

# 체험형 게임콘텐츠를 위한 움직임 관성센서 기반의 제스처 인식

## Gesture Recognition based on Motion Inertial Sensors for Interactive Game Contents

정영기\*, 차병래\*\*

Young-Kee Jung\*, Byung-Rae Cha\*\*

### 요 약

본 연구에서는 게임 콘텐츠 제작을 위해 관성 센서를 이용하여 체험자의 동작을 인식하고 정의된 동작과 비교하여 게임을 즐길 수 있는 관성센서 기반의 제스처 인식방법을 제안하고자 한다. 또한 3축 가속도 센서를 이용한 소형 컨트롤러를 손에 착용하고 여러 가지 동작을 취함으로써 체험자에게 다양한 입력 방식을 제공하고자 한다. 체험자는 화면에 순서대로 출력되는 동작 리스트와 같은 움직임을 취하거나 동작의 정확도 및 타이밍에 따라 체험형 게임을 진행할 수 있다. 다수개의 소형 무선 컨트롤러를 손과 발 등 주요부위에 착용하고 논문에 제안된 방법을 활용하게 되면 사용자의 흥미와 몰입감을 더해줄 것으로 기대된다.

### Abstract

The purpose of this study was to propose the method to recognize gestures based on inertia sensor which recognizes the movements of the user using inertia sensor and lets the user enjoy the game by comparing the recognized movements with the pre-defined movements for the game contents production. Additionally, it was tried to provide users with various data entry methods by letting them wear small controllers using three-axis accelerator sensor. Users can proceed the game by moving according to the action list printed on the screen. They can proceed the experiential games according to the accuracy and timing of their movements. If they use multiple small wireless controllers together wearing them on the major parts of hands and feet and utilize the proposed methods, they will be more interested in the game and be absorbed in it.

Key words : Accelerometer Sensor, Virtual Reality, Motion Recognition, Neural Network

### I. 서 론

최근 개발되고 있는 체험류의 게임콘텐츠들은 기존 키보드나 마우스 조작에서 탈피하여 별도의 컨트롤러나 영상 등을 이용하여 사용자의 직접 체험을 유도하고 있다[1]. 그러나 아직까지 버튼에 의존한 컨

트롤러들이 대부분이며 영상을 입력으로 하는 콘텐츠는 영상에서 체험에 필요한 자세인식 등을 높은 수준의 정밀도로 얻기 힘들고 연산 비용 또한 매우 높아 대체로 단순한 게임에 적용되고 있다. 또한 사용자의 전체 모습을 영상으로 얻기 위해서는 카메라와 사용자와의 거리를 확보해야하며 동작을 위해서 보

\* 호남대학교 컴퓨터공학과(ykjung@honam.ac.kr)

\*\* 조선대학교 정보통신공학과(chabr@chosun.ac.kr)

· 교신저자 (Corresponding Author) : 차병래

· 투고일자 : 2009년 02월 18일

· 심사(수정)일자 : 2009년 2월 23일 (수정일자 : 2009년 4월 15일)

· 게재일자 : 2009년 4월 30일

다 넓은 공간이 필요하게 된다.

이러한 문제점들을 해결하기 위해 가속도 센서 및 자이로 센서 등을 콘텐츠에 응용하는 방법이 모색되고 있다. 가속도 및 각속도센서는 단위 시간당 속도와 각의 변화를 검출하는 소자로 다축 센서를 통해 외부 장치의 도움 없이 3차원 공간상에서 움직임 측정이 가능하다. 기존까지는 정확성이나 크기가 대중 콘텐츠에 적용하기 부족하였으나 최근 MEMS(Micro Electro Mechanical Systems) 기술의 발달로 소형화 및 저소비전력화 되고 있다.

특히 게임기 및 휴대폰 등 휴대전자기기로 적용되어 간단한 동작 패턴을 인지하여 이를 비트 박스의 음을 내는 휴대전화기[2]나 공간에 드림을 치듯 움직여 북 소리를 내는 가상 멀티 타악기[3], 컨트롤러를 이동시켜 게임 콘텐츠로의 활용 등 사용자의 움직임을 감지하는 연구가 활발히 진행되고 있다[4].

동작을 인식하는 방법에 있어서는 HMM(Hidden Markov Model), 신경망(Neural Network Algorithm) 및 특징 기반 통계적 방법들을 이용하며 이들은 특정 제스처 모델을 미리 가정하여 인식하는 방법을 사용하고 있다[5-7]. 이처럼 모션 인식 기술을 응용하여 다양한 형태로 콘텐츠 개발이 시도되고 있으며 시장 또한 급속히 커져가고 있다.

본 연구에서는 게임 콘텐츠 제작을 위해 관성 센서를 이용하여 체험자의 동작을 인식하고 정의된 동작과 비교하여 게임을 즐길 수 있는 시스템을 구현하고자 한다. 따라서 3축 가속도 센서를 이용한 소형 컨트롤러를 손에 착용하고 여러 가지 동작을 취함으로써 체험자에게 다양한 입력 방식을 제공하고자 한다.

## II. 제안 시스템 구성

제안된 움직임 관성센서에 기반한 동작인식 시스템 구성도는 그림 1과 같다. 동작 인식은 3축 가속도 센서가 장착된 모션 컨트롤러를 이용하여 체험자의 손 동작에 대한 가속도 값을 입력받고 이를 정의된 동작과 비교하게 된다. 이때 제시된 동작유형의 동작을 인식하기 위해 학습시킨 신경망을 이용하였으며

3축의 가속도 값의 크기로부터 특징 벡터를 추출하도록 하였다.

