양궁 슈팅 동작 시 조준 패턴과 득점과의 관계

Relationship between Aiming Patterns and Scores in Archery Shooting

ChengHao Quan[1], Sangmin Lee[1,2]

[1] Institute for Information and Electronics Research (IIER), Inha University, Incheon, South Korea

[2] Department of Electronics Engineering, Inha University, Incheon, South Korea

Corresponding author

Sangmin Lee, Ph.D.

Full Professor

Department of Electronics Engineering, Inha University

#716 Hitech Center, Inha Univ., 100 Inha-ro, Nam-gu, Incheon, 22212, Korea

Phone: 032.860.7420, Fax: 032.968.3654, Email: sanglee@inha.ac.kr

Acknowledgements

This research was supported by the Basic Science Research Program through the NRF (National Research Foundation of Korea) funded by the Ministry of Education (2010-0020163) and by the MSIP (Ministry of Science, ICT and Future Planning), Korea, under the ITRC (Information Technology Research Center) support program (IITP-2016-H8601-16-1003) supervised by the IITP (Institute for Information & Communications Technology Promotion).

Relationship between Aiming Patterns and Scores in Archery Shooting

Abstract

Objective: The aim of this study was to investigate relationship between aiming patterns and scores in archery shooting.

Method: Four ($n = 4$) elementary-level archers from middle school participated in this study. Aiming pattern was defined by averaged acceleration data that measured from accelerometers attached on body during aiming phase in archery shooting. Stepwise multiple regression analysis was used to test whether a model incorporating aiming patterns from all nine accelerometers could predict the scores. In

order to extracting (Period of Interesting) POI data from raw-data, a Dynamic Time Warping (DTW)-based extracting method was presented.
Results: Regression model for all four subjects are conducted with different significance level and variable. The significance level of the regression model are 0.12%, 1.61%, 0.55%, and 0.4% respectively; the R^2 of the regression model are 64.04%, 27.93%, 72.02%, and 45.62% respectively; and the maximum significance level of parameter in the regression model are 1.26%, 4.58%, 5.1%, and 4.98% respectively.
Conclusion: Our results indicated that relationship between aiming patterns and scores was described by regression model. Analysis of the significance levels, variables, parameters of the regression model showed that our approach - Regression Analysis with DTW - is the effective way to raise the score in archery shooting.

Keywords: Archery, Acceleration, Dynamic Time Warping (DTW), Aiming Pattern, Stepwise Multiple Regression Analysis

Introduction

근래 기술들의 진보는 소형화, 저전력화와 더불어 무선 송수신을 가능하게 함으로써, 특히, 스포츠 과학 분야에서 동작분석을 위한 기초 데이터(근전도, 움직임 등)의 취득을 용이하게 한다.
양궁 분야에서 최초로 자세의 일관성 분석을 시도한 Stuart and Atha 의 연구(Stuart & Atha, 1990)를 살펴보면, 이마(head)와 활을 당기는 팔(drawing arm)의 팔꿈치 그리고 활을 잡고 있는 손의 바로 위의 위치 인 활에 마크를 부착하고, 활 시위를 놓는 순간(release)에 카메라로 상기 마크의 위치 변화를 기록하여 그 움직임을 분석하였다. Ertan 의 최근 연구(Ertan, 2009)를 살펴보면, 활 시위를 놓은 순간 활을 미는 팔(bow arm)의 굴근(MFDS, M. flexor digitorum superficialis)과 신근(MED, M. extensor digitorum)의 활성화 패턴을 근전도(EMG 신호)를 측정하여 분석하였다. 또, Horask and Heller 의 연구(Horsak & Heller, 2011)를 살펴보면, 활을 당기는 팔의 손에(보다 정확히는 손가락과 손등, 손목에) 20 개의 마크를 부착하고 8 대의 적외선 카메라를 이용하여 활 시위를 놓는 순간 마크의 위치 변화를 기록하여 움직임을 분석하였다. 이상의 연구들을 간략히 요약해보면, 활 시위를 놓는 순간의 움직임을 분석하였으며, 데이터의 획득은 카메라를 이용하거나 또는 근전도 신호를 측정하는 방법을 사용하였다. 카메라는 빛에 민감한 장소, 마크 부착의 번거로움 등의 제약이 있으나 카메라와 함께 제공되는 모션 분석 시스템을 툴로 제공하기 때문에 널리 사용될 수 있었고, 마찬가지로 근전도 신호를 분석하는 툴도 다양하지만 전극 부착 위치나 방법 등에서 많은 주의를 요한다. 이러한 시스템들이 실험실 밖에서 데이터 획득을 위해 선수들에게 손쉽게 적용이 가능한지 또한 고려해야 한다.
Kian 의 연구(Kian et al., 2013) 역시 카메라를 이용하여 활을 미는 팔(bow arm)의 움직임을 분석하였다. Polak 의 최근 모션 분석 시스템에 대한 조사 연구(Polak et al., 2016)를 살펴보면, 스포츠 과학 분야에서 모션(움직임)을 분석하기 위한 툴(또는 시스템)이 다양하고 특히, 관성센서(가속도 등)를 이용한 시스템들이 많이 눈에 띄며, 따라서 동작분석을 위한 도구 선택의 폭이 훨씬 넓어졌음을 알 수 있다.
그럼에도 불구하고, 스포츠 과학 분야 관련 최근 연구들을 살펴보면, 근전도 신호를 이용하여 상체 주요 근육들이 공기권총 수행결과에 미치는 요인을 분석한 연구(Kim, 2016), 카메라를 이용하여 조정 선수 사지 관절의 운동학적 특성을 분석한 연구(Kim et al., 2016), 지면반력기를 이용하여 태권도 선수의 안정성 연구(Hyun et al., 2016) 등 주로 전통적인 방법으로 접근한 연구가 대부분이다.
본 연구에서는 무선(동작거리: typical 30m, 배터리 수명: >8 시간)으로 동작하는 작고(compact, 37.6mm x 52mm x 18.1 mm) 가벼운(lightweight, 34g) 관성센서를 몸에 부착하고, 부착하는 방법은 제공되는 밴드로 신체 부위를 감싸고 밴드 주머니에 센서를 넣는 방식으로, 선수 몸의 여러 부위에 간편하게 부착하게 되며, 양궁 슈팅 동작 시 선수의 움직임(가속도 등)을 실시간으로 기록한다. 선행연구들과 비교하여 또 다른 점은 활 시위를

