

FES 보행을 위한 보행 이벤트 검출

허지운*, 김철승*, 엄광문#

Gait-Event Detection for FES Locomotion

Ji Un Heo*, Chul Seung Kim*, Gwang Moon Eom#

ABSTRACT

The purpose of this study is to develop a gait-event detection system, which is necessary for the cycle-to-cycle FES control of locomotion. Proposed gait event detection system consists of a signal measurement part and gait event detection part. The signal measurement was composed of the sensors and the LabVIEW program for the data acquisition and synchronization of the sensor signals. We also used a video camera and a motion capture system to get the reference gait events. Machine learning technique with ANN (artificial neural network) was adopted for automatic detection of gait events. 2 cycles of reference gait events were used as the teacher signals for ANN training and the remnants (2~5 cycles) were used for the evaluation of the performance in gait-event detection. 14 combinations of sensor signals were used in the training and evaluation of ANN to examine the relationship between the number of sensors and the gait-event detection performance. The best combinations with minimum errors of event-detection time were 1) goniometer, foot-switch and 2) goniometer, foot-switch, accelerometer x(anterior-posterior) component. It is expected that the result of this study will be useful in the design of cycle-to-cycle FES controller

Key Words : Artificial neural network (인공신경망), Combinations of sensor(센서조합), Gait event(보행이벤트), Gait phase(보행상)

1. 서론

사고 혹은 질병 등으로 인하여 뇌 혹은 척수의 신경계통에 손상을 입으면 근육을 자발적으로 활성화할 수 없게 되고 따라서 해당 신체부분이 운동기능을 상실하게 된다. 상실된 운동기능을 보조하기 위하여, 마비된 신경전도로를 사용하지 않고 말초의 운동신경이나 근육에 직접 인공적인 전기자극을 인가하여 운동기능을 재건하는 방법인 기능적 전기자극 (FES: functional electrical

stimulation)이라 한다. FES는 마비환자의 운동기능 회복방법 중에서 장애인 자신의 잔존기능 (residual function)을 가장 적극적으로 사용하는 방법이라고 할 수 있다.^{6,14}

현재 FES를 이용한 보행에서는 on/off 스위치 제어를 이용하는 개루프 (open loop) 제어방식이 주로 사용되고 있지만¹⁰ 다음과 같은 문제점들을 가진다. 환자는 자극의 시작, 끝과 같은 간단한 명령만을 자극장치에 전달할 수 있다는 점, 환경의 변화에 따른 자극패턴의 변화가 불가능하다는 점

