

트랜스퓨터를 이용한 병렬 근신호 인식기의 설계 및 평가

김종원·김성환*

= Abstract =

Design and Evaluation of a parallel EMG Signal Identifier using Transputers

Jong-Weon Kim, Sung-Hwan Kim*

This paper considers the problem of realising a parallel EMG identifier used in FES (functional electrical stimulation) system on a fixed dimension transputer array. This involves using an identification algorithm in the wavelet transform domain. This algorithm have suggested by the authors in a previous paper[6]. The transputer serial links permit highly varied and economic network-type connections and the structure enables rapid topological reconfiguration.

Analysing the results showed that the speed-ups ranged from 1.82 to 3.44 with 2~4 transputers for corresponding model order, and from 1.82 to 3.97 with increasing the model orders when two and four transputers are used respectively.

Key words : Parallel EMG identifier, Transputer array, Wavelet transform

서 론

오늘날의 고도 산업사회에서는 각종 사고로 인한 장애 환자들이 증가하고 있다. 따라서 이들의 사회생활 복귀를 돕기 위한 재활공학이 급속히 발전하고 있으며, 최근들어 FES(functional electrical stimulation)에 의한 사지기능의 활성화나, 근전도신호(electromyogram signal)를 이용한 사지기능의 인식에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[1-3].

특히, 중추신경장애로 인한 하반신마비 환자에게 손상된 중추신경의 역할을 대신할 수 있는 보철장치에 대한 연구가 활발하다. Graupe는 상체근육으로부터 근전도신호를 받아서 환자가 원하는 기능을 인식하여, 하지근육에 적절한 전기자극을 가하여 걸음걸이를 회복시키려는 연구를 계속하고 있다[1]. 이와 같이 전기자극에 의한 사지기능의 회복을 위해서는 정확하게 환자가 원하는 기능을 인식해 내어야 한다. 즉, 근신호 인식이 잘못되면 환자가 원하는 기능을 인식하지 못하여 적절한 전기 자극을 못시키는 문제가 있어왔다. 실제적으로 환자의 근육 피로

및 팔과 머리 등의 자세 변화에 따라 비정상(nonstationary) 특성이 나타나게 되므로 근신호의 모델 파라미터 또한 시변 즉, 시간에 따라 바뀌게 된다. 그러므로, 비정상 시변 근전도 신호 인식을 위한 새로운 알고리즘의 개발과 이의 실시간 처리를 위한 하드웨어 시스템의 설계가 요구된다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 Moser와 Graupe, 그리고 Kim et al.은 시간 비정상 근신호 인식에 대해서 연구해왔다[4,5]. 또한 Kim et al.은 DSP칩으로 실시간 파라미터 인식기를 구현하여 FES를 이용한 기능회복 장치에 사용하였다[2,3].

본 연구에서는 근신호의 기능인식에서 중요한 근신호 인식 파라미터의 수렴성은 좋지만 연산량의 부담으로 인해서 사용이 어려운 알고리즘[6]을 실시간으로 구현할 수 있도록 하기 위해서 INMOS사의 T-805 트랜스퓨터(transputer)를 사용하여 병렬 근신호 인식기를 설계하고, 그 성능을 평가하였다. 평가방법으로는 트랜스퓨터의 갯수에 따른 연산속도를 비교하고, 알고리즘의 성능 평가를 위해서 실제로 근신호를 수집하여 기준패턴을 만들고 기능분류(functional pattern classification)를 시도 하였다.

주성전문대학 정보통신학과 전임강사

Dept. of Information and Communications, Juseong College,

* 서울시립대학교 전자공학과 교수

* Dept. of Electronics Eng., Seoul City Univ.

통신저자 : 김종원, (130-743) 동대문구 전농동 90번지, Tel.(02)210-2318, Fax.(02)249-6802

근신호 인식알고리즘

정상 신호(stationary signal)의 변환방법으로 Fourier 변환이 널리 사용되고 있으며, 시간에 따라서 통계적특성이 변하는 신호를 위해서는 STFT (short time Fourier transform)가 사용된다. 그러나 이러한 알고리즘들은 신호를 변환하기 위한 기저함수(basis function)가 일정한 윈도우(window)내에서 관측되므로, 다양한 주파수 성분이 섞인 신호나 비정상 신호(nonstationary signal)를 해석하는데는 적합하지 않다.

이와같은 신호를 해석하는데 용이한 방법으로 신호의 저주파 성분에 대해서는 긴 윈도우를 사용하고, 고주파 성분에 대해서는 짧은 윈도우를 사용하는 방법을 생각한 것이 웨이브렛 변환이다. 웨이브렛 변환은 다해상도 신호 처리 영역에서 많이 사용되며, 서브밴드 코딩과 유사한 방법에 의해서 이산 웨이브렛 변환을 구현할 수 있다[5, 9,10].

웨이브렛 변환평면(wavelet transform domain)으로 이동된 시간에 따라 통계적 특성이 변하는 비정상 근신호는 다음과 같이 나타낼 수 있다[6].

$$z(n) = W_{\sigma_{i,k}} y(n) \tag{1}$$

여기서 $z(n)$ 은 웨이브렛 변환평면으로 변환된 근전도 신호이고, $W_{\sigma_{i,k}}$ 는 웨이브렛 변환 행렬, $y(n)$ 은 관측된 근전도 신호를 나타낸다.

