KJSB

Korean Journal of Sport Biomechanics 2021; 31(2): 87-94
http://dx.doi.org/10.5103/KJSB.2021.31.2.87
http://e-kjsb.org eISSN 2093-9752

ORIGINAL

Quantitative Golf Swing Analysis based on Kinematic Mining Approach

데이터마이닝을 활용한 골프 스윙 최적화 분석

Kyu Jong Lee[1], Okhyun Ryou[2], Jihoon Kang[2]

[1]Data Analytics Group, SAMSUNG SDS, Seoul, South Korea
[2]Department of Business Administration, Korea Polytechnic University, Siheung, South Korea

Received : 22 January 2021
Revised : 19 April 2021
Accepted : 20 April 2021

Corresponding Author
Jihoon Kang
Department of Business Administration, Korea Polytechnic University, Gong Hak Gwan G-dong 311, 237, Sangidaehak-ro, Siheung-si, Gyeonggi-do, 15073, South Korea
Tel : +82-31-8041-0687
Fax : +82-31-8041-0689
Email : jhkang82@kpu.ac.kr

Objective: Identification of meaningful patterns and trends in large volumes of unstructured data is an important task in various research areas. In the present study, we gathered golf swing image data and did quantitative analysis of swing image.

Method: We collected golf swing images of 30 novice players and 30 professional players in this study.

Results: We selected important features of swing posture and employed data mining algorithm to classify whether a player is an expert or a novice. Moreover, our proposed method could offer quantitative advices for golf beginners for correcting their swing.

Conclusion: Finally, we found a possibility that our proposed method can be expanded to golf swing correction system

Keywords: Classification algorithms, Optimization, Feature selection, Golf swing image analysis

INTRODUCTION

최근 골프의 대중화로 인해 골프인구는 매년 증가하고 있으며, 일반 국민들의 관심도 또한 증가하고 있는 상황이다(Kim et al., 2009; Zheng et al., 2008). 골프 경기는 각 코스 별로 샷의 수를 가능한 적게 하면서 정해진 홀에 공을 넣는 스포츠로서 경기력 향상을 위해서는 무엇보다도 안정된 자세와 유연하고 힘있는 스윙을 구사해야 한다고 알려져 있다(Owens & Bunker, 1989). 골프 스윙은 고도의 기술과 과학적인 분석을 요구하는 운동으로 신체 분절들의 회전운동과 관절들의 복잡하고 연속적인 회전 동작으로 이루어져 있다(Egret et al., 2003). 이러한 스윙의 복잡성으로 인해 스윙 동작을 분석하기 위한 다양한 연구가 선행되었다.

Shin & Ko (2003)은 골프 드라이버 스윙 시 운동학적 변인 분석을 3차원 영상 분석을 통하여 수행하였다. 클럽의 스윙 속도 및 신체 관절의 각도 변화를 통해서 스윙 동작의 운동학적 원리를 제시하였다(Shin & Ko, 2003). Lee, Yang & Kim (1998)은 골프 스윙 동작 시 신체의 변화를 분석하기 위하여 카메라 및 비디오 동작 분석기 등을 활용한 실험을 수행하였고, 골프 스윙 시 클럽의 길이에 따라 피험자 스윙 동작의 특징과 무게 중심이 어떻게 변화하는 가를 살펴보았다. 상기 연구에서는 숙련자 및 초보자의 스윙 시 관절 각도의 및 무게 중심의 이동에 차이가 있음을 밝혔지만, 통계적인 방법론이 아닌 정성적인 방법론을 통한 분석에 그쳤다는 한계가 있다(Lee, Yang & Kim, 1998). 최근의 연구 동향을 살펴보면 머신러닝 알고리즘을 활용하여 영상 속의 동작추출의 정확도를 높인 연구 사례들이 존재한다. Chang & Nam (2013)은 랜덤 포레스트 알고리즘을 활용하여 영상 속에서 사람의 동작을 추출하는 연구를 진행하였으며, 골프 스윙과 같이 몸의 일부가 가려지는 상황에서도 관절 구조의 검출이 가능함을 확인하였다(Chang & Nam, 2013). 또한 스윙 동작에 대해 머신러닝 알고리즘을 활용하여 분석을 진행한 연구도 확인할 수 있다. Johansson, König, Brattberg, Dahlbom & Riveiro (2015)은 275명의 골퍼를 대상으로 트랙맨 데이터를 분석하여 숙련자와 비숙련자의 차이를 분석 하는 연구를 수행했다. 트랙맨 데이터의 요약통계량 및 머신러닝 알고리즘을 기반으로 숙련자와 비숙련자를 분류하는 모델을 구축하였으며, 골프 전문가의 수준과 유사한 분류 정확도를 보임을 확인하였고, 숙련자와 비숙련자를 구분하는데 중요한 요인들을 확인하였다(Johansson et al., 2015). 본 논문은 초보자와 전문가의 스윙을 구분하는 주요 요인에 대한 확인은 물론 전문가의 스윙과 유사하게 만들기 위한 정량적인 분석이 추가되었다는 점에서 차별점이 있다고 하겠다.