접수일: 2004년 5월 31일; 게재승인일: 2005년 1월 21일

* 건국대학교 의학공학부

교신저자: 건국대학교 의학공학부

E-mail gmeom@hotmail.com Tel. (043) 852-9890

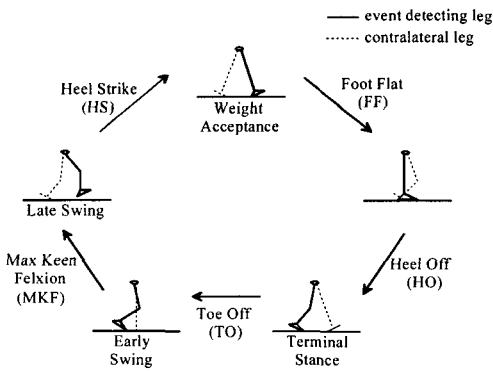


Fig. 1 Phases and events of gait cycle

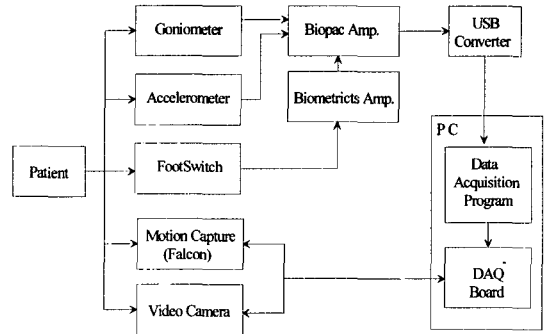


Fig. 3 Gait measurement system

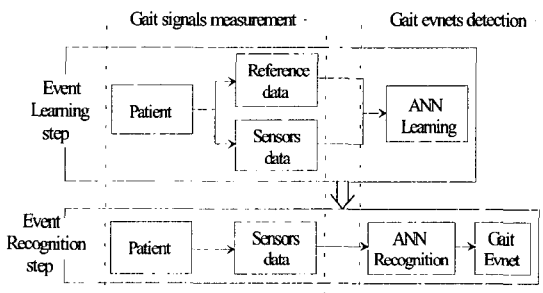


Fig. 2 System structure

을 들 수 있다.^{4,11,12}

이러한 개루프제어의 문제점은 환자의 근골격계의 상태변수를 피드백하여 자극신호를 결정하는 것에 의해 대부분 해결할 수 있을 것으로 기대된다. 그러나, 자극신호를 입력으로 하고 근력을 출력으로 생각할 경우, 근육내부의 시간지연이 매우 길어서(100~300msec) FES에서는 실시간 피드백 제어가 어렵다.² 따라서, FES의 경우 실시간 제어보다는 과거의 보행주기에서의 근골격계 변수의 분석을 바탕으로 하여 다음 보행주기의 자극을 조절하는 cycle-to-cycle 피드백 제어가 바람직하다.^{2,3} 이 방식에서는, 미리 최적한 자극패턴을 준비하여 놓고, 각 보행주기에서의 보행의 성능을 바탕으로 자극패턴을 수정한다. 즉, 환자에게 부착한 센서의 정보를 이용하여 보행이벤트를 실시간으로 결정하고, 이를 바탕으로 하여 현재 보행주기에서의 각 phase의 보행의 적합도(performance)를 결정하며, 이러한 정보는 다음 보행주기의 전기자극 패턴을

수정하는데 사용되도록 한다.

이러한 cycle-to-cycle 제어를 위해서는 보행주기의 검출은 물론 보행주기를 세분화하여 보행상(gait phase)으로 인식하는 작업이 필수적이다.² 따라서, 본 연구에서는 이러한 보행이벤트를 검출하는 시스템을 구현하는 것을 목적으로 한다. 본 연구에서는 보행의 한 주기를 Fig. 1과 같이 5개의 보행상으로 정의하고, 보행이벤트(gait event)를 기준으로 하여 보행상을 구분하고자 한다. 여기서, FF은 족부가 바닥에 평평해질 때, HO는 발뒤꿈치가 떨어질 때, TO는 발이 모두 바닥에서 떨어질 때, MKF은 슬관절의 신전각이 최대일 때, HS은 발뒤꿈치가 땅에 닿을 때를 의미한다.¹³

보행이벤트를 구분하기 위한 방법으로서 if-then rule로 구성되는 rule-based system^{10,16}이 제안되었으나, 이 방법은 센서데이터의 관찰에 의해 인위적인 기준(knowledge-base)을 마련해야 하고 개인차를 극복하는데 어려움이 있었다.⁹ 한편, 보행이벤트의 검출에 fuzzy 추론시스템을 적용하려는 연구^{13,2}도 있으나, rule-based system과 마찬가지로 knowledge-base를 필요로 하였다.

최근에 들어, 이러한 방법의 문제점인 경험적 지식을 기계학습(Machine learning)을 통하여 습득하고 이벤트를 검출하고자 하는 방법이 시도되었다.^{5,8,15,17} 그러나, 대부분의 경우 보행상을 자세하게 분석할 수 없었고, 이벤트 검출 에러가 발생하여 이를 사용하여 FES 보행을 할 경우 위험성을 내재하였다. 따라서, 본 연구에서는 기계학습을 이용하여 보행상을 세분화 인식하여 cycle-to-cycle 제어를 위한 자세한 정보를 제공할 수 있는 시스템을 개발하는 것을 목적으로 한다. 이를 위해서

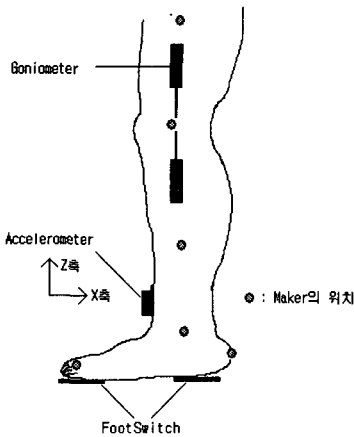


Fig. 4 Attachment of sensors and markers

는 우선 적절한 센서조합을 결정하는 것이 중요하고, 다음으로 기계학습 알고리즘을 결정하는 것이 필요하다. 본 논문에서는 센서조합의 결정에 초점을 두고 기계학습 알고리즘은 인공신경망만을 사용하였다.

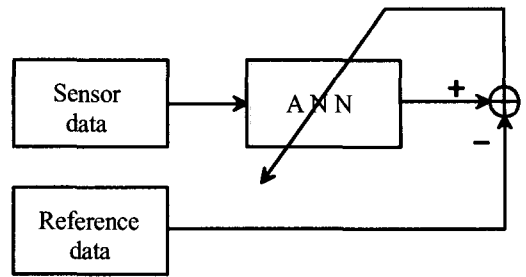
Fig. 2는 전체시스템 구조를 나타내고 있다. 환자의 보행상태를 측정하기 위한 보행신호 계측부와 계측된 신호로부터 보행이벤트를 검출하는 이벤트 검출부로 구성하였다. 보행신호 계측부는 복수의 센서와 신호획득 보드 및 프로그램으로 구성하였고, 이벤트 검출부는 패턴인식에 유리한 인공신경회로망(ANN)으로 구성하였다. 시스템 사용단계는 ANN을 기준데이터와 센서데이터를 이용하여 학습하는 이벤트 학습단계와 센서의 데이터를 인식하여 이벤트를 검출하는 이벤트 인식단계로 구성하였다.

