Journal of the Ergonomics Society of Korea
Vol.19, No.2 2000. 8. 31

뉴로-퍼지 시스템에 의한 몸통근육군의 EMG 크기 예측 방법론

Neuro-Fuzzy Approach for Predicting EMG Magnitude of Trunk Muscles*

이 욱 기**

ABSTRACT

This study aims to examine a fuzzy logic-based human expert EMG prediction model (FLHEPM) for predicting electromyographic responses of trunk muscles due to manual lifting based on two task (control) variables. The FLHEPM utilizes two variables as inputs and ten muscle activities as outputs. As the results, the lifting task variables could be represented with the fuzzy membership functions. This provides flexibility to combine different scales of model variables in order to design the EMG prediction system. In model development, it was possible to generate the initial fuzzy rules using the neural network, but not all the rules were appropriate (87% correct ratio). With regard to the model precision, the EMG signals could be predicted with reasonable accuracy that the model shows mean absolute error of 8.43% ranging from 4.97% to 13.16% and mean absolute difference of 6.4% ranging from 2.88% to 11.59%. However, the model prediction accuracy is limited by use of only two task variables which were available for this study (out of five proposed task variables). Ultimately, the neuro-fuzzy approach utilizing all five variables to predict either the EMG activities or the spinal loading due to dynamic lifting tasks should be developed.

Keyword: Biomechanical model, EMG, MMH, Fuzzy, Neural network

* 본 연구는 금오공과대학교 학술연구비에 의하여 수행되었음.
** 금오공과대학교 산업경영학과
730-701 경북 구미시 신평동 180
Tel : 054-467-4376
E-mail : wookgee@knut.kumoh.ac.kr

1. 서 론

본 연구에서는 MMH(manual material handling) 작업과 관련된 직무에서 다양한 작업특성치(physical, cognitive factors)에 의해 발휘되는 몸통관련 근육들의 근전도(EMG) 신호 크기를 예측할 수 있는 EMG 예측모형구축 방법론을 제시하는 것을 그 목적으로 한다. 제시된 방법론은 활용도 측면에서 두 가지로 구분된다. 첫 번째는 본 연구에서 언급된 바와 같이 모형의 활용도 및 운영도가 향상된 EMG 예측 모형이고 두 번째는 작업장변수로부터 요추 부위의 부하량을 직접 예측할 수 있는 개념적 생체역학모형의 제시이다. 특히, 본 연구는 첫 번째 제시된 EMG 예측모형의 구축만을 그 연구대상으로 제한한다.

작업자가 자신의 근력을 이용하여 작업물을 원하는 위치까지 이동시키는 MMH(manual material handling) 작업은 작업자의 요추 관련 직무재해의 주요인 중 하나인 것으로 알려져 있다(Ayoub and Mital, 1989; Ayoub et al., 1997). 또한, MMH 작업 수행 시 인체에 부과되는 생체 스트레스 정도를 분석하기 위한 생체역학모형 (biomechanical model)은 MMH 작업 내/외적인 요소의 변화에 따른 인간의 인체 반응을 규명하여 인체의 생리적, 물리적 한계를 결정하고자 한다. 특히, 하지부 생체 모형(low back biomechanical model)은 작업조건에 따른 요추 부위 부하량의 예측이 그 주된 목적이며, 작업자의 신체 해부학적 능력 및 작업자세 변화에 따른 인체움직임과 관련된 작업장 특성자료를 이용하여 구현된다. 예를 들어, 작업부하 모우멘트(load moment), 작업물의 무게(load weight), 작업의 시작 및 끝 위치(lift origin and destination), 작업빈도(lift frequency) 등을 들 수 있다. 이러한 작업 특성치의 악화는 MMH 작업에 의한 업무재해 확률의 증가를 의미한다.

한편, MMH 작업 특성 결정요소 들은 물리적 (physical), 인지적(cognitive) 요소로 분류할 경우, 물리적 요소는 작업장의 구조 및 개인적 작업방법 (예를 들어, load moment, load weight 등)을 변화 시킴으로써 조절 가능한 작업 조건이고, 인지적 요소는 근육의 피로도와 같은 생체증상에 심대한 영향을 주는 것으로 알려진 심리적 영향(mental effect)과 관련된 요소로 정의할 수 있다 (Glasscock et al., 1997). 특히, 직무스트레스와 관련하여, 심리적 스트레스(psychological stress)는 일반적으로 업무의 복잡성(complexity), 정밀성(precision)과 직무만족도(job satisfaction) 등과 같은 주관적 판단(subjective judgment)에 의해 결정된다. 그러나, 기존의 생체역학모형에서 심리적 요소를 고려한 모형구축사례는 찾아볼 수 없다.

