

골프스윙시 인공지능(Neural Network)을 이용한 슬라이스 예측에 관한 연구

심태용*(성균관대학교 대학원 바이오메카트로닉스학과), 오승일(성균관대학교 바이오메카트로닉스학과), 신성휴(성균관대학교 교수 스포츠과학부), 이상식(성균관대학교 연구교수 바이오메카트로닉스학과), 문정환(성균관대학교 교수 바이오메카트로닉스학과)

The Prediction of "Slice" Using Neural Network in Golf Swing

T. Y. Sim*(Biomech. Eng. Dept., SKKU), S. E. Oh(Biomech. Eng. Dept., SKKU), S. H. Shin(Sports Sci. Dept, SKKU), S. S. Lee(Biomech. Eng. Dept., SKKU), J. H. Mun(Biomech. Eng. Dept., SKKU)

ABSTRACT

In this study, we developed a method classifying slice shot during golf practice using backpropagation algorithm. The 144 data based on the backpropagation model(11 inputs, 2 outputs) was used as a learning set and the model was verified based on the extra 50 data in the process to predict a slice shot in golf swing. The results showed 100% separating rate of learning set and 91.5% separating rate of verified set. The developed method can be potentially beneficial for the predicting of slice shot in an indoor golf exercise setting without applying any additional equipment.

Key Words : Backpropagation(역전파), Golf Swing(골프스윙), Slice(슬라이스)

1. 서론

골프라는 운동은 신체의 모든 분절을 적절히 활용하여 임팩트시 최대 속도를 창출할 수 있는 힘과 원하는 방향으로 보낼 수 있는 정확성, 그리고 일관된 스윙을 할 수 있는 일관성, 이 세 가지가 필수적으로 필요한 운동이다[1]. 현재 많은 티칭 프로들이 더 나은 골프 스윙을 위하여 자세를 교정해 주고 있으나 골프 스윙 동작은 육안으로 동시에 모든 요소들을 관찰하기에는 불가능하다. 그래서 동작 분석 장치를 이용하여 골프 스윙 동작을 분석하는 연구가 많이 수행되었다. 골프 스윙에 대한 기구학적 연구는 1960년대부터 Carlsoo(1967), Williams(1967)에 의해 2차원 영상 분석을 통해 수행되었다[2,3]. 그러나 Cooper(1973)등은 골프 스윙 동작의 정확한 자료 수집을 위해서는 3차원 분석법이 필요하다고 지적함에 [4] 따라 골프 스윙에 대한 3차원적 연구가 시작되어 현재까지 많은 연구가 수행되었다. Vaughan(1981)은 처음으로 골프 스윙을 3차원적으로 분석하였는데 그는 이 연구를 통해 다운 스윙시 클럽이 한 개의 면에

머무르지 않는다고 보고하였다[5]. Neal(1985)등은 프로 골퍼를 대상으로 손목의 토크 작용에 대해 3차원 영상 분석 결과, 손목에 의해 발생된 토크의 크기와 언코킹간에는 상관관계가 없음을 보였다[6]. 국내의 골프 스윙에 대한 3차원적 연구는 조(1990), 황(1991), 박(1992), 김(1995), 소(1998), 김(2001)등을 들 수 있으며, 조(1990)는 연구 결과에서 클럽 헤드와 최대 속도가 임팩트 직전에 일어남을 보고하였다[7]. 그리고 김(2001)등은 우수집단과 비우수집단에 대해 머리의 수평이동, 신체 중심의 위치, 손목의 각도, 그리고 어깨와 고관절의 각속도에 대해 비교 분석한 결과를 보고하였다[12].