센서의 부착 및 보정(calibration) 작업은 시스템의 실용성을 저하시키므로, 보행신호계측부의 센서의 수를 최소화하는 것이 요구된다. 따라서, 본 연구에서는 최소한의 센서수로 구성되는 계측부를 설계하기 위해, 여러가지 센서조합을 구성하고 각 조합의 보행이벤트 검출성능을 비교 분석하였다.

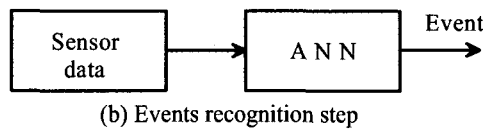
2. 방법

2.1 보행 신호 계측부

본 연구에서는 Fig. 3과 같이 서로 다른 인터



(a) Events learning step



(b) Events recognition step

Fig. 5 Gait-event detection process

페이스를 가지는 3개의 센서신호를 동기화하여 계측하는 보행신호 계측부를 설계하였다. 즉, 모든 센서신호를 Biopac사의 앰프로 통합한 후 USB 방식으로 PC에 입력함으로써, 제조사별 통신방식의 차이에 의한 통신시간지연을 제거하였다.

보행이벤트의 기준신호를 마련하기 위하여 영상데이터를 센서신호와 동시에 획득하였다. 이를 센서신호와 동기화하기 위하여, Fig. 3과 같이 데이터획득 프로그램(LabView 기반)이 계측을 시작함과 동시에 DAQ 보드(National Instruments Corp.)를 통하여 영상계측장비에 동기신호를 전송¹하도록 하였다.

건강한 20대 남성을 대상으로 보행 실험을 실시하였다. Fig. 4는 사용된 센서의 종류 및 위치 그리고 마커의 부착위치를 나타낸다. 고니오미터(goniometer)는 슬관절에 부착하여 전후방향을, 가속도계(accelerometer)는 경골 전면에 부착하여 전후방향을 x축, 상하방향을 z축으로 설정하였다.^{5,8} 족저스위치(foot-witch)는 발끝과 발꿈치에 각각 부착하였다.^{2,10} 모든 센서신호의 샘플링 주파수는 100Hz로 하였다. 모션캡처를 위한 마커의 부착위치는 문헌⁷을 참조하여 결정하였다.

기준이벤트를 결정하기 위한 영상계측장비로서 모션캡처장비(Falcon, Motion Analysis Corp.)와 비디오카메라(SV-D300, Samsung Electronics)를 사용하였는데, 비디오카메라는 정밀성과 시간분해능(30 frame/s)에 한계가 있지만 공간의 제약이 적어 여러 주기 보행의 측정이 가능한 반면, 모션캡처

Table 1 Sensor combinations

No.	Sensor signals	No. of sensors	Number of neurons	
			input layer	Hidden layer
1)	G	1	10	15
2)	FS			
3)	Acc (x)			
4)	Acc (z)			
5)	G, FS	2	20	25
6)	G, Acc (x)			
7)	G, Acc (z)			
8)	FS, Acc (x)			
9)	FS, Acc (z)			
10)	G, FS, Acc (x)	3	30	35
11)	G, FS, Acc (z)			
12)	FS, Acc (x, z)			
13)	G, Acc (x, z)			
14)	G, FS, Acc (x, z)	4	40	45

장비는 정밀성과 시간분해능 (60 frame/s)은 우수한 대신 공간의 제약이 심하여 약 2 주기 보행의 측정만이 가능했다.

비디오를 사용하여 최적의 센서조합을 결정하기 위한 실험을 실시하였다. 각 센서의 조합별 이벤트검출성능을 비교하여 적합한 조합을 선택하였다. 각 센서조합별 이벤트 검출성능을 비교하기 위해서는 많은 보행주기의 이벤트 검출성능을 비교하는 것이 바람직하므로, 기준이벤트를 결정하기 위해 비디오카메라를 사용하였다.

센서조합 실험의 결과를 바탕으로 선택된 조합에 대한 상세한 분석을 행하였다. 상세한 분석을 행하는 데에는 정밀성과 시간분해능이 뛰어난

모션캡처장비가 유리하므로 기준이벤트를 결정하기 위해 모션캡처장비를 사용하였다.