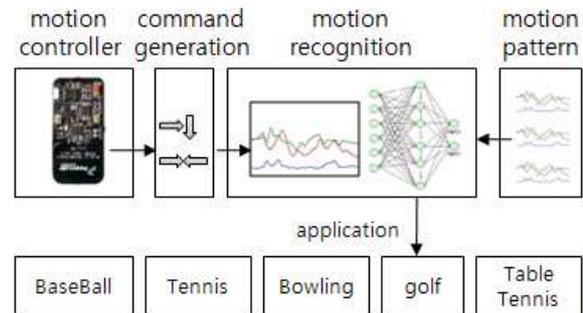


그림 1. 시스템 구성도  
Fig. 1. System Configuration

제안된 시스템은 크게 네 부분으로 구성된다. 첫째, 게임에서 적용 가능한 동작유형을 정의하고, 둘째, 여러 체험자의 동작을 통한 가속도 데이터 획득 및 분석, 셋째, 정의된 패턴들을 이용한 신경회로망 학습, 넷째, 체험자의 동작 인식으로 구성된다.

### 2-1 가속도 센서 하드웨어 구성

체험자의 손에 착용될 모션 컨트롤러는 경량 및 소형화, 동작의 간섭이 없는 무선통신, 긴 연속시간을 보장하기 위한 낮은 소비전력, 동작인식을 위한 정밀한 센서 내장, 다수개의 노드구성 가능, 탈부착 기능 등의 조건이 만족되어야 한다.

본 연구에서는 위의 기본 요건들을 대부분 만족시키는 VTI 사의 SCA3000 Demo Kit과 Freescale 사의 RD3157MMA7260Q Evaluation Board를 활용하여 테스트 하였다. 두 제품의 하드웨어 구성은 그림 2와 같고 각각의 제품에 내장된 가속도 센서의 자세한 사양은 <표 1> 및 <표 2>와 같다[10-11].



(a)VTI SCA3000 Demo Kit (b)Freescale MMA7260Q

그림 2. 센서 보드  
Fig. 2. Sensor Board

표 1. 움직임 관성센서 SCA3000 D01 사양[10]  
Table 1. Motion Inertial Sensor SCA3000 D01 사양[10]

항목	사양	비고
Range	±2.0g	g:중력가속도
Sensitivity	1333 count/g	ADC내장
Power voltage	2.35V ~ 3.6V	
Interface	SPI	디지털
Filter	Low-pass	필터 내장

표 2. 움직임 관성센서 MMA7260Q 사양[11]  
Table 2. Motion Inertial Sensor MMA7260Q 사양[11]

항목	사양	비고
Range	±1.5g/2g/4g/6g	Selectable Sensitivity
Sensitivity	800 mV/g @ 1.5g	ADC내장
Power voltage	2.2V ~ 3.6V	
Interface	SPI	아날로그
Filter	Low-pass	필터 내장

2-2 동작 유형 정의

2-2-1 게임에 따른 동작유형 정의

본 연구에서는 그림 3과 같이 5가지 체험형 스포츠 게임을 정하고 체험자가 취해야할 여러 가지 동작 유형에 대해 정의하고 그 중 댄스게임 콘텐츠에 적용하기 위한 5가지 동작유형에 대해 자세히 설명한다.

4와 같이 체험자가 주어진 동작 표3과 음악의 박자에 맞춰 동일한 동작을 취했는지를 정확히 검사 영역에 도달 했는지를 판별함으로서 게임진행을 할 수 있다. 동작 표는 자동 생성되며 시작점에서 검사 영역으로 빠르게 이동하여 순발력과 리듬감을 느낄 수 있다. 기본자세를 포함한 각 여섯 동작은 표 4와 같다.

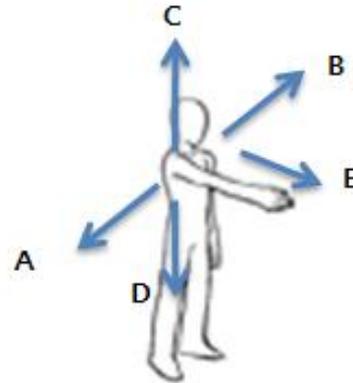


그림 3. 댄스게임의 5가지 동작  
Fig. 3. 5 Motions of Dance Game

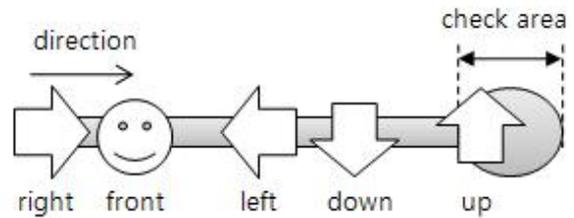


그림 4. 댄스게임 적용 예  
Fig. 4.The Example of Dance Game

표 3. 체험자 동작 정의 5가지 체험형 스포츠 게임의 동작유형  
Table 3. Motion Types of 5 Sports Games

댄스		복싱		테니스		탁구		볼링	
동작	방향	동작	방향	동작	방향	동작	방향	동작	방향
좌	←	점	↗ <sup>z</sup>	포핸드	↘ <sup>z</sup>	포핸드	↘ <sup>z</sup>	스윙	↗ <sup>z</sup>
우	→	머피	↖ <sup>z</sup>	백핸드	↗ <sup>z</sup>	백핸드	↗ <sup>z</sup>		
상	↑	족	↘ <sup>z</sup>	스메시	↖ <sup>z</sup>	스메시	↖ <sup>z</sup>		
하	↓	워빙	↖ <sup>y</sup>						
앞	↗ <sup>z</sup>	더킹	↓						