한편, Marras(1992)는 48종의 산업체 400여 종류의 MMH 작업장 분석을 통해 요통 질병(low back disorder: LBD)과 관련된 위험요소를 1)lifting frequency, 2)load weight, 3)lateral trunk velocity, 4) trunk twisting velocity, 5)trunk sagital angle로 구분하였다. 이와 같은 분류는 MMH 작업이 인체의 동적운동(dynamic motion)을 요구하는 작업으로서 다양한 작업장 변수들이 LBD를 유발시키는 잠재요소로서 작용하고 대부분의 작업관련 변수들이 이들 분류 중 어느

한곳에 포함된다는 의미이다.

따라서, 본 연구에서는 물리적(physical) 요소 뿐 아니라 인지적(cognitive) 요소도 포함할 수 있는 생체역학모형구축을 위해 작업부하에 결정적인 역할을 하는 인자로써 다음과 같은 5개 작업변수를 도출하였다: load moment, trunk velocity, lifting task complexity(trunk position), body condition control, job satisfaction.

특히, 본 연구에서는 작업 특성 요인들의 정량화를 위해 퍼지이론(fuzzy sets and fuzzy logic)과 퍼지이론의 운용을 위해 필요한 퍼지 규칙(fuzzy rules)은 인공신경망(neural networks) 기법을 이용하여 생성된다.

이 모형의 구축 시, MMH 작업장 현장 전문가가 이들 변수와 관련된 정보를 주관적 판단에 의해 제공할 수 있으며, 또한 현장 및 실험실내에서의 측정을 통해 실측 자료들을 확보 가능하다는 전제 하에 진행된다. MMH 작업과 같이 현실에서 직면하는 복합시스템(complex system)에서 인간전문가의 현장 경험에 근거한 정보는 문제해결영역의 분석 및 모델링(modeling)에 매우 중요하게 작용하므로 기존의 표준화된 기구적 측정방법(mechanical measurement) 및 해결법(algorithm)과 더불어 인간의 경험적 전문지식을 종합적으로 이용하여 MMH 작업장과 같은 복잡한 인간-기계 시스템을 보다 효율적으로 모델링 할 수 있기 때문이다.

또한, 현장 전문가에 의해 제공되는 정보는 주관적 판단에 의한 언어적 표현(예를 들어, 고, 중, 저)에 의해 제시되기 때문에, 이러한 언어적 표현의 정량화를 위해 퍼지 이론(fuzzy sets and logics)을 응용하며, 작업변수와 생체 반응과의 매우 비선형적 관계를 유추하기 위해 인공지능망(neural network) 기법을 이용한다.

2. MMH 작업장의 물리적 특성요소

일반적인 생체역학모형에서 몸통 운동 특성(trunk motion: kinesiology)과 인체 특성(subject characteristics) 등이 MMH 작업장 특성인자로서 고려되고 있으며(Chaffin, 1988; Marras and Sommerich, 1991), 몸통의 운동특성은 작업 조건과 작업자세에 관한 특성이고, 개인특성은 작업자의 해부학적(anatomy) 자료, 인체측정자료(anthropometry) 등에 관한 특성치이다. 생체역학모형은 위 두 가지 특성치의 변화에 따른 EMG 신호 측정을 통해 EMG 신호 크기 및 주파수의 변화를 관찰하고 요추부에 걸리는 부하량을 추정함으로써 MMH 작업장을 평가한다. 작업장 특성인자 중 물리적 요소로 분류될 수 있는 요소는 다음과 같다.

2.1. 몸통 모우멘트(Trunk moment)

Trunk moment는 외부의 부하량(load)에 의해 가장 큰 영향을 받는 것으로 알려져 있는데 작업물의 중량이 무거울수록 더 큰 부하가 요구되어 인간의 요추에 걸리는 compressive force가 영향을 받게 된다. 특히 trunk moment가 증가하면 항근(agonist)과 길항근(antagonist) 근육의 역학적 손실을 유발하여 추가적인 요추 부하를 유발한다(Marrass and

Mirka, 1992)

2.2. 몸통운동속도(Trunk velocity)

Trunk velocity는 그 크기가 증가할수록 관련 근육의 추가적인 근력활동이 요구되며 trunk velocity와 관련된 내부적 근골격계 (internal musculoskeletal cost)의 비용을 요구한다(Marras, 1992).

2.3. Task complexity

Trunk angle과 asymmetry 작업자세는 몸통근육의 심각한 활동변화를 요구하여 큰 근육(erector spinae)으로부터 작은 근육 (obligue and latissimus dorsi)들의 활동이 필요로 하는 주 활동 근육의 전이 현상을 발생시킨다(Marrass and Mirka 1992). 이와 같이 비대칭 움직임은 좌우 erector spinae 근육의 활동 크기 변화를 더욱 심화한다. 이러한 현상은 비대칭 작업이 요통발생 (low back disorder: LBD) 위험을 증가시키는 것에 대한 과학적 근거를 제공한다.