Copyright © 2021 Korean Journal of Sport Biomechanics
This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/) which permits unrestricted noncommercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

본 연구는 영상에서 동작을 인식하고 이를 분석하는 과정의 토대가 되는 연구로서, 골프 스윙 이미지 분석을 통해 골프 스윙 동작을 정량화 하고 데이터마이닝 알고리즘을 활용하여 초보자와 전문가의 스윙 동작을 분류하였다. 또한 스윙 동작의 어떤 부분이 전문가와 초보자의 차이를 보이는지 확인함을 통해 초보자들이 스윙을 교정하는데 가이드라인을 제시할 수 있음을 확인하고자 한다. 특히 본 논문에서 활용한 의사결정나무 알고리즘 및 최적화 방법론을 통해서 전문가의 스윙과의 차이를 정량적으로 판단해 볼 수 있다는 점에서 그 의미가 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장(Data)에서는 본 연구에서 분석한 이미지 데이터와 이를 정량화하여 어떻게 골프 스윙 동작을 측정하였는지에 대하여 서술하였다. 3장(Method)에서는 분석에 활용한 데이터마이닝 알고리즘에 대하여 서술하였고, 4장(Results)에서는 알고리즘 적용 결과 및 스윙 동작의 어떤 부분이 초보자와 전문가의 스윙을 구분하는지에 대하여 나타내었고 최적화(optimization)v방법을 활용, 전문가에 가까운 최적의 스윙패턴을 수학적으로 산출하는 방법에 대해 서술하였다. 5장(Discussion & Conclusion)에서는 연구의 결론과 향후 연구 방향에 대하여 기술하고 있다.

1. Data

본 연구에서는 PGA 선수 30명과 골프 초보자 30명의 스윙 영상을 습득하였다. 골프 초보자의 스윙 영상은 2010년 국내 한 대학의 교양 골프 수업 수강생 30명을 대상으로 촬영한 스윙 영상을 토대로 하였다. 참고로(Figure 1~3)의 예시 이미지 중 프로 골퍼의 이미지는 저작권이 등록되어 있지 않은 구글 이미지를 활용하였고 초보자의 스윙은 본 논문 저자의 이미지를 활용하였다. 나타낸 골프 스윙 과정은 총 5단계로 구분되는데 스윙의 질을 결정하는데 있어 중요하다고 여겨지는 두 동작인 백스윙(back swing)과 팔로스루(follow through) 동작의 이미지를 선정하였다(Cho & Lee, 2005; Leadbetter, 1990). 프로 골퍼와 아마추어 골퍼의 백스윙 동작과 팔로우 동작의 예시가 Figure 1과 Figure 2에 나타나 있다.

각 이미지 별로 스윙 동작의 특성을 측정하기 위하여 11개의 측정점을 선정하였다. 11개의 측정점은 Plagenhoef, Evans & Abdelnour (1983)의 인체 분절 자료를 바탕으로 선정되었으며, 선정된 측정점이 Figure 3에 나타나 있다. Figure 3의 A와 C는 각각 백스윙 자세와 팔로스루 자세의 측정점들이 표시되어 있고, B와 D에 연결된 직선의 각도를 측정함으로써 각 스윙 동작을 측정하기 위한 변수들을 계산하였다. 연산된 15개의 변수의 목록과 상세 설명이 (Table 1)에 설명되어 있다. 해당 변수의 선정은 프로 골프 선수의 자문을 통해 운동학적인 중요도를 확인하였다(Meister et al., 2011).

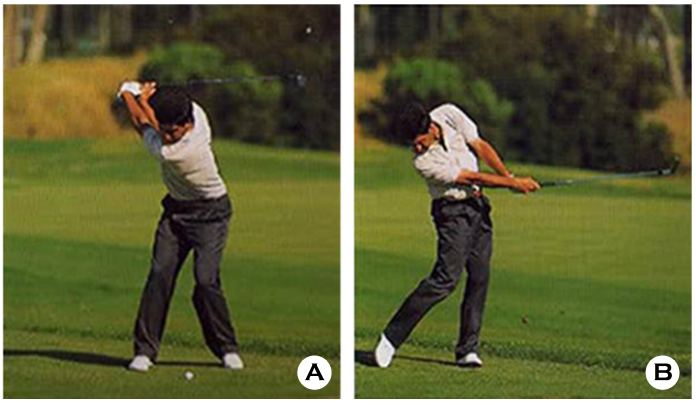

Figure 1. An example of (A) back swing and (B) follow through images of a professional golfer

Figure 2. An example of (A) back swing and (B) follow through images of an amateur golfer

Figure 3. Selected feature points and connected lines from the images of a golf expert.

Table 1. List and description of variables

Variable Names		Specification
Back swing	Left elbow	Angle of left upper and lower arms
	Body	Bending angle of body
	Head to ground	Angle of head and ground
	Right knee	Angle of right knee
	Left knee	Angle of left knee
	Right foot	Angle of right leg and ground
	Left foot	Angle of left leg and ground
Follow through	Left elbow	Angle of left upper and lower arms
	Body	Bending angle of body
	Head to ground	Angle of head and ground
	Right knee	Angle of right knee
	Left knee	Angle of left knee
	Right foot	Angle of right leg and ground
	Left foot	Angle of left leg and ground

METHOD

1. 변수 선택 알고리즘

변수 선택 알고리즘은 데이터가 갖고 있는 여러 변수 가운데 종속변수와 긴밀한 관계를 갖는 유의한 독립변수들을 찾아내고 불필요한 변수들은 제거함으로써 계산복잡도와 정확성 측면에서 효율성을 꾀하는 기법이다. 본 연구에 활용한 변수 선택 알고리즘은 *F*-test를 활용한 ANOVA 기법으로써 초보자와 전문 골퍼와의 유의한 차이를 보이는 변수(자세 각도)를 발견하였다. 변수 선택에 대한 보다 자세한 설명과 다양한 기법엔 대한 소개는 Saeys, Inza & Larranaga (2007)과 Kira & Rendel (1992)에서 참고할 수 있다.