놓은 순간이 아닌 활 시위를 놓기 직전의 조준 구간(aiming phase)과 홀딩 구간(holding phase)에 해당되는 2 초정도의 구간에서 조준패턴으로 정의되는 움직임 데이터를 활용한다는 점이다.
본 연구는 이러한 활을 쏘기 직전의 선수의 움직임으로 정의되는 조준패턴과 득점 사이의 관계를 조사하기 위하여 기획되었으며, 관성센서를 이용하여 선수의 원시(raw) 움직임 데이터를 취득하고 Dynamic Time Warping (DTW) 알고리즘을 이용하여 분석 대상 데이터를 자동으로 추출하여 다중 회귀분석에 사용하였다. 회귀분석 결과, 4명 선수 개인별 슈팅 동작의 차이, 득점에 영향을 미치는 신체 특정 부위, 신체 부위별 움직임의 득점에 대한 상대적 중요도를 확인할 수 있었다. 본 연구에서 사용한 이러한 접근방법들은 양궁 외에도 동작분석을 위한 스포츠 과학 분야의 다양한 시스템에 적용될 수 있을 것으로 기대한다.

Method

1. Participants

본 연구에는 4 명 중학교 여자양궁 대표선수(나이: 16 세, 14 세, 15 세, 14 세, 평균은 14.75±0.96 yrs; 키: 158 cm, 157 cm, 171 cm, 164 cm, 평균은 162.5±6.45 cm; 몸무게: 53 kg, 49 kg, 62 kg, 52 kg, 평균은 54±5.60 kg; 전시즌 성적: 59, 59, 55, 54, 평균은 56.75±2.63)들이 대상자로 참여하였다. 모든 참여자들에게 실험목적과 실험과정을 실험 전에 설명하였고 참여의사와 동의를 구하였다. 실험은 선수들이 소속되어 있는 학교의 양궁장에서 실시되었다.

2. Measurements

2.1. 3 축 관성센서 부착

본 연구에서 양궁선수들의 움직임 데이터를 획득하기 위하여 노락슨 社의 동작분석 장비(Myomotion Research PRO, Noraxon Inc., U.S., 센서 개수는 2~36 개, myoMOTION S/W 포함)를 사용하였으며, 양궁선수의 몸에 부착된 관성센서의 위치와 방향은 <Figure 1>과 같다.
관성센서는 힘이나 움직임에 의한 변화를 전기적 신호로 변환하는 센서로, 센서가 부착된 물체의 가속도, 각속도, 속도, 거리, 방향 등 다양한 정보를 제공하며, MEMS(Micro-ElectroMechanical Systems) 기술의 발달과 함께 초소형화가 가능해 졌다. 가속도만 감지하는 가속도센서, 각속도만 측정하는 각속도센서도 있으며, 스마트폰에는 이러한 센서들이 기본적으로 내장되어 있어 감지한 가속도 데이터를 이용한 낙상 인지, 수면 시 수면자의 수면, 호흡 상태 모니터링 등 일상생활의 다양한 분야에 적용되고 있다.
본 연구에서는 차례로 머리(이마), 목 뒤쪽, 활을 미는 쪽(왼쪽) 전완 및 상완, 활을 당기는 쪽(오른쪽) 전완 및 상완, 허리 뒤쪽, 왼쪽 및 오른쪽 정강이 순으로 모두 9 개의 관성센서를 부착하였으며, 본 논문에서 참조(또는 통계분석에서 변수이름으로 사용)되는 각 관성센서들의 이름도 <Figure 1>에 나타내었다. 양궁 슈팅 자세를 취했을 경우는 각 관성센서의 방향은 <Figure 1>과 같다. 이는 손을 다리에 부치고 바로선 자세에서 관성센서의 x축(센서에 표기되어 있음)을 위쪽 방향으로 향하고 정면이 보이도록 몸 바깥쪽 방향으로 부착하였기 때문이다.

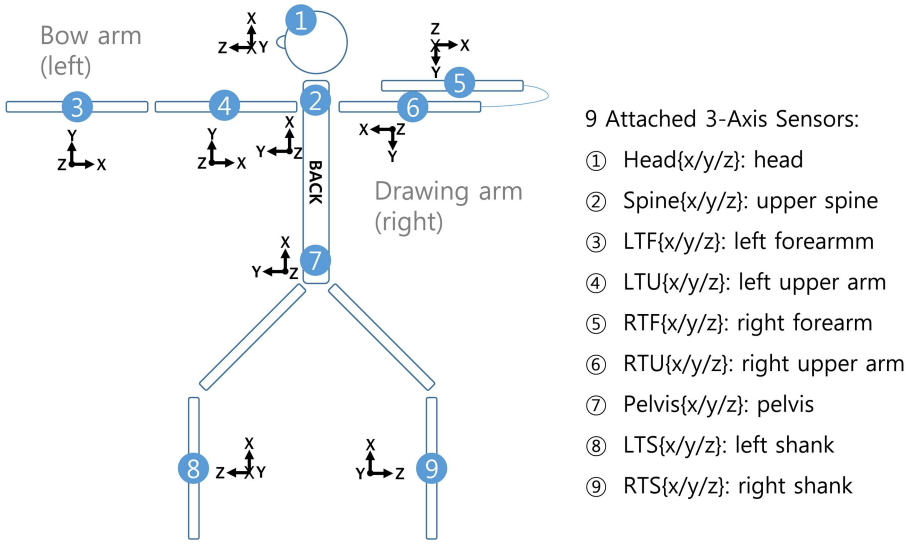


Figure 1. Nine sensors are attached on the head, upper spine, left/right forearms, left/right upper arms, pelvis, and left/right shanks.

