한국체육학회지, 2001, 제40권, 제4호, pp.967-973
The Korean Journal of Physical Education,
2001, Vol.40, No.4, pp.967-973

처음

Backpropagation 알고리즘을 이용한 운동역학적 자료의 스무딩(smoothing)

김기형 · 김진욱 · 김성일 (고려대학교)

국 문 초 록

본 연구는 운동역학분야에서 자료의 처리부분에 해당되는 자료의 스무딩을 신경망(neural network)이론의 multi-layer모형에 의한 backpropagation학습방법과 digital filtering을 사용하여 비교하고 backpropagation의 타당도 검사를 통한 그 적용성을 제시하는데 있다. 분석에 사용된 자료는 Pezzack(1977)의 각속도에 대한 영상자료이며 digital filtering을 통한 두 번의 수치미분값과 수치미분을 먼저 한 후 학습을 시켜나온 결과값을 비교했다. 결과는 backpropagation학습방법이 R^2 = 0.9421 로 R^2 = 0.8694의 값을 갖는 digital filtering보다 더 잘 적합시켰다. 그리고 네트워크의 안정성을 검증하는 신뢰도는 10회 모두 우수한 결과를 보여주었다.

Ⅰ. 서론

스포츠나 인체의 운동학적 및 운동역학적 동작분석을 위해서는 우선적으로 자료 수집 및 자료 처리 과정이 필요하다. 이는 다양한 영상장비로부터의 공간좌표 취득 그리고 오차제거 및 역학적 변인의 계산을 말한다. 영상장비로부터 얻어진 불연속(discrete)적인 자료는 자체에서 발생하는 노이즈(noise)를 제거하는 것이 필수적이며, 이 노이즈를 제거한 타당한 자료를 이용하여 적절한 역학적 인체 모형을 개발하여야 한다.

인간의 움직임에 대한 분석과 평가를 하는데 있어서 수학적인 기술들을 사용할 때 위의 노이즈는 심각한 문제점으로 작용한다. 즉, 이 원시자료(raw data)는 속도, 가속도, 힘, 에너지 등의 변인들과 더욱 관계가 깊기 때문에 수집된 자료는 정확하여야만 하며 이것은 데이터로부터 얻을 수 있는 결론의 정확성을 높이는 것이 된다. 이미 노이즈의 효과에 대한 몇 가지 문헌들을 통해 정확한 자료를 얻어야 하는 중요성에 대해 입증하였다(Felkel, 1951: Zernicke 등, 1976; Mclaughlin 등, 1977; Pezzack, 1977).

자료취득시 원시자료를 얻는데 여러 요인의 노이즈가 발생될 수 있다. 이 노이즈들은 미분시 아주 큰 오차를 발생시킨다. 2차 미분시 더욱 그 효과는 클 것이

다(Pezzack 등, 1977). 그러므로 이러한 노이즈들은 제거할 수 있는 여러 가지 알고리즘이 운동역학분야에서 관심거리가 되어왔으며 현재도 정확한 자료를 얻기 위한 연구는 계속되고 있다(Ismail 등 1999).