2. 분류 알고리즘

1) Classification & regression trees (CART)

CART 알고리즘은 의사결정나무 기법 중의 하나로서 관측치의 분류 및 예측 문제에 널리 활용되고 있다. CART 알고리즘은 종속변수를 가장 잘 분류하도록 독립변수 공간을 겹치지 않는 사각형의 영역으로 반복하여 분할하는 과정에서 지니 지수(Gini index)와 같은 척도를 기준으로 어떤 독립변수를 분할할 변수로 선택할 것인지 그리고 어떤 값에서 분할할 것인지 여부를 결정한다. 의사결정나무는 종속변수를 분류 혹은 예측하는 의사결정규칙을 if-then 규칙의 계층 구조로 표현하기 때문에 사용자가 쉽게 이해하고 해석할 수 있다는 장점이 있다 (Breiman, Friedman, Olshen & Stone, 1984; Choi & Seo, 1999).

2) k-nearest neighbor (kNN)

kNN 알고리즘은 분류 혹은 예측하고자 하는 관측치와 근접한 k개의 관측치를 이용하여 분류 및 예측을 수행하는 알고리즘이다. kNN 알고리즘의 적용을 위해서 사용자가 고려해야 할 두 가지의 사항이 있는데, 이는 근접한 이웃 점의 개수(k)와 거리척도(distance metric)이다. 보통 k의 결정은 여러 개의 k값을 변화시켜 가며 분류 성능을 최대화하는 값을 사용하고, 거리척도는 사용자의 분석 목적에 맞게 결정한다 (Tan & Steinbach, 2006). 본 연구에서 k는 5로 결정하였고, 거리척도는 유클리드(Euclidean) 척도를 사용하였다.

3) Support vector machine (SVM)

Support vector machine (SVM)은 분류와 예측 문제에 모두 적용할 수 있는 비선형 예측 알고리즘으로써 통계적 학습이론을 기반으로 하고 있다. SVM의 기본 아이디어는 데이터를 분류할 수 있는 가능한 큰 마진(margin)을 갖는 초평면(hyperplane)을 찾는 것이다. 잘 분류되지 않는 비선형 문제의 경우, 커널함수를 활용한 고차원 사상을 통해 새로운 공간에서의 SVM 선형 판별을 수행할 수 있게 되며 데이터의 변수가 다수이면서 복잡한 분류 경계를 갖는 경우 기존의 모델에 비해 성능이 탁월하다고 알려져 있다(Cristianini & Shawe-Taylor, 2000). 본 논문의 분류모델 구축에 있어서는 커널함수로써 RBF (radial basis function)을 활용하였으며 정규화 파라미터인 $C = 1.0$으로, 오차허용범위인 $\epsilon = 0.1$을 default 파라미터로 설정하였다.

4) Logistic regression

Logistic regression은 종속변수가 이항분포(Binomial distribution)를 따르고 모델의 모수(즉, 대표적으로 각 클래스(y)의 확률을 의미)가 독립변수(x)의 영향을 통해 결정된다는 가정을 기반으로 한다. 출력값(ouput)을 연속형 변수가 아닌 확률 변환을 위해 시그모이드(sigmoid) 함수를 활용하게 되는데 이 중, 로지스틱(logistic)함수를 일반적으로 분류 모델링에 활용하게 되고 다음과 같은 형태로 표현한다.

$$logistic(z) = \frac{1}{1 + e^{-x}}$$

이는 0과 1, 두 가지 클래스 정보를 갖고 있다고 가정했을 때, 1이 나올 확률 p와 0이 나올 확률 1-p를 odd ratio(승산비)라고 하며, 이 odd ratio의 로그 변환한 함수를 로짓(logit)함수라고 한다. 로짓함수는 음의 무한대에서 양의 무한대까지의 범위를 갖기 때문에 이를 0과 1사이의 값을 갖도록 변화시킨 것이 로지스틱함수의 특징이다 (Freedman, 2009). Logistic regression의 모수(회귀분석의 계수를 의미)는 최대가능도 추정(MLE: Maximum Likelihood Estimation)를 통해 추정하며 출력확률값이 0.5보다 클 경우, 1 클래스를, 0.5보다 작을 경우, 0클래스로 관측치의 label을 예측한다.

특히, 이후 4.5절에서는 해당 함수를 활용, 수학적으로 전문 골퍼로 판단할 수 있도록, 즉, P(전문 골퍼|아마추어)를 최대화시키는 수리최적화를 통해, 골프 스윙에 대한 최적 진단법을 제시하고자 한다.

