

## AHRS를 이용한 피겨스케이팅 기본 동작 인식

권기현\*, 이형봉\*\*

### Recognition of Basic Motions for Figure Skating using AHRS

Ki-Hyeon Kwon \*, Hyung-Bong Lee\*\*

#### 요약

IT 기술이 생체역학 분야와 폭넓게 접목되고 있으며 AHRS 센서가 스포츠 모션분석 분야에 소형화 및 가격 경쟁력 측면에서 조명을 받고 있다. 본 논문에서는 피겨스케이팅에 소형의 AHRS 센서를 부착하고, 스핀(spin), 점프, 전/후진, 인/아웃 에지, 토(toe) 등의 기본 동작을 AHRS를 통해 측정한다. AHRS 센서의 측정 오차를 줄이기 위해 Madgwick의 상보필터를 적용하였으며, 짐벌락 현상(Gimbal Lock)을 줄이기 위해 쿼터니언(Quaternion)을 이용하였다. 취득한 9축 궤적 정보에 대해 PCA, ICA, LDA, SVM의 패턴인식 알고리즘을 적용하여 인식정확도 및 실행시간을 구하고, 여러 패턴인식 알고리즘 중에서 어떤 알고리즘이 인식정확도 및 실행시간 측면에서 적용이 가능한지 제시한다. 실험결과, PCA, ICA는 인식정확도가 낮아 사용하기에 부적합하며 LDA, SVM은 인식정확도가 우수하여 피겨스케이팅 기본 동작 인식에 사용이 적합함을 보인다.

▶ Keywords : 피겨스케이팅, LDA, SVM, 9축 센서, Madgwick 상보 필터

#### Abstract

IT is widely used for biomechanics and AHRS sensor also be highlighted with small sized characteristics and price competitiveness in the field of motion measurement and analysis of sports. In this paper, we attach the AHRS to the figure skate shoes to measure the motion data like spin, forward/backward, jump, in/out edge and toe movement. In order to reduce the measurement error, we have adopted the sensors equipped with Madgwick complementary filtering and also use Euler angle to quaternion conversion to reduce the Gimbal-lock effect. We test and experiment the accuracy and execution time of the pattern recognition algorithms like PCA, ICA, LDA, SVM to show the recognition possibility of it on the basic motions of figure skating from the 9-axis trajectory information which is

•제1저자 : 권기현 •교신저자 : 이형봉

•투고일 : 2015. 1. 6, 심사일 : 2015. 1. 20, 게재확정일 : 2015. 2. 14.

\* 강원대학교 전자정보통신공학부(Dept. of Electronics, Information & Communication Engineering, Gangwon National University)

\*\* 강원원주대학교 컴퓨터공학과(Dept. of Computer Science & Engineering, Gangneung-Wonju National University)

gathered from AHRS sensor. From the result, PCA, ICA have low accuracy, but LDA, SVM have good accuracy to use for recognition of basic motions of figure skating.

▶ Keywords : Figure Skating, AHRS, Attitude Heading Reference System, LDA, SVM, 9-Axis sensor, Madgwick Filter

## I. 서 론

IT 기술이 많은 생체역학적 원리와 접목됨으로써 운동과 스포츠 활동 중에 특정 시간 및 공간에 의존하지 않고 생체신호를 측정하여 연습 훈련 및 정확한 관독이 가능하게 되었다 [1][2]. 그리고 인체의 운동 혹은 물체의 이동을 정확하게 감지하려는 모션분석 분야의 연구는 센서의 적절한 선택 및 인체에 대한 적절한 적용 여부에 따라 그 결과가 좌우된다[3].

스포츠와 센서를 응용한 연구로 가속도센서, 각속도센서, 자이로센서 등 다양한 센서[4][5]들을 사용한 연구가 진행되어 왔으며 AHRS(Attitude Heading Reference System) 센서를 이용한 무선 선체 운동 측정 연구[6], AHRS를 이용한 스투어드 플랫폼의 평형유지 연구[7]로 AHRS 센서가 스포츠 모션분석 분야에 적용 가능함을 보였다[8][9].