2.1. 데이터 획득

본 연구에서 참여자는 관성센서를 부착한 상태에서 사선(射線)에 서서 연속으로 6 발의 화살을 쏘며, 과녁의 거리는 30 m 이다. 한 앤드(end) 즉, 6 발을 쏘고 나서 잠시(실제로는 양궁선수들이 각자가 쏜 화살을 과녁으로부터 천천히 다시 찾아와서 다음 연습을 준비하는 시간으로 2 분내외) 휴식을 취한 후 다음 앤드를 시작한다. 이와 같은 실험은 각 참여자 별로 6 회(앤드)씩 실시하였다.

본 연구에서 회득한 데이터를 요약하면, 4 명의 양궁선수가 6 발씩 6 회를 쏘았기 때문에, 각 양궁선수 별로는 모두 36 발을 쏜 셈이고, 전체 데이터 셋(data set)은 144 개이다. 각 데이터 셋에는 9 개의 3 축 관성센서에 해당하는 움직임(가속도 값 등)이 100 Hz 로 샘플링 되어 기록되어 있다. 그러나 4 명의 각 양궁선수들이 한 앤드에 해당하는 6 발의 화살을 연속으로 쏴 한 앤드를 기준으로 파일에 저장하므로 실제 우리가 분석에 사용하게 될 최초의 원시 자료는 각 선수별로 6 개(6 회를 실시)이며, 전체 4 명 모두는 24 개 파일이다. 6 발의 데이터를 포함하고 있는 각 파일에서 미리 정해진 관심구간에 의해 데이터(일반적으로 6 개의 데이터)를 추출하여 사용하였다.

3. Data processing

3.1. 양궁 슈팅 동작 시 가속도 데이터의 질적 분석

양궁 슈팅동작 시 가속도 데이터를 질적 분석하였다. <Figure 2>는 양궁 슈팅 동작 시 기록된, 활을 미는 팔의 *x*축(당기는 방향) 가속도 데이터를 임의의 구간인 21.95-42.95 초 구간을 예시로 나타내었다. 그림에서 볼 수 있듯이, 양궁 슈팅동작은 다음과 같은 구간으로 구분할 수 있고 동작 분석 장비가 제공하는 S/W 를 통해, 동기화된 비디오 영상을 재생하면서 각 구간을 수동으로 구분하였다. 차례로, 활을 들어 올리는 셋업(setup) 구간, 활 시위를 당기는 드로잉(drawing) 구간, 활 시위를 볼이나 얼굴에 고정시키는 앵키링(anchoring) 순간, 조준(aiming) 구간, 쏘기 직전 정신을 집중하는 홀딩(holding) 구간, 활 시위를 놓는(release) 순간, 활 시위를 놓았음에도 자세를 유지하는 폴로스루(follow through) 구간이다. 또한, 비록 관심구간은 아니지만, 활을 쏘고 나서 활을 내리는 동작(bow down), 활 끝을 발등에 고정(on the foot) 시키는 동작, 화살 통에서 화살을 뽑아 장전(nocking)하는 동작, 활 시위와 활을 잡는(hooking & grip) 동작 등에 따른 움직임도 그림에서 확인할 수 있다.

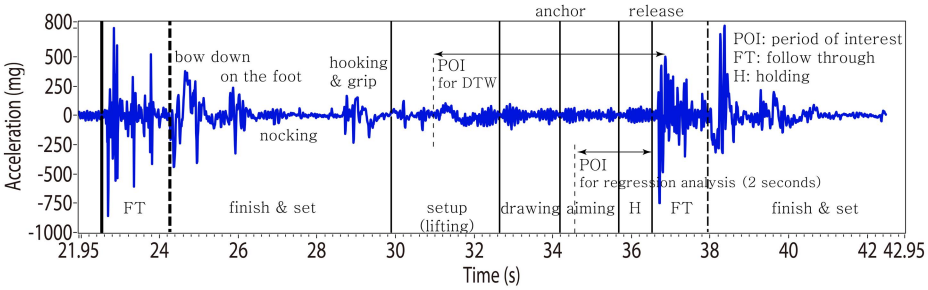


Figure 2. Example of acceleration data (21.95 s - 42.95 s): measured bow-forearm movement (x-axis: drawing direction) during successive archery shootings (sampling rate of 100 Hz).

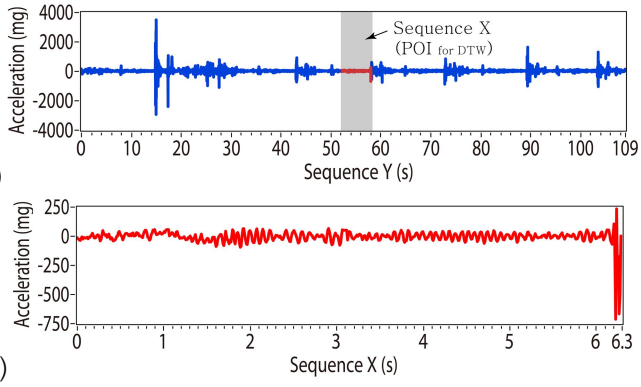
또한, 그림에서와 같이 관심구간 (POI: Period of Interest)은 목적과 용도에 따라 다르게 설정할 수 있으며, DTW 알고리즘을 위한 POI 는 셋업 구간 일부, 드로잉 구간, 조준 구간, 홀딩 구간 및 폴로스루 구간 일부를 포함하고 있다.