RESULTS

1. PCA를 통한 데이터 시각화

골프 선수들의 스윙 동작 측정 데이터의 시각화를 위하여 대표적인 차원 축소법의 하나인 주성분 분석(principal component analysis)를 이용한 결과가 (Figure 4)에 나타나 있다. 주성분 분석은 대표적인 변수 추출(feature extraction) 방법으로써 분산의 크기를 최대로 하는 변수를 찾아 데이터를 축소하여 데이터가 갖고 있는 정보를 용이하게 표현해 주는 분석법이다. 추출된 새로운 변수(PC)는 다음과 같이 기존의 모든 변수들의 선형결합(linear combination)으로 구할 수 있으며 새로운 변수 간에는 독립, 즉 상관관계가 존재하지 않는다는 특성을 지니고 있다(Jolliffe, 2002).

$$PC_1 = a_{11}X_1 + a_{12}X_2 + \cdots + a_{1p}X_p$$

$$PC_2 = a_{21}X_1 + a_{22}X_2 + \cdots + a_{2p}X_p$$

$$\vdots$$

$$PC_p = a_{p1}X_1 + a_{p2}X_2 + \cdots + a_{pp}X_p$$

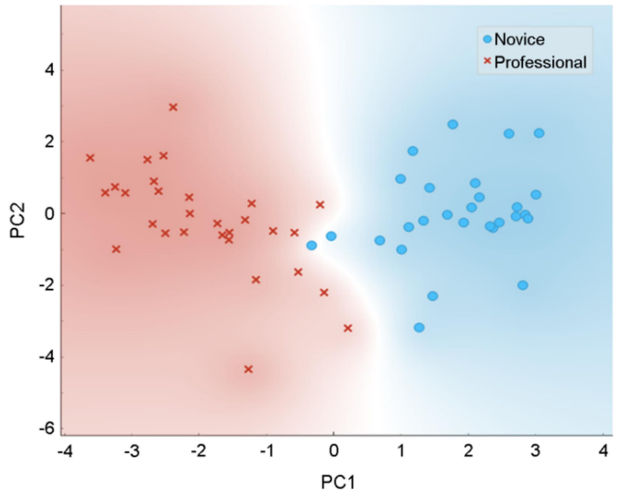

Figure 4. Visualization of 60 players in the reduced dimensions by PCA.

(Figure 3)을 통해 골프 전문가와 초보자의 스윙 동작이 추출된 2개의 주성분(PC1, PC2) 좌표 상에서 충분히 구분되고 있음을 확인할 수 있다. 이를 통해 전문가의 스윙과 초보자의 스윙 동작이 차이를 보이고 있음을 확인할 수 있으며, 분류 알고리즘을 통해 전문가의 스윙과 초보자의 스윙을 정확하게 분류할 수 있을 것이라 기대할 수 있다.

2. 변수 선택(feature selection) 결과

ANOVA를 활용한 결과, 초보자와 전문 골퍼의 유의한 차이를 보이는 변수들을 유의수준 α=0.05에서 7개, α=0.01에서 5개 발견하였다. 각 스윙 모션 별 통계량 값과 *F*-test 결과는 (Table 2)를 통하여 확인할 수 있다.

Table 2. *F*-test results for selecting important variables

Variable	Statistic	Novice	Professional	*F*-test	*p*-value
Arm	Mean	27.2	30.3	0.352	.561
	Standard deviation.	15.44	5.908		
	Standard error	4.883	1.868		
	Degree of freedom	30	30		
Body	Mean	151.7	149.8	0.073	.79
	Standard deviation.	17.134	14.133		
	Standard error	5.418	4.469		
	Degree of freedom	30	30		
Head-ground (B)	Mean	83.1	86.2	3.995	.061
	Standard deviation.	3.985	2.86		
	Standard error	1.26	0.904		
	Degree of freedom	30	30		
Head-ground (F)	Mean	91.9	83.6	28.797	.000**
	Standard deviation.	4.228	2.459		
	Standard error	1.337	0.777		
	Degree of freedom	30	30		
Left elbow (B)	Mean	136.1	142.2	0.805	.331
	Standard deviation.	15.228	15.179		
	Standard error	4.815	4.8		
	Degree of freedom	30	30		
Left foot (B)	Mean	54	66.1	4.936	.038*
	Standard deviation.	5.676	6.315		
	Standard error	1.795	1.997		
	Degree of freedom	30	30		
Left foot (F)	Mean	75.3	84	11.39	.003**
	Standard deviation.	6.183	5.312		

Table 2. *F*-test results for selecting important variables (Continued)

Variable	Statistic	Novice	Professional	*F*-test	*p*-value
Left foot (F)	Standard error	1.955	1.68		
	Degree of freedom	30	30		
Left knee (B)	Mean	161.1	149.6	20.307	.000**
	Standard deviation.	11.14	11.881		
	Standard error	3.523	3.757		
	Degree of freedom	30	30		
Left knee (F)	Mean	183.1	180.4	0.315	.581
	Standard deviation.	13.707	6.586		
	Standard error	4.334	2.083		
	Degree of freedom	30	30		
Right elbow (F)	Mean	159	177.9	24.599	.000**
	Standard deviation.	11.69	2.923		
	Standard error	3.697	0.924		
	Degree of freedom	30	30		
Right foot (B)	Mean	67.4	69.5	0.614	.044
	Standard deviation.	6.293	5.681		
	Standard error	1.99	1.797		
	Degree of freedom	30	30		
Right foot (F)	Mean	57.6	59.4	0.315	.582
	Standard deviation.	6.851	7.486		
	Standard error	2.166	2.367		
	Degree of freedom	30	30		
Right knee (B)	Mean	166.7	173.8	5.76	.027*
	Standard deviation.	6.183	7.021		
	Standard error	1.955	2.22		
	Degree of freedom	30	30		
Right knee (F)	Mean	149	144.4	0.43	.520
	Standard deviation.	11.045	19.248		
	Standard error	3.493	6.087		
	Degree of freedom	30	30		
Waist	Mean	167.1	143	21.9	.000**
	Standard deviation.	14.441	7.528		
	Standard error	4.567	2.38		
	Degree of freedom	30	30		