2.4. Body condition control

몸통모우멘트(trunk moment)와 관련하여 몸통 움직임의 가속도와 관련된 요소인데, MMH 작업이 동적 움직임을 수반하기 때문에 발생하는 것이다. 특히, 비대칭작업에서 가속도의 증가는 척극근(erector spinae), 활배근(latissimus dorsi), 사근(oblique)과 같은 생체역학적 손실이 요구되는 근육들에 영향을 끼친다.

3. MMH 작업장의 인지적 특성요인 (job satisfaction)

MMH 작업장에서의 인지적(cognitive) 요소는 작업량을 완수해야 한다는 심리적 스트레스(psychological stress)와 관련된다. 인지적 요소의 중요성은 직무 스트레스(job stress)를 연구하는 작업심리학분야 등의 연구에서 제시되었지만 MMH 작업과 관련된 생체역학모형 구축분야에서는 이들 요소들이 시스템 수행도에 끼치는 영향을 측정하기 위한 적절한 방법론의 부재 및 관심의 결여로 인해 뚜렷한 발전을 보이지 못하였다.

직무의 인지적 요소(cognitive factors)와 직무 수행도(job performance)에 관한 연구의 예로서, Leplat(1988)는 심리적 요소인 업무의 복잡성(complexity)과 작업자의 기술수준(skill level)에 따른 업무부하정도를 관찰하였다. Leplat의 연구 결과, 동일한 업무라도 작업자들간에는 서로 다른 수준의 업무부하를 느끼며, 작업시작과 종료 부분에서 서로 다른 업무부하를 느끼는 것으로 밝혀졌다. 일반적으로 생체역학접근법은 평균적, 특정시점의 주어진 조건(특정 부하량과 작업조건 등)에서의 생체적 부하량을 구하기 때문에 위의 심리적 실험결과와는 다른 결과를 제시할 수도 있다. 즉, 작업장 재해가 평균적인 작업부하량에 의해 결정되기보다 개인의 순간적인 최고 부하량(peak loading)에 의해 발생할 가능성이 높을 것을 고려할 때, 개인차에 따

른 인체 부하량 변동의 범위 및 할당은 작업장 설계자의 재해 예방 노력에 매우 중요한 역할을 할 것이다. 따라서, 근골격계의 질병을 설명하는데 물리적 요소뿐 만 아니라 인지적 요소에 의한 영향을 고려하는 것은 현장의 실제적인 현상을 평가하는 데 매우 중요함을 알 수 있다 (Fathallah et al. 1996; Glasscock et al. 1997).

또한, Glasscock 등(1997)도 사회심리적(psychosocial) 요소인 개인의 성격 형태가 근육활동에 직접적으로 영향을 끼칠 수 있다는 것을 규명하였다. 즉, 각 작업자의 성격에 따라 개인적 작업 수행도에 차이가 있으며 이로 인해 각 근골격계의 활동정도도 달라진다는 것이 그 기본적인 가정이다. 실험결과, 경쟁적/호전적으로 정의된 A형태의 작업자가 이와 반대인 B형태의 작업자보다 길항근(antagonist) 근육활동에서 더 높은 EMG 크기를 나타내었다. 즉, 개인적성향이 생체역학적인 부하량에 영향을 주며, 이는 곧 잠재적으로 작업장재해에 영향을 끼치는 요소가 될 수 있다는 것이다. 따라서, 작업과 관련된 부하는 작업의 주관적 인지정도에 따라 달라질 수 있기 때문에(Snook, 1978; Karwowski et al., 1998) 평균적인 생체 부하량을 산출하는 기존의 생체역학모형의 예측능력 향상과 실제 사용성 향상 측면에서 이러한 심리적 요소를 고려하는 것은 매우 필수적이라 하겠다.

4. Fuzzy Logic-based Human Expert EMG Prediction Model (FLHEPM)

4.1 FLHEPM의 구조

본 연구에서는 2가지 입력변수(몸통모멘트와 몸통속도)만을 대상으로 진행되었지만, 기본적으로 FLHEPM은 작업장 및 작업자와 관련된 5가지의 변수(load moment, trunk velocity, lifting task complexity, body condition control, job satisfaction)를 입력변수로써 사용하며, 10개 몸통 근육의 EMG 크기를 예측할 수 있다 (그림 1).

작업 변수들은 인간전문가의 언어적 형태(linguistic expression)로 제공된 정보이던지 또는 실 측 등에 의한 정량적인 정보이던 상관없이 퍼지소속함수(fuzzy membership function)로써 표현되고, 인공신경망을 이용하여 퍼지규칙을 도출한다. 특히, 입력 값인 MMH 작업장 특성요소 및 이들 특성치의 변화에 따른 EMG 크기의 변화에 대한 정보는 기존 연구의 결과 및 현장 전문가 등의 다양한 분야로부터 구축될 수 있다. 이와 같이 FLHEPM은 MMH 작업장의 특성변수의 변화에 따라 10개 몸통근육의 EMG 크기가 어떻게 변하는지에 대한 시각적 분석을 가능하게 하며, EMG 예측모형에서 퍼지이론의 실제 응용 사례가 될 수 있다.