골프는 클럽 헤드에서 형성된 힘을 원하는 방향으로 볼에 전달하는 것으로 이에 요구되는 중요한 요인은 첫째, 볼을 최대 거리로 보내는 것이고 둘째, 올바른 방향으로 보내야한다[1,5]. 그러나 임팩트가 이루어진 후 볼이 항상 원하는 방향으로 날아가지는 않는다. 이는 임팩트시 볼을 가격하는 클럽 헤드의 모양에 따라 결정되는데 임팩트시 클럽 헤드가 열린 상태로 볼을 가격하면 볼은 오른쪽으로 휘어져 날아

가고 클럽 헤드가 닫힌 상태로 볼을 가격하면 볼은 왼쪽으로 휘게 된다[13]. 임팩트시 클럽 헤드의 모양은 스윙 하는 동안의 여러 가지 신체적인 요건들에 기인한다. 예를 들어 어드레스시 에임(aim)의 정렬상태가 오픈되어 있거나, 체중이 전방에 치중되어 있거나, 헤드업(head-up)과 같이 상하 움직임이 있거나, 또는 몸통 회전이 충분하지 않은 경우에 임팩트 후 볼이 오른쪽으로 휘어지는 슬라이스(slice) 현상이 나타나게 된다[14]. 그러나 골퍼마다 스윙 자세가 다르고 여러 자세의 복합적인 협응에 의해 스윙이 이루어진다는 것을[9] 감안한다면 한 가지 자세만을 고려하여 슬라이스를 판단한다는 것은 매우 위험한 일이다. 또한, 만약 모든 자세에서 슬라이스가 유발되는 원인이 나타난다면 볼의 비행 궤도를 쉽게 판단할 수 있으나 슬라이스가 유발되는 자세와 그렇지 않은 자세가 복합적으로 나타난다면 볼의 비행 궤도를 판단하기 힘들 것이다. 그래서 본 연구에서는 골프 스윙시 나타나는 복합적인 자세들을 고려하여 임팩트후 슬라이스의 여부를 판단하기 위하여 인공신경망(Neural Network)을 사용하였다. 인공신경망은 인간의 두뇌를 모형화한 것으로 반복된 학습을 통해 시냅스(synapse)의 강도를 조절하여 동일하거나 비슷한 현상이 발생했을 때 반응하는 현상을 수학적으로 표현한 방법이다. 인공신경망은 McCulloch(1943)등에 의하여 제시된 McCulloch-Pitts 모델에서[15] 출발하여 Rosenblatt (1958)의 퍼셉트론이 제창되면서[16] 많은 발전을 이루었다. 하지만 퍼셉트론 이론은 비선형 분리를 할 수 없다는 한계점을 Minsky(1969)등이 지적하면서[17] 신경망에 대한 연구가 멈추었다. 그러나 Hopfield(1982)가 순환 신경망 구조의 Hopfield 모델을 제시하여[18] 비선형 분리의 문제를 극복하면서 의학 과학, 자연과학, 인문과학 등 여러 분야에서 광범위하게 사용되었다. 특히, Hopfield 모델의 순환 구조를 기초로 한 여러 신경망 모델중 역전파(Backpropagation) 알고리즘은 일반적인 다층 신경망을 학습시키는데 있어 뛰어난 능력을 가지고 있어 현재 다른 어떤 신경망 모델보다 널리 쓰이고 있다.

본 연구의 목적은 골프 스윙시 발생하는 복합적인 자세들을 고려하여 슬라이스를 판단하는데 오류 역전파 알고리즘이 적용이 가능한지를 알아보는데 있다. 그리고 만약 역전파 알고리즘의 적용이 가능하다면 실내 실험시 특별한 고가 장비 없이도 슬라이스를 예측할 수 있는 기초를 제시할 수 있을 것으로 사료된다.

연구의 제한점

- i. 실제 경기중에 행해진 동작의 분석이 아니며 실험실에서 행해진 스윙동작으로 제한하였다.
- ii. 스윙 궤도는 분석에서 제외하였다.
- iii. 실험시 클럽은 7번 아이언을 사용하였다.

2. 연구방법

2.1 실험대상

이 실험에 참여한 피험자는 총 5명(남자 3명, 여자 2명)으로 현재 성균관대학교에 재학 중이며, 현재 국가대표상비군으로 활동 중이다. 피험자들에 대한 특성은 <표 1>과 같다.

