

# 신경회로망을 이용한 근전도 신호와 무릎 모멘트 관계 식별 Neural network identification of EMG and knee joint moment relationship

\*#이재강, 남윤수

\*#J. K. Lee(margrave@dreamwiz.com), Y. S. Nam

강원대학교 기계 메카트로닉스 공학부

Key words : neural network, EMG, system identification

## 1. 서론

근전도 신호를 이용하여 근육이 작용하는 관절에서 발생하는 모멘트를 추정하기 위한 다양한 연구가 진행 되어 왔다. 그 중에서 대표적인 방법으로 근육의 생리학적 정보를 바탕으로 하는 근육 모델을 구성하고, 그 근육 모델을 이용하여 근전도 신호로부터 근육의 힘을 추정한 후 관절의 모멘트를 추정하는 형태의 연구들이 일반적으로 진행되어왔다[1][2]. 하지만 이러한 연구들에서는 근육 모델에 포함 된 여러 가지 파라미터들을 최적화 등의 방법을 통해 찾아내야 한다는 어려움이 있다. 또한 근전도 신호와 근육의 힘 또는 관절의 모멘트간의 관계를 하나의 black box로 표현하고 그 black box에 해당하는 신경회로망 모델을 학습을 통해 찾아내어 근전도 신호로부터 근육의 힘 또는 관절의 모멘트를 추정하고자 하는 연구들도 진행되어왔다.

신경회로망을 이용한 연구들 중에는 근전도 신호와 더불어 근육의 힘을 측정하고 특정속도에서 측정된 데이터를 이용하여 역전파(back propagation) 신경회로망을 학습시킨 후 이를 이용하여 다른 속도에서 측정된 근전도 신호로부터 근육의 힘을 추정하고 추정 결과와 측정결과를 비교함으로써 신경회로망의 성능을 검증하는 형태의 연구가 있었으며[3], 근전도 신호로부터 관절의 모멘트를 직접 추정하는 연구 중에는 팔꿈치 관절의 움직임으로부터 측정된 근전도 신호와 관절의 각도, 각속도를 입력으로 하는 회귀(recurrent) 신경회로망을 이용하여 관절의 모멘트를 추정하는 연구가 있었다[4]. 이러한 연구들의 결과로부터 근전도 신호로부터 관절의 모멘트를 추정하는 것이 가능하다는 것이 검증 되었으며, 무릎 관절에 대해서는 최근에서야 등속운동(isokinetic)에서의 근전도 신호와 모멘트 간의 관계를 역전파 신경회로망 모델을 이용하여 나타내는 연구가 수행되었다[5].

본 연구에서는 인간의 일상 동작 중 에서 큰 비중을 차지하는 걷기 동작에서의 주요 근육들의 근전도 신호와 부가적으로 무릎 관절의 각도, 각속도와 무릎 관절 모멘트 간의 관계를 기존 연구에서 이용했던 역전파 신경회로망이나 회귀 신경회로망이 아닌 시스템 식별(system identification)에 이용되는 모델 중의 하나인 NNARX(Neural Network AutoRegressive, eXternal input) 모델 구조를 이용하여 나타내고자 하였으며 그 성능을 측정된 데이터를 이용하여 확인 하였으며 기존 연구에서 이용한 역전파 신경회로망의 결과와 비교하였다.

## 2. NNARX 모델

입력과 출력 사이의 알려지지 않은 관계를 찾아내는 시스템 식별에서 사용하는 모델 구조 중에는 FIR(Finite Impulse Response) 모델, ARMAX(AutoRegressive, Moving Average, eXternal input) 모델, OE(Output Error) 등이 있는데 본 연구에서는 그 중에서 시스템의 안정성에 영향을 받지 않으며 과거의 입력과 측정된 출력을 이용하여 추정이 수행되는 ARMAX 모델 구조의 특정 형태인 ARX 모델 구조의 신경회로망 형태인 NNARX 모델 구조를 선택하였다. Fig. 1은 본 연구에서 이용한 NNARX 모델 구조로 입력으로 현재와 바로 이전의 근전도 신호  $EMG(t)$ ,  $EMG(t-1)$ , 관절각  $angle(t)$ ,  $angle(t-1)$ , 관절 각속도  $velocity(t)$ ,  $velocity(t-1)$  그리고 과거의 측정된 관절 모멘트인  $Measured\ moment(t-1)$ ,  $Measured\ moment(t-2)$ 를 이용하였다.