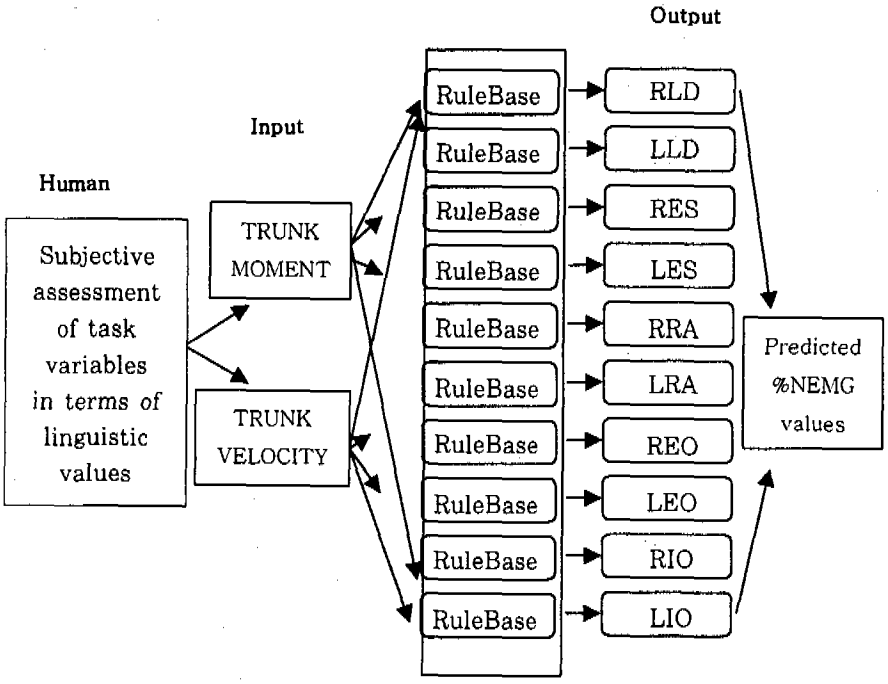

그림1. Fuzzy Logic-Based Human Expert EMG Prediction Model(FLHEPM)의 구조

4.2 EMG 자료

FLHEPM의 구축 및 검증을 위해 사용된 EMG 자료는 Ohio State University의 생체역학 실험실에서 측정된 자료로서 실험에 관한 자세한 사항은 Marras와 Sommerich (1991), Marras and Granata (1997)의 논문을 참조하면 될 것이다. 참고로 이들 실험을 간단히 요약하면 다음과 같다. 피실험자들은(12명) 두 종류의 작업 모우멘트(30ft*lbs 와 60ft*lbs)에서 상체를 15, 30, 45 degrees/second 등속도로 좌측면에서 우측면(left/right laterial bending)으로 움직일 때 10개의 몸통 근육군에서 EMG를 측정하였다. 예를 들어 상체를 왼쪽으로 15도 기울어진 상태에서 30degrees/second 등속도로 오른쪽 15도가 될 때까지 동일한 속도로 움직일 동안 EMG를 측정하였다. EMG 측정 몸통근육군은 1) 오른쪽/왼쪽 활배근 (latissimus dorsi: RLD,LLD), 2) 오른쪽/왼쪽 척극근(erector spinae: RES and LES), 3) 오른쪽/왼쪽 직복근 (rectus abdoninus: RRA and LRA), 4) 오른쪽/왼쪽 외사근 (right/left external oblique: REO and LEO), 5) 오른쪽/왼쪽 내사근 (internal oblique: RIO and LIO)등의 몸통운동의 주 근육군이며, 측정 후 EMG 자료의 분석을 위해 실측 된 EMG 신호는 다음

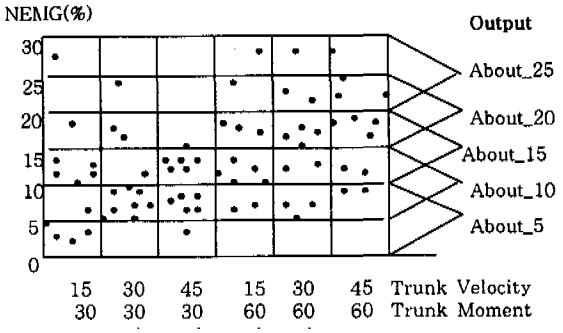

그림2. Graphical Method for Building Output Membership Function of Right Latissimus Dorsi in the FLHEPM

과 같은 식에 의해 정규화 과정을 거친다.

$$\text{Normalized EMG} = (\text{EMG}/\text{EMG}_{max}) \times 100$$

여기서 EMG는 실측 된 신호의 크기이며, EMGmax는 동적인 각 작업자세에서 각 근육이 발휘하는 최대 EMG 크기이고 본 연구에서는 RNEMG (representative NEMG)로 정의되어 사용된다. 또한 12명의 작업자 중 2/3에 해당하는 8명 작업자 (전체 480개의 RNEMG 자료)의 자료는 모형 구축을 위해 사용되었고, 나머지 1/3에 해당하는 4명 작업자(전체 240 개의 RNEMG 자료)로부터 얻어진 자료는 모형의 타당성 검증을 위해 이용되었다.

