 미션을 수행 여부를 감지 할 수 있는 부위를 먼저 선별하고, 선별 부위 이외에 다른 곳에 부착된 센서를 이용하여 본 미션의 목적을 수행하는데 도움을 주는 위치를 정하였다.

표 2에서 표 9는 BBS의 동적인 동작에 해당하는 특징벡터를 정리 한 것으로, 1번 ‘앉은 자세에서 일어나기’, 4번 ‘선 자세에서 앉기’, 5번 ‘의자에서 의자로 이동하기’, 8번 ‘선 자세에서 앞으로 팔을 뻗쳐 내밀기’, 9번 ‘바닥에 있는 물건 집어 올리기’, 10번 ‘왼쪽과 오른쪽으로 뒤돌아보기’, 11번 ‘제자리에서 360° 회전하기’, 12번 ‘일정한 높이의 발판 위에 발을 교대로 놓기’가 해당된다.

BBS 동작

정적인 동작 (static movement)		동적인 동작 (dynamic movement)	
번호	동 작	번호	동 작
2	잡지 않고 서 있기	1	앉은 자세에서 일어나기
3	의자의 등받이에 기대지 않고 서 있기	4	선 자세에서 앉기
6	두 눈을 감지 않고 서 있기	5	의자에서 의자로 이동하기
7	두 발을 붙이고 잡지 않고 서 있기	8	선 자세에서 앞으로 팔을 뻗쳐 내밀기
13	한발 앞에 다른 발 일자로 두고 서 있기	9	바닥에 있는 물건 집어 올리기
14	한 다리로 서 있기	10	왼쪽과 오른쪽으로 뒤돌아보기
		11	제자리에서 360° 회전하기
		12	일정한 높이의 발판 위에 발을 교대로 놓기

그림 5. 동작특성에 따른 BBS 항목구별

Fig 5. BBS index distinction based on movement characteristics

표 1. BBS 항목 정적인 동작 특징벡터

Table 1. Static movement feature vector of Berg Balance Scale

정적인 동작(static movement)				N=25
$SAM_{activity}$	$STFT_{H_x}$	$STFT_{H_y}$	$STFT_{H_z}$	$STFT_{B_x}$
$STFT_{B_y}$	$STFT_{B_z}$	$STFT_{HaL_x}$	$STFT_{HaL_y}$	$STFT_{HaL_z}$
$STFT_{HiL_x}$	$STFT_{HiL_y}$	$STFT_{HiL_z}$	$STFT_{AL_x}$	$STFT_{AL_y}$
$STFT_{AL_z}$	$STFT_{HaR_x}$	$STFT_{HaR_y}$	$STFT_{HaR_z}$	$STFT_{HiR_x}$
$STFT_{HiR_y}$	$STFT_{HiR_z}$	$STFT_{AR_x}$	$STFT_{AR_y}$	$STFT_{AR_z}$

표 2. BBS 항목 1번 특징벡터

Table 2. Feature vector of Berg Balance Scale Number 1

1. 앉은 자세에서 일어나기					N=13
$SAM_{activity}$	$STFT_{H_x}$	$STFT_{H_y}$	$STFT_{H_z}$	$STFT_{B_x}$	
	$STFT_{B_y}$	$STFT_{B_z}$	$STFT_{HaL_x}$	$STFT_{HaL_y}$	$STFT_{HaL_z}$
	$STFT_{HaR_x}$	$STFT_{HaR_y}$	$STFT_{HaR_z}$		

표 3. BBS 항목 4번 특징벡터

Table 3. Feature vector of Berg Balance Scale Number 4

4. 선 자세에서 앉기					N=13
$SAM_{activity}$	$STFT_{H_x}$	$STFT_{H_y}$	$STFT_{H_z}$	$STFT_{B_x}$	
	$STFT_{B_y}$	$STFT_{B_z}$	$STFT_{HaL_x}$	$STFT_{HaL_y}$	$STFT_{HaL_z}$
	$STFT_{HaR_x}$	$STFT_{HaR_y}$	$STFT_{HaR_z}$		