Table 1. Character of subject

Age (yr)	Height (cm)	Weight (kg)	Career (yr)	HC
21.8 (SD±1.48)	172.4 (SD±13.78)	72.86 (SD±18.52)	7.6 (SD±1.67)	1.2 (SD±2.68)

2.2 실험도구

이 실험에 사용된 실험 장비는 운동 분석을 위한 MCam2 카메라 6대와 양 발의 지면 반력을 측정하기 위한 Forceplate 2대, 그리고 인체의 움직임 데이터와 지면 반력 데이터를 동기화(Synchronize)하기 위해 VICON460 system을 사용하였다. 그리고 Golf Club은 PING사의 7번 아이언을 사용하였다. 실험 시스템 환경은 <그림 1>과 같고 숫자 1~6은 카메라의 번호를 의미한다.

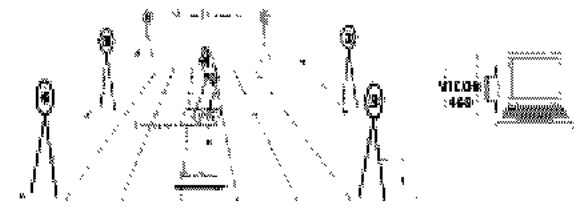


Fig. 1 Experiment environment

2.3 오류 역전파(Backpropagation) 알고리즘

오류 역전파(Backpropagation) 알고리즘은 오차를 역전파하면서 학습하는 알고리즘이다. 이러한 역전파 알고리즘은 출력값과 목표값의 오차를 최소화하도록 설계된 알고리즘으로 학습이 오차 함수의 기울기가 가장 급한 곳으로 진행되는 최급강하법(gradient descent method)을 이용한다. <그림 2>는 오류 역전파 알고리즘의 블록도를 나타낸다.

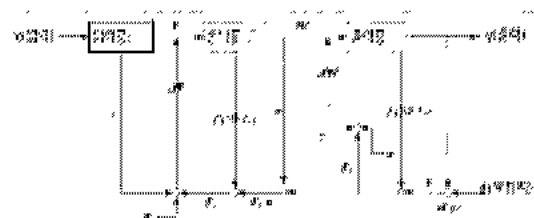


Fig. 2 Block diagram of the back-propagation algorithm

algorithm

역전과 알고리즘의 입력값을 x , 입력층과 은닉층의 연결강도를 v , 은닉층과 출력층의 연결강도를 w 라 하면, 은닉층 뉴런의 입력 가중합 NET_z 와 출력 z 는 다음과 같고,

$$NET_z = xv^T \dots\dots\dots (식. 1)$$

$$z = f(NET_z) \dots\dots\dots (식. 2)$$

출력층 뉴런의 입력 가중합 NET_y 와 출력 y 는 다음과 같다.

$$NET_y = zw^T \dots\dots\dots (식. 3)$$

$$y = f(NET_y) \dots\dots\dots (식. 4)$$

(식 2)와 (식 4)에서 사용된 원실의 함수는 일차형 지수 포함으로, 함수의식 (식 5)에 의해 구해지며,

$$f(NET) = \frac{(1 - e^{-NET})}{(1 + e^{-NET})} \dots\dots\dots (식. 5)$$

슬라이스 d 와 기준 출력 y 의 차이 δ_y (식 6)에 의해 학습 오차 E 가 구해진다.

$$\Delta E = \frac{1}{2} (d - y)^2 \dots\dots\dots (식. 6)$$

또한, 출력층의 오차신호 δ_y 와 은닉층 뉴런의 m 개의 은닉층의 오차신호 δ_z 를 구할 수 있다.

$$\delta_y = (d - y)f'(NET) \dots\dots\dots (식. 7)$$

$$\delta_z = f'(NET_z) \sum_{i=1}^m \delta_y w_{ij} \dots\dots\dots (식. 8)$$

($k+1$)번째의 은닉층과 출력층의 연결강도 변화값 w^{k+1} 과 ($k+1$)번째의 은닉층과 은닉층의 연결강도 변화값 v^{k+1} 은 (식 9)와 (식 10)에 의해 구해진다.

$$w^{k+1} = w^k + \alpha \delta_y z^k + \beta \Delta w^{k-1} \dots\dots\dots (식. 9)$$

$$v^{k+1} = v^k + \alpha \delta_z x^k + \beta \Delta v^{k-1} \dots\dots\dots (식. 10)$$

여기서, α 와 β 는 각각 학습률과 모멘텀 학습률이고, (식 9)와 (식 10)은 각각 은닉층과 은닉층의 연결강도 변화값을 구하는 식이다.