4.3 입출력변수의 퍼지화(Fuzzification of input-output variables)

퍼지론은 인간의 언어적 표현을 수학적으로 표현할 수 있는 방법론을 제공한다(Zadeh, 1965). 예를 들어, "약 40kg"이라는 애매한 표현을 수식화하는 과정을 비수학적표현의 퍼지화(fuzzification)라 정의한다.

두 가지 입력변수 및 10개의 출력변수에 대한 퍼지화는 실제 작업조건과 실측 된 자료들의 분포에 근거하여 이루어졌다. 실험실에서 실시된 EMG 신호 측정에서 몸통 모우멘트 (trunk moment)는 30ft×lbs 와 60ft ×lbs이고 몸통의 운동속도는 15 degree/second, 30 degree/second, 45 degree/second로 할당되었으므로, 이들의 소속함수(membership function)도 이에 준해서 몸통모우멘트는 "About30"과 "About60"으로 주어졌으며, 이와 동일한 개념으로 몸통 속도(trunk velocity)는 "About15", "About30", "About45"로 할당되었다. 현실적으로, 시스템 설계자마다 다른 형태의 소속함수가 구축될 수 있지만 본 연구에서 인간 전문가는 실험 조건에 대한 사전정보를 가지고 있기 때문에 이러한 할당이 가능하였다. 또한 FLHEPM의 출력값에 대한 퍼지화는 480개 RNEMG 값을 산점도 형태로 표현한 후 시스템 설계자의 주관적 판단에 따라 소속함수의 적절한 폭과 개수를 가지도록 삼각형 소속 함수를 할당하

였다 (그림2). 기존의 연구에서 퍼지함수의 할당에 대한 체계적이고 과학적인 구축 방법이 존재하지 않기 때문에 특정 시스템에 대한 전반적 지식을 가진 시스템 설계자의 주관적 판단이 현 단계에서는 가장 최선이라 볼 수 있다(Ross, 1995). 그림3은 본 연구에서 구축된 FLHEPM 모형에서 사용된 입력변수(몸통모우멘트와 몸통속도)의 소속함수를 나타내고, 그림4는 10개의 출력값 중에서 오른쪽 활배근(RLD)의 소속함수를 제시한 것이다.

4.4 퍼지 규칙 형성(Generation of fuzzy rules)

현실문제에서 요소들간의 관계를 나타내는 규칙의 생성은 현장 전문가에 의해 생성될 수 있으며 이들의 관계가 복잡할 경우에는 인공지능망과 같은 진보된 방법론을 이용하여 규칙 생성의 효율성을 향상시키고 전문가의 재검증이 이루어 지면 보다 효율적일 것이다. 이러한 다수의 퍼지규칙 생성 방법론은 다수의 연구로부터 찾을 수 있다(Wang and Mendel, 1992; Ross, 1995).

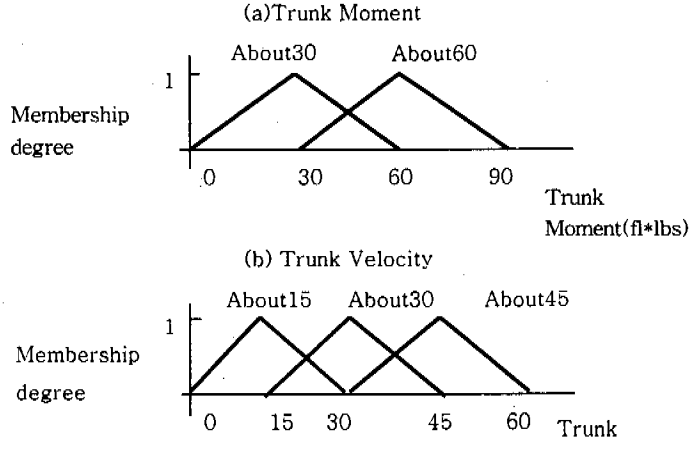

그림3. 입력함수의 Membership function

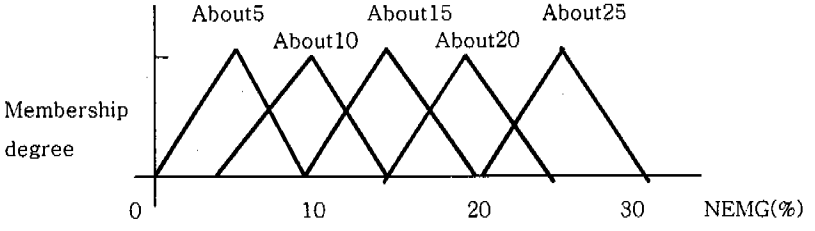

그림4. Right Latissimus Dorsi(RLD)의 Membership Functions

본 연구에서 초기 퍼지규칙을 생성하기 위해 채택된 인공지능망은 Kosko(1992)가 제시한 것으로 differential competitive learning(DCL)에 의해 학습을 수행하는 two-layer feed-forward unsupervised neural network으로서 입력-출력공간에서 적어도 하나의 규칙을 제공해주는 특징을 가지고 있다.