Felkel(1951)은 인체 동작의 자료로서 스무딩(smoothing)방법과 미분방법을 비교했으며 그래프를 이용한 수치적 방법이 가장 좋은 방법이라 결론 지었다. 하지만 시간이 많이 소요되며 수치미분시 노이즈가 증폭되는 경향을 나타낸다고 하였다. Pezzack 등(1977)의 연구에서는 세 가지의 수치적 방법을 실험하였고 단지 digital filtering만이 좋은 결과를 보였다. 비록 곡선 적합(curve fitting) 기술에서 스플라인(spline) 함수가 이 연구에서는 좋은 결과를 보여주지 않았다고 하지만 자신들의 적용 범위를 달리 했다면, 즉 데이터들의 교점과 점들의 위치의 숫자를 정확하게 하고 주어진 데이터들의 특별한 어려움을 고려하여 사용했다면 이것은 만족스런 결과를 보여 주었을 것이다(Wood, 1982). 이에 대해 스플라인 함수가 다항식보다 더 적합하다고 연구결과에 나타나 있으며 스플라인 함수에 기초한 유사한 방법이 특히 더 복잡한 함수에 있어서 더 정확하다는 것이다(Karel Soudan & Paul Dierckx, 1979). Zernike(1976)는 이를 위해 3차 스플라인(cubic spline) 함수를 이용하였고 Wood나 Jennings(1979)는 3차 보다 5차 스플라인(quintic spline)이 더 정확한 값이 나온다고 하였다. Pezzack(1977)의 연구에 의하면 원시자료를 recursive Butterworth digital filter에 의해 smoothing 시킨 뒤 수치미분을 하면 정확한 속도 및 가속도 변인들을 구할 수 있다고 하였다. 그러나 Pezzack의 방법은 cut-off frequency를 시행착오에 의해서 적정한 값을 구하여야 한다. 그리고 다른 방법은 다항식에 의한(polynomial fitting)방법이다. 가장 근사한 것이 체비셰프 다항식(Chebyshev polynomial)인데, 이는 함수 미분이므로 두 번 미분하면 현실과 맞지 않는 엉뚱한 결과를 나타내게 된다. 퓨리에 시리즈(Fourier series)에 의한 fitting 방법도 Hatze(1981)에 의해서 소개 되었는데 Pezzack의 결과와 유사하게 나왔다. 그러나 이들의 실험 방법들은 다양한 동작들에 대한 더 적절한 fitting방법에 대해서는 언급을 하지 않았으며 알고리즘에 사용되는 매개변수의 선택방법이 시행착오에 의해 결정이 되어야 한다고 했다. 이러듯 어느 방법이 최상의 것이다라고 할 수는 없다. 최근에 소개된 알고리즘으로는 Burkholder(1996)의 stepwise regression 모형에 의한 fitting 방법과 wavelet 변환에 의한 자료의 스무딩 기법이 소개되고 있어(Ismail, 1999) 노이즈에 대한 관심은 계속되고 있다.

따라서 본 연구의 목적은 운동역학분야에서 자료의 처리부분에 해당되는 자료의 스무딩을 신경망(neural network)이론의 multi-layer모형에 의한 backpropagation학습방법과 digital filtering을 사용하여 비교하고 backpropagation의 타당도 검사를 통한 그 적용성을 제시하는데 있다. 분석에 사용된 자료는 Pezzack(1977)의 영상자료를 이용하였다.

Ⅱ. 연구방법

알려진 운동의 궤적에 대한 가속도 곡선을 근사(approximation)시키기 위해서 노이즈가 포함된 Pezzack(1977)의 영상자료를 이용하였다. 이 자료는 실험을 위해 만들어진 하나의 막대분절의 각도변위이며 두 번의 수치미분(finite differentiation method)을 통하여 각가속도의 계산치를 얻었고 타당도 검증을 위하여 Vint(1996)의 부록에 나와있는 Pezzack의 가속계를 통한 각가속도의 직접측정치를 이용했다. 이 직접측정치는 막대분절에 가속계를 부착하여 직접적으로 얻은 막대관절의 각가속도이다.

스무딩은 두 가지 방법을 사용했다. 첫째, 신경망 이론의 multi-layer(2개) perceptron을 구성하여 backpropagation algorithm을 이용하여 학습시켜 근

사 시켰고, 둘째, digital filtering을 이용하였다. cutoff-frequencey는 Pezzacke 등(1977)이 사용한 9 Hz로 하였다.

첫 번째 방법은 두 번의 수치 미분을 통하여 오차가 증폭이 된 각속도 값을 네트워크의 입력값으로 사용했다. 네트워크는 2개의 layer로 구성이 되었으며 구성도는 <그림 1>과 같고 학습에 사용된 매개변수 및 변환 함수(transfer function)들은 <표 1>과 같다.

그림 1은 네트워크의 구성도이며 두 개의 layer를 나타내고 있다. 첫 번째 그리고 두 번째 transfer function은 각각 tangentsigmoid, purelinear function이다.

표 1. Input values for parameter

매개변수	입력값
weight, bias	raw data의 eigenvalue
hidden layer	330
sum of squared error goal	13000
learning rate	0.0001

두 번째 방법은 digital filtering으로 Pezzack 등(1977)과 Winter(1983)의 방법을 사용했으며, 이는 각 변위자료에 2nd order low pass digital filtering을 한 다음(9 Hz의 cuttoff frequency) 두 번의 수치 미분을 통해 각가속도를 얻었다.