AHRS 센서는 차량 또는 항공기 등에 관성 센서(Inertial Sensor)를 이용하여 동체의 자세를 측정하는 장치이며, 이 관성 센서를 이용한 자세, 위치, 궤적의 추정은 게임, 가상현실, 로봇 등 넓은 분야에 다양하게 사용되고 있다. 현재 MEMS(Micro Electro Mechanical Systems) 기술의 발달로 관성 센서의 성능이 향상되어 소형, 저가형으로 개발되고 있다. 또한 3축 자이로스코프, 3축 가속도 센서, 3축 지자기 센서가 하나로 통합되어있는 AHRS센서가 출시되면서 신발이나, 옷, 허리띠 등에 자연스러운 부착이 가능하다.

본 연구는 피겨스케이팅 주요 동작 인식을 통해 연습 훈련 및 동작 관독이 가능한 시스템 개발의 기초 연구로 수행되었다.

본 논문에서는 피겨스케이팅에 소형의 AHRS 센서를 부착하고, 스핀(spin), 점프, 전/후진, 인/아웃 에지, 토(toe) 등의 기본 동작을 AHRS를 통해 측정한다. AHRS 센서의 측정 오차를 줄이기 위해 Madgwick의 상보필터를 적용하였으며, 짐벌락 현상(Gimbal Lock)을 줄이기 위해 쿼터니언(Quaternion)을 이용하였다[10][11][12].

측정된 데이터셋의 인식을 위해 패턴인식 주요 알고리즘인 PCA(Principal Component Analysis), ICA(Independent Component Analysis), LDA(Linear Discriminant Analysis) 그리고 SVM(Support Vector Machine)을 사용하고 어떤 알고리즘이 인식을 및 실행시간 측면에서 가장 적합한지 제시한다.

## II. 피겨스케이팅 기본 동작 분석

### 2.1 Euler 각과 짐벌락

오일러 각(Euler angle)은 3차원 공간상에서 각  $x$ ,  $y$ ,  $z$  각 축의 회전량을 정해진 순서대로 적용했을 때 물체의 모든 방향을 표현할 수 있는 방법[10]이며 짐벌락(Gimbal Lock)이란 오일러 각에 의해 물체의 방향을 표현할 때, 두 번째 회전이 90도 또는 270도에 가까워질 때, 첫 번째 회전축이 세 번째 회전축과 겹치게 되어, 첫 번째 회전이 세 번째 회전으로 보이는 현상을 말한다[11].

이 문제를 해결하기 위해, 장치에 부착된 관성센서의 회전과 가속도를 통합하여 주행 방향과 속도를 구하는 쿼터니언(quaternion) 방법을 사용한다[12].

### 2.2 피겨스케이팅 기본 동작

피겨스케이팅의 기본 동작은 점프(jump)와 스핀(spin), 스파이럴(spiral)로 구성되며 점프 응용 동작의 기본 기술 요소는 점프, 스핀, 전/후진, 인/아웃 에지, 토(toe) 등으로 볼 수 있다.

#### 가) Spin

자이로스코프 센서의 데이터 값에 쿼터니언을 적용하여 이전 값과 이후 값의 차이가 회전 값이 됨을 알 수 있다. 쿼터니언이 적용된 자이로스코프의  $x$ 축과  $y$ 축이  $-3\sim 3$ 까지 변한다.

x축이 3이면 y축은 -3처럼 양쪽의 축이 반대로 움직임을 기반으로 하여 값의 변화가 있을시 Spin을 한 것으로 인식할 수 있다.