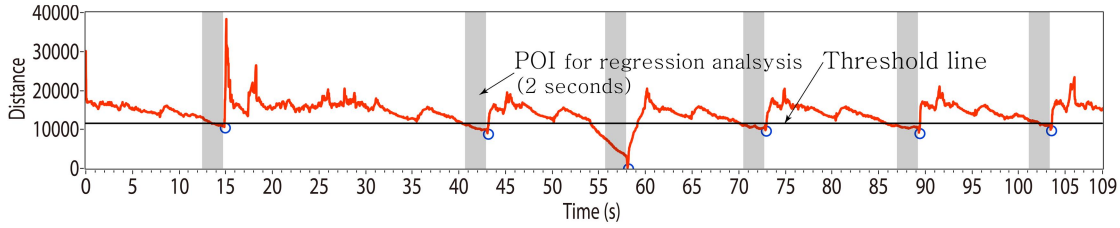
조준 패턴을 정의하는 POI 는 활이 릴리즈(release) 되고 나서 움직임이 급격히 커지는 시점을 기준으로 직전 2 초 정도의 구간으로, 본 논문은 해당 POI 에서 가속도 데이터 샘플 200 개(100 Hz 샘플링, 2 초 구간)를 평균한 값 사용하여 조준패턴을 정의하게 된다. 따라서, 양궁선수의 조준패턴은 27 개(9 개의 3 축 관성센서)의 평균 가속도 값으로 정의된다.

3.2. DTW-based POI 추출

Dynamic Time Warping (DTW)는 주어진 두 시퀀스(예: 가속도 데이터) 간에 최적의 비선형 매핑을 검색하는 알고리즘(Keogh and Ratanamahatana, 2004)으로, 두 시퀀스의 유사도를 DTW 거리로 정량화(Keogh and Ratanamahatana, 2004)할 수 있으며, 근래에는 다중 센서 시스템에서 데이터를 다루기(fusion) 위해 적용(Ko et al., 2008)되기도 한다. DTW 알고리즘은 주로 주어진 입력 데이터(비교적 긴 데이터, 쿼리 데이터라 부름)에서 또 다른 입력 데이터(비교적 짧은 데이터, 레퍼런스 데이터라 부름)와 유사한 구간 데이터를 하나 이상 찾아내는 데 활용된다.

본 연구에서는 아래와 같은 방법으로 조준패턴을 정의하기 위한 POI 를 자동 추출한다. DTW 알고리즘을 활용하여 양궁 슈팅동작을 분석한 최초의 시도는 Quan 의 연구(Quan et al., 2016)이다. <Figure 3a>는 한 앤드의 데이터에 해당되는 질의 데이터인 시퀀스 Y와 레퍼런스 데이터에 해당되는 시퀀스 X를 나타내었으며, <Figure 3b>는 시퀀스 X를 확대하여 나타내었다. DTW 알고리즘은 레퍼런스 시퀀스와 유사한 시퀀스를 찾는 과정에서 시퀀스 간 끝점을 먼저 대응시킨다. <Figure 3c>는 검색된 시퀀스의 끝점을 동그라미로 표시하였으며 보다시피 6 개가 추출되었다. 이 6 개의 끝점으로부터 직전 2 초의 구간이 조준패턴을 정의하기 위한 POI 이다.





(c)

Figure 3. (a) Example of input sequences for DTW: query sequence Y (109.21 s long) for one end acceleration data and reference sequence X (6.3 s long) within POI for DTW indicated by grey region. (b) Zoom out of sequence that corresponds to sequence X of (a). (c) Distance function that corresponds to top row of Accumulated cost matrix. Blue small circles indicate six local minima with distance below threshold. Indices of six local minima correspond to end-point of six subsequences in Y. grey regions indicate the POI for regression analysis.

위와 같은 방법으로 24 개의 파일에서 양궁선수 별로 각각 36, 35, 29, 33 개의 POI 를 추출하였고 평균 가속도를 계산하여 조준패턴을 정의하였다. 처음 선수만 36 발에 해당하는 POI 가 36 개 추출되었고 나머지 선수들은 원시 데이터가 잘못되었거나 또는 DTW 알고리즘으로 자동적으로 추출할 수 없는 경우로서 36 개에 못 미친다. 따라서, 통계분석에는 144 개의 데이터 셋이 아니라 133 개의 데이터 셋만 사용하였다.

4. Stepwise multiple regression analysis

활을 쏘기 직전 신체 각 부위의 움직임(독립변수)과 득점(종속변수)과의 관계를 확인하기 위하여 SAS(SAS 9.4, SAS Institute Inc., U.S.) 를 사용하여 각 선수 별로 다중(변수 27 개: 9 개 3 축 센서) 회귀분석을 수행하였으며 원하는 회귀모델을 선택하기 위해 Stepwise multiple regression analysis 를 수행하였다. 다수 후보 회귀모델 중에서 회귀모델의 유의수준을 먼저 검증하고, 다시 회귀모델을 구성하는 각 회귀계수의 유의수준을 검증하여, 보다 낮은 유의수준의 회귀모델을 최종 회귀모델로 도출하였으며, 회귀모델의 설명력 정도를 나타내는 R^2값도 같이 제시하여 회귀모델의 적합여부를 검증하였다. 마지막으로, 4 명의 양궁선수의 평균 데이터를 이용한 회귀모델도 도출하였다.