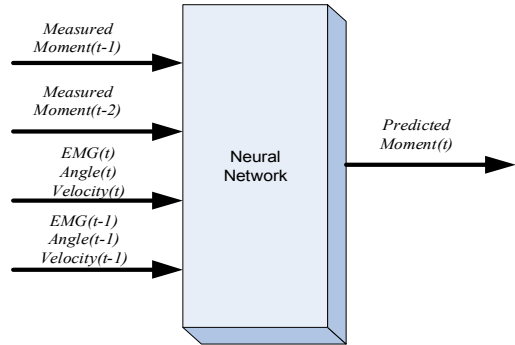


Fig. 1 NNARX model structure

## 3. Experiment

본 연구에서는 다양한 인간의 움직임 중에서 대표적인 움직임인 걷기 동작에서의 근전도 신호와 무릎 관절각, 각속도를 측정하고 역동역학 방법을 이용하여 측정 데이터를 토대로 구한 무릎 관절 모멘트를 이용하였다. 무릎을 펴는데 기여하는 근육들 중에서 기여하는 근육들 중에서는 Biceps Femoris, Semitendinosus, Semimembranosus로부터 근전도 신호를 측정하였으며, 측정된 EMG 신호는 정류한 후에 1.6Hz 저주파 필터를 거친 후 MVC(Maximum Voluntary Contraction)값을 이용하여 정규화(Normalization) 하였으며, 각 근육별 MVC값은 등척성(isometric) 운동 중에 측정된 값을 이용하였다. 관절의 각도는 피 실험자의 무릎 관절의 최대 운동범위를 이용하여 정규화 하였고, 관절 각속도는 360deg/sec로 정규화 하여 이용하였다. 무릎 관절 모멘트 역시 등척성(isometric)운동에서 측정된 최대 관절 모멘트를 이용하여 정규화하여 이용하였다.

NNARX 모델 구조에 사용된 신경회로망은 3개의 층으로 구성 하였으며 출력층을 제외한 입력과 은닉층의 뉴런 수를 달리 하면서 실험하였으며 비교 대상으로 이용한 역전파 신경회로망 역시 NNARX 모델에 이용한 신경회로망과 같은 수의 뉴런으로 구성하여 실험하고 결과를 비교하였다. 두 형태의 신경회로망의 학습 방법으로는 공통적으로 Levenberg-Marquardt 방법을 이용 하였으며 Matlab™의 neural network toolbox를 이용하여 실험을 수행하였다.

Table 1과 2는 각각 NNARX와, 역전파 신경회로망의 입력층 뉴런 수가 10, 20, 30개, 은닉층의 뉴런의 수가 20, 30개인 경우의 조합에 따른 실험 결과로 역동역학을 통해 구한 모멘트와 학습된 신경회로망을 이용해 추정한 모멘트 사이의 상관관계(correlation)와 두 모멘트 간의 RMSE(Root Mean Squared Error)를 보여준다. case 1과 2의 데이터가 학습에 사용되었고, case 3과 case 4는 학습된 신경회로망을 검증하는 데이터이다. 실험 결과를 살펴보면 역전파 신경회로망의 경우 학습에 사용된 데이터에서 모멘트의 상관관계는 매우 높게 나타난 반면에 검증에 이용된 데이터의 모멘트 상관관계가 NNARX 모델을 이용한 경우보다 낮음을 확인 할 수 있었다. 또한 각 층의 뉴런 수의 증가에 따라 성능이 향상됨을 볼 수 있지만 뉴런의 수를 너무 증가시켰을 경우 오히려 성능이 하락함을 볼 수 있다. Fig 2와 Fig 3은 입력층 20개 뉴런, 은닉층 30개 뉴런으로 설정했을 때 각각 역전파 신경회로망과 NNARX 모델의 모멘트 추정 결과이다.

Table 1 NNARX 모델을 이용한 추정 결과. 형태는 입력층 뉴런 수x은닉층 뉴런 수를 의미

형태 case	10x20		10x30		20x20		20x30		30x20		30x30	
	corr.	RMSE	corr.	RMSE	corr.	RMSE	corr.	RMSE	corr.	RMSE	corr.	RMSE
case 1	0.9999	0.0003	0.99997	0.00014	0.99998	0.0001	0.99998	0.00011	0.99904	0.00094	0.99999	0.00009
case 2	0.99975	0.00052	0.99994	0.00025	0.99997	0.00017	0.99997	0.00017	0.99869	0.00122	0.99998	0.00014
case 3	0.91627	0.01127	0.94718	0.00795	0.86745	0.0124	0.91956	0.00998	0.84645	0.01492	0.86374	0.01412
case 4	0.85854	0.02281	0.91353	0.02147	0.85287	0.02314	0.96436	0.01804	0.75909	0.02605	0.94084	0.01942

Table 2 역전과 신경회로망을 이용한 추정 결과. 형태는 입력층 뉴런 수x은닉층 뉴런 수를 의미

형태 case	10x20		10x30		20x20		20x30		30x20		30x30	
	corr.	RMSE	corr.	RMSE	corr.	RMSE	corr.	RMSE	corr.	RMSE	corr.	RMSE
case 1	0.99996	0.00018	0.99999	0.00004	0.99999	0.00004	0.99999	0.00004	0.99999	0.00002	0.99999	0.00002
case 2	0.99993	0.00027	0.99999	0.00008	0.99999	0.00008	0.99999	0.00007	0.99999	0.00005	0.99999	0.00004
case 3	0.85796	0.01301	0.728	0.01749	0.93645	0.00865	0.89045	0.01143	0.74495	0.01908	0.9331	0.00968
case 4	0.75282	0.02641	0.65059	0.03197	0.70971	0.02944	0.61991	0.03202	0.80726	0.02505	0.66663	0.02979