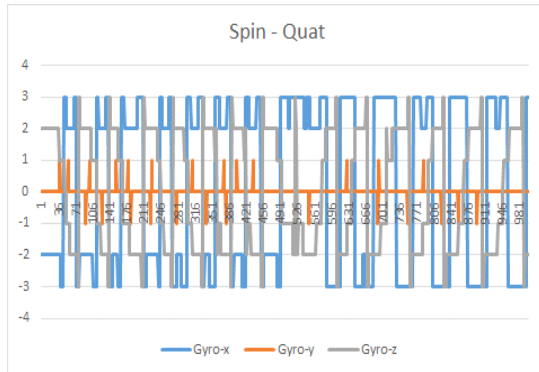


그림 1. 쿼터니언 적용 스피ن 동작 그래프  
Fig. 1. The Spin Graph applied by Quaternion

나) Jump

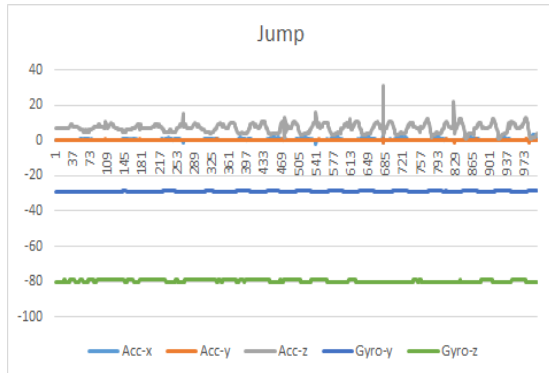


그림 2. 점프 동작 그래프  
Fig. 2. The Jump Graph

Jump 값을 구하기 위해 식(1)이 사용되었고, 가속도 센서, 자이로스코프 센서의 z축을 사용하여 Jump시 정확한 높이를 구할 수 있다.

$$h = \frac{v^2}{2g} \quad (1)$$

다) 전/후진

전/후진을 구하기 위해서는 지자기 센서가 사용되며, 전/후진 시 지자기 센서의 값이 감소하거나 증가하는 흐름이 확인 가능하다. 전진 시 지자기 센서의 데이터는 감소하고, 후진

시 지자기 센서의 데이터는 증가한다.

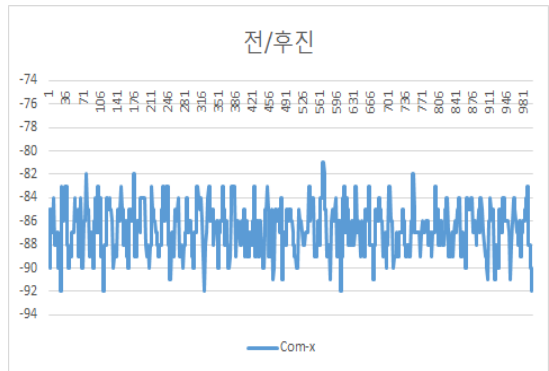


그림 3. 전/후진 동작 그래프  
Fig. 3. The Step Forward and Backward Graph

라) In/Out Edge

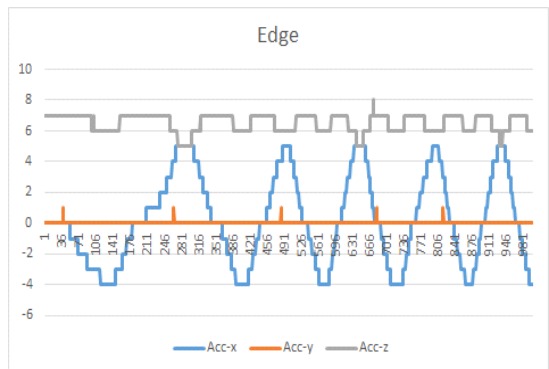


그림 4. 인/아웃 동작 그래프  
Fig. 4. The In/Out Graph

가속도 센서를 사용하여 In Edge와 Out Edge를 구할 수 있다. In/Out Edge로 각각 값이 변화할 시 가속도 센서의 x축이 변화하는 것을 알 수 있다. 이를 바탕으로 가속도 센서의 x축을 사용하여 -5보다 작거나 In Edge의 5보다 크면 Out Edge가 됨을 알 수 있다.