3 개의 센서를 통해 받은 4 가지의 센서신호를 14 가지로 조합하였다 (Table 1). 각 조합에서 G 는 고니오메터, Acc 는 가속도계, FS 는 족저스위치를 나타낸다.

2.2 보행이벤트 검출부

보행 이벤트 검출은 Fig. 5(a)와 같이 영상계측 데이터를 사용하여 결정한 기준이벤트를 교사신호로 하는 ANN 의 학습단계와, Fig. 5(b)와 같이 학습이 끝난 후 센서데이터를 입력으로 하는 실시간 인식 단계로 구성된다.

ANN 은 Visual Basic 를 사용하여 3 층 퍼셉트론의 형태로 구현하였다. 입력층에서는 각 센서신호별로 0.1 초간의 데이터(10 개)를 입력으로 한다. 뉴런의 개수는 센서신호의 개수에 따라 달라진다. 중간층 뉴런의 개수는 입력층 뉴런의 개수가 증가하면 지수함수적으로 증가해야 하는 것이 일반적이나, 중간층 뉴런의 개수가 지나치게 증가하면 학습시간이 증가하여 실용적이지 못하므로 최대 45 개로 제한하였다. 출력층은 센서의 조합에 관계없이 5 개의 이벤트를 출력하기 때문에 출력층의 뉴런의 개수는 5 개로 일정하다. 각 센서조합에 따른 입력층, 중간층 뉴런의 개수는 Table 1 과 같다.

Fig. 6 는 입력패턴을 결정한 후의 학습한 결과를 보여준다. 학습용 프로그램에서는 샘플링 주파수를 조절할 수 있고, 이벤트가 발생한 포인트를 클릭하면 한가지 센서신호당 10 개의 데이터가 동

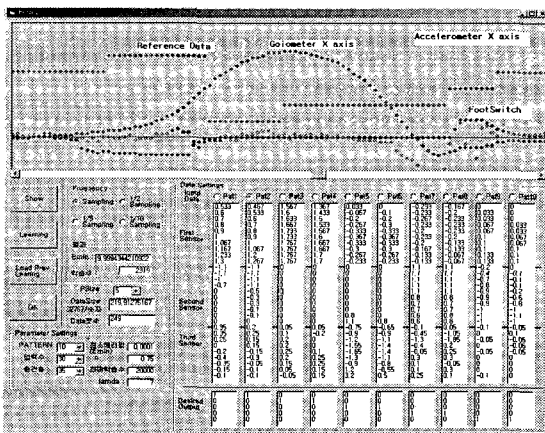


Fig. 6 ANN training of gait events

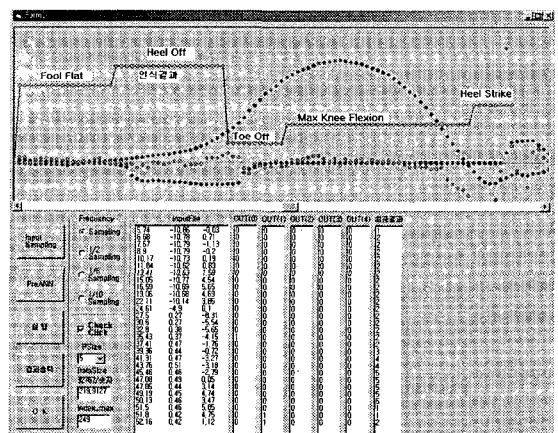


Fig. 7 Recognition of gait events

Table 2 Reference signals for output neurons

Event no.	Neuron number in output layer				
	1	2	3	4	5
1(TO)	1	0	0	0	0
2(MKF)	0	1	0	0	0
3(HS)	0	0	1	0	0
4(FF)	0	0	0	1	0
5(HO)	0	0	0	0	1

시에 클릭되어 입력패턴(아래의 텍스트창)에 들어간다. 출력층의 각 뉴런(이벤트 뉴런)에 대한 교사신호는 Table 2 와 같이 제시된 기준이벤트에 해당하는 뉴런에는 1 을, 나머지 뉴런에는 0 을 설정한다.

Fig. 6 에서의 계단모양은 영상데이터로부터 결정한 기준이벤트 및 기준 보행상을 나타낸다. 학습이 종료되면, 학습횟수 및 출력층 제곱오차가 디스플레이 되고, 뉴런간의 결합강도(weight) 값은 텍스트 파일로 저장되며 나중에 다시 불러와 다른 데이터 분석에 사용할 수 있다.

Fig. 7 은 보행 이벤트를 실시간 분석한 결과를 보여준다. 인식결과는 그림에서 계단모양으로 나타나고, 텍스트창에 표시되며 동시에 파일로 저장된다.