Note. *indicates significant difference at $\alpha = 0.05$, **indicates significant difference at $\alpha = 0.01$

(Figure 5)는 유의수준 α=0.01일 때 유의하다고 나타난 다섯 개의 변수에 대하여 그림으로 설명하고 있다(Figure 5). A는 백스윙 시 왼쪽 무릎의 각도로 선수의 무게 중심이 이동했는지를 대변할 수 있는 척도가 되고, B는 팔로스루 자세에서 머리와 지면이 이루는 각도로서 스윙 동작에서 머리가 움직이지 않고 고정되어 있음을 평가하는 척도가 된다. C는 오른 팔꿈치의 각도로서 스윙 동작에서 가장 중요한 요소 중에 하나이며, D는 팔로스루 자세에서 왼쪽 무릎이 이루는 각도로 중심 이동 후 몸을 지탱해주는 척도를 대변하고 있다. 마지막으로 E는 허리가 휘어진 정도로서 임팩트 후 얼마나 허리와 엉덩이가 회전하였는지를 나타내고 있다. 앞서 나열한 다섯 가지의 항목들은 골프 스윙 동작에서 스윙의 질을 결정하는 가장 중요한 요소로 알려져 있으며, 실제 전문가와 초보자들의 자세에서 뚜렷한 차이를 보이고 있는 부분이라 할 수 있겠다(Leadbetter, 1990). 변수 선택 알고리즘을 통해 실제 스윙을 평가하는데 중요하다고 알려져 있는 요소들을 통계적인 방법론을 통해 확인했다는 점에서 그 의미를 찾을 수 있다.

3. 분류(classification) 결과

본 연구에서는 제한된 샘플 개수(60개)에 대한 모델의 정합성을 계산하기 위하여 leave-one-out cross validation (LOOCV) 기법을 통해 CART, kNN, SVM, Logistic Regression (LR)의 분류 정확도를 계산하였다. LOOCV는 하나의 관측치를 검증 데이터(testing data)로 여기고, 해당 관측치를 제외한 나머지 관측치들을 학습 데이터로 활용하여 모델을 구축한 다음, 각 개별 관측치들을 하나씩 검증해 나가는 기법이다. LOOCV는 상대적으로 샘플의 개수가 제한되어 있을 때 효과적으로 활용할 수 있다(Picard and Cook, 1984). (Table 3)은 각각의 모델을 활용한 예측 정분류율을 비교하고 있다. LR 알고리즘이 가장 높은 정확도를 보이고 있으며, 이를 통해 골프 스윙 동작에서 신체 각 관절 사이의 각도를 이용해 전문가와 초보자의 스윙의 분류가 가능함을 유추할 수 있다.

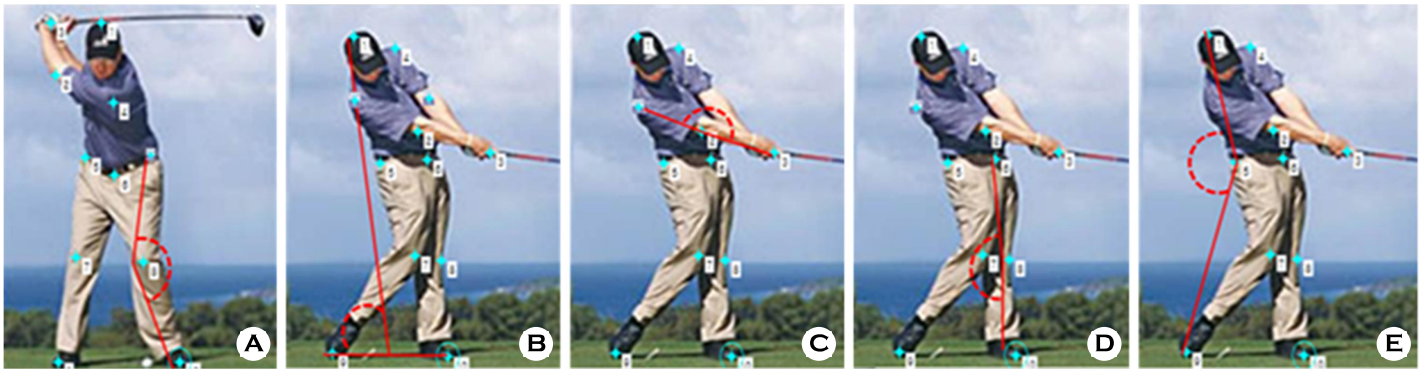

Figure 5. Image descriptions of 5 most important angles to characterize a professional player.