2-2-2 댄스 게임 동작

최근의 유행했던 발로하는 DDR댄스게임을 변형하여 그림 3과 같이 다섯 가지 동작을 취하여 그림

표 4. 체험자 동작 정의  
Table 4. Motion Definition of Game Player

동작	방향	동작	방향	동작	방향
	기본 자세		좌측		우측
	상향		하향		정면

2-3 가속도 데이터 획득 및 분석

본 장에서는 체험자가 취해야할 여러 가지 동작유형에 대해 정의하고 학습된 신경망으로부터 체험자의 제스처를 인식하는 과정과 이를 활용한 인식 성능 알고리즘에 대해 설명한다.

2-3-1 패턴 정의

컨트롤러에서 얻어지는 원 데이터는 미세한 움직임에도 가속도가 발생하여 위치추적이나 동작인식에 문제가 발생할 수 있으므로 이전 프레임과의 평균화 필터링을 통해 노이즈를 제거하였다. 필터링으로 데이터의 사실성과 정밀도가 떨어지지만 단방향 운동에 대해 동작을 인식 하기 때문에 오히려 큰 움직임만을 얻을 수 있는 이점이 있다. 그림 5는 필터링 적용 전과 필터링 적용 후의 가속도 신호의 그래프를 나타낸다. 그림 6은 각각의 동작에 따른 가속도 신호 유형을 그래프로 나타낸 것이다.

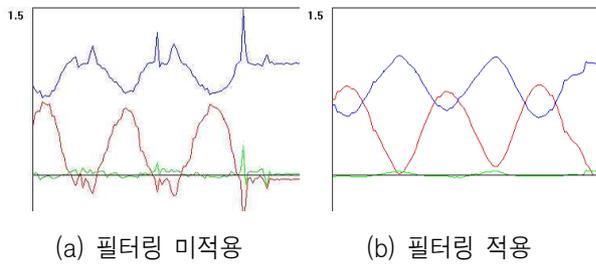


그림 5. 필터링  
Fig. 5. Filtering

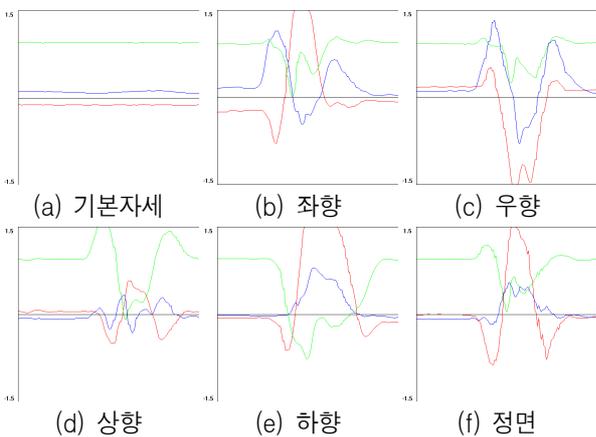


그림 6. 각 동작별 가속도 그래프  
Fig. 6. Accelerator Graph of 5 Motions

2-3-2 동작 구간 추출

본 연구에서는 가속도 센서의 신호를 10ms 마다 획득하도록 하였으며 +2g와 -2g 사이의 값을 255레벨로 샘플링 하였다. 획득한 각 축의 가속도 신호로부터 연속된 세 신호 획득 구간, 즉 t-1, t, t+1 구간에서 가속도 변화가 임계치보다 큰 경우 모션이 발생한 경우로 간주하며 (1)과 (2)를 이용하여 3축 각각의 가속도 신호 크기를 구한다.

$$|A_t(x,y,z) - A_{t-1}(x,y,z)| > T \quad (1)$$

$$|A_{t+1}(x,y,z) - A_{t-1}(x,y,z)| > T \quad (2)$$

여기서,  $A$ ,  $A_{t-1}$ ,  $A_{t+1}$ 은 t-1, t, t+1에 대한 각 신호의 샘플링 프레임을 나타내며, T는 임계치를 나타낸다.

동작이 발생한 시점으로부터 최대 1.2초 구간을 동작 구간으로 정하고 이 전 상태를 인지하기 위해 동작 발생 시점에서 5 프레임을 동작구간에 추가하였다. 그리고 15 프레임동안 일정 값 이상의 가속도 신호의 변화가 발생하지 않을 경우 데이터 큐(Queue)로의 저장을 멈추게 된다. 또한 체험자가 취해야할 동작 표가 검사영역에 도달하지 않은 상태에서 동작이 이뤄질 경우에는 인지를 하지 않도록 하였다. 임계값에 의한 모션 정보를 이용하여 검출된 동작 구간은 그림 7과 같다.

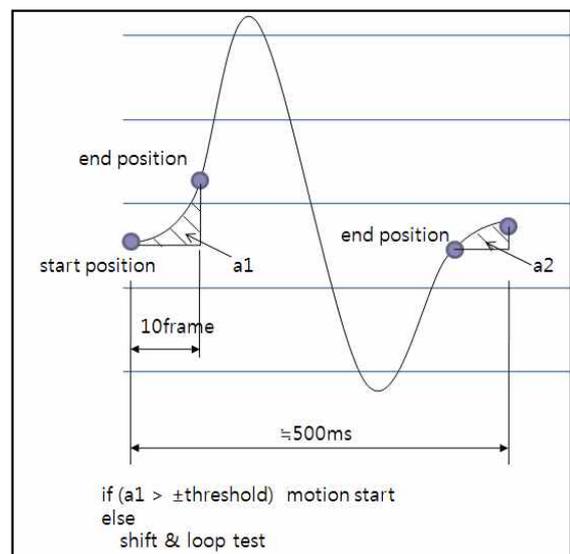


그림 7. 동작 구간  
Fig. 7. Motion Interval

2-4 동작 학습 및 인식

본 절에서는 학습된 신경망으로부터 체험자의 제스처를 인식하는 과정과 이를 활용한 인식 성능 알고리즘에 대해 설명한다.