마) Toe

Toe 기술의 데이터는 가속도 센서의 y축과 z축을 이용하여 구할 수 있다. 가속도 센서 y축의 값은 toe 동작에 따라 변화량이 크며 유사 동작에서 toe로 오인되는 문제점을 고려하는 것이 필요하므로 y축과 z축의 값이 동시에 고려되는 것이 중요하다.

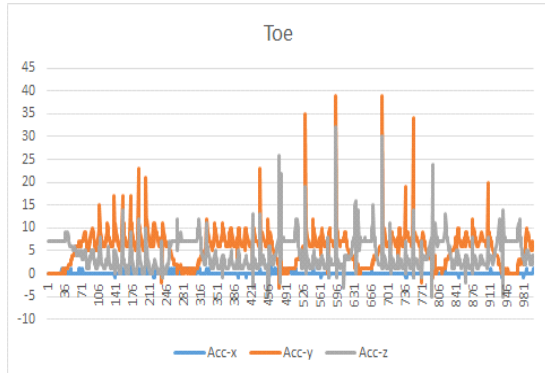


그림 5. 토(toe) 동작 그래프  
Fig. 5. The Toe Graph

### 2.3 상호 상관 보정

피겨스케이팅 기본동작에 관한 궤적을 구하면 사용자 마다 동작 특성이 같지 않기 때문에 훈련 및 테스트 데이터세트의 길이가 사용자 마다 일치하지 않는다. 이를 보정하기 위해 상호 상관 보정(cross-correlation)을 사용하였다. 이 방법은 두 시계열간 시간 지연을 찾기 위한 표준방법으로 널리 사용된다[13]. 두 함수 f와 g의 상호상관을 구하는 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$(f * g)[n] \stackrel{\text{def}}{=} \sum_{m=-\infty}^{\infty} f^*[m]g[n+m] \quad (2)$$

## III. 주요 인식 알고리즘

피겨스케이팅 기본 동작에 대해 인식을 수행하기 위해 주요 패턴인식 알고리즘으로 잘 알려진 PCA, LDA, ICA, SVM의 성능을 도출하고자 한다.

### 3.1 PCA(Principal Component Analysis)

잘 알려진 패턴인식 알고리즘인 고유치(eigen value)[14]를 찾는 문제로 주성분분석(PCA)에 기반을 두고 있다.

$$\Psi = \frac{1}{M} \sum_{n=1}^M \Gamma_n \quad (3)$$

$$w_k = u_k^T (\Gamma - \Psi) \quad (4)$$

PCA는 모든 데이터세트에서 유사성을 찾아 차원을 줄이는 방법을 사용한다. M개의 데이터세트가 있을 때, 이 데이터세트를 칼럼벡터( $\Gamma_1, \Gamma_2, \dots, \Gamma_M$ )로 표현하고, 평균치(식 3)를 구해, 각 데이터세트에서 빼면,  $\Phi_i = \Gamma_i - \Psi$ 가 구해지고, 모든 데이터세트에서 평균값을 뺀 데이터세트  $A = [\Phi_1 \Phi_2 \dots \Phi_M]$ 가 만들어진다. PCA는 데이터를 잘 표현하는 직교벡터를 찾는 방법으로, 이들 벡터는 공분산  $C = AA^T$ 의 고유벡터가 된다. 고유치 견지에서, 각 데이터세트는  $M'$ 개의 의미가 큰 고유벡터  $u_k$ 을 사용하게 되며 가중치(식 4)가 구해진다. 훈련 데이터세트와 새 데이터세트의 가중치를 알면, NN(nearest neighbor) 방법을 사용하여 대상을 식별하게 된다. 고유치를 이용한 방법은 단순하고 빠른 장점이 있으나, 포즈, 표현, 조도에 따라 정확도가 낮아지는 문제점이 있다.