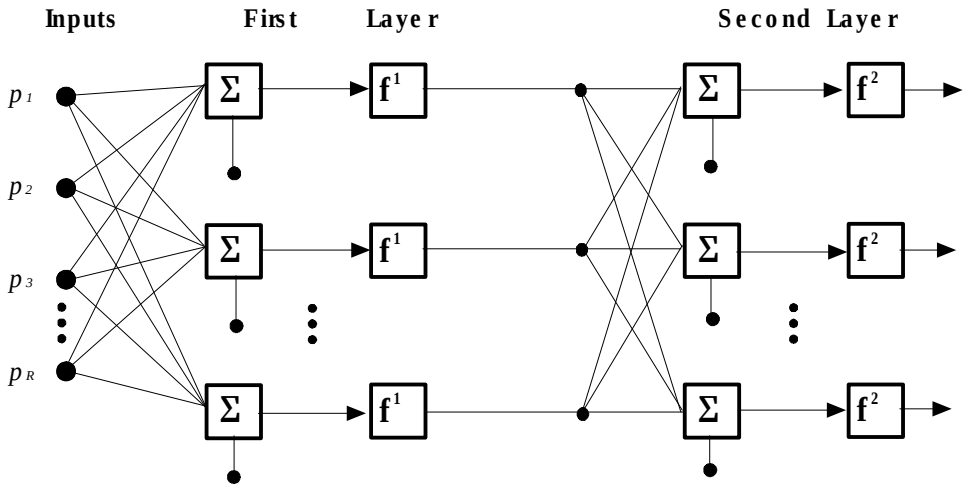

그림 1. Two-layer Network. f1 = tansig function, f2 = purelin function.

트레이닝 되는 네트워크의 weight와 bias는 원시자료의 eigenvalue를 계산하여 사용했으며 hidden layer의 개수, 학습정도를 나타내주는 performance index인 sum of squared error 그리고 learning rate은 여러 번의 시도에 의해 결정이 되어 가장 잘 근사시키는 결과를 나타내도록 했다.

타당성 검증과 비교를 위해 회귀분석의 R-square와 RMSE(root mean squared error)을 이용하였다. 본 연구에서 얻어진 데이터의 미분 및 수치계산과 curve fitting을 위해 MATLAB(ver 5.01)을 이용하여 계산했으며 통계적인 분석은 SAS(ver 6.12)를 이용했다.

Ⅲ. 결과

1. 그래프

원시 자료(raw data)의 digital filtering을 거쳐 두 번의 미분을 한 각가속도의 그래프가 < 그림 2 >에 나타나 있다. 실선은 가속계로 직접 측정한 각가속도 곡선이며 점선은 digital filtering에 의한 곡선이다. Filtering을 거치지 않은 각가속도 값보다 아주 원래의 곡선에 근사시키고 있음을 알 수 있다.

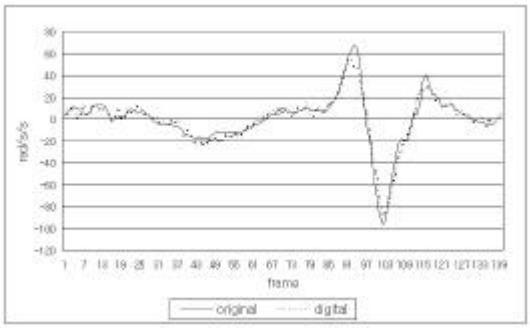

그림 2. digital filtering을 한 각가속도와 직접측정한 각가속도 그래프

그림 3. backpropagation을 이용해 근사시킨 각가속도와 직접측정한 각가속도 그래프

<그림 3>은 두 번의 수치미분을 한 후에 backpropagation 알고리즘을 적용시켜 근사 시킨 그래프이다. 점선부분이 이에 해당되는 곡선이며 digital filtering과 마찬가지로 원래의 각가속도에 근접한 결과를 나타냈다. 두 그래프를 보면 모두 비슷한 결과를 보여주었으며 어느 것이 더 정확한 결과를 나타냈는지 판단할 수 없다. 정확성을 측정하는 지표로서 많이 사용되는 것은 RMSE와 R^2이다.