Results

1. Regression model for subject 1

양궁선수 1 에 대한 회귀모델은 다음과 같이 도출되었다. $y = 9.23181 + 0.30075\text{Headx} + 0.1637\text{Headz} + 0.36676\text{Spinez} - 0.57861\text{LTUy} + 0.35798\text{LTUz} - 0.1964\text{LTFx} + 0.47045\text{LTFy} - 0.27257\text{RTFy} - 0.96203\text{LTSy} + 0.4581\text{RTSy}$

도출된 회귀모델의 F 값은 4.45 이며 유의수준($Pr > F$)은 0.12%이고 R^2 는 64.04%, 수정된 R^2(Adj R^2)은 49.66%이며, 추정된 파라미터들은 (Table 1)에 요약하였다. 해당 선수의 득점은 이마 x축, z축 방향 움직임, 경추 z축 방향 움직임, 왼쪽 상완 y축, z축 방향 움직임, 왼쪽 전완 x축, y축 방향 움직임, 왼쪽 정강이 y축 방향 움직임, 오른쪽 정강이 y축 방향 움직임으로 설명되며, 득점에 대한 상대적 중요도 (Standardized Estimate)는 왼쪽 상완 y축 방향 움직임이 가장 높고, 그 다음 왼쪽 상완 z축 방향 움직임, 왼쪽 전완 y축 방향 움직임, 왼쪽 전완 x축 방향 움직임, 왼쪽 정강이 y축 방향 움직임, 경추 z축 방향 움직임, 오른쪽 전완 y축 방향 움직임, 이마 x축 방향 움직임, 오른쪽 정강이 y축 방향 움직임, 이마 z축 방향 움직임 순으로 나왔다.

Table 1. Summarized parameter estimates of regression model for subject 1

Variable	Parameter Estimate	Pr > |t|	Standardized Estimate
Intercept (절편)	9.23181	<.0001	0
Headx (이마 x축 방향 움직임)	0.30075	0.0126	0.46988
Headz (이마 z축 방향 움직임)	0.16370	0.0077	0.43523

Spinez (경추 *z*축 방향 움직임)	0.36676	0.0120	0.59502
LTUy (왼쪽 상완 *y*축 방향 움직임)	-0.57861	<.0001	-1.81379
LTUz (왼쪽 상완 *z*축 방향 움직임)	0.35798	<.0001	1.38355
LTFx (왼쪽 전완 *x*축 방향 움직임)	-0.19640	0.0070	-0.75727
LTFy (왼쪽 전완 *y*축 방향 움직임)	0.47045	0.0043	0.88570
RTFy (오른쪽 전완 *y*축 방향 움직임)	0.27257	0.0012	-0.59172
LTSy (왼쪽 정강이 *y*축 방향 움직임)	-0.96203	0.0004	-0.65046
RTSy (오른쪽 정강이 *y*축 방향 움직임)	0.45810	0.0061	0.43936

2. Regression model for subject 2

양궁선수 2 에 대한 회귀모델은 다음과 같이 도출되었다.

$$y = 7.96072 + 0.48902\text{Spiney} - 0.34353\text{RTUy} + 0.2522\text{Pelvisx}$$

도출된 회귀모델의 *F* 값은 4.01 이며 유의수준(*Pr* > *F*)은 1.61%이고 R^2 는 27.934%, 수정된 R^2(Adj R^2)은 20.96%이며, 추정된 파라미터들은 (Table 2)에 요약하였다. 해당 선수의 득점은 경추 *y*축 방향 움직임, 오른쪽 상완 *y*축 방향 움직임, 요추 *x*축 방향 움직임으로 설명되며, 득점에 대한 상대적 중요도는 오른쪽 상완 *y*축 방향 움직임이 가장 높고, 그 다음 경추 *y*축 방향 움직임, 요추 *x*축 방향 움직임 순으로 나왔다.

Table 2. Summarized parameter estimates of regression model for subject 2

Variable	Parameter Estimate	Pr > |t|	Standardized Estimate
Intercept (절편)	7.96072	<.0001	0
Spiney (경추 *y*축 방향 움직임)	0.48902	0.0272	0.35943
RTUy (오른쪽 상완 *y*축 방향 움직임)	-0.34353	0.0183	-0.42269
Pelvisx (요추 *x*축 방향 움직임)	0.25220	0.0458	0.34933

3. Regression model for subject 3

양궁선수 3 에 대한 회귀모델은 다음과 같이 도출되었다.

$$y = 13.53636 + 0.93715\text{Heady} + 0.38222\text{Headz} - 0.5261\text{Spinex} + 0.12573\text{LTUx} - 0.28437\text{LTUz} + 0.33126\text{LTFy} - 1.01041\text{LTFz} + 0.54082\text{Pelvisx} - 1.91363\text{Pelvisy} + 0.80894\text{LTSx} - 0.80902\text{LTSz}$$

도출된 회귀모델의 *F* 값은 3.98 이며 유의수준(*Pr* > *F*)은 0.55%이고 R^2 는 72.02%, 수정된 R^2(Adj R^2)은 53.91%이며, 추정된 파라미터들은 (Table 3)에 요약하였다. 해당 선수의 득점은 이마 *y*축, *z*축 방향 움직임, 경추 *x*축 방향 움직임, 왼쪽 상완 *x*축, *z*축 방향 움직임, 왼쪽 전완 *y*축, *z*축 방향 움직임, 요추 *x*축, *y*축 방향 움직임, 왼쪽 정강이 *x*축, *z*축 방향 움직임으로 설명되며, 득점에 대한 상대적 중요도는 요추 *y*축 방향 움직임 이 가장 높고, 그 다음 경추 *x*축 방향 움직임, 왼쪽 전완 *z*축 방향 움직임, 요추 *x*축 방향 움직임, 이마 *y*축 방향 움직임, 왼쪽 상완 *x*축 방향 움직임, 이마 *z*축 방향 움직임, 왼쪽 상완 *z*축 방향 움직임, 왼쪽 정강이 *x*축 방향 움직임, 왼쪽 정강이 *z*축 방향 움직임, 왼쪽 전완 *y*축 방향 움직임 순으로 나왔다.