2.4 분석 요소

오류 역전과 알고리즘을 이용하여 골프스윙시 슬라이스를 예측하기 위하여 다음과 같은 분석 요소를 고려하였으며 [17] <표 2>에 나타내었다.

Table. 2 Analysis factors

No	분석 요소	unit
1	알파벳과 엑스레소스 거리 높이의 차이	mm
2	엑스레소스 길이 높이의 높이의 차이	mm
3	엑스레소스 옆 길이의 길면	mm
4	엑스레소스 옆 길이의 길면	mm
5	엑스레소스 옆 길이의 길면	mm
6	엑스레소스 옆 길이의 길면	mm
7	엑스레소스 분의 위치	mm
8	엑스레소스 분과 등거리 거리	mm
9	엑스레소스 전체의 길이 비율 값에	(%)
10	슬라이스 회전각의 지면 각도	(°)
11	알파벳의 각도 지면 각도	(°)

2.5 분석 방법

골프스윙시 슬라이스를 분류하기 위한 인공신경망의 구성은 은닉층이 하나인 구조로 하였으며 은닉층의 노드수는 7개로 하였다. 입력층의 입력 패턴은 11개이며 각 입력데이터는 0과 1사이로 정상화(normalization)였고, 출력층의 노드수는 슬라이스와 정상비행의 2개이다. 출력층의 슬라이스와 정상비행은 <표 3>과 같이 정의하였다.

Table. 3 Output node

슬라이스(slice)	0.999	0.001
정상비행(square)	0.001	0.999

한편, 신경망 학습시 최대 학습회수는 2000번, 오차의 목표값은 0, 학습율은 0.01, 모멘텀은 0.8이었으며 MATLAB 소프트웨어를 이용하여 분류기를 구현하였다. 학습에 사용되는 입력 데이터와 출력 데이터는 5명의 골프 스윙으로부터 받은 144개의 데이터를 사용하였고 검증 데이터는 학습에 사용되지 않은 50개의 데이터를 사용하였다.

3. 결과

인공신경망을 이용하여 5명의 대학생 골퍼의 슬라이스를 분류한 결과이다. 144개의 입력 데이터와 출력 데이터를 학습시켜 얻은 평균 분류율은 100.0%이고, 학습에 사용되지 않은 데이터로 검증하여 얻은 평균 분류율은 91.6%로 나타났다. 미학습데이터의 검증 결과는 <그림 3>에 나타났다.

<그림 3>에서 Swing number 1번부터 25번까지는 슬라이스 형태를, 26번부터 50번까지는 정상비행 형태를 나타낸다. ◆모양과 □모양은 훈련에 사용된

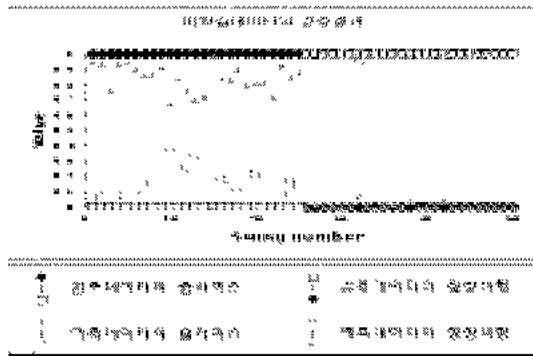


Fig. 3 Result of the validation

미학습데이터를 목표치로서 분류한 것이고 ▲ 모양과 0 모양은 역전과 알고리즘에 의해 분류된 것을 의미한다. 슬라이스 형태와 정상비행의 형태를 0과 1의 중간값인 0.5를 기준으로 분류한다면 검증데이터 50개를 모두 정확히 분류함을 보인다.

