

스마트폰의 3축 가속도 센서를 이용한 농구 자세 인식

호종갑*, 이상준**, 왕창원*, 정화영*, 나예지*, 민세동*

*순천향대학교 의료IT공학과

**선문대학교 기계ICT융합공학부

hodori1988@naver.com, mcp94lee@sunmoon.ac.kr, lovelyiu315@gmail.com,

hwayung89@gmail.com, nayeji1649@hanmail.net, sedongmin@sch.ac.kr

Basket ball motion recognition using a 3-axis accelerometer sensor of smart phone

Jong-Gab Ho*, Sang-Jun Lee**, Chang-Won Wang*, Hwa-Yung Jung*,
Ye-Ji Na*, Se-dong Min*

*Dept. of Medical IT Engineering, Soonchunhyang University

**Dept. of Mechanical ICT fusion Engineering, Sun-Moon University

요 약

본 논문에서는 농구 경기에서의 대표적 자세 중 Standing shoot, Jump shoot, Pass, Dribble, Lay-up shoot, 총 5가지 자세를 인식하기 위해 각 자세와 3축 가속도 값과의 상관관계를 보여주고 있다. 스마트폰에 내장되어 있는 가속도 센서로부터 데이터를 생성해주는 어플리케이션인 Sensor log를 활용하여 얻은 3축 가속도 값으로 수직, 수평축과 3축 가속도의 크기를 구해 Instance로 사용하였다. 위 데이터는 대표적인 데이터 마이닝 도구인 Weka tool을 이용하여 각 모션과 데이터 값의 상관관계를 확인하였고, 실험 결과 10-fold에서 평균 59.8%를 보였으나 Training set과 Test set의 결과 80.8%를 보였다.

1. 서론

오늘날 스포츠 시장은 Information Technology(IT)와 스포츠의 융합으로 그 규모가 점점 확대되고 있다. 최근에는 사소한 움직임부터 유기적인 움직임까지 경기의 흐름이나 선수의 활동에 대한 체계적이고 분석적인 시스템이 자리 잡고 있다. 스포츠IT의 발전으로 100분의 1초를 다루는 경기에서 승패 여부를 결정짓게 도와주는 시스템이 개발되고 있으며, 또한 승패의 중요한 원인과악이 가능해졌다. 그에 따라 다양한 전략과 운영을 구사할 수 있도록 도와주고 각 선수별 맞춤 훈련을 통해 부족한 부분을 보완하는 것이 가능해졌으며 컨디션 조절 등에도 긍정적인 영향을 가져다주고 있다. 스포츠IT의 발전에 있어서 중요한 요소를 차지하는 IT도 계속 발전하고 있다. 그 중 스마트폰은 현재 강력한 센서들을 탑재하고 있는데 종류로는 심박수센서, GPS센서, 광센서, 근접센서, 지문인식센서, 3축 자이로센서, 가속도센서등을 포함[1]하고 있어 심박수 측정, 지문인식등 다양한 기능들을 제공하고 있다.

본 연구는 스포츠 종목 중 하나인 농구경기에서 각 농구자세를 인식하는 실험을 진행하였다. 각 자세를 인식하기 위해 스마트폰에 내장되어 있는 3축 가속도 센서를 이용한 어플리케이션인 Sensor log에서 데이터를 생성해 실험을 하였다. 각 농구 자세를 인식할 수 있게 된다면 경기 기록원들이 경기를 지켜보며 선수의 개인별 기록, 각 자세의 횟수, 활동시간 등 수작업으로 기록하던 업무를 자동화로 이뤄질 수 있어 기록원들의 실수와 지루한 업무 없이

간편하고 정확하게 기록을 측정할 수 있다. 게다가 농구경기에서 선수의 활동량 체크 및 컨디션 관리, 그리고 개인별 슈트와 패스의 횟수와 성공률을 체크할 수 있기 때문에 그에 따른 피드백을 주는 것이 가능하다. 그렇기 때문에 본 연구에서는 경기의 기본이 되는 농구 자세를 인식하기 위하여 가속도 값과 농구 자세와의 상관관계에 대해 연구하였다. 본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 데이터 수집과 실험에 사용할 데이터 변환에 대한 내용을 소개하고, 3장에서는 데이터 값과 자세와의 상관관계를 측정하는 실험 내용 및 결과를 소개하고, 4장에서는 결론 및 향후 연구를 제시하였다.