3. 결과

3.1 센서조합의 선택

2 회의 실험 중 1 회의 실험 데이터를 기준 데이터로 사용하였고, 나머지 데이터를 보행 이벤트 인식의 평가에 사용하였다. 기준데이터를 이용하여 Table 1 의 모든 센서조합에 대하여 ANN 을 학습시켰다. 입력 패턴은 이벤트 발생지점을 기준으로 뒤의 데이터 2 개와 앞의 데이터 7 개, 즉 10 개를 입력으로 하여 모든 센서조합에 적용하였다.

기준데이터를 사용하여 학습한 ANN 의 뉴런간 결합강도 (weight)를 보행 이벤트 검출에 그대로 적용하였다. Table 3 은 전체 이벤트 중 이벤트 검출누락 횟수를 각 센서조합 별로 나타내고 있다. 5 주기를 측정하였으므로 1 주기에 5 개의 이벤트를 가지므로 총 25 개의 이벤트가 된다. 5)를 제외하고 2 개 이하의 센서 조합으로는 5 개의 이벤트를

Table 3 Events error for combinations of sensor

[number of event detection errors / total number of events]				
Sensor combinations		Training data	Test data	Note
1)	G	2/25	5/25	
2)	FS	X	X	
3)	Acc (x)	X	X	
4)	Acc (z)	10/25	15/25	
5)	G, FS	0/25	0/25	Selected (a)
6)	G, Acc (x)	8/25	8/25	
7)	G, Acc (z)	9/25	8/25	
8)	FS, Acc (x)	4/25	4/25	
9)	FS, Acc (z)	9/25	8/25	
10)	G, FS, Acc (x)	0/25	0/25	Selected (b)
11)	G, FS, Acc (z)	0/25	2/25	
12)	FS, Acc (x, z)	0/25	0/25	Selected (c)
13)	G, Acc (x, z)	8/25	5/25	
14)	G, FS, Acc (x, z)	0/25	0/25	Selected (d)

X: training not completed

모두 구분하기는 어려워서 이벤트검출이 많이 누락되었다. 10)~14)의 센서 조합 중 10), 12), 14)은 모두 정확한 이벤트를 구분하였지만 11)의 경우 학습에 사용되지 않은 테스트 데이터에서 2 개의 이벤트 누락이 발생하였다. 13)의 경우는 많은 이벤트 누락이 발생하였다. 이 결과로부터 보행 이벤트 검출이 용이한 센서조합은 5), 10), 12), 14)으로 선택하였다.

3.2 선택된 센서조합의 상세분석

위에서 선택된 센서조합에 대한 이벤트 검출 성능을 상세히 분석하였다. 기준 데이터로서 비디오키메라의 영상 대신 모션캡처장비 (Falcon)로 계측한 초당 60 프레임 데이터를 사용하였고 3 회의 실험 중 1 회의 실험 데이터 (1 차 데이터)를 학습에 사용하였고 모든 데이터 (1, 2, 3 차 데이터)를 보행 이벤트 인식의 평가에 사용하였다.

학습시 Table 2 와 같이 기준이벤트의 교사신호로서 1 을 설정하였으나, 패턴 인식의 일반화 (generalization) 능력을 확보하기 위해 이벤트 뉴런의 출력이 1 에 근접한 값을 가지면 이벤트가 발생한 것으로 하였다. 이 때 이벤트로 인식하기 위한 역치 (threshold)가 높을수록 인식의 정확도는 높으나 범용성은 저하될 것이 예상된다. 따라서,