Table 3. Accuracy rates obtained by each classification algorithm with leave-one-out cross validation

	Models			
Classification accuracy	CART	kNN	SVM	LR
	0.88	0.95	0.93	**0.98**

4. 의사결정나무를 통한 스윙 교정 제안

(Figure 6)는 골프 스윙 동작에서 추출된 15개의 관절 사이의 각도 중에서 변수 선택 알고리즘을 통해 선택된 다섯 개의 변수를 이용하여 해당 선수가 초보자인지 전문 골퍼인지 분류하는 CART 모델의 결과이다. 전문가로 분류하는 의사결정규칙을 살펴보면, '우측 팔꿈치의 각도가 170° 이상이고, 허리의 휘어진 정도가 155.2° 이하이면, 해당 선수는 전문가로 분류한다'는 것을 확인할 수 있다. 이는 골프 스윙 동작에서 임팩트 과정부터 오른쪽 팔을 곧게 뻗어야 한다는 사실과 상통하는 결과이며, 스윙 시 허리 회전을 통해 중심 이동이 정확히 이루어질 때 올바른 스윙 동작이 수행된다는 사실을 뒷받침한다(Lee, Yang & Kim, 1998). 예를 들어, 데이터 분석에 활용된 1번 초보자의 경우, 우측 팔꿈치의 각도가 153°이며 허리 휘어진 각도가 187°인데, 모델의 가이드라인을 통해 팔로스루 시 우측 팔꿈치의 각도는 17° 가량 상승, 허리의 휘어진 각도를 22° 가량 줄이는 것(허리를 좀 더 전방으로 넣어서 예각을 형성함)을 통해 스윙을 보다 임팩트 있는 형태로 개선시킬 수 있음을 알 수 있다. 의사결정나무를 통해 확인한 전문가와 초보자를 구분하는 의사결정규칙을 활용하여, 사용자의 스윙 동작을 관측하였을 때 어떤 부분의 자세를 교정해야 스윙의 질을 향상시킬 수 있는지 가이드라인으로 활용할 수 있다.

5. 최적화(Optimization) 기법을 활용한 스윙 교정 제안

최적화 기법은 특정 제약 조건(constraints)하에서 목적함수(objective function)의 최대치와 최소치(maximization & minimization)를 찾는 방법을 통칭한다. 특히 목적함수의 해가 긍정적인 경우(ex. profit, efficiency 등)에는 최대화를, 부정적인 경우(ex. cost, risk 등)에는 최소화를 달성하고자 하는데, 본 논문의 경우에는, 목적함수를 스윙에 대한 데

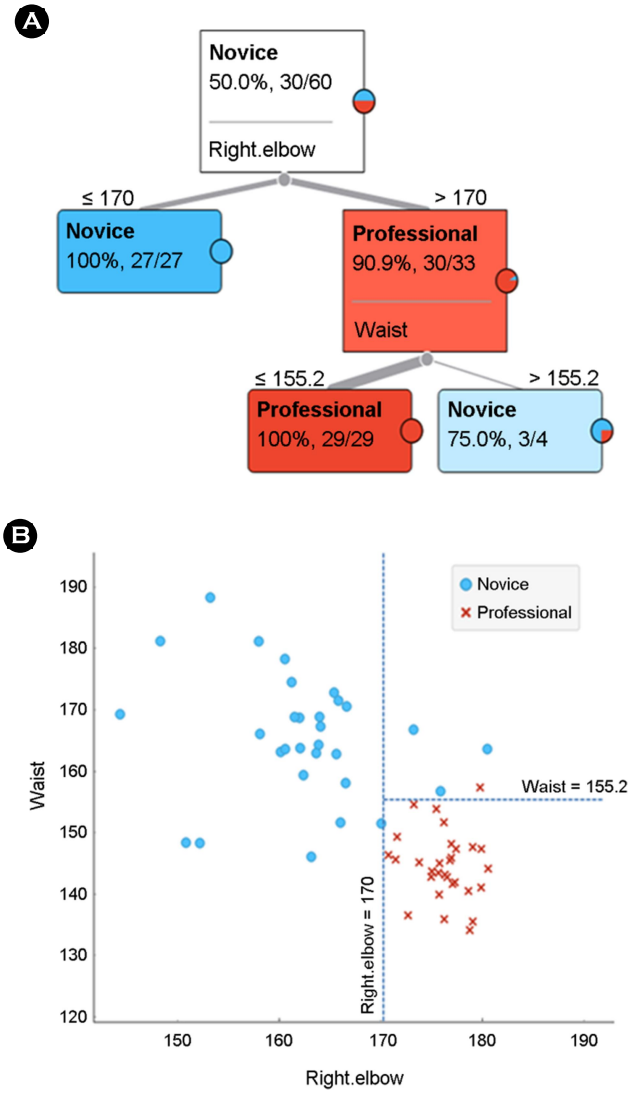

Figure 6. Decision tree result for classifying whether a player is novice or professional (A: Tree model with selected features, B: A scatter plot representing the optimal splits with decision tree algorithm)

이터를 관측하였을 때, 분류 모델의 산출물(로지스틱 회귀분석 알고리즘이 프로 골퍼 혹은 초보자로 구분 지을 확률값) 관점에서 프로 골퍼

의 스윙과 최대한 가까워지고자 함(P(*프로 골퍼* | x (*스윙 정보*)) 최대화)으로 볼 수 있다.

$$max_x P(y = Professional \mid x_i) = \frac{1}{1+e^{-\beta^T x}},$$
$$s.t. min(\hat{x_i}) < x_i < min(\hat{x_i})$$

($\hat{x_i}$은 Logistic regression 모델 학습에 활용된 데이터 셋의 i번째 변수를 의미)

즉, 위와 같은 형태의 식은 가장 프로 골프 선수들의 스윙 유형과 유사하도록 각각의 스윙 변수의 최적값을 추천해주는 목적함수라고 할 수 있다. 목적함수의 (계수)는 3장에서 적용하였던 LR 모델을 통해 산출된 값을 기반으로 한다. 위의 목적함수식의 최대화는 수식의 비선형성을 고려하여 수치최적화(numerical optimization), 혹은, 메타 휴리스틱스(meta heuristics) 같은 방법을 활용하여 해를 산출한다. 이 논문에서는 대표적인 메타 휴리스틱스 기법인 유전자 알고리즘(Genetic Algorithm: GA)을 해당 목적함수의 solver로 활용하였다(Holland, 1992).