기본 자세를 기준으로 하여 센서의 연속 프레임으로부터 추출된 가속도 신호 x, y, z의 크기의 변위를 구하고 이를 중심으로 제스처 인식을 위한 특징 벡터로 추출하여 사용하였다. 다섯 가지 유형의 동작을 인식하기 위해 한 개의 은닉층을 가지는 MLP(Multi-Layer Perceptron)를 이용하였으며 개선된 BackPropagation 알고리즘으로 구현하였다. 사용된 알고리즘에서는 P개의 입력 패턴과 N개의 출력 뉴런 사이에서 목적값과 실제 출력값 사이의 Sum Square Error 값을 계산하고 전체 오차값이 미리 정의된 임계치보다 작은 값을 가질 때까지 가중치를 계속 갱신하도록 하는 방법을 사용하였다[12].

신경망 알고리즘에 의해 동작 패턴이 분류되는 과정은 센서를 통해 가속도 데이터가 측정되면 3축의 데이터는 샘플링 과정을 거쳐 사전에 학습 데이터에 의해 학습이 이루어진 신경망의 입력으로 들어간다. 신경망 2개의 계층으로 구성되며, 은닉층의 뉴런 수는 1~30개 정도로 변화하며 실험한 결과 최소 5개부터 최대 17개 사이에서 학습 및 성능 향상을 보였으며, 임계치 T는 여러 차례의 시뮬레이션 수행결과에 의해서 0.8로 결정하였다.

III. 신경망을 이용한 제스처 인식

신경망 학습을 이용한 댄스, 복싱, 테니스, 탁구 그리고 볼링의 5개 콘텐츠의 제스처를 인식하기 위해서는 콘텐츠에 인식이 필요한 각각의 제스처에 대한 신경망 모듈을 할당하는 구조로 콘텐츠마다 각각 다르게 설계되어야 한다. 5개의 콘텐츠에 대한 제스처는 표 3에 나타났다. 콘텐츠의 제스처를 인식하기 위해서는 그림 8과 같이 동일한 탄젠트시그모이드(tansig) 함수와 선형(purlin) 함수의 전달함수를 갖는 2계층의 신경망 모듈을 이용하였으며, 콘텐츠별 신경망 모듈의 구조는 표 5를 참고한다. 신경망 학습에

사용된 설정값으로는 Epoch의 한계를 5000, Sum-Squared Error값을 0.00002 그리고 학습율을 0.001로 설정하여 학습을 수행하였다.

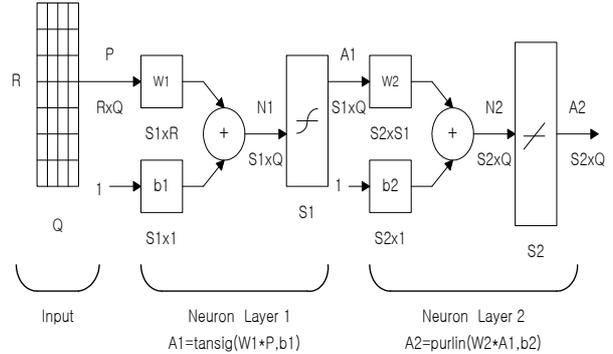


그림 8. 신경망 모듈의 설계도  
Fig. 8. Design of Neural Network Module

표 5. 5개 콘텐츠의 신경망 모듈 및 학습 데이터  
Table 6. Neural Network Module and Learning data for 5 Contents

콘텐츠 종류	신경망 모듈의 수	학습 데이터 수	테스트 데이터 수
댄스	5	75	50
복싱	5	75	50
테니스	3	45	32
탁구	3	45	30
볼링	1	12	10

3-1 댄스

제스처 인식 성능을 평가하기 위하여 표 3과 표 4에서 나타난 댄스 콘텐츠에 정의된 다섯 가지 종류의 제스처에 대해 인식성능을 평가하였다. 단일 동작의 제스처 데이터를 학습시킨 다음 연속 동작의 제스처 프레임으로부터 한 동작의 제스처를 분리한 다음 학습된 신경망을 이용하여 동작의 인식 성능을 평가하도록 하였다. 제스처를 학습하기 위한 패턴 데이터는 5명의 사람으로부터 5가지 자세를 통해 3축의 신호 크기를 추출하여 샘플링 하였으며 이 패턴 데이터를 제스처 인식을 위한 학습 데이터로 사용하였으며 그림 9와 같다. 신경망 학습 결과에 대한 평가를 하기 위해 학습 실험자의 연속된 동작이 아니라, 단일 동작에 대해 동작 인식을 테스트하였다.

좌측, 우측, 상향, 하향 그리고 정면의 다섯 가지 제스처를 인식하기 위해서는 먼저 신경망을 설계하여야 한다. 신경망은 각각의 제스처를 인식하기 위하여 그림 9의 학습용 데이터와 그림 8과 같은 2계층 신경망을 5개로 구성하여 학습을 수행하였다. 5개의 신경망은 최적화를 위해서 각각의 제스처에 대해서 시뮬레이션을 통한 각 레이어의 뉴런 수를 설정하였으며, 표 6은 학습한 결과를 나타낸 것이다.