Table 3. Summarized parameter estimates of regression model for subject 3

Variable	Parameter Estimate	Pr > |t|	Standardized Estimate
Intercept (절편)	13.53636	<.0001	0
Heady (이마 *y*축 방향 움직임)	0.93715	0.0023	0.75291
Headz (이마 *z*축 방향 움직임)	0.38222	0.0255	0.62974
Spinex (경추 *x*축 방향 움직임)	-0.52610	0.0010	-0.94452
LTUx (왼쪽 상완 *x*축 방향 움직임)	0.12573	0.0017	0.66838
LTUz (왼쪽 상완 *z*축 방향 움직임)	-0.28437	0.0080	-0.58772

LTFy (왼쪽 전완 *y*축 방향 움직임)	0.33126	0.0361	0.36297
LTFz (왼쪽 전완 *z*축 방향 움직임)	-1.01041	0.0007	-0.82756
Pelvisx (요추 *x*축 방향 움직임)	0.54082	0.0074	0.78744
Pelvisy (요추 *y*축 방향 움직임)	-1.91363	<.0001	-1.38881
LTSx (왼쪽 정강이 *x*축 방향 움직임)	0.80894	0.0126	0.58198
LTSz (왼쪽 정강이 *z*축 방향 움직임)	-0.80902	0.0510	-0.43618

4. Regression model for subject 4

양궁선수 4 에 대한 회귀모델은 다음과 같이 도출되었다. $y = 5.50909 - 0.17118\text{Spiney} + 0.21598\text{RTUx} - 0.36731\text{RTUy} + 1.19038\text{LTSz} + 0.25706\text{RTSy}$

도출된 회귀모델의 *F* 값은 4.53 이며 유의수준(*Pr* > *F*)은 0.40%이고 R^2 는 45.62%, 수정된 R^2(Adj R^2)은 35.54%이며, 추정된 파라미터들은 (Table 4)에 요약하였다. 해당 선수의 득점은 경추 *y*축 방향 움직임, 오른쪽 상완 *x*축 방향 움직임, 오른쪽 상완 *y*축 방향 움직임, 왼쪽 정강이 *z*축 방향 움직임, 오른쪽 정강이 *y*축 방향 움직임으로 설명되며, 득점에 대한 상대적 중요도는 오른쪽 상완 *y*축 방향 움직임 이 가장 높고, 그 다음 오른쪽 상완 *x*축 방향 움직임, 왼쪽 정강이 *z*축 방향 움직임, 경추 *y*축 방향 움직임, 오른쪽 정강이 *y*축 방향 움직임 순으로 나왔다.

Table 4. Summarized parameter estimates of regression model for subject 4

Variable	Parameter Estimate	Pr > |t|	Standardized Estimate
Intercept (절편)	5.50909	<.0001	0
Spiney (경추 *y*축 방향 움직임)	-0.17118	0.0467	-0.33187
RTUx (오른쪽 상완 *x*축 방향 움직임)	0.21598	0.0057	0.50498
RTUy (오른쪽 상완 *y*축 방향 움직임)	-0.36731	0.0022	-0.60308
LTSz (왼쪽 정강이 *z*축 방향 움직임)	1.19038	0.0498	0.36340
RTSy (오른쪽 정강이 *y*축 방향 움직임)	0.25706	0.0390	0.31768

5. Regression model for overall

4 명의 양궁선수의 평균 데이터를 이용한 회귀모델은 다음과 같이 도출되었다.

$$y = 12.28383 - 0.02485\text{LTFy} - 0.40512\text{LTSx}$$

도출된 회귀모델의 *F* 값은 56898.8 이며 유의수준(*Pr* > *F*)은 0.30%이고 R^2 는 ~1, 수정된 R^2(Adj R^2)은 ~1 이며, 추정된 파라미터들은 (Table 5)에 요약하였다. 선수들의 득점은 왼쪽 전완 *y*축 방향 움직임, 왼쪽 정강이 *x*축 방향 움직임으로 설명되며, 득점에 대한 상대적 중요도는 왼쪽 정강이 *x*축 방향 움직임이 높고, 그 다음 왼쪽 전완 *y*축 방향 움직임 순으로 나왔다.

Table 5. Summarized parameter estimates of regression model for all subjects

Variable	Parameter Estimate	Pr > |t|	Standardized Estimate
Intercept (절편)	12.28383	0.0004	0
LTFy (왼쪽 전완 *y*축 방향 움직임)	-0.02485	0.0075	-0.25147
LTSx (왼쪽 정강이 *x*축 방향 움직임)	-0.40512	0.0019	-0.97252

Discussion

1. 선수 개인별 회귀모델

앞 절에서 도출된 회귀식을 살펴보면, 선수 별 회귀식에 포함되는 독립변수의 개수는 서로 다르다. 즉, 득점(종속변수)에 영향을 주는 통계적으로 유의한 독립변수의 개수가 선수 별로 각각 10, 3, 11, 5개로 선수마다

다르다. 여기서, 독립변수는 센서가 부착된 위치에서 측정된 특정 방향에서 신체 움직임 데이터를 의미한다. 따라서, 이러한 결과는 양궁 슈팅 동작에 있어서, 선수 별로 개인의 특성을 반영한다고 볼 수 있다. 따라서 회귀식의 파라미터를 통해 습관화된 양궁 슈팅 동작을 검토할 수 있다.

각 선수 별 도출된 회귀식에서 회귀모델과 회귀계수(파라미터)의 유의수준을 살펴보면, 선수 별로 유의수준이 다름을 확인할 수 있다. 선수1의 경우는 낮은 유의수준 1.26%에서 회귀계수가 유의하며, 선수 4의 경우는 비교적 높은 유의수준 5.10%에서 회귀계수가 유의하다. 흥미로운 것은 득점이 높은 선수일수록 비교적 낮은 유의수준에서 회귀모형과 회귀계수가 유의하는 경향을 보인다. 이는 양궁의 특성상, 득점이 높은 선수일수록 양궁 슈팅 동작이 일관성을 갖기에 이에 따른 비슷한 움직임이 관측되어 낮은 유의수준에서도 회귀식이 적합하다고 해석할 수 있다. 다시 말하면, 어느 정도 훈련을 거친 양궁선수라면, 본 연구에서와 같은 데이터 처리와 회귀분석 방법으로 회귀모델을 도출하고, R^2, 회귀계수, 상대적 중요도 등 통계적 추정치를 통해, 양궁선수의 동작을 분석할 수 있다.