따라서, 이 인공지능망은 몸통모우멘트와 몸통 속도에 관련된 정보를 전달하는 2개의 입력요소와 10개의 근육 EMG 신호에 대한 정보를 전달하는 10개의 출력 층 요소들로 구성되어졌다.

본 연구에서 인공신경망의 훈련 결과, 전체 60개의 초기 퍼지규칙이 생성되었으며, 이들은 다시 인간 전문가에 의해 그 타당성이 검증되었다. 즉, 표1에서 괄호 안에 제시된 규칙은 인공지능망에 의해 초기 퍼지규칙이 생성된 후, 인간전문가의 재검증을 통해 수정되어진 퍼지규칙이다. 이러한 인간전문가에 의한 초기 퍼지규칙의 검증은 실측 된 EMG 신호 자료의 비정확성 및 퍼지규칙 생성 방법론의 비합리성 등에 의한 퍼지규칙 생성의 불확실성을 최소화 시키고 현장전문가의 지식 이용을 극대화할 수 있는 장점을 제공한다. 일반적으로, 퍼지시스템 구축에서 가장 핵심적인 내용은 퍼지규칙과 소속함수의 경험적 생성이며, 이를 위한 가장 효율적인 방법은 실제 문제영역을 알고있는 인간 전문가의 지식을 이용하는 것이다(Kasabov, 1996).

본 연구에서는 LLD 근육과 관련하여 2개 LEO 관련하여 3개, LIO 관련하여 3개 등 전체 8개의 규칙이 개정되었다. 따라서, 본 연구에서 사용된 인공신경망은 87%의 정확도를 가지고 있다 할 수 있다. 표1로부터, LLD 근육에 관련된 퍼지규칙으로, 다음과 같은 퍼지규칙이 생성되었다.

If 몸통 모우멘트가 About30 그리고 (and) 몸통속도가 About15 이면, then LLD의 EMG 크기는 About55이다.

즉, 현장전문가에 의해 작업조건이 몸통 모우멘트가 About30, 몸통속도가 About15라고 평가되면, 언어로 표현된 이 정보는 About55에 해당하는 EMG 크기의 소속함수를 발생시킨다. 그러나, 발생된 함수값은 아직 퍼지값(fuzzy value)이기 때문에 Max-dot Centroid defuzzification 방법에 의해 일반적인 숫자(crisp value)로 전환된다.

본 연구에서 defuzzification 방법으로 채택된 Max-dot Centroid는 단일 조건문 (if 문)에 의해 발생가능 한 결과들(then 문) 중에서 가장 발생수준(activation level)이 높은 결과를 채택하는 특성을 가지고 있다. 따라서, 생성된 퍼지규칙은 생성 가능한 퍼지규칙들 중에서 가장 높은 발생수준을 보유한 것이다.

표1. FLHEPM 모형에서 사용된 퍼지규칙의 예 (표에서 제시된 퍼지규칙은 LLD 근육들과 관련된 퍼지규칙이며 괄호 안에 제시된 규칙은 인간전문가에 의해 수정되어 실제 모형에서 사용된 퍼지규칙임)

LLD		몸통속도		
		About 15	About 30	About 45
몸통 모우멘트	About 30	About 35	About 50	About 90
	About 60	About 85	About 90 (About 65)	About 90 (About 85)

5. 결 과

구축된 FLHEPM의 타당성 검증은 나머지 4명의 피실험자 자료를 이용하였으며, MAE (mean absolute errors)와 MAD(mean absolute difference) 개념을 적용하여 정량적 분석을 수행하였다. MAE는 각 근육군에서 RNEMG 값과 FLHEPM에 의해 예측된 EMG 신호 크기값(ENEMG)의 절대 크기 차이를 전체 자료의 수로 나눈 값으로 실측치와 예측치의 크기 차이를 의미한다.

$$MAE = (\Sigma|RNEMG - ENEMG|)/\text{number of evaluation data} \times 100$$

몸통의 10개 근육군에서 구해진 MAE는 4.97%(RLD)에서 13.16%(LRA)사이에 존재하며 평균 8.43%(SD=2.87%)를 보였다 (표2). 특히, 작업특성상 근육들의 움직임이 활발한 왼쪽 근육군들에서 더 큰 MAE 값이 나타났다.