### 3.2 ICA(Independent Component Analysis)

PCA와 유사하게, ICA도 입력 데이터세트의 차원을 줄일 벡터를 찾는 방법이다[15]. 그러나 ICA는 벡터의 직교규격화(orthonormalization)를 필요로 하지 않으므로 데이터세트 값에서 고차 의존도를 활용할 수 있게 된다. PCA에서 데이터세트의 1차 통계량인 평균을 빼는 것처럼, ICA도 1차, 2차 통계량을 제거한다. 평균이 제거된 각 데이터세트는 X에 행벡터로 저장, 백색화 매트릭스(식 5)와 곱한다. ICA는 여러 데이터세트가 행벡터로 저장된 매트릭스  $U = WX$ 에서, 통계적으로 독립된 데이터세트를 찾는 것이다. PCA와 비교하여 U의행은 고유치로 볼 수 있고,  $W^{-1}$ 은 각 데이터 세트의 가중치가 된다. ICA는 입력 데이터세트의 특성을 보다 잘 반영할 수 있으나, 처리 속도가 느리다.

$$W_z = 2cov(X)^{-1/2} \quad (5)$$

### 3.3 LDA(Linear Discriminant Analysis)

PCA, ICA의 문제점중 하나는 같은 데이터세트간의 가중치간 거리가, 다른 데이터세트의 가중치 거리보다 커지는데 있다. 이 문제를 바로잡기 위한 방법이 Fisherface[16]이며, LDA에 기반을 두고 있다. 이 알고리즘은 클래스 내부의 산포도를 최소화하고 클러스터와 클러스터 사이를 최대화하도록 고안되었다. 클래스간 산란행렬을  $S_B$ , 클래스내 산란행렬을  $S_W$ 라고 하면 최적 투영 공간은 (식 6)으로 구해진다.

$$W_{opt} = \frac{\max |W^T S_B W|}{\max |W^T S_W W|} = [w_1 w_2 \dots w_p] \quad (6)$$

$S_W$ 의 rank(계수)는 커 봐야  $N-c$ 이다. 여기에서  $c$ 는 훈련 집합 클래스의 수(파일 수)이고, PCA를 사용하여 차원을 줄이는 첫 단계에서 사용된다. 여기에는 많아봐야  $c-1$ 개의 고유벡터가 있으므로, 최대  $c-1$ 개의 Fisherface가 있게 된다. LDA가 데이터셋트가 적고 잘 분산된 경우 PCA 보다 우수하다고 알려져 있다.

### 3.4 SVM(Support Vector Machine)

최근에, SVM 패턴인식 문제를 푸는데 많은 관심을 받고 있다. SVM은 처음에 이진 분류기로 제안된 것이다. SVM은 간격 또는 거리를 최대화하는 하이퍼플레인을 구하여 지원벡터를 계산한다. SVM은  $x_i \in R^n, i = 1, 2, \dots, N$ 인  $N$ 개의 점집합으로 시작한다. 각 점  $y_i$ 는 두 클래스  $(-1, 1)$  중 하나로 표시 된다. 최적 분리 하이퍼플레인은 (식 7)으로 정의되고,  $f(x)$ 의 부호는 데이터의 클래스를 결정하게 된다 [17].

$$f(x) = \sum_{i=1}^l \alpha_i y_i x_i \cdot x + b \quad (7)$$

## IV. 구현 및 성능평가

앞의 단계에서 취득한 피겨스케이팅 기본 동작 데이터셋트를 인식 알고리즘에 적용하여 인식정확도 및 실행시간을 구한다.

### 4.1 실험 환경

피겨스케이팅 기본 동작 측정을 위해 사용한 AHRS 하드웨어, 블루투스 및 베이스 보드 스펙을 표 1에 나타내었다.