2. 타당도

계산된 값이 직접측정값에 어느 정도 근사 되었는지를 알아보기 위해서 회귀분석을 실시했으며 그 결과는 <표 2>와 <표 3>과 같다. 두 경우 모두 유의확률 값이 낮아 잘 근사 시켰다고 할 수 있다(각각 F=891.940 p=0.0001, F=2181 p=0.0001). 또한 F값을 비교해 보더라도 neural network이 2181로 회귀식의 오차가 적음을 알 수 있다. 독립변수(계산값)가 종속변수(측정값)를 설명하는 정도를 나타내는 R^2 값은 digital filtering이 0.8694, neural network이 0.9421로 neural network이 원래의 자료를 잘 설명함으로써 더 가까운 근사치임을 알 수 있다.

오차의 정도를 나타내는 RMSE는 digital filtering이 8.85603, neural filtering이 5.89546으로 이 역시 neural network이 오차가 적으므로 원래의 값에 더 잘 근사되었다고 할 수 있다.

결과적으로 보자면 digital filtering을 거친 자료의 2차 미분값인 각가속도와 2차 미분을 먼저 수행한 후 neural network으로 학습시켜 근사시킨 각가속도는 모두 원래의 값을 잘 설명해주는 것으로 나타났다. 그러나 digital filtering에 의한 방법보다는 neural network으로 학습시키는 것이 더 정확하고 직접 측정값을 더 잘 근사시켰다고 할 수 있다.

표 2. digital filtering 값과 직접측정값의 회귀분석

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob>F
Model	1	69954.09841	69954.09841	891.940	0.0001
Error	134	10509.51034	78.42918		
Total	135	80463.60875			
	Root MSE	8.85603	R-square	0.8694	

표 3. neural network 값과 직접측정값의 회귀분석

Source	DF	Sum of Squares	Mean Square	F Value	Prob>F
Model	1	75806.24296	75806.24296	2181.069	0.0001
Error	134	4657.36579	34.75646		
Total	135	80463.60875			
	Root MSE	5.89546	R-square	0.9421	

3. 신뢰도

본 연구에서 사용된 알고리즘의 안정성을 알아보기 위해서 10번의 시도를 하였으며 그 결과는 < 표 4 >와 같다. 표에 따르면 10번 모두 digital filtering의 8.85603 보다 RMSE가 낮게 나타났으며 R^2 또한 digital filtering의 0.8694보다 모두 높은 값을 나타내어 만족할만한 결과를 나타내었으며 안정성 있는 결과를 나타냈다.

표 4. 10회의 시도에 따른 RMSE와 R-square

시도	RMSE	R-square
1	6.17045	0.9348
2	6.00675	0.9382
3	6.17267	0.9347
4	5.86260	0.9411
5	6.06588	0.9370
6	5.95237	0.9393
7	6.36021	0.9307
8	5.64729	0.9454
9	5.32773	0.9514
10	6.06024	0.9371

Ⅳ. 결론 및 논의

영상장비에 의해서 얻어진 공간좌표는 동작 분석에 쓰일 속도, 가속도, 힘, 에너지 등을 계산하는데 직접적으로 이용되기 때문에 정확한 자료를 얻어야 한다. 그러나 여러 가지 오차 때문에 원 자료는 노이즈를 갖고 있기 마련이며 미분시에는 오차가 증폭이 된다. 이 오차를 잘 제거하지 못하면 계산된 운동학적 및 운동역학적 변수들은 틀린값이 되어버리며 아무리 훌륭한 인체 모형이라 할지라도 해석에 쓰이는 결과들은 잘못된 것이다. 그러므로 이 노이즈에 대한 처리는 필수적인 것으로 생각된다.

자료처리의 타당성 검증을 위해서는 참조가 될 수 있는 알고 있는(a priori) 값이 있어야 하며 이는 Pezzack(1977)의 가속계 실험에 의한 직접측정값을 사용했다. 물론 이 자료도 오차는 포함되어 있겠지만 많은 연구들이 이 결과를 많이 인용을 하며 현재까지도 재사용되고 있기 때문에 그리 문제는 없으리라 생각된다.