또한, MAD는 각 작업조건에서 NEMG의 평균값(ANEMG)과 모델 추정값(ENEMG)과의 절대차의 평균치이다.

$$\text{Averaged NEMG(ANEMG)} = \Sigma(\text{RNEMG})/\text{number of subjects}$$

$$MAD = (\Sigma|ANEMG - ENEMG|)/\text{number of task conditions}$$

10개의 근육군 중 REO 근육이 MAD 2.71%로 가장 낮은 수치를 보였으며, LES에서 11.59%로 가장 높게 나타났다. MAD의 분포에서도 MAE와 유사하게 왼쪽 근육군에서 높은 MAD 분포가 형성되었다.

또한, 구축된 FLHEPM 모형의 예측 정밀도를 기존의 연구에서 제시된 인공신경망모형(Nussbaum and Chaffin, 1996)과 최적화모형(Schultz et al, 1981; Hughes and Chaffin, 1995) 등과 MAD와 결정계수(R2)로 비교하였다(표3). 참고로, 본 연구에서 제시된 FLHEPM은 2가지의 작업변수를 이용하고있지만, Nussbaum & Chaffin (1996)이 제시한 인공신경망 모형은 4가지 작업조건(flexion, extension, right/left lateral moment at L3/L4)이 고려된 상황에서 인체 근육군의 EMG 크기 및 생체역학 부하량을 예측하는 모형이다.

FLHEPM의 전체 평균 MAD(6.4%)는 인공신경망의 MAD(9.34%) 값보다는 좋게 나타났지만 FLHEPM의 결정계수 (0.59)는 인공신경망 (0.95)보다 나쁜 것으로 나타났다. 그러나, 계량적 모형인 Schultz등의 모형 (0.47)과 Hughes and Chaffin의 모형 (0.57)보다 결정계수가 좋은 것으로 나타났다.

표2. 각 근육군의 MAE와 MAD 값 (단위 %)

근육군	MAE	MAD
RLD	4.97	3.65
LLD	6.62	2.88
RES	5.45	5.36
LES	12.79	11.59
RRA	5.12	4.86
LRA	13.16	11.31
REO	6.50	2.71
LEO	13.00	10.18
RIO	6.76	6.28
LIO	9.94	5.22

표3. FLHEPM 모형과 다른 모형들과의 예측 정밀도 비교

	FLHEPM	Neural Network Model for NEMG prediction	Optimization Models	
		Nussbaum & Chaffin (1996)	Schultz et al. (1993 model)	Hughes & Chaffin (1987 model)
MAD				
Mean	6.4	9.34	Not	Not
Range	2.88~11.59	2.16~16.01	Available	Available
Coefficient of Determination (R2)				
Mean	0.59	0.95	0.47	0.59
Range	0.02~0.98	0.93~0.96	0.25~0.65	0.3~0.73

6. 토의 및 결론

Fuzzy logic-based EMG Prediction Model (FLHEPM)은 몸통 모우멘트와 몸통 속도 등의 2가지 작업변수를 이용하여 이에 따른 10개의 몸통 근육들이 보이는 EMG 신호 크기를 예측하는 EMG 예측 모형이다. 이와 같은 접근법은 기존의 연구와 비교할 때, EMG 신호를 예측하기 위해 입력값으로 정량적 척도 값만을 이용하는 것이 아니라 작업자의 인지적 요소도 함께 고려할 수 있다는 것이 본 연구 모형의 장점이다. 즉, 본 연구에서 제시된 fuzzy logic-based human expert 접근법을 이용할 경우, 실제적인 EMG 신호의 측정없이 현장전문가에 의해 제시되는 정보만으로 EMG을 예측할 수 있게 함으로써 모형 구축이 쉽다는 점과 새로운 변수의 추가 및 제거가 특별한 절차를 거치지 않고도 가능하다는 점에서 현장의 이용도를 향상시킬 것으로 기대된다.

또한, 모형 구축 시 고려해야 할 변수들의 증가로 인해 작업 변수들과 이들 변수가 EMG 신호에 주는 영향 정도를 수식화 등에 의한 방법으로 정량화해야 하는 한계를 극복할 수 있게 함으로써 모형 구축의 신뢰성, 신축성 및 사용성을 증가시킬 수 있었다.

FLHEPM은 기존의 연구에서 제시된 모형들과의 성능 비교에서, MAD와 R^2 측면에서, 상대적으로 더 좋은 성능을 보였다. 이는 FLHEPM에 의해 예측된 EMG 신호는 실험실조건에서 측정된 EMG 신호를 대체할 수 있을 만큼 그 대체성(comparability)이 높다는 것을 의미한다. 결론적으로 본 연구에서 제안된 FLHEPM 모형은 다음과 같은 특성을 가지고있다.

1) MAD 값 6.4%의 정도를 가진 EMG 신호가 복잡한 수식 전개 과정없이 FLHEPM모형에 의해 구해질 수 있다.

2) 작업장 변수들이 퍼지소속함수로 표현

되었다. 이는 EMG 예측 모형 설계 시 작업장 변수들의 서로 다른 측정 기준(scale)을 조합할 수는 유연성을 제공한다.