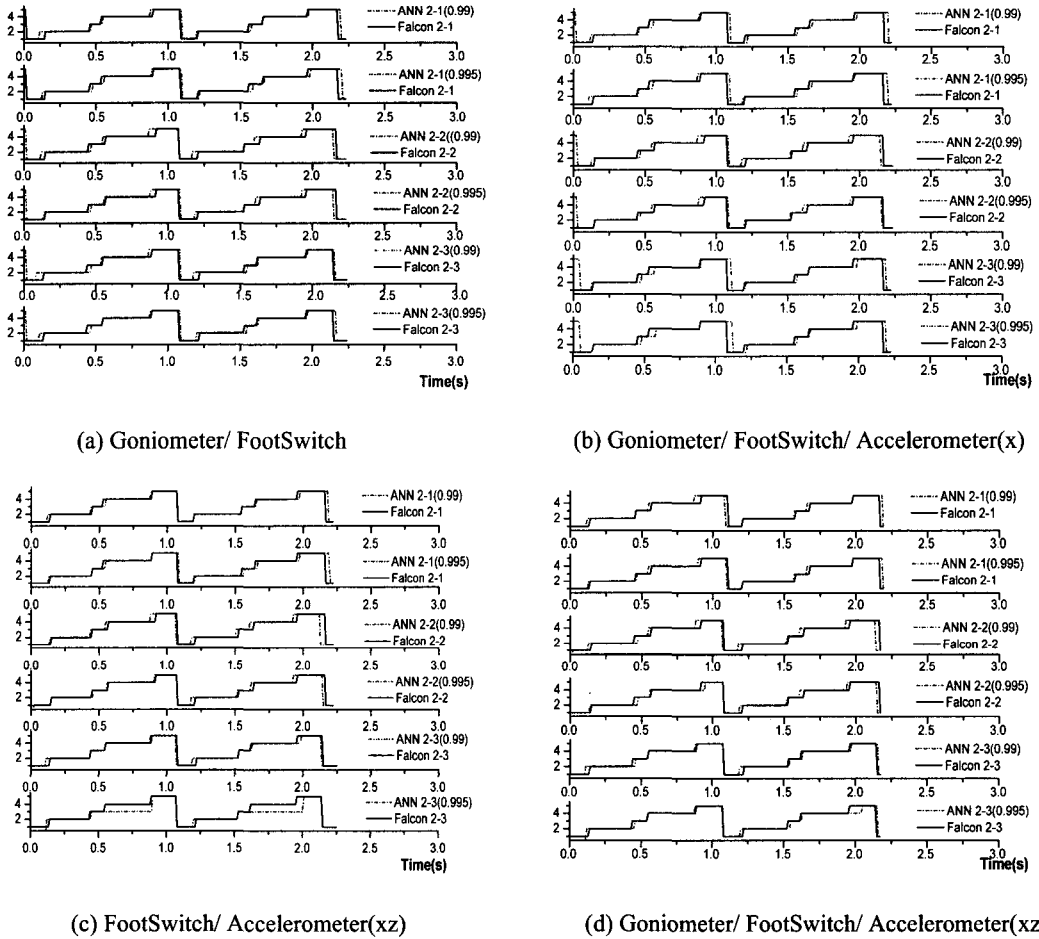


Fig. 8 Event detection result for recognition threshold of 0.99 and 0.995

역치가 0.99 일때와 0.995 일때를 설정하여 각각에 대한 인식의 성능을 상세히 분석하였다.

3.1의 결과를 바탕으로 선택된 Table 3의 5), 10), 12), 14)에 대해 인공신경망을 학습시키고 인식을 평가하였다. Fig. 8은 인식역치에 따른 인식결과를 각 센서조합에 대해 (a)-(d)에 나타내고 있다. 각 그림에서 3회의 실험에 대해 인식역치가 2가지(0.99, 0.995) 있으므로, 총 6개의 결과를 나타내고 있다. (a), (b)의 경우 인식역치에 무관하게 모든 데이터에서 100%의 인식이 이루어지고 있다. (c)의 경우 2차 데이터에 인식에러가 나타나지 않았지만 3차 데이터에서 인식역치를 0.995로 하였을 때 FF 이벤트를 인식하지 못하였다. (d)의 경우 3

차 데이터에서 인식역치를 0.995로 하였을 때 TO 이벤트를 인식하지 못하였다.

Table 4는 위의 4가지 센서조합에 대하여 인식역치에 따른 검출시각의 RMS 오차를 보여주고 있다. RMS 오차는 식(1)과 같이 정의하였다.

$$RMS\ error = \sqrt{\sum_{i=1}^N e_i^2 / N} \quad (1)$$

$$e_i = t_{ri} - t_{di}$$

t_{ri} : i 's reference event time

t_{di} : i 's detected event time

N : total number of gait events

Table 4 RMS error of event detection time

[단위: 10ms]

Trial no.	Thres hold	G-FS	G-FS-A(X)	FS-A(XZ)	G-FS-A(XZ)
1 st	0.99	0.600	0.513	0.732	0.883
	0.995	0.430	0.360	0.670	0.638
2 nd	0.99	0.952	0.876	0.778	0.868
	0.995	0.763	0.732	0.619	0.645
3 rd	0.99	0.537	0.555	0.627	0.588
	0.995	0.525	0.361	3.556	1.072
Ave.	0.99	0.696	0.654	0.712	0.779
	0.995	0.629	0.484	1.615	0.785

G-FS 와 G-FS-Acc(x)의 경우, 인식역치가 0.99 일 때 보다 0.995 일 때 RMS 에러가 개선되었다. 그러나, G-FS-A(xz)와 FS-A(xz)의 경우에는 인식역치를 0.995 로 하였을 때 일부 실험결과에서 이벤트 검출누락이 발생하여 오히려 큰 RMS 에러를 보였다.

4. 고찰

본 연구에서 제작한 계측 시스템은 기존의 시스템¹보다 단순해 졌으며, 모든 센서신호를 일괄하여 PC 로 전송함으로써 각 센서별 통신방법에 따른 데이터간의 위상차를 제거할 수 있었다. 또한, 비디오 보다 높은 정밀성과 시간 분해능을 가지는 모션캡처 장비인 Falcon 을 기준데이터로 사용하여 정확하게 각 이벤트를 분석할 수 있었다.