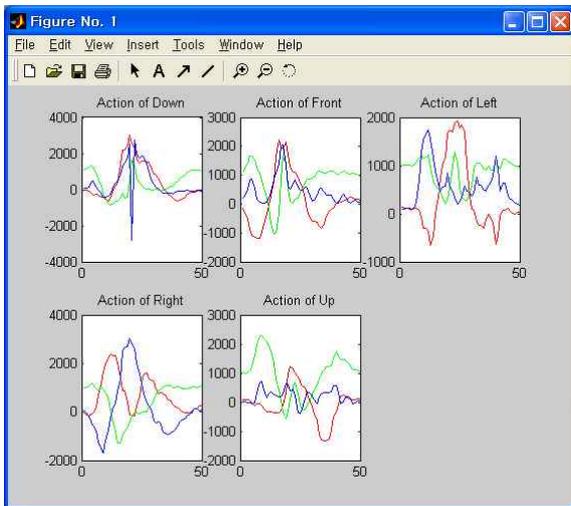


그림 9. 댄스의 샘플 데이터 예제  
Fig. 9. Sample Data Example of Dance Contents

표 6. 신경망 모듈의 구조 및 학습 데이터  
Table 6. Learning Data and Structure of Neural Network Module

신경망 모듈 번호	뉴런 수		제스처	샘플 수
	Layer 1	Layer 2		
1	75*9	9	좌측	11
2	75*5	5	우측	10
3	75*20	20	상향	10
4	75*5	5	하향	9
5	75*5	5	정면	9
합계	75*49	49	-	49

그림 10과 표 7은 학습된 신경망을 이용하여 제스처를 인식한 결과를 나타낸다. 좌측, 우측, 상향, 하향 그리고 정면의 다섯 가지 제스처의 인식 결과는 매우 양호한 97.9%의 결과를 보였다. 단지 정면에 해당하는 제스처 9개 중에서 1개를 인식하지 못한 결과를 보여주었다.

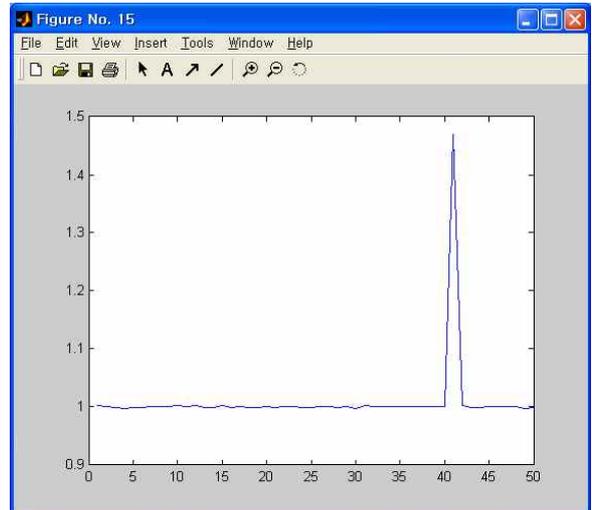


그림 10. 학습된 신경망에 의한 샘플 데이터의 출력값  
Fig. 10. Output of Learned Neural Network about Sample Data

표 7. 댄스 콘텐츠의 신경망 학습 결과 및 인식율  
Table 7. Recognition Rate of Learned Neural Network in Dance Content

신경망 모듈 번호	제스처	Epoch	인식율		
			인식	오인식	비율
1	좌측	192	11	-	100%
2	우측	229	10	-	100%
3	상향	127	10	-	100%
4	하향	132	9	-	100%
5	정면	153	8	1	88.9%
합계	-	833	48	1	97.9%

### 3-2 복싱

복싱 콘텐츠는 zap, upper, hook, weaving, 그리고 ducking의 다섯 가지 제스처를 인식하기 위해서는 먼저 신경망 구조를 5개의 신경망 모듈을 설계하였다. 신경망은 각각의 제스처를 인식하기 위하여 학습 데이터로 75 x 75개의 패턴과 테스트 데이터로 50 x 75개의 패턴을 사용하여 시뮬레이션을 수행하였다. 학습을 위한 신경망 모듈 5개의 Epoch는 그림 11에 나타냈으며, 학습후의 신경망의 출력값과 인식율은 그림 12와 표 10에 나타냈다.