3) 초기 퍼지규칙들이 인공신경망에 의해 생성되었고, 인간전문가에 의한 재검증을 통해 이중 일부는(13%) 수정되었다.

4) 본 연구에서 2가지 작업장변수만을 입력조건으로 하였으나 나머지 3가지 변수를 추가함으로써 모형의 정확도를 향상시킬 수 있을 것이다.

참고문헌

Ayoub, M. M., and Mital, A., (1989), *Manual Materials Handling*, Taylor & Francis, (London).

Ayoub, M. M., Dempsey, P.G., and Karwowski, W.,(1997), Manual Material Handling, in *Handbook of Human Factors & Ergonomics*, John Wiley, (New York), 1124-1173.

Chaffin, D. B., (1988), Biomechanical Modelling of the Low Back During Load Lifting, *Ergonomics*, V. 31 (5), 685-697.

Fathallah,F. A., Brogmus, G. E., Lim, S.-Y., Marras, W. S., Krawczyk, S., Snook, S. H., Swanson, N. G., Volinn, E., (1996), The Role of Psychosocial Factors in Occupational Musculoskeletal Disorders, *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society 40th Annual Meeting*, 642-645.

Glasscock, N. F., Turville, K. L., Joines, S. M. B., and Mirka, G. A., (1997), The Effect of Personality Type on Muscle Coactivity During Elbow Flexion, *Proceedings of the Human Factors and Ergonomics Society 41st Annual Meeting*, 665-669.

Hughes, R., and Chaffin, D.B, (1995), Choice of Optimization Models for Predicting Spinal Forces in a Three-dimensional Analysis of Heavy Work, *Ergonomics*, V. 38(12), 2476-2484.

Karwowski, W., Lee, W.G., Jang, R. Gaddie, P., Jamaldin, B. and Alqesami, K.K., (1999), "Beyond Psycholphysics: A Need for Cognitive Engineering Modeling Approach to Setting Limits in Manual Lifting Tasks," *Ergonomics*, V. 42(1), 40-60.

Kasabov, N. K., (1996,) *Foundations of Neural Networks, Fuzzy Systems, and Knowledge Engineering*, MIT Press (London).

Kosko, B., (1992), Fuzzy Systems as Universal Approximators, *IEEE International Conference on Fuzzy Systems*, March 8-12, San Diego,

California, 1153-1162.

Leplat, J., (1988), Task Complexity in Work Situation, in *Tasks, Errors and Mental Models*, edited by Goodstein, L.P., Andersen, H. B., and Olsen, S. E., Tayor & Francis (London).

Marras, W. S., (1992), Toward an Understanding of Dynamic Variables in Ergonomics, in *Occupational Medicine: State of the Art Reviews*, (Philadelphia, Hanley & Belfus, Inc.), 655-677.

Marras, W. S., and Granata, K. P., (1997), Spine Loading During Trunk Lateral Bending Motions, *Journal of Biomechanics*, V. 30(7), 697-703.

Marras W. S., and Mirka, G. A., (1992), A Comprehensive Evaluation of Trunk Response to Asymmetric Trunk Motion, *Spine*, V. 17(3), 318-326.

Marras, W. S. and Sommerich, C. M., (1991), A Three-Dimensional Motion Model Of Loads On The Lumbar Spine: I. Model Structure, *Human Factors*, 33(2), 123-137.

Nussbaum, M. A., and Chaffin, D. B., (1996), Evaluation of Artificial Neural Network Modelling to Predict Torso Muscle Activity, *Ergonomics*, V. 39(12), 1430-1444.

Ross, T. J., (1995), *Fuzzy Logic with Engineering Applications*, McGraw-Hill, (New York).

Schultz, A. B and Andersson, G. B. J., 1981, Analysis of Loads on the Lumbar Spine, *Spine*, 6, 76-82.

Snook, S. H., 1978, The Design of Manual Handling Tasks, *Ergonomics*, V. 21(12), 963-985.

Wang, L.-X., and Mendel, J. M., (1992), Generating Fuzzy Rules by Learning from Examples, *IEEE Transactions of Systems, Man, and Cybernetics*, V. 22(6), November/December, 1414-1427.

Zadeh, L. A., (1965), Fuzzy Sets, *Journal of Information and Control*, 8, 338-353.

저자소개

◈ 이욱기

부산대학교 산업공학과 (1985~1989)를 졸업하고, 포항공과대학교 산업공학과에서 석사학위를 수료(1992~1994)하였으며, University of Louisville, Kentucky의 Department of Industrial Engineering (Human factors and Ergonomics)에서 박사학위를 취득(1885~1998)하였다. 현재 금오공과대학교 산업경영학과에 재직 중이며, 관심분야로서 biomechanics, industrial safety and psychology, quality evaluation 등 이다.

논문접수일 (Date Received): 2000/8/10
논문게재승인일(Date Accepted): 2000/8/21