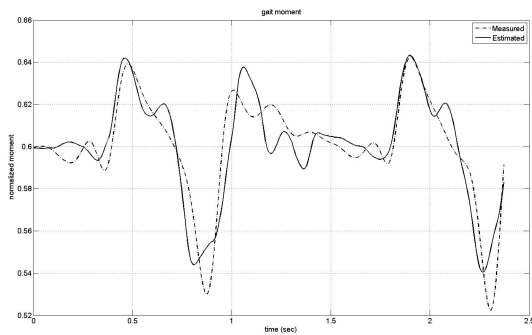


Fig. 2 입력층 20개, 출력층 30개의 뉴런으로 구성된 역전과 신경 회로망을 이용한 추정 결과

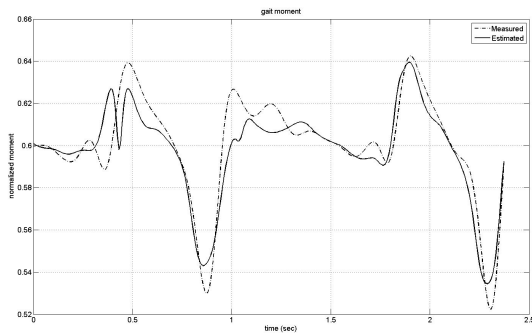


Fig. 3 입력층 20개, 출력층 30 개의 뉴런으로 구성된 NNARX 모델을 이용한 추정 결과

모멘트 상관관계가 상대적으로 낮게 나온 case의 원인을 살펴 보면 다른 case와 비슷한 형태의 무릎 관절 모멘트가 측정되었지만 근전도 신호의 형태가 다른 case와는 차이가 나는 경우임을 확인 하였다. 이것은 관절의 움직임이 같을 지라도 그 관절의 움직임에 영향을 미치는 근육들이 조금 다른 형태로 상호작용할 수도 있다는 것을 의미한다고 볼 수 있다. 이러한 문제는 신경회로망의 학습 데이터의 양이 충분하다면 해결이 가능할 것으로 생각 된다.

#### 4. 결론

본 연구에서는 근전도 신호를 이용하여 걷기 동작에서의 무릎 관절의 모멘트를 추정하기 위해 NNARX 모델을 이용하는 시스템 식별방법을 제안하였다. 무릎관절의 동작에 관여하는 6개의 주요 근육의 근전도 신호와 무릎 관절의 각도, 각속도를 이용하여

걷기 동작에서의 무릎 모멘트를 기존 연구에서 이용된 역전과 신경회로망과 본 연구에서 제안한 NNARX 모델을 이용하는 방법을 이용해 추정하였으며, 두 방법 모두 근전도 신호를 이용하여 관절의 모멘트를 추정하는 것이 가능함을 확인 할 수 있었다. 또한 역전과 신경회로망보다는 NNARX 모델을 이용하는 방법이 좀 더 나은 추정 결과를 보임을 확인할 수 있었으며, 신경회로망을 구성하는 뉴런의 수가 너무 많을 경우 오히려 과장된 학습으로 인하여 성능이 떨어짐을 확인 할 수 있었다. 향후 제한된 데이터와 구성의 결과를 보충하고, 추정 방법의 일반성과 추정성능 향상을 위해서 더 많은 실험 데이터와 구성을 통한 연구가 더 필요하다.

#### 후기

이 연구는 강원대학교 BK21 프로젝트의 지원을 받아 이루어졌습니다.

#### 참고문헌

1. D. G. Lloyd, T. S. Buchanan, "A model of load sharing between muscles and soft tissues at the human knee during static tasks," J. Biomechanical Engineering, 118, 367-376, 1996.
2. D. G. Lloyd, T. F. Besier, "An EMG-driven musculoskeletal model to estimate muscle forces and knee joint moments in vivo," J. Biomechanics, 36, 765-776, 2003.
3. Ming Ming Liu, Walter Herzog, Hans H.C.M. Savelberg, "Dynamic muscle force predictions from EMG: an artificial neural network approach," J. Electromyography and Kinesiology, 9, 391-400, 1999.
4. R. Song, K. Y. Tong, "Using recurrent artificial neural network model to estimate voluntary elbow torque in dynamic situations," Mechanical & Biological Engineering & Computing, 43, 473-480, 2005.
5. Michael E. Hahn, "Feasibility of estimating isokinetic knee torque using a neural network model," J. Biomechanics, 40, 1107-1114, 2007.
6. Yanfeng Hou, Jacek M. Zurada, Waldmar Karwowski, William S. Marras, Kermit Davis, "Estimation of the Dynamic Spinal Forces Using a Recurrent Fuzzy Neural Network," IEEE Trans. Systems, Man, and Cybernetics - Part B: Cybernetics, 37, 100-109, 2007.