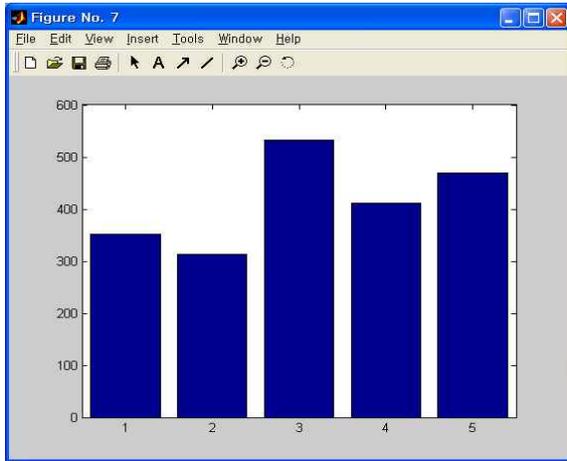


그림 11. 복싱 콘텐츠의 5개 제스처 학습을 위한 Epoch 수

Fig. 11. Epoch of 5 Gestures in Boxing Content for Neural Network Learning

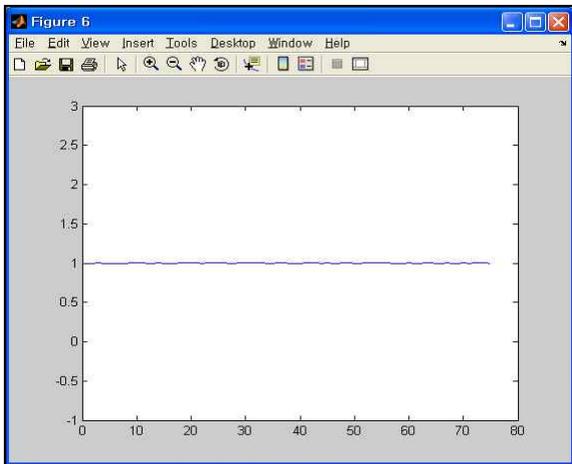


그림 12. 복싱 콘텐츠의 신경망 학습 후의 학습 패턴의 출력값

Fig. 12. Output of Learned Neural Network about Learning Pattern in Boxing Content

표 10. 복싱 콘텐츠의 신경망 학습 결과 및 인식율  
Table 10. Recognition Rate of Learned Neural Network in Boxing Content

신경망 모듈 번호	제스처	Epoch	학습 패턴	인식율		
				인식	오인식	비율
1	jap	352	15	10	-	100%
2	upper	313	15	10	-	100%
3	hook	533	15	9	1	90%
4	weaving	412	15	8	2	80%
5	ducking	470	15	10	-	100%
합계	-	2080	75	47	3	94%

### 3-3 테니스

테니스 콘텐츠는 포핸드, 백핸드, 그리고 스매시의 세 가지 제스처를 인식하기 위해서는 먼저 신경망 구조를 3개의 신경망 모듈을 설계하였다. 신경망은 각각의 제스처를 인식하기 위하여 학습 데이터로 45 x 75개의 패턴과 테스트 데이터로 32 x 75개의 패턴을 사용하여 시뮬레이션을 수행하였다. 학습이 이루어진 상태의 Epoch 수를 그림 13에 나타냈으며, 학습된 신경망의 인식율은 그림 14와 표 11에 나타냈다.

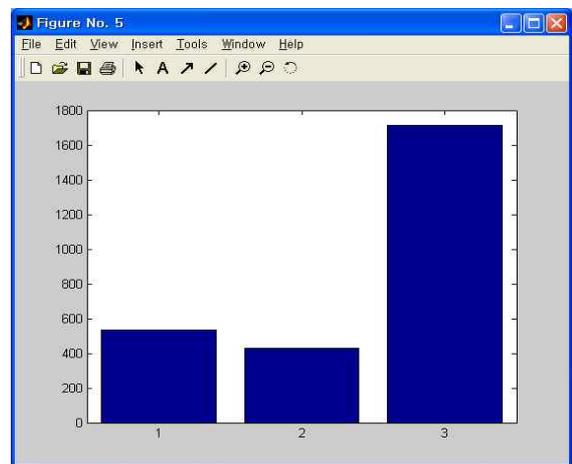


그림 13. 테니스 콘텐츠의 3개 제스처 학습을 위한 Epoch 수

Fig. 13. Epoch of 3 Gestures in Tennis Content for Neural Network Learning

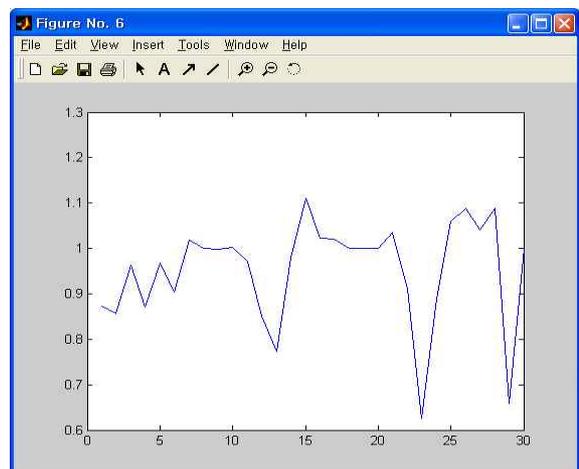


그림 14. 테니스 콘텐츠의 신경망 학습 후의 학습 패턴의 출력값

Fig. 14. Output of Learned Neural Network about Learning Pattern in Tennis Content

표 11. 테니스 콘텐츠의 신경망 학습 결과 및 인식율  
Table 11. Recognition Rate of Learned Neural Network in Tennis Content

신경망 모듈 번호	제스처	Epoch	학습 패턴	인식율		
				인식	오인식	비율
1	포핸드	536	15	11	-	100%
2	백핸드	428	15	10	1	91%
3	스매시	1711	15	8	2	80%
합계	-	2675	45	29	3	90.3%

### 3-4 탁구

탁구 콘텐츠는 포핸드, 백핸드, 그리고 스매시의 세 가지 제스처를 인식하기 위해서는 먼저 신경망 구조를 3개의 신경망 모듈을 설계하였다. 신경망은 각각의 제스처를 인식하기 위하여 학습 데이터로 45 x 75개의 패턴과 테스트 데이터로 30 x 75개의 패턴을 사용하여 시뮬레이션을 수행하였다. 학습이 이루어진 상태의 Epoch 수를 그림 15에 나타냈으며, 학습된 신경망의 출력값과 인식율은 그림 16과 표 12에 나타났다.