4. 결론

본 연구에서는 골프 스윙시 발생하는 복합적인 자세들을 고려하여 슬라이스를 판단하기 위하여 인공신경망의 역전과 알고리즘을 사용하였다. 숙련된 골퍼 5명으로부터 얻은 144개의 데이터를 학습시켜 얻은 평균 분류율은 99.0%였고, 학습에 사용하지 않은 50개의 검증 데이터의 평균 분류율은 91.5%로 골프 스윙시 슬라이스를 판별하는데 있어 인공 신경망의 이용은 유용한 것으로 나타났다. 또한 50개의 검증 데이터 결과를 0과 1의 중간값인 0.5를 기준으로 분류한다면 슬라이스와 정상비행을 모두 정확히 판별하는 것을 알 수 있었다. 그러나 <그림 3>에서 슬라이스에 비해 정상비행을 더 정확히 분류하는 것을 보이는데 이는 정상비행일 때의 자세가 슬라이스를 유발하는 자세보다 더 일관성이 있기 때문이라고 사료된다.

향후에는 많은 피험자들을 고려하여 일반화된 결과를 얻어야 할 것이며, 또한 비숙련된 골퍼들의 슬라이스 판별에도 인공 신경망의 적용이 가능할지를 살펴보아야 할 것이다.

후기

본 연구는 보건복지부 보건과학기술진흥사업 지원에 의해 수행. 02-1113-PC6-EV16-0002

참고문헌

1. Milburn, P. D., "Summation of segmental in the golf swing," *Medicine and science in sports and exercise*, Vol. 14, pp. 60-64, 1982.

2. Carlsoo, S(1967). A Kinetic Analysis of the Golf Swing. *American journal of sports medicine*, 7(2), 76-82.
3. Williams, D.(1967). The Dynamics of the Golf Swing. *The quarterly of mechanics and applied mathematics*, 247-264.
4. Cooper, J. M., Bates B. T., Bedi, J. & Scheuchenzuber, J.(1973). Kinematic and Kinetic Analysis of the Golf Swing. *Biomechanics*, IV, 298-305.
5. Vaughan, C. L., "A Three Dimensional Analysis of the Forces and Torques Applied by A Golfer during the Downswing," *Biomechanics VII-B*, pp. 325-331. Baltimore, MD:University Park Press, 1981.
6. Neal, R. J. Wilson, B. D., "3D kinematics and kinetics of the golf swing," *International journal of sports biomechanics*, Vol 1, pp. 221-232, 1985.
7. 조수현, "골프 스윙의 운동학적 분석," 건국대학교 교육대학원 석사학위논문, 1990.
8. 황인승, "골프 스윙의 운동역학적 분석," 한국운동역학회지, 제 1권, 1991.
9. 박성순, "골프 스윙 동작의 운동역학적 분석," 국민대학교 논문집, 제 11집, 1992.
10. 김무영, "골프 스윙 동작의 단순화를 위한 3차원 영상 분석," 전남대학교 대학원 박사학위논문, 1995.
11. 소재무, "변덕스런 골프의 역학적 해법," 서울 도서출판 흥경, 1998.
12. 김계옥, 유경석, 이경일, "골프 드라이버 스윙 동작의 운동학적 분석," 한국사회체육학회지, Vol. 15, pp. 437-448, 2001.
13. 변회준, "볼이 비행하는 9가지 법칙(I)", *경영계* (제11권) 5월호, pp. 34, 2004.
14. 맥문회사 편집부, "Goodbye Slice," 맥문회사, 2000.
15. McCulloch, W., W. Pitts, "A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity," *Bluetin of Mathematical Biophysics*, Vol. 5, pp. 115-133, 1943.
16. Rosenblatt, F., "The Perceptron : A Probabilistic Model for Information Storage and Organization in the Brain," *Psychol. Rev.*, Vol. 65, pp. 386-408, 1958.
17. Minsky, M., S. Papert, *Perceptrons*, MIT Press, 1969.
18. Hopfield, J., "Neural Networks and Physical systems with Emergent Collective Computational Abilities," *Proc. of National Academy of Scientists*, Vol. 79, pp. 558, 1982.