표 4. BBS 항목 5번 특징벡터

Table 4. Feature vector of Berg Balance Scale Number 5

5. 의자에서 의자로 이동하기					N=19
$SAM_{activity}$	$STFT_{H_x}$	$STFT_{H_y}$	$STFT_{H_z}$	$STFT_{B_x}$	
	$STFT_{B_y}$	$STFT_{B_z}$	$STFT_{HaL_x}$	$STFT_{HaL_y}$	$STFT_{HaL_z}$
	$STFT_{HaR_x}$	$STFT_{HaR_y}$	$STFT_{HaR_z}$	$STFT_{AL_x}$	$STFT_{AL_y}$
	$STFT_{AL_z}$	$STFT_{AR_x}$	$STFT_{AR_y}$	$STFT_{AR_z}$	

표 5. BBS 항목 8번 특징벡터

Table 5. Feature vector of Berg Balance Scale Number 8

8. 선 자세에서 앞으로 팔을 뻗어 내밀기					N=13
$SAM_{activity}$	$STFT_{H_x}$	$STFT_{H_y}$	$STFT_{H_z}$	$STFT_{B_x}$	
	$STFT_{B_y}$	$STFT_{B_z}$	$STFT_{HiL_x}$	$STFT_{HiL_y}$	$STFT_{HiL_z}$
	$STFT_{HiR_x}$	$STFT_{HiR_y}$	$STFT_{HiR_z}$		

표 6. BBS 항목 9번 특징벡터

Table 6. Feature vector of Berg Balance Scale Number 9

9. 바닥에 있는 물건을 집어 올리기					N=10
$SAM_{activity}$	$STFT_{B_x}$	$STFT_{B_y}$	$STFT_{B_z}$	$STFT_{HaL_x}$	
	$STFT_{HaL_y}$	$STFT_{HaL_z}$	$STFT_{HaR_x}$	$STFT_{HaR_y}$	$STFT_{HaR_z}$

표 7. BBS 항목 10번 특징벡터

Table 7. Feature vector of Berg Balance Scale Number 10

10. 왼쪽과 오른쪽으로 뒤돌아보기					N=13
$SAM_{activity}$	$STFT_{H_x}$	$STFT_{H_y}$	$STFT_{H_z}$	$STFT_{B_x}$	
$STFT_{B_y}$	$STFT_{B_z}$	$STFT_{HiL_x}$	$STFT_{HiL_y}$	$STFT_{HiL_z}$	
$STFT_{HiR_x}$	$STFT_{HiR_y}$	$STFT_{HiR_z}$			

표 8. BBS 항목 11번 특징벡터

Table 8. Feature vector of Berg Balance Scale Number 11

11. 제자리에서 360° 회전하기					N=19
$SAM_{activity}$	$STFT_{H_x}$	$STFT_{H_y}$	$STFT_{H_z}$	$STFT_{B_x}$	
$STFT_{B_y}$	$STFT_{B_z}$	$STFT_{HiL_x}$	$STFT_{HiL_y}$	$STFT_{HiL_z}$	
$STFT_{AL_x}$	$STFT_{AL_y}$	$STFT_{AL_z}$	$STFT_{HiR_x}$	$STFT_{HiR_y}$	
$STFT_{HiR_z}$	$STFT_{AR_x}$	$STFT_{AR_y}$	$STFT_{AR_z}$		

표 9. BBS 항목 12번 특징벡터

Table 9. Feature vector of Berg Balance Scale Number 12

12. 일정한 높이의 발판 위에 발을 교대로 놓기					N=16
$SAM_{activity}$	$STFT_{B_x}$	$STFT_{B_y}$	$STFT_{B_z}$	$STFT_{HiL_x}$	
$STFT_{HiL_y}$	$STFT_{HiL_z}$	$STFT_{AL_x}$	$STFT_{AL_y}$	$STFT_{AL_z}$	
$STFT_{HiR_x}$	$STFT_{HiR_y}$	$STFT_{HiR_z}$	$STFT_{AR_x}$	$STFT_{AR_y}$	
$STFT_{AR_z}$					