표 1. 하드웨어 스펙  
Table 1. Hardware Specification

항 목	주요 스펙
Gyroscope	· MPU6000(Invensense) · ±250, ±500, ±1000, ±2000°/sec · 3축 자이로 센서
Accelerometer	· MPU6000(Invensense) · ±2g, ±4g, ±8g, ±16g · 3축 가속도센서

항 목	주요 스펙
Magnetic	· HMC5883L(Honeywell) · 3축 지자기 센서
Bluetooth	· CSR BC417 · Bluetooth Specification v2.0 + EDR
Base Board	· Arduino, Leonardo 기반 플랫폼 · 5 ~ 12V DC 전원 입력 · 아날로그 입력 4개 · PWM 5개 · Dimensions: 29 x 42 x 7 (mm)

### 4.2 피겨스케이팅 기본 동작 측정부 설계

본 연구에서 피겨스케이팅 기본 동작을 실시간 계측하기 위해 사용된 관성측정장치(IMU)의 자세측정시스템(AHRS) 센서는 3축 자이로센서와 3축 가속도센서로 Invensense의 MPU-6000, 3축 지자기센서로 Honeywell의 HMC5883L를 사용하였으며, 센서데이터 처리를 위해 아두이노 레오나르도 플랫폼을 탑재했다. AHRS 센서의 통신은 CSR BC417을 사용하여 Roll, Pitch, Yaw 각도와 3축 자이로센서, 3축 가속도센서, 3축 지자기센서의 값 그리고 쿼터니언 값을 컴퓨터로 전송한다. 그림 6은 구축된 AHRS의 처리 흐름을 나타내고 있다.

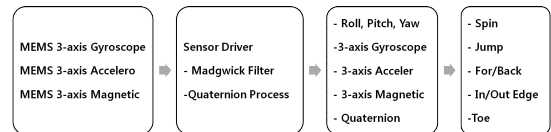


그림 6. AHRS 처리 다이어그램  
Fig. 6. The Processing Diagram of AHRS

준비된 데이터셋트에 PCA, ICA, LDA, SVM의 알고리즘의 인식 차이점을 도출하기 위해, 10명의 사람에서 피겨스케이팅 기본 동작을 10회씩 반복하여 궤적 데이터를 취득한 후 60%는 훈련용으로 40%는 테스트용으로 사용하였다.

### 4.3 데이터의 인식률, 처리속도 비교

ICA, LDA, SVM, PCA간의 인식 차이점을 도출하기 위해 데이터셋트에 대해 인식률을 수행한 결과는 그림 7과 같다.

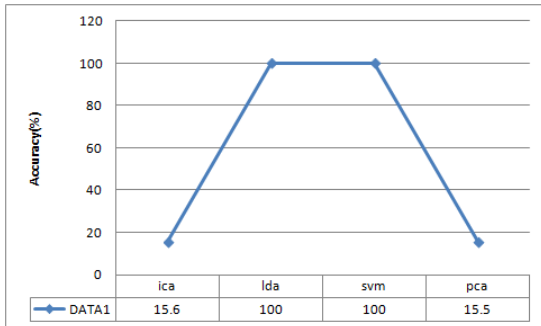


그림 7. 피겨스케이팅 기본 동작 인식률  
Fig. 7. The Accuracy of Basic Motion Dataset for Figure Skating

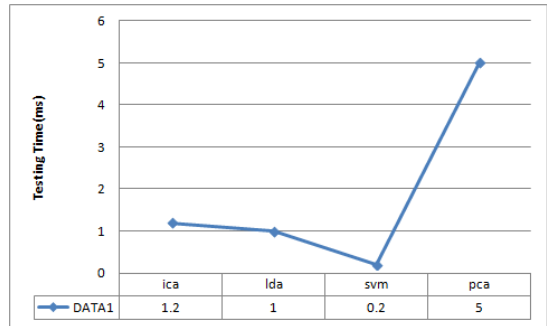


그림 9. 피겨스케이팅 기본 동작 테스트시간  
Fig. 9. The Testing Time of Basic Motion Dataset for Figure Skating

PCA, ICA는 정확도가 떨어지는 반면 LDA와 SVM은 매우 우수한 정확도를 보이고 있다.