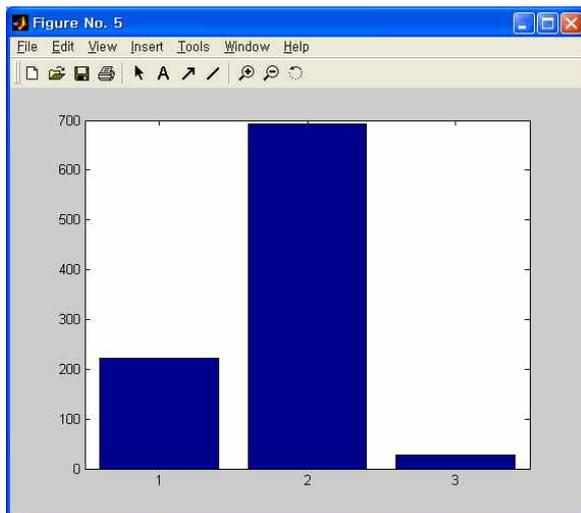


그림 15. 탁구 콘텐츠의 3개 제스처 학습을 위한 Epoch 수

Fig. 15. Epoch of 3 Gestures in Table Tennis Content for Neural Network Learning

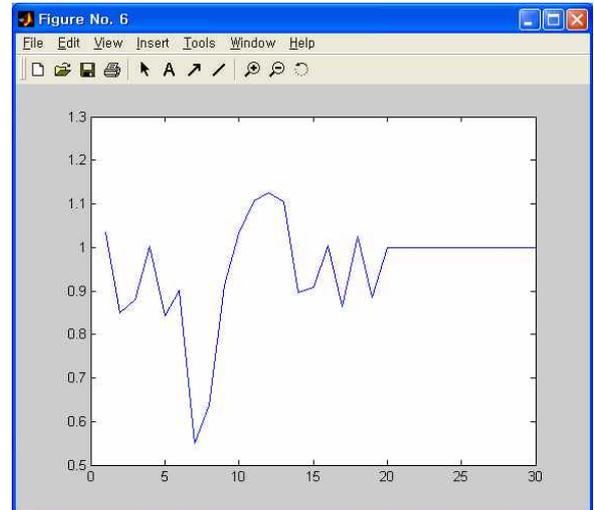


그림 16. 탁구 콘텐츠의 테스트 패턴에 대한 학습된 신경망의 출력값

Fig. 16. Output of Learned Neural Network about Test Pattern in Table Tennis Content

표 12. 탁구 콘텐츠의 신경망 학습 결과 및 인식율  
Table 12. Recognition Rate of Learned Neural Network in Table Tennis Content

신경망 모듈 번호	제스처	Epoch	학습 패턴	인식율		
				인식	오인식	비율
1	포핸드	222	15	10	2	80%
2	백핸드	692	15	10	-	100%
3	스매시	28	15	10	-	100%
합계	-	942	45	28	2	93.3%

### 3-5 볼링

볼링 콘텐츠는 스윙의 제스처를 인식하기 위해서는 먼저 신경망 구조를 1개의 신경망 모듈을 설계하였다. 신경망은 스윙 제스처를 인식하기 위하여 학습 데이터로 12 x 75개의 패턴과 테스트 데이터로 10 x 75개의 패턴을 사용하여 시뮬레이션을 수행하였다. 그림 17과 표 13은 신경망 학습과 학습 후에 테스트 데이터를 이용한 출력값과 인식률을 나타낸 것이며, 100%의 인식률을 보였다.

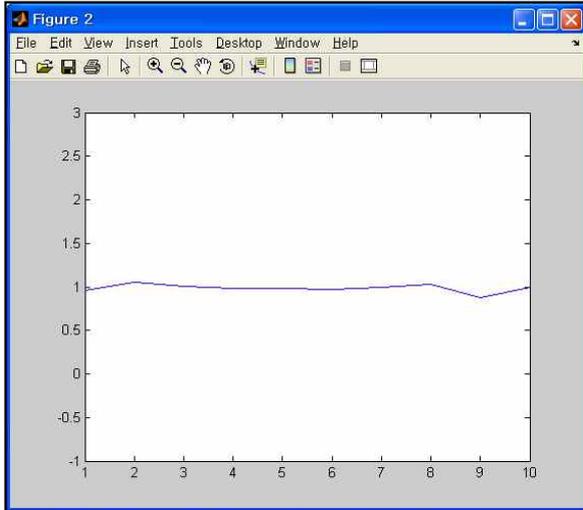


그림 17. 볼링 콘텐츠의 테스트 스윙 패턴에 대한 학습된 신경망의 출력값

Fig. 17. Output of Learned Neural Network about Tennis Swing Pattern in Bowling Content

표 13. 볼링 콘텐츠의 신경망 학습 결과 인식율  
Table 13. Recognition Rate of Learned Neural Network in Bowling Content

신경망 모듈 번호	제스처	Epoch	학습 패턴	인식율		
				인식	오인식	비율
1	스윙	297	12	10	0	100%
합계	-	297	12	10	0	100%