어떤 방법이든지 선택해야할 문제점이 있다. 이는 매개변수의 선택에 관한 것이며, 시행착오에 의해서 가장 결과가 좋은 값을 찾아내야 하기 때문이다. 본 연구도 이러한 문제점을 가지고 있다. hidden layer와 learning rate의 결정 그리고 어느 수준까지 학습을 시켜야 하는가에 대한 것이었다. Vint(1996)등이 연구한 end point에서의 오차문제도 염두에 두어야 한다. 각각의 알고리즘이 자료의 끝부분에서 각기 다른 행동을 나타내기 때문이다. 본 연구에서는 end point를 앞뒤 각각 2개씩 제거한 상태에서 분석을 하였다.

인체의 움직임은 일반적으로 느린 동작에서 충격동작까지 다양하다. 이때의 신호의 폭은 일반적으로 6 - 50 Hz 이며, 그러므로 한가지 스무딩 방법으로는 인체의 다양한 동작에 적합하지 않다(Dowling, 1985). 본 연구의 방법도 우선 인체동작에 적용을 시켜 타당성을 알아보고 또한 다양한 인체의 동작에 적용시켜

서 검증해본다면 좋을 것이다. 또한 학습의 효율성을 위해서 비교적 간단한 네트웍의 디자인도 고려되어야 할 것이다.

참고문헌

Burkholder, T. J. & Lieber, R. L. (1996). Stepwise regression is an alternative to spline for fitting noize data. *Journal of Biomechanics*. *29*(2), 235-238.

Dowling, J. J. (1985). A modeling strategy for the smoothing of biomechanical data. In B. John(Ed.), *Biomechanics* X-B (pp. 1163-1167). Champion, IL: Human Kinetics.

Felkel, E. O. (1951). Determination of acceleration from displacement-time data. Prosthetic Devices Research Project, *Institute of Engineering Research*, University of California, Berkely, Series 11, 16.

Hagan, M. T., Demuth, H. B. & Beale, M. (1996). *Neural network design*. MA: Boston, PWS publishing company

Hatze, H. (1981). The use of optimally regularized fourier series for estimating higher-order derivatives of noisy biomechanical data. *Journal of Biomechanics*, *14*, 13-18.

Ismail, A. I. & Asfour, S. S. (1999). Discrete wavelet transform: a tool in smoothing kinematic data. *Journal of Biomechanics*, *32*, 317-321.

Kohn, R. & Ansley, C. F. (1985). A fast algolithm for signal extraction, influence and cross-validation in state space models. *Biometrika*, *76*(1), 65-79.

Mclaughlin, T. M., Dillman, C. J. & Lardner, T, J. (1977). Biomechanical analysis with cubic spline functions. *Research Quartery*, *48*(2), 569-582.

Pezzack, J. C., Norman, R. W. & Winter, D. A. (1977). An assessment of derivative determining techniques used for motion analysis. *Journal of Biomechanics*, *10*, 377-382.

Vint, P. F. & Hinrichs, R. N. (1996). Endpoint error in smoothing and differentiating raw kinematic data: An evaluation of four popular methods. *Journal of Biomechanics*, *29*(12), 1637-1642.

Winter, D. A. (1983). *Biomechanics and motor control of human movement*.(2nd ed.). New York: John Wiley & Sons.

Wood, G. A. (1982). Data smoothing and differentiation procedures in biomechanics. *Exercise and Sport Science Review*, *10*, 308-362.

Zernicke, R. F., Caldwell, G. & Roberts, E. M.(1976). Fitting biomechanical data with cubic spline functions. *Research Quarterly*, *47*(1), 9-19.

ABSTRACT

Smoothing Biomechanical Data with Backpropagation Algorithm in Neural Network

Ky-Hyoung Kim, Jin-Uk Kim, Sung-Il Kim

The purpose of this study is to compare backpropagation method in neural network to digital filtering, which is frequently used in the field of biomechanics and to present its application. The data used in this study is Pezzack's data(1977) and is often used by many researchers to find the new smoothing method. In backpropagation, finite differentiation was followed by neural network learning, In contrast, digital filtering was followed by finite differentiation in digital filtering method(The same cutoff frequency was used as Pezzack did) The comparison was made between two methods by RMSE(Root mean squared error) and R^2 of regression analysis. The values of R^2 for digital filtering and backpropagation were 0.8694 and 0.9421 respectively. The values R^2 indicated that the backpropagation method is closer to the original accelerometer values than digital filtering. Therefore, backpropagation function approximation method is promising.