표 10. 연구대상자의 일반적 특성

Table 10. The general characteristics of the study subjects

일반적 특성	구분	대상자수(%)
성	남자	22(55%)
	여자	18(45%)
	50세 ~ 59세	11(27.5%)
연령	60세 ~ 69세	7(17.5%)
	70세 ~ 79세	10(25%)
	80세 ~ 89세	7(17.5%)
	기타	5(12.5%)

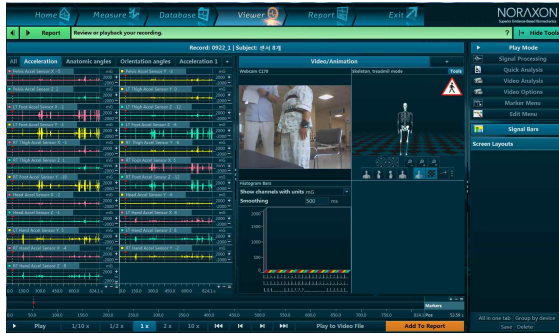


그림 7. MyoMotion S/W UI
Fig 7. UI of MyMotion S/W

3. 실험방법

3.1 연구대상

본 논문의 실험은 연구윤리심의위원회 IRB (Institutional Review Board)의 승인을 받았으며, 실험에 참여한 대상자는 실험방법 및 실험 시 수반 될 수 있는 위험에 대해 충분히 이해하고, 서면으로 동의를 받은 후에 실험을 진행하였다. 실험에 동의한 대상자는 40명으로 선정조건은 다음과 같다.

- 1) 재활의학과에서 BBS검사대상으로 뇌질환을 앓고 있는 자
- 2) 실험내용을 충분히 이해하며 의사소통이 가능한 자
- 3) 균형에 영향을 주는 약물을 복용하지 않은 자

표 10은 연구대상자의 일반적 특성을 나타낸 것이다.

3.2 실험절차

모든 실험은 인천의 A대학병원 재활의학과 뇌신경계운동치료실(Brain Neurorehabilitation)에서 이루어졌다. 연구대상자는 동작 검출에 용이하도록 특정한 신체 8군데(왼쪽·오른쪽 발목, 왼쪽·오른쪽 엉덩이 위, 왼쪽·오른쪽 손목, 등(Back), 이마)에 관성센서를 부착하고, 그 위치는 그림 6과 같다. 관성센서를 부착한 뒤, Noraxon MyMotion S/W(Scottsdale, USA)에서 관성센서의 데이터 보정 과정인 캘리브레이션(calibration)을 차렷 자세 상태에서 진행하였다. 이 과정은 약 5~10초정도 소요된다. 그 후 교육을 받은 관찰자의 감독 하에 BBS 1번 항목 ‘앉은 자세에서 일어나기’부터 14번 항목 ‘한 다리로 서 있기’까지 순차적으로 진행하였다. 환

자의 균형정도에 따라 짧게는 10분에서 길게는 25분까지 소요되었다. 또한 실험 시에 연구대상자 동작에 따른 측정값 추출을 위해 동기화된 영상을 촬영하였다.

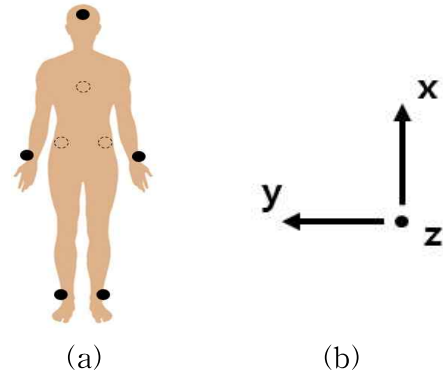


그림 6. (a)관성센서 부착 위치 (b)관성센서 축 방향

Fig 6. (a) Inertial sensor locations (b) Inertial sensor axis orientation

실험 간 측정된 데이터는 100Hz로 샘플링 되어 Noraxon 무선 중계기를 통해 Noraxon MyMotion S/W에서 확인하였다. MyMotion S/W은 다채널 데이터 취득이 실시간 전시가 가능하며, 그림 7는 MyMotion의 UI 모습이다. 그림 7의 좌측화면에서는 8채널 3축으로 구성된 가속도 데이터, 가운데는 그에 해당하는 동영상, 우측은 스켈레톤(skeleton) 동작분석을 나타내고 있다. 본 연구에 사용된 관성센서의 가속도 데이터의 출력 범위는 ±16g이며 중력 가속도 성분이 제거되었다.