IV. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 체험자가 컨트롤러를 착용하고 음악에 맞춰 흐르는 동작 순서를 취함으로써 기존의 단순 버튼 입력을 탈피하고 직관적이며 사용자의 조작감과 몰입감을 높일 수 있도록 하였다. 체험자의 동작 인식은 가속도 센서로 이루어진 센서 모듈과 측정된 데이터를 이용하여 동작 패턴을 분류해 주는 신경망 알고리즘으로 구성되었다. 실험 결과 비교적 높은 인식률이 측정되었으나 대부분 단순한 동작으로 이루어져 있어 빠르고 복잡한 패턴이 있는 상황에서 올바른 동작 인식은 쉽지 않을 것이다. 따라서 다양한 체험형 콘텐츠로의 적용을 위해 차후 각가속도 센서를 활용하는 방법과 멀티 컨트롤러로의 확장, 콘텐츠 체험에 앞서 체험자의 동작을 높은 가중치로 학습에 적용시켜 인식률을 높이는 방법에 대해 연구하고자

한다. 본 시스템을 통하여 다양한 체험형 콘텐츠로 적용시 사용자의 흥미와 몰입감을 더해줄 것으로 기대된다. 또한 가속도 센서 컨트롤러를 활용함으로써 기존의 단순 버튼 입력을 탈피하고 직관적이며 사용자의 조작감과 몰입감을 더 높일 수 있을 것이다.

향후 연구로는 각속도 센서를 이용하여 다양한 제스처 인식으로 확장 가능성과 멀티 컨트롤러 (2~4개)를 사용하여 자유도 동작이 인식이 가능하도록 확대할 것이다. 신경망을 이용한 5가지 동작 인식에서 실험 결과 비교적 높은 인식률이 측정되었으나 대부분 단순한 동작으로 이루어져 있었으며, 빠르고 복잡한 패턴으로 구성된 연속 동작 상황에서 추가적인 연구가 필요하다. 그리고 시뮬레이션에서 신경망 모듈의 2계층에 전달함수를 탄젠트시그모이드 함수와 선형 함수로 일괄적으로 할당하였는데, 콘텐츠의 제스처에 대한 효율적인 인식을 위해서는 각각 제스처에 대한 최적의 전달함수에 대한 연구가 필요하다. 또한 콘텐츠의 인식할 제스처에 하나의 신경망 모듈을 할당하였는데, 시뮬레이션을 통하여 인식할 제스처의 수보다 적은 수의 신경망 모듈을 할당할 수 있도록 많은 테스트가 필요하다.

참 고 문 헌

[1] Johanna Höysniemi, Perttu Hämäläinen, Laura Turkki, "Wizard of Oz Prototyping of Computer Vision Based Action Games for Children", *IDC 2004, College Park, Maryland, USA, June 1-3, 2004.*

[2] E.-S. Choi, W.-C. Bang, S.-J. Cho, J. Yang, D.-Y. Kim, and S.-R. Kim, "Beatbox Music Phone: Gesture-based Interactive Mobile Phone using a Tri-axis Accelerometer", *In Proceedings of IEEE International Conference on Industrial Technology 2005 (ICIT2005), Hong Kong, December 14-16, 2005, pp. 97-102.*

[3] 최은석, 손준일, 방원철, 김연배, "관성 센서를 이용한 위치기반 가상 멀티 타악기", *HCI2006 논문집 1권*, 2006, pp.379-385.

[4] P. Keir, J. Elgoyhen, M. Naef, J. Payne, M. Horner,

P. Anderson, "Gesture-recognition with Non-referenced Tracking", *IEEE Symposium on 3D User Interfaces 2006 (3DUI'06)*, Alexandria, Virginia, USA, March 25-26 2006.

[5] 김계경, 김혜진, 조수현, 이재연, "로봇 동작 제어를 위한 제스처 인식", *IPIU*, 2004..

[6] M. Brand, N. Oliver, and A. Pentland, "Coupled Hidden Markov Models for Complex Action Recognition," *IEEE Proc. Computer Vision and Pattern Recognition(CVPR)*, 1997, pp.994-999.

[7] B. Kosko, "Neural Networks and Fuzzy System," *Prentice-Hall, Englewood Cliffs, NJ*, 1992.

[8] 정승우, "차세대 게임 인터페이스", *한국특허정보원*, 2004.12.

[9] 김남호, "모션캡처 시스템을 이용한 모바일 3D 댄스 콘텐츠 제작 연구", *한국콘텐츠학회논문지*, 2006.

[10] "SCA3000D01", <http://www.vti.fi/>.

[11] "MMA7260Q", <http://www.freescale.com/>.

[12] Martin T. Hagan, Howard B. Demuth and Mark Beals, "Neural Network Design", *PWS*, ISBN: 0-534-94332-2, 1995.

[13] 임성빈, "관성센서 모듈과 신경망 알고리즘을 이용한 동작인식 시스템의 개발", 2006.

[14] "Virtools", <http://www.virttools.com/>.

정 영 기 (程泳基)



1986년 2월 : 서울대학교 전기공학과 (공학사)  
 1994년 8월 : 한국과학기술원 전기전자공학과(공학석사)  
 2003년 8월 : 광주과학기술원 정보통신공학과(공학박사)  
 1999년 9월~현재 : 호남대학교 컴퓨터

공학과 부교수  
 관심분야 : 디지털콘텐츠, 3D 영상처리

차 병 래 (車炳來)



1995년 2월 : 호남대학교 수학과(이학사)  
 1997년 2월 : 호남대학교 컴퓨터공학과(공학석사)  
 2004년 2월 : 목포대학교 컴퓨터공학과(공학박사)  
 2005년 2월 ~ 2009년 2월 : 호남대학

교 컴퓨터공학과 전임강사  
 2009년 3월 ~ 현재 : 조선대학교 정보통신공학과 연구 교수  
 관심분야 : 정보보호, 디지털 저작권 관리, 신경망 학습 등