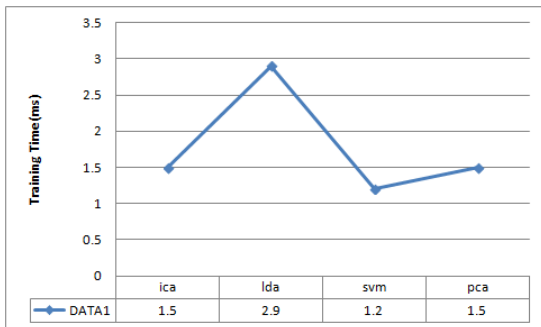


그림 8. 피겨스케이팅 기본 동작 훈련시간  
Fig. 8. The Training Time of Basic Motion Dataset for Figure Skating

훈련시간은 SVM이 가장 빠르며, LDA가 가장 시간이 많이 걸리는 것을 알 수 있다(그림 8).

테스트시간은 SVM이 가장 빠르고 LDA, ICA 순이며 PCA의 경우 처리 시간이 상대적으로 많이 걸리는 것을 알 수 있다(그림 9).

인식 결과를 종합하면 LDA는 데이터셋이 적고 잘 분산된 경우에 인식률이 높게 나올 수 있으며 SVM은 이진 분류기 형태로 수행되기 때문에 분산에 기반을 두지 않아서 높은 인식률을 나타내었다.

피겨 스케이팅을 위한 생체신호 측정을 위해 여러 센서를 추가적으로 사용하지 않더라도 SVM, LDA 알고리즘이 피겨 스케이팅 기본 동작 인식에 사용이 가능하다는 것을 보여준다.

## V. 결론

인체의 운동 혹은 물체의 이동을 정확하게 감지하려는 모션분석 분야의 연구는 센서의 적절한 선택 및 인체에 대한 적절한 적용 여부에 따라 그 결과가 좌우된다.

AHRS 센서는 저가적이면서도 매우 높은 수준의 9축 궤적 정보를 얻을 수 있어서 스포츠 기본 동작 인식에 효과적으로 사용될 수 있다.

스포츠 기본 동작 인식에 있어 기술적으로 중요한 점이 궤적 정보에 대한 패턴 인식이므로 저가의 시스템에서도 적용이 용이하고 빠른 처리가 가능한 알고리즘을 선택하는 것이 중요하다.

LDA, SVM이 정확도면에서는 100%로 매우 우수한 것으로 나타났으며, 훈련시간은 SVM이 가장 빠르고 다음으로 PCA, ICA 그리고 LDA가 가장 느리고 테스트시간은 SVM, LDA 순으로 나타났다. 종합적으로 판단해보면 SVM이 정확도, 훈련시간, 테스트 시간에서 가장 우수하고, LDA도 선 훈련을 거친 다음 테스트하는 경우라면 피겨스케이팅 기본 동작 인식 시스템에 적용이 가능할 것으로 판단된다.

향후연구로, 피겨스케이팅 기본 동작을 연속적으로 인식하여 토 루프 점프, 플립 점프, 러츠 점프 같은 응용 동작에 대한 판정을 하는 시스템 구현이 요구된다.

## REFERENCES

[1] Chan et al., K.M. Chan, D.T. Fong, Y. Hong, P.S. Yung, P.P. Lui, "Orthopaedic sport biomechanics — a new paradigm," Clin. Biomech., pp. S21-S30. 2008.