4. 실험결과

본 절에서는 뇌질환 환자 40명의 데이터를 본 연구에서 제안하는 방법으로 특징벡터를 추출 및 알고리즘을 적용한 뒤, 교육을 받은 관찰자가 BBS 동작에 대해 채점한 것과 본 논문에서 구축한 시스템의 동작 점수를 비교하고, 각각의 BBS 항목에 대한 정확도를 제시한다.

표 11은 실험대상자 BBS 항목별 점수 분포 통계를 나타낸 것이다. 실험 대상자가 40명인 것에 비해, 항목 별 데이터 개수는 각각 다르다. 이는 실험대상자가 실험 도중 포기를 하거나, 해당 항목을 수행할 수 없는 경우이다.

분류 정확도는 BBS 항목 1번순으로 55.5%, 72.2%, 87.5%, 50%, 35.1%, 62.5%, 43.3%, 58.6%,

60.7%, 33.3%, 44.8%, 89.2%, 51.8%, 85.1% 임을 확인하였다.

5. 결론 및 고찰

본 논문에서는 머신러닝 기법을 이용하여 14개의 BBS 항목에 대하여 점수 분류 정확도를 제시하였다. 데이터 취득은 Noraxon 시스템을 이용하여, 신체 8군데(왼쪽·오른쪽 발목, 왼쪽·오른쪽 엉덩이 위, 왼쪽·오른쪽 손목, 등(Back), 이마)에 관성센서를 부착하였다. 관성센서의 가속도데이터를 기반으로 특징벡터 STFT, SAM을 추출하였다. 그 다음, BBS 항목을 동작 특성에 따라 정적인 동작(static movement)과 동적인 동작(dynamic movement)으로 나누었고, BBS 각 항목에 대하여 점수에 영향이 있는 센서부착위치에 따라 특징벡터를 선별하였다. 각 BBS 항목마다 선별된 특징벡터는 GMM(Gaussian Mixture Model)을 통해 분류하였다. 본 논문의 실험은 연구윤리심의위원회 IRB(Institutional Review

조사하고, 누적개수가 많은 점수를 최종으로 정하였다. 그 다음, 교육을 받은 관찰자가 BBS 동작에 대해 채점한 것과 본 논문에서 구축한 시스템의 동작 점수를 비교하고, 각각의 BBS항목에 대한 정확도를 산출 하였다.

표 11을 보면 BBS의 항목에 따라 데이터 분포가 다른 것을 확인 할 수 있다. 이는 실험 대상자의 수가 적거니와 항목이 높아질수록 수행해야할 자세가 어려워져 균등하게 분포 할 수 없는 실험상 특징이기도 하다. 균형정도가 ‘walking with assistance’인 환자들의 경우, 수행시간이 균형정도가 ‘independent’인 환자들 보다 느리지만 BBS 항목 1번부터 14번까지 수행완료가 가능하다. 반면, ‘wheelchair user’인 환자들은 실험 수행 불능 및 중도 포기하는 경우도 있었다. 데이터 부족 및 불균등 문제는 좀 더 많은 샘플 확보를 통해서 극복해야 하며, 각종 영양원 및 병원기관의 협조가 필요할 것이다.