본 논문의 분석에서는 GA의 대표적인 파라미터인 교차교배(cross-over)를 0.8, 돌연변이(mutation) 확률을 0.1로 설정하였으며 각 세대당 해의 개수(population size)를 1,000개로 설정하여 진행하였다. (Figure 7)의 결과를 통해, 6세대 진화 과정만에 도출된 최적의 해(solution)이 수렴해임을 알 수 있었으며, 빠른 수렴 속도를 통해 해당 GA 알고리즘이 해당 문제 해결에 적합한 solver로써 작동했음을 유추할 수 있다. (Table 4)는 수렴된 GA 결과에 의해 추천된 최적 스윙 조건을 나타내고 있다. 특히, 프로 골퍼와 초보자가 가장 유의한 차이를 보이는 팔로스루 시의 우측 팔꿈치와 허리 스윙 각도는 가장 프로의 형태와 가까운 값이 각각 161°, 163°로 표현하고 있는데 이는 팔로스루 구간에서 최대한 오른팔을 펴야 한다는 일반론, 그리고 강한 임팩트를 위해 하체의 체중 이동을 통해 유발되는 허리의 휘어짐 등과 매칭되는 결론을 보이고 있다. 위에서 언급한 의사결정나무 활용 사례와 마찬가지로 예를 들어 본다면(Table 4의 최적 스윙값과 비교), 1번 초보자의 경우, 우측 팔꿈치의 경우 약 8° 가량 상승, 허리 각도는 약 23° 가량 줄이는 것을 추천할 수 있다(McLean, 2003). 의사결정나무 모델에서 도출하는 최적 스윙 조건과 수치 측면에서 차이는 존재하지만, 전체적으로는 유사한 수준의 결과를 나타내고 있으며, 모든 변수에 대한 최적 스윙 조건을 표현하고 있어 보다 세부적인 가이드라인을 제공할 수 있다는 점에서 높은 활용성을 기대할 수 있다.

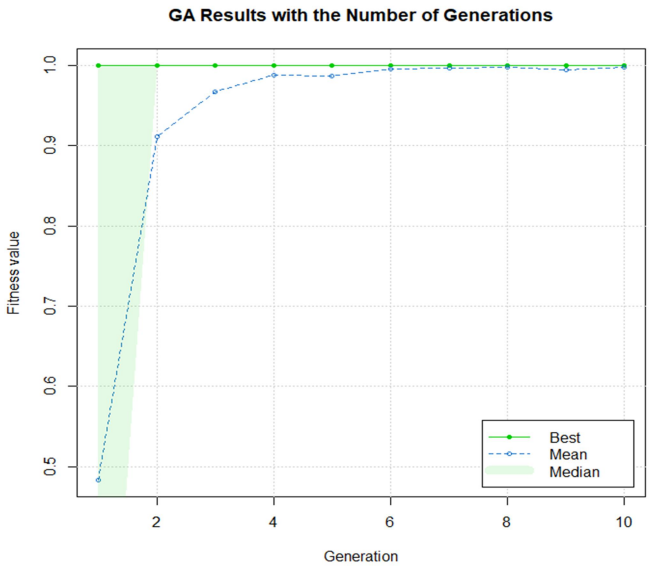

Figure 7. The number of generations in GA algorithm leading up to convergence

Table 4. Optimal decision variables maximizing the likelihood of being professional golfer through genetic algorithm

Variable	Optimal value
Left elbow	144.7611
Body	157.2144
Head-ground (B)	81.45136
Right knee (B)	173.058
Left knee (B)	152.764
Right foot (B)	70.57847
Left foot (B)	59.37092
Right elbow	161.0418
Arm	36.02409
Head ground (F)	87.02426
Right knee (F)	153.7403
Left knee (F)	195.5553
Waist	163.2668
Right foot (F)	61.97652
Left foot (F)	77.52163

DISCUSSION

본 연구의 한계점으로 두 가지 사항을 고려해 볼 수 있다. 첫째는 샘플 수의 부족이다. 30명의 초보자와 30명의 전문가를 대상으로 분석하여 유의미한 결론을 유도했지만, 향후에 좀 더 많은 선수들의 영상을 대상으로 분석한다면 더욱 정확한 결론을 이끌어 낼 수 있을 것이라 기대한다. 둘째는 스윙의 질(quality)를 결정짓는 자세에 대해 제한적인 2차원 이미지 데이터(백스윙, 팔로스루)를 분석하였다는 점이다. 실제로 보다 정밀한 스윙 동작의 측정 및 분석을 위해서는 3차원 입체 영상을 대상으로 전체적인 스윙 자체를 분석해야 할 필요성이 있다고 여겨지며 향후, 다양한 인공지능 기법과 영상 처리 방법론을 적용하여 방법론을 고도화할 예정이다.