Table 3 에서와 같이 본 연구에서는 이벤트 검출이 용이한 센서조합으로서 4 가지 조합을 선택하였다. 1 가지 센서로만 보행이벤트를 검출하고자 할 경우 많은 이벤트 검출에러가 발생하거나 학습이 되지 않는 결과를 보인다. 또한, 5 개의 이벤트를 검출하는데 1 가지 센서의 정보만으로는 부족한 것을 알 수 있다. 2 가지 이상의 센서조합의 경우, 선택된 조합에 모두 족저스위치(FS)가 포함되어 있는 것으로 보아, 5 가지 이벤트를 모두 검출하기 위해서는 족저스위치의 정보가 매우 중요한 것을 알 수 있다. 이것은 Fig. 1 의 보행이벤트에서 MKF 를 제외한 나머지 이벤트 4 가지가 모두 입력각기에 발생하기 때문인 것으로 사료된다.

Fig. 8 에서 인식역치에 관계없이 이벤트검출에

러가 발생하지 않았던 센서조합은 a) 고니오메터-족저스위치와 b) 고니오메터-족저스위치-가속도계(전후방향)였다. 또한, Table 4 에서와 같이 이 두 가지 경우에는 인식역치에 관계없이 나머지 센서조합들의 경우보다 이벤트검출시간오차가 작았다. 따라서, FES 보행을 위한 이벤트 검출 시스템의 센서조합으로서 이 두가지가 매우 유용할 것으로 사료된다. 두가지 경우 모두, 고니오메터가 포함되어 있는 것은 Fig. 1 의 보행이벤트에서 족저스위치로 검출할 수 없는 유일한 이벤트인 MKF 의 정보를 슬관절에 부착한 고니오메터가 제공하고 있기 때문인 것으로 판단된다.

Fig. 8 에서 가속도계 z 축의 정보가 입력에 포함된 (c)와 (d)의 경우, 이벤트 인식역치에 따라서는 이벤트 검출에러가 발생하는 경우가 있었다. 또한, Table 4 에서도 가속도계 z 축이 포함된 경우에는 오히려 이벤트검출시간오차가 커지는 결과를 보였다. 반면, 가속도계의 신호 중 x 축만이 포함된 경우에는 이벤트검출에러가 발생하지 않고 이벤트검출시간오차도 작은 것을 알 수 있다. 따라서, 현재의 시스템에서는 가속도계 z 축의 추가적인 정보가 오히려 인식에 악영향을 미치는 것으로 사료된다.

인공신경망의 원리에 입각하여 생각할 때, 인식에 좋지 않은 영향을 미치는 입력은 인위적으로 배제하지 않더라도 학습과정에서 그 입력에 대한 신경망 내부의 연결강도가 감소하여 최종출력에 미치는 영향이 자연스럽게 배제되어야 한다. 그러나, 위에서와 같이 특정입력(가속도계 z 축)의 악영향이 배제되지 않은 것은 다음과 같은 이유에 기인하는 것으로 보인다. 우선 Table 1 에서 입력데이터가 많을 경우 중간층의 뉴런수가 입력층 뉴런수에 비해 적었던 점과, 다음으로 입력데이터가 많을 경우 탐색하는 가중치 공간의 규모가 커지므로 학습의 횟수를 늘려야 성능을 발휘할 수 있다는 점을 들 수 있다. 본 논문에서는 중간층 뉴런수를 입력층 뉴런수보다 약간 크게 설정하였고, 학습횟수도 고정하였으므로 이러한 제한을 가졌을 가능성이 있다. 그러나, 실용적인 관점에서 볼 때, 보행이벤트 검출 시스템은 사용자가 휴대할 수 있도록 소형화되어야 하며, 센서신호로부터 보행 이벤트를 검출하는 알고리즘은 마이크로프로세서에 내장되어야 하는 점을 고려할 때, 인공신경망의 뉴런수 및 학습횟수의 증가는 Firmware 의 크기증

가와 학습시간의 증가를 유발하므로 최소화하는 것이 필요하다. 이러한 맥락에서 보면 본 논문에서의 뉴런수와 학습횟수의 제한은 실용성을 위주로 한 타당한 제한으로 사료된다. 따라서, 이러한 제한조건에서도 문제없이 이벤트를 검출할 수 있는 시스템이 요구되며, 그러한 요건에 적합한 센서조합인 a) 고니오메터-족저스위치와 b) 고니오메터-족저스위치-가속도계(전후방향)은 실용적인 것으로 생각된다.