2. 실험 및 결과

본 연구에서는 데이터 측정을 위해 핸드폰에 내장된 가속도센서를 이용하여 허리에 고정할 수 있도록 밴드를 사용해 실험도구(그림 1)를 제작하였고 (그림 2)과 같이 허리에 착용하였다. 실험에는 Standing shoot, Jump shoot, Dribble, Pass, Lay-up shoot, 총 5가지 행동에 관하여 실시하였다. 실험은 평균나이 25살인 순천향대학교 농구동아리 소속 남성 3명을 대상으로 진행하였다. 실험 데이터는 3축 가속도 값을 이용하였으며, Sampling Rate는 30Hz로 설정하여 1초에 30회의 데이터를 측정하였다. 자세 중 Dribble을 측정한 시간 1분을 제외한 나머지 자세인 Standing shoot, Jump shoot, Pass, Lay-up shoot은 각각 행동 15회할 수 있듯이 각 자세별 데이터에서 규칙

적인 가속도 값의 패턴이 있음을 볼 수 있었다.(그림 3)

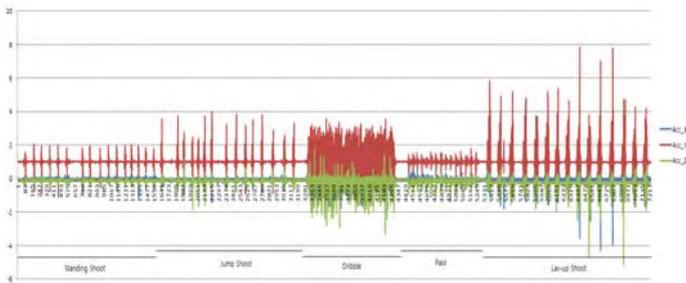


(그림 1) 실험에 사용한 스마트폰 고정 밴드



(그림 2) 피험자 실험 모습

자세와 데이터의 상관관계를 확인하기 위한 인스턴스(Instance) 값으로 수직, 수평 성분 값을 사용하기 위해 실험에서 얻은 3축 가속도 데이터 값을 이용하여 수직 성분 값과 수평 성분 값을 구하는 방법을 사용하였다.[2]



(그림 3) 각 행동에 대한 3축 가속도 데이터 값

두 값을 구하기 위해서 연속적인 데이터의 3차원 벡터 $a_i = (x_i, y_i, z_i), (i = 1, 2, \dots, N)$ 와 각 샘플링 구간별 평균 벡터 $v = (m_x, m_y, m_z)$ 를 구한 다음 각 가속도 벡터 값에서 구간 평균 벡터 값을 뺀 $d_i = a_i - v_i$ 를 도출한 뒤, 벡터의 내적(Vector dot product)을 이용하여 수직 성분 값 p_i 를 구하고, 수평 성분 값 h_i 는 d_i 와 p_i 의 벡터 뺄셈(Vector subtraction)을 통해 얻어냈다.(식 1)

$$p_i = \left(\frac{d_i \cdot v}{v \cdot v} \right) v, \quad (식 1)$$

$$h_i = d_i - p_i$$

본 논문에서는 수직, 수평 성분 값들의 평균과 표준편차, 그리고 3축의 크기를 이용하였다. 3축의 벡터 값의 크기 M(Magnitude)을 구하기 위한 방법으로(식 2)를 사용하였다. 대표적인 데이터 마이닝 도구인 Weka Version 3.6(Weka)[3]을 사용하였고, Decision Tree 도구인 J-48

Classifier를 이용하여 분석하였다.