종속변수에 관한 변동의 몇 %정도를 회귀모델의 독립변수들에 의해 설명되는 지를 나타내는 R^2를 보면, 선수2의 27.934%를 제외한 나머지 선수들은 높은 값(64.04%, 72.02%, 45.62%)을 보인다.R^2 값이 높을수록 회귀식에 포함된 독립변수의 개수가 많다. R^2 값과 독립변수 개수를 같이 살펴보면, R^2 값이 72.02%(선수 3번)인 경우는 11개(절편을 제외한 개수), 64.04%(선수 1번)인 경우는 10개, 45.62%(선수 4번)인 경우는 5개 등이다. 독립변수의 개수가 많다는 건 그 만큼 양궁 슈팅 동작에서 사지뿐만 아니라 머리, 목, 허리의 움직임도 득점에 영향을 준다는 얘기이다. 그러나 선수 1번과 선수 4번의 자세에서 어느 것이 더 바람직한 양궁 슈팅 자세인지는 좀 더 많은 연구가 필요하다.

회귀계수는 해당 위치에 부착된 센서의 움직임이 1만큼 차이가 날 때 득점의 변화 정도를 나타내나 회귀식을 구성하는 독립변수들의 득점에 대한 상대적 중요도를 비교하고자 하면, Standardized Estimate를 계산하여야 한다. 앞 절에서 도출된 회귀모델의 요약표 중 마지막 열에 이를 각각 나타내었다. Standardized Estimate의 수치를 이용하여 득점에 더 많은 영향력을 행사하는 특정 신체 부위의 움직임을 결정할 수 있다. 따라서, Standardized Estimate의 값은 양궁 선수의 슈팅 동작 습관을 살펴보는 또 다른 중요한 지표이다. 선수 1번과 선수 4번의 상대적 중요도(앞 절 표에 표시된 Standardized Estimate의 값)를 비교하면 선수 1번의 경우, 득점에 영향을 미치는 11개 독립변수 중, 높은 영향력을 행사하는 상위 4개(LTUy: -1.81379, LTUz: 1.38355, LTFy: 0.88570, LTFx: -0.75727)는 모두 미는 팔(왼팔의 상/하완)의 움직임들이다. 즉, 득점의 변화는 미는 팔의 움직임에서 크게 기인한다고 볼 수 있다. 반면에, 선수 4번의 경우, 득점에 영향을 미치는 5개 독립변수 중, 높은 영향력을 행사하는 상위 2개(RTUy: -0.60308, RTUx: 0.50498)는 모두 당기는 팔(오른팔의 상/하완)의 움직임들이다. 즉, 득점의 변화는 당기는 팔의 움직임에서 크게 기인한다고 볼 수 있다. 즉, 선수1번의 경우는 미는 팔의 움직임이 득점의 변화에 크게 기여하고 선수 4번의 경우는 당기 팔의 움직임이 득점의 변화에 크게 기여함으로 선수 별로 다른 훈련 방법이 필요함을 알 수 있다.

흥미로운 것은 4명 선수의 득점에 대한 상대적 중요도 중 가장 큰 값을 살펴보면, 절편 값과 무관하게 모두 '-' 부호를 가지며 각각 -1.81379, -0.42269, -1.38881, -0.60308이다. 이는 적어도 본 연구에 참여한 4명의 선수 모두 상기 독립변수가 의미하는 움직임을 줄이면 득점을 크게 향상 시킬 수 있다.

비록 분석인원이 4명으로 제한적이긴 하지만, 위의 결과를 종합해보면, 4명의 선수 모두 득점에 영향을 미치는 신체 특정 부위의 움직임을 결정할 수 있고, 각 회귀모델에서 독립변수에 따른 선수 별 차이는 개인의 슈팅 동작 습관에 기인하는 것으로 생각된다. 득점에 대한 상대적 중요도는 선수 별로 득점에 크게 기여하는 신체 특정 부위를 결정할 수 있어, 이에 따른 선수 별 훈련 방법을 개발할 수 있을 것으로 판단된다.

2. 4명의 평균값을 이용한 회귀모델

4명 양궁선수의 평균 데이터를 이용하여 회귀모델을 도출하였고 아주 낮은 유의수준 (0.75%)에서 회귀모델과 회귀계수가 유의한 것을 볼 수 있으며, 득점에 영향을 미치는 신체 부위는 LTFy(bow/left forearm)와 LTSx (left shank)의 움직임으로, 즉, 선수의 득점은 미는 팔 전완 (y축은 상하방향)과 왼쪽 다리의 움직임 (x축은 상하방향)에 의해 크게 영향 받음을 알 수 있다. 4명의 선수 모두 왼팔을 미는 팔로 사용하며, 왼발이 오른 발에 비해 앞 선

자세를 취하고 있다. 상대적 중요도를 살펴보면, 다리 부위 움직임이 팔 부위 움직임보다 3.87배 (3.86734=0.97252/0.25147) 영향력이 더 큼을 알 수 있다. 이는, 4명의 선수 모두 팔보다는 하지(하체)의 움직임을 줄여 보다 안정적인 자세를 유지하는 것이 더 높은 득점을 얻을 수 있음을 의미한다. 본 결과는 이와 같은 방법으로 선수 집단(본 연구에서는 4명)의 경향을 살펴볼 수 있다는 의미로 해석이 되며, 즉, 집단 내 선수들의 공통된 자세의 문제점 또는 반대로 바람직한 자세를 정의해 볼 수 있을 것으로 판단되나, 이는 향후 보다 많은 분석인원과 더 높은 수준의 선수들의 데이터와의 비교를 통해, 일반화된 결과를 도출해야 한다.