향후에는 동작에 정확성에 대하여 다양한 관점

표 11. BBS 항목별 점수 분포 통계(40명)
Table 11. Scoring statistics throughout separate tasks(total : 40)

BBS 항목	점수				
	0	1	2	3	4
1번	2	6	4	10	14
2번	6	2	3	8	17
3번	1	1	1	1	36
4번	2	6	0	11	17
5번	0	6	9	7	15
6번	1	0	1	14	16
7번	9	3	2	7	9
8번	2	6	5	9	7
9번	1	2	0	11	14
10번	1	1	11	4	13
11번	8	9	4	8	1
12번	10	5	2	0	11
13번	7	3	8	5	4
14번	19	2	0	3	3

Board)의 승인을 받았으며, 뇌질환 환자 40명을 대상으로 BBS 항목 1번 ‘앉은 자세에서 일어나기’부터 ‘14번 한 다리로 서 있기’를 차례대로 진행하였다. 실험대상자의 데이터를 GMM모델로 형성하고, 자신을 제외한 나머지 모델과의 우도(likelihood)를 비교하였다. 우도가 높은 모델을 선출하여 점수를

에서의 특징벡터 추출과 여러 분류기에 대하여 BBS 동작 정확 측정의 최적의 분류기에 대한 연구를 진행하고자 한다.

REFERENCES

- [1] Dae-Hee Lee, Hyo-Lyun Roh, "The Effects of Increase in Balance Ability to One Leg Support Exercises for Adults Using Empty bottle", The Journal of Korean Society for Neurotherapy, vol. 17, no. 1, pp.1-5, 2013.
- [2] Jeong-Tak Ryu, "The development of fall detection system using 3-axis acceleration sensor and tilt sensor", Journal of the Korea Industrial Information Systems Research, vol. 18, no. 4, pp. 19-24, 2013.
- [3] Jong-im Won, Ki-song Kim, "Concurrent Validity of the Functional Gait Assessment, Berg Balance Scale, and Timed Up and Go Test in Patients With Stroke", Physical Therapy Korea, vol. 18, no. 2, pp. 43-51, 2011.
- [4] Su-Young Lee, Su-Jin Hwang, Journal of Special Education & Rehabilitation Science, vol. 50, no. 4, pp. 171-182, 2011.

홍 상 표(Sangpyo Hong)



2015년 2월 한경대학교 정보제어공학과 졸업(학사)
 2017년 2월 인하대학교 전자공학과 졸업(석사)

Interest: Embedded system, Biosignal processing

김 연 옥(Yeon-wook Kim)



2016년 2월 경기과학기술대학교 기계자동화과 졸업(학사)
 2016년 3월 - 현재 인하대학교 전자공학과 석사과정

Interest: Embedded system, Biosignal processing

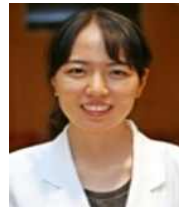
조 우 형(WooHyeong Cho)



2015년 2월 경기과학기술대학교 전기제어공학과 졸업(학사)
 2017년 2월 인하대학교 전자공학과 졸업(석사)
 2017년 3월 - 현재 인하대학교 전자공학과 박사과정

Interest: Walking analysis, Biosignal processing

좌 경 립(Kyung-Lim Joa)



2006년 2월 인하대학교 의학과 졸업(학사)
 2010년 2월 인하대학교 재활의학과 졸업(석사)
 2013년 9월 - 현재 인하대병원 재활의학과 조교수

Interest: Rehabilitation Medicine

정 한 영(Han-Young Jung)



1985년 2월 고려대학교 의학과 졸업(학사)
 1991년 8월 고려대학교 재활의학과 졸업(석사)
 1994년 8월 고려대학교 재활의학과 졸업(박사)
 2006년 - 현재 인하대병원 재활의학과 교수

Interest: Rehabilitation Medicine

김 규 성(Sangpyo Hong)



1991년 인하대학교 의학과 졸업(학사)
 1996년 인하대학교 이비인후과 졸업(석사)
 2006년 인하대학교 이과학 졸업(박사)

Interest: Vestibular equilibrium medicine, Awareness of space, Aerospace medicine, Medical Device

이 상 민(Sangpyo Hong)



1987년 인하대학교 전자공학과 졸업(학사)
 1989년 인하대학교 전자공학과 졸업(석사)
 2000년 인하대학교 전자공학과 졸업(박사)
 2006년 - 현재 인하대학교 전자공학과 교수

Interest: Psychoacoustic and Hearing aids, Health care, Brain interface