- [2] D’Orazio., “A visual system for real time detection of goal events during soccer matches,” *Computer Vision and Image Understanding*, Vol.113, pp.622-632, 2009.
- [3] J. H. Lee, I. S. Ha, S. Jeong, “Multi-Sensor Motion Capture System Using Accelerometers and Gyro Sensors,” *Proceedings of the 14th KACC*, Oct. 1999.
- [4] G.Heo1, “A Study on Particular Abnormal Gait Using Accelerometer and Gyro Sensor,” *Journal of the Korean Society of Precision Engineering*, Vol.29 no.11, pp.1199-1206, 2012.
- [5] Ju-Man Park, “A Study on Smart Phone Real-Time Motion Analysis System using Acceleration and Gyro Sensors,” *Journal of the Korea Society of Computer and Information*, Vol.21 no.1, pp.63-65, 2013.
- [6] D.Kim, “A Study on the Wireless Ship Motion Measurement System Using AHRS,” *Journal of navigation and port research* Vol.37 no.6, pp.575-580, 2013
- [7] H.Kang, “A balance maintain system of Stewart platform using AHRS,” *Journal of Korean Industrial Information Systems Society* Vol.18 no.4, pp.37-41, 2013.
- [8] K. Kwon, H. Lee, “Recognition of Physical Rehabilitation on the Upper Limb Function using 3D Trajectory Information from the Stereo Vision Sensor,” *Journal of the Korea society of computer and information*, Vol.18 no.8, pp.113-119, 2013.
- [9] K. Kwon, H. Lee, “Obstacle Avoidance of Indoor Mobile Robot using RGB-D Image Intensity,” *Journal of the Korea society of computer and information*, Vol.19 no.10, pp.35-42, 2014.
- [10] Wikipedia. [online]. [cited 2015.1.2]. <[http://en.wikipedia.org/wiki/Euler\\_angles](http://en.wikipedia.org/wiki/Euler_angles)>.
- [11] Wikipedia. [online]. [cited 2015.1.2]. <[http://en.wikipedia.org/wiki/Gimbal\\_lock](http://en.wikipedia.org/wiki/Gimbal_lock)>.
- [12] Wikipedia. [online]. [cited 2015.1.2]. <<http://en.wikipedia.org/wiki/Quaternion>>.
- [13] R.Matthew, “Microphone Array Analysis Methods Using Cross-Correlations,” *Proceedings of 2009 ASME International Mechanical Engineering Congress*, Lake Buena Vista, FL, Nov. 2009.
- [14] M. A. Turk and A. P. Pentland, “Face Recognition Using Eigenfaces”, in *IEEE CVPR*, pp. 586-591, 1991.
- [15] M. S. Bartlett, J. R. Movellan, and T. J. Sejnowski, “Face Recognition by Independent Component Analysis”, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 13, pp. 1450-1464, 2002.
- [16] P. N. Belhumeur, J. P. Hespanha, and D. J. Kriegman, “Eigenfaces vs. Fisherfaces: Recognition Using Class Specific Linear Projection”, in *IEEE TPAMI*. Vol. 19, pp. 711-720, 1997.
- [17] B. Heisele, P. Ho, and T. Poggio, “Face Recognition with Support Vector Machines: Global versus Component-Based Approach”, in *ICCV*. Vol. 2 Vancouver, Canada, pp. 688.694, 2001.

## 저 자 소 개



**권 기 현**  
1993: 강원대학교  
전자계산학과 이학사  
1995: 강원대학교  
전자계산학과 이학석사  
2000: 강원대학교  
컴퓨터과학과 이학박사  
1998~2002: 동원대학  
인터넷정보과 교수  
2002~현재: 강원대학교  
전자정보통신공학부 교수  
관심분야: 패턴인식, 미들웨어,  
임베디드 소프트웨어  
Email : kweon@kangwon.ac.kr



**이 형 봉**  
1984: 서울대학교  
계산통계학과 이학사.  
1986: 서울대학교  
계산통계학(전산과학)과  
이학석사.  
2002: 강원대학교  
컴퓨터과학과 이학박사  
1986~1993: LG전자 컴퓨터연구소  
선임  
1994~1998: 한국디지털(DEC  
Korea) 책임  
1999~2003: 호남대학교  
정보통신공학부 교수  
2004~현재: 강릉원주대학교  
컴퓨터공학과 교수  
관심분야 : 임베디드 시스템,  
센서 네트워크  
Email : hblee@gwnu.ac.kr