CONCLUSION

본 연구에서는 머신러닝 알고리즘 및 수학적 기법을 통하여 골프 스윙 동작에 대한 정량적인 분석을 수행하였다. 일단 스윙 영상으로부터 대표 이미지를 추출하고, 추출된 이미지에서 신체의 각 관절들을

특징점으로 선정하여 각 관절 사이의 각도를 측정함으로써 스윙 동작을 평가할 수 있는 척도를 마련하였다. 변수 선택 알고리즘을 통해 전문가의 스윙 동작과 초보자의 스윙 동작이 뚜렷한 차이를 보임을 확인하였고, 다양한 종류의 분류 알고리즘의 적용을 통해 정량적인 판별이 가능함을 확인하였다. 또한 의사결정나무 모델과 최적화 알고리즘 등의 적용은 실제 사용자들이 스윙을 교정하는데 있어 그 가이드라인을 마련해 준 다는 점에서 큰 의미를 찾을 수 있다.

ACKNOWLEDGEMENT

"This study was supported by the Academic Promotion System funded by the Korea Polytechnic University (2020S02241)".

REFERENCES

Breiman, L., Friedman, J. H., Olshen, R. A. & Stone, C. J. (1984). *Classifcation and Regression Trees*, Monterey: Wadsworth and Brooks/Cole.

Chang, J. Y. & Nam, S. W. (2013). Fast Random-Forest-Based Human Pose Estimation Using a Multi-scale and Cascade Approach. *ETRI Journal*, *35*(6), 949-959.

Cho, C. H. & Lee, K. C. (2005). Optimum Swing Action of Golf. *Journal of Coaching Development*, *7*(3), 37-45.

Choi, J. H. & Seo, D. S. (1999). Application of data mining decision trees. *Statistical Analysis Research*, *4*(1), 61-83.

Cristianini, N. & Shawe-Taylor, J. S. (2000), *An Introduction to Support Vector Machines and Other Kernel-based Learning Methods*. *1st edition.* Cambridge: Cambridge University Press.

Egret, C. I., Vincent, O., Weber, J., Dujardin, F. H. & Chollet, D. (2003). Analysis of 3D kinematics concerning three different clubs in golf swing. *International Journal of Sports Medicine*, *24*(06), 465-470.

Freedman, D. A. (2009). *Statistical models: theory and practice*. cambridge university press.

Holland, J. H. (1992). *Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology*, control, and artificial intelligence. MIT press.

Johansson, U., König, R., Brattberg, P., Dahlbom, A. & Riveiro, M. (2015). Mining trackman golf data. In 2015 International Conference on Computational Science and Computational Intelligence (CSCI) (pp. 380-385). IEEE.

Jolliffe, I. T. (2002). *Principal Component Analysis*, New York: Springer-Verlag.

Kim, S. Y., Lee, J. S., Yang, J. O., Rhee, S. D., Kim, Y. S., Lee, B. J. & Kim, I. H. (2009). Gender differences in electromyography of the lower extremity during golf driver swing. *Korean Journal of Sport Biomechanics*, *19*(3), 557-566.

Kira, K. & Rendel, L. (1992). The feature selection problem: traditional methods and a new algorithm, *Proceedings of Tenth National Conference on Artificial Intelligence*, 129-134.

Leadbetter, D. (1990), The golf swing, Boston: Stephen green press.

Lee, D. W., Yang, D. Y. & Kim, G. S. (1998). The Motion of Center of Pressure during Golf Swing, Korean *Journal of Sport Biomechanics*, *8*(2), 241-265.

McLean, J. (2013). Golf Digest's Ultimate Drill Book: Over 120 Drills that are Guaranteed to Improve Every Aspect of Your Game and Lower Your Handicap. Avery.

Meister, D. W., Ladd, A. L., Butler, E. E., Zhao, B., Rogers, A. P., Ray, C. J. & Rose, J. (2011). Rotational biomechanics of the elite golf swing: Benchmarks for amateurs. *Journal of Applied Biomechanics*, *27*(3), 242-251.

Owens, D. & Bunker, L. K. (1989). Golf, Step to Success, Champaign: Leisure Press.

Picard, R. R. & Cook, R. D. (1984). Cross-validation of regression models. *Journal of the American Statistical Association*, *79*(387), 575-583.

Plagenhoef, S., Evans, F. G. & Abdelnour, T. (1983). Anatomical data for analyzing human motion. *Research Quarterly for Exercise and Sport*, *54*(2), 169-178.

Saeys, Y., Inza, I. & Larrañaga, P. (2007). A review of feature selection techniques in bioinformatics. *Bioinformatics*, *23*(19), 2507-2517.

Shin, S. H. & Ko, S. K. (2003). A Kenematic analysis of Golf Swing Motion, *Korean Journal of Sport Biomechanics*, *12*(2), 101-114.

Tan, P. & Steinbach, M. (2006), Introduction to Data Mining, Boston: Addison Wesley.

Zheng, N., Barrentine, S. W., Fleisig, G. S. & Andrews, J. R. (2008). Swing kinematics for male and female pro golfers. *International Journal of Sports Medicine*, *29*(12), 965-970.