보행이벤트 검출 시스템의 실용성에 관해 고려되어야 할 또 한가지는, 센서의 종류와 개수가 적을수록 센서의 탈부착과 calibration 에 따르는 번거로움이 작다는 점이다. 이러한 관점에서 볼 때, 유사한 인식성능을 발휘한다면 센서의 개수가 적을수록 좋다고 볼 수 있다.

이과 같은 결과와 고찰을 종합해 보면, 보행이벤트 검출에 대한 최적의 센서조합은, 보행이벤트 검출률 100%와 10ms이하의 보행이벤트 검출시 각오차를 보인 a) 고니오메터-족저스위치와 b) 고니오메터-족저스위치-가속도계(전후방향)이다. 차후에 여러가지 보행조건 및 피험자에서의 인식성능평가가 이루어져야 하겠지만, 현재로서 보다 실용적인 것은 a) 고니오메터-족저스위치의 조합으로 생각된다.

후 기

본 연구는 보건복지부 보건의료 기술진흥사업의 지원(02-PJ3-PG6-EV03-0004)으로 수행되었습니다.

참고문헌

1. Heo, J. U., Eom, G. M. and Khang, G., "Development of a measurement system and algorithm for gait event detection," Proc. 29th Conf. KOSOMBE, P-75, 2003.
2. Skelly, M. M. and Chizeck, H. J., "Real-time gait event detection for paraplegic FES walking," IEEE Trans. Neural Sys. Rehab. Eng., Vol. 9, No. 1, pp. 59-68, 2001.
3. Skelly, M. M. and Chizeck, H. J., "Real-time gait event detection during FES paraplegic walking," Proc. 19th Int. Conf. IEEE/EMBS, Vol. 5, pp. 1932-1937, 1997.
4. Kostov, A. and Chizeck, H. J., "Functional error assessment in gait event discrimination for FES-assisted locomotion," 18th Ann. Int. Conf. IEEE Eng. in Med. Biol. Soc., Vol. 1, pp. 461-462, 1996.
5. Williamson, R. and Andrews, B. J., "Gait event detection for FES using accelerometers and supervised machine learning," IEEE Trans. Rehab. Eng., Vol. 8, No. 3, pp. 312-319, 2000.
6. Khang, G., "Exercise of paralyzed muscles and paraplegic walking induced by FES," J. of KSPE, Vol. 19, No. 4, pp. 41-51, 2002.
7. Benedetti, M. G., Catani, F., Leardini, A., Pignotti, E. and Giannini, S., "Data management in gait analysis for clinical applications," Clinical Biomech., Vol. 12, No. 3, pp. 204-215, 1998.
8. Furuse, N., Cikajlo, I., Bajd, T., Watanabe, T. and Hoshimiya, N., "Training of stance phase during FES assisted walking," Proc. 7th Ann. Conf. IFESS, pp. 63-65, 2002.
9. Marsolais, E. B. and Kobetic, R., "Functional electrical stimulation for walking in paraplegia," J. Bone Joint Surg., Vol. 69-A, pp. 728-733, 1987.
10. Pappas, I. P. I., Keller, T., Mangold, S., Popovic, M. R., Dietz, V. and Morari, M., "A reliable gyroscope-based gait-phase detection sensor embedded in shoe insole," IEEE Sensors Journal, Vol. 4, No. 2, pp. 268-274, 2004.
11. Kobetic, R. and Marsolais, E. B., "Synthesis of paraplegic gait with multichannel functional neuromuscular stimulation," IEEE Trans. Rehab. Eng., Vol. 2, pp. 66-79, 1994.
12. Stein, R. B., Peckham, P. H. and Popovic, D. P., "Methods to control functional electrical stimulation," Proc. 1st FES Int. Symp. FES, Sendai, pp. 135-140, 1992.
13. Ng, S. K. and Chizeck, H. J., "Fuzzy model identification for classification of gait events in paraplegics," IEEE Trans. Fuzzy Systems, Vol. 5, No. 4, pp. 536-544, 1997.
14. Eom, G. M., Khang, G. and Lee, S. H., "Restoration of motor function using electrical stimulation: functional electrical stimulation (FES)," J. of KSPE, Vol. 20, No. 1, pp. 26-35, 2003.

15. Tong, K. Y. and Granat, M. H., "Reliability of neural-network functional electrical stimulation gait-control system," *Med. Biol. Eng. & Comput.*, Vol. 27, pp.633-638, 1999.
16. Ahn, S. C., Hwang, S.J., Knag, S. J., Kim, Y. H. and Young, H. K., "Development and evaluation of a new gait Phase detection system using FSR sensors and a gyrosensor," *J. of KSPE*, Vol. 21, No. 10, pp. 196-203, 2004.
17. Jonic, S., Jankovic, T. and Gajic, V., "Three machine learning techniques for automatic determination of rules to control locomotion," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, Vol. 46, No. 3, pp. 300-310, 1999.