Conclusion

본 연구는 양궁 슈팅 동작에서 조준 패턴과 득점과의 관계는 회귀모델로 설명이 되어짐을 보였으며, 아래와 같은 결과를 도출하였다. 첫째, 4명 선수에 대한 회귀모델 각각의 유의수준은 0.12%, 1.61%, 0.55%, 0.4%이며, 즉, 비교적 낮은 (<2%) 유의수준을 보여줌으로써, 도출된 회귀모델이 모두 유의함을 의미하며; 둘째, 상기 도출된 회귀모델들에서, 득점에 관한 변동의 몇 %정도를 회귀모델의 변수(독립변수)들에 의해 설명되는지를 나타내는 R^2 값은 각각 64.04%, 27.93%, 72.02%, 45.62%이며, 이는 두 번째 선수를 제외하고 도출된 회귀모델들이 상당히 높은 설명력 (>40%)을 가짐을 보여주며; 셋째, 상기 도출된 회귀모델들에서, 각 회귀모델을 설명하는 파라미터(또는 회귀계수)들의 유의수준 중 가장 큰 값은 각각 1.26%, 4.58%, 5.1%, 4.98%이며, 이는 세 번째 선수를 제외하고, 5% 유의수준에서 도출된 회귀모델들의 파라미터가 유의함을 의미하며; 넷째, 선수의 슈팅 동작 습관을 살펴보는 또 다른 중요한 지표로서의 상대적 중요도도 함께 제시하였다.

상기 도출된 회귀모델들을 진일보 분석한 결과, 다음과 같은 결론을 얻었다. 첫째, 4명 선수 별로 서로 다른 회귀모델들이 도출되었고 즉, 회귀모델을 설명하는 변수가 서로 다르다는 것은 득점에 영향을 주는 신체의 부위 및 방향 (3축 중 하나)이 다르다는 것, 이는 이미 습관화된 양궁 슈팅 동작에 있어서 선수 별로 차이가 있음을 의미하며, 선수 별 회귀모델의 파라미터 및 상대적 중요도 분석을 통해 개인별 코칭이 가능하며; 둘째, 본 연구의 한계도 확인하였다. 바람직한 양궁 슈팅 자세에 대한 일반화, 회귀모델의 낮은 R^2 값 등은 데이터 처리와 통계분석 방법에 있어서 향후 지속적인 연구가 필요하다.

마지막으로, 본 연구에서 제시한 DTW를 이용한 데이터 추출 및 회귀분석을 이용한 통계적 분석 방법은 개인별 양궁 득점 향상을 위한 효과적인 분석 수단으로 활용 가능할 것으로 기대한다. 또한 본 연구에서 사용한 이러한 접근방법들은 양궁 외에도 동작분석을 위한 스포츠 과학 분야의 다양한 시스템에 적용될 수 있다.

Reference

Ertan, H. (2009). Muscular activation patterns of the bow arm in recurve archery. *Journal of Science and Medicine in Sport, 12*(3), 357-360. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.jsams.2008.01.003

Horsak, B., & Heller, M. (2011). A three-dimensional analysis of finger and bow string movements during the release in archery. [Article]. *Journal of Applied Biomechanics, 27*(2), 151-160.

Hyun, S.-H., Kim, Y.-P., & Ryew, C.-C. (2016). Effects of Fatigue Induction on Ground Reaction Force Components, Postural Stability, and Vertical Jump Performance in Taekwondo Athletes. *Korean Journal of Sport Biomechanics, 26*(2), 143-151. doi: 10.5103/KJSB.2016.26.2.143

Keogh, E., & Ratanamahatana, A. (2004). Everything you know about dynamic time warping is wrong. *3rd Workshop on Mining Temporal and Sequential Data, in conjunction with 10th ACM SIGKDD Int. Conf. Knowledge Discovery and Data Mining (KDD-2004), Seattle, WA*. doi: citeulike-article-id:3463163

Keogh, E., & Ratanamahatana, A. C. (2004). Exact indexing of dynamic time warping. [journal article]. *Knowledge and Information Systems, 7*(3), 358-386. doi: 10.1007/s10115-004-0154-9

Kian, A., Ghomshe, F. T., & Norang, Z. (2013). Comparing the ability of controlling the bow hand during aiming phase between two elite and beginner female compound archers: A case study. *European Journal of Experimental Biology, 3*(4), 103-111.

Kim, J.-S., Cho, H., Han, B.-R., Yoon, S.-Y., Park, S., Cho, H., . . . Lee, H.-D. (2016). Comparison of Biomechanical Characteristics of Rowing Performance between Elite and Non-Elite Scull Rowers: A Pilot Study. *Korean Journal of Sport Biomechanics, 26*(1), 21-30. doi: 10.5103/KJSB.2016.26.1.21

Kim, M.-S. (2016). The Kinematic Factors of Physical Motions During Air Pistol Shooting. *Korean Journal of Sport Biomechanics, 26*(2), 197-204. doi: 10.5103/KJSB.2016.26.2.197

Ko, M. H., West, G., Venkatesh, S., & Kumar, M. (2008). Using dynamic time warping for online temporal fusion in multisensor systems. *Information Fusion, 9*(3), 370-388. doi: http://dx.doi.org/10.1016/j.inffus.2006.08.002

Polak, E., Kulasa, J., VencesBrito, A., Castro, M. A., & Fernandes, O. (2016). Motion analysis systems as optimization training tools in combat sports and martial arts. *Revista de Artes Marciales Asiáticas, 10*(2), 105-123.

Quan, C.-H., Cho, W.-H., Kwon, J., & Lee, S. (2016). A Method for Measuring Similarity of Movement during Archery Shooting. *International Conference on Information, System and Convergence Applications (ICISCA 2016),* Chiang Mai.

Stuart, J., & Atha, J. (1990). Postural consistency in skilled archers. *Journal of Sports Sciences, 8*(3), 223-234. doi: 10.1080/02640419008732148