$$M = \sqrt{x^2 + y^2 + z^2} \quad (식 2)$$

데이터 분석을 위해 본 실험에서는 Cross-Validation Test와 Training Set과 Test Set을 병행하는 Test 2가지를 하였다. Cross-Validation에서는 10-fold를 사용하였다. 10-fold는 하나의 실험 군에서 임의로 10%의 데이터를 Training Set으로 놓고 나머지 90%를 Test Set으로 설정하여 한 데이터군 내에서 상관관계를 확인하는 방법이고, Training Set과 Test Set은 여러 개의 실험 군을 Training군과 Test군으로 나눠 Training을 시킨 뒤 Test하여 서로간의 상관관계를 확인하는 방법이다. 본 실험에서는 두 가지 실험을 모두 하였다. 10-fold로 적용한 실험에서는 평균 59.8%의 정확성을 보였으나, Training set군 1명과 Test set군 2명의 결과는 80.8%로 좀 더 높은 정확성을 보였다.<표 1>

<표 1> Decision Tree에 대한 자세별 Confusion Matrix (Training Set & Test Set)

(a) Standing shoot, (b) Jump shoot, (c) Dribble, (d) Pass, (e) Lay-up shoot

		Predicted Class					
		a	b	c	d	e	
Actual Class	a	2699	251	18	199	155	
	b	348	2191	8	125	154	
	c	6	8	1490	5	85	
	d	193	56	4	1926	82	
	e	310	267	129	196	2481	
Precision		0.808	0.759	0.79	0.935	0.852	0.733

3. 결론

본 연구에서는 농구경기의 대표적인 자세 중 5가지를 뽑아 3축 가속도 값과의 상관관계를 확인하는 실험을 하였다. 밴드로 핸드폰을 고정하고 Sensor log App으로 데이터를 측정하여 3축 가속도 값을 이용해 수평, 수직 성분 값들의 평균과 표준편차, 그리고 3축의 크기를 Weka tool의 J-48 Classifier를 사용해 상관관계를 보았다. 그 결과 10-fold는 평균적으로 59.8%의 상관성을 보였고, Training Set과 Test Set의 결과는 80.8%의 상관성을 보여 같은 Motion에서 상관관계가 있는 것을 알 수 있었다. 이를 통해 각 행동을 인식하는 것이 가능해지면 경기를 지켜보며 경기기록원이 기록해야 했던 선수의 개인별 기록, 각 자세의 횟수, 활동시간 등의 수작업 업무를 자동화시킬 수 있으며, 힘들고 지루한 업무를 간편하고 보다 정확하게 기록을 측정할 수 있게 될 것이다. 게다가 농구경

기에서 선수의 활동량 체크 및 컨디션 관리, 그리고 개인별 슛과 패스의 횟수와 성공률을 체크할 수 있기 때문에 그에 따른 피드백을 주는 것이 가능할 것이다. 그러기 위해 앞으로 우선적으로 피험자의 수를 늘려 상관관계에 관한 확실한 정확성을 확인하고, 이후 확장된 실험과 본 논문에서의 상관관계를 기반으로 하여 각 농구행동 인식에 대한 알고리즘을 세우는 것을 다음 단계로 생각하고 있다. 위 알고리즘으로 각각의 데이터를 받아 각 행동을 인지하는 프로그램을 개발하고 실험을 확장하여 차후 연구를 진행할 것이다.

감사의 글

이 논문은 2014년 교육부와 한국연구재단의 지역혁신 창의 인력양성사업의 지원을 받아 수행된 연구임 (NRF-2014H1C1A1066998).

참고문헌

- [1] Jennifer R. Kwapisz, Gary M. Weiss, Samuel A. Moore, "Activity Recognition using Cell Phone Accelerometers" ACM SIGKDD Explorations Newsletter Volume 12 Issue 2, December 2010 Pages 74-82.
- [2] David Mizell, "Using gravity to estimate accelerometer orientation," Proceedings of the Seventh IEEE international Symposium on Wearable Computers (ISWC 03), Vol.1530, no.0811/03, 2003.
- [3] Weka 3 Data Mining with Open Source Machine Learning Software in Java, <http://www.cs.waikato.ac.nz/ml/weka/index.html>
- [4] J. R. Quinlan, C4.5: Programs for Machine Learning (Morgan Kaufmann Series in Machine Learning), 1st ed. San Mateo, CA : Morgan Kaufmann, Oct. 1992.