식(1)로 변환된 비정상 근신호는 현재의 근신호를 모델링 하기위하여 WTDMA(wavelet transform domain moving average)로 나타낼 수 있다[6]. 따라서 현재 관측된 비정상 근신호 $y(n)$ 은 식(2)처럼 나타낸다.

$$y(n) = \sum_{i=1}^m h_i(n) z(n-i) + w(n) \tag{2}$$

$$\hat{y}(n) = \sum_{i=1}^m \hat{h}_i(n) z(n-i)$$

여기서 $w(n)$ 은 백색 잡음이고, $h_i(n)$ 는 WTDMA 모델의 계수이다.

식(2)의 비정상 근신호 모델은 다음과 같이 동일한 상태공간 방정식(state-space equation)으로 변환할 수 있다.

$$x(n+1) = A(n)x(n) + u(n) \tag{3}$$

$$y(n) = C(n)x(n) + w(n) \tag{4}$$

여기서 추정되는 비정상 신호 모델 파라미터는 $x(n)$ 이다.

$$x(n) = \begin{bmatrix} h_1(n) \\ \vdots \\ h_m(n) \end{bmatrix} \tag{5}$$

$$A(n) = I, I: identity matrix \tag{6}$$

$$u(n)^T = [v_1(n+1) v_2(n+1) \cdots v_m(n+1)] \tag{7}$$

$$C(n) = [z(1) z(2) \cdots z(m)] \tag{8}$$

이라하자. $u(n)$ 의 공분산(covariance)은 식(9)로 표현한다.

$$cov[u(n)] = V(n) = \begin{bmatrix} V_1(n+1) & 0 & & & \\ & 0 & V_2(n+1) & & \\ & & & \ddots & \\ & & & & V_m(n+1) \end{bmatrix} \tag{9}$$

비정상 신호 모델 파라미터 인식 알고리즘은 매 이산샘플시간마다 시스템의 상태, 즉, n 에서의 비정상 신호 모델 파라미터의 추정을 계산하는데 적용할 수 있다. 파라미터의 추정을 위하여 상태공간 방정식을 풀기 위한 과정은 식(10)~식(12)와 같다[7,8].

$$\hat{x}(n+1/n) = [A(n) - K(n)C(n)] \hat{x}(n/n-1) + K(n)y(n) \tag{10}$$

$$K(n) = A(n)P(n/n-1)C(n)^T \cdot [C(n)P(n/n-1)C(n)^T + W(n)]^{-1} \tag{11}$$

$$P(n+1/n) = A(n) \cdot [P(n/n-1) - P(n/n-1)C(n)^T \cdot (C(n)P(n/n-1)C(n)^T + W(n))^{-1} \cdot C(n) P(n/n-1)]A(n)^T + V(n) \tag{12}$$

$$= E\{[x(n+1) - \hat{x}(n+1/n)] \cdot [x(n+1) - \hat{x}(n+1/n)]^T | z(1), \dots, z(n)\}$$

여기서 $\hat{x}(n+1/n)$ 은 n 번째 구간에서 관측된 데이터로 주어진 $x(n+1)$ 의 추정을 나타내며, $P(n+1/n)$ 은 그 시간의 추정오차 공분산이다.

병렬 근신호 인식기의 설계

마이크로 프로세서를 사용하여 어떠한 알고리즘을 수행할 때 수행시간에 큰 영향을 주는 요소는 계산에 요구되

는 곱셈의 양이다. 따라서 알고리즘의 수행에 필요한 계산량중에서 곱셈의 양에 관해서 고려해보면 다음과 같다.

샘플된 근신호를 이산 웨이브렛 변환을 이용하여 웨이브렛 변환 평면으로 바꾸는데 요구되는 연산량은 필터뱅크에 사용된 저역통과 필터와 고역통과 필터의 차수에 종속적이다. 일반적으로 저역통과 필터와 고역통과 필터는 동일한 차수의 필터를 사용하며, 본 논문에서는 Daubechies(9,10)의 D4 웨이브렛을 형성하는 필터뱅크를 사용하였으므로, 한번의 이산 웨이브렛 변환을 위해서는 $4N$ 의 계산량이 필요하다. 여기서 N 은 비정상 근신호 모델의 차수를 나타낸다.

N 차의 비정상 신호모델을 세우고, 모델 파라미터를 인식하기 위한 알고리즘을 수행하는데 필요한 계산량은 식(10)~식(12)로부터 얻을 수 있다. 식(10)을 계산하는데 $A(n)$ 은 단위행렬이므로 $2N^2 + N$ 의 곱셈이 요구되고, 식(11)에서 $P(n/n-1)C(n)$ 의 계산에 N^2 , 이것을 저장한 후 사용하면 $C(n)P(n/n-1)C(n)$ 에 N^2 의 곱셈이 요구된다. 식(12)에서는 $P(n/n-1)C(n)$ 과 $C(n)P(n/n-1)C(n)$ 은 식(11)에서 계산된 결과를 이용할 수 있으므로 $C(n)P(n/n-1)$ 만 계산하면 N^2 의 곱셈이 요구되므로, 전체적으로 $5N^2 + N$ 의 곱셈양이 요구된다.

일반적인 마이크로 프로세서로 매 샘플시간마다 $5N^2 + N$ 의 곱셈을 계산하는데는 매우 많은 시간이 필요하다. 따라서 이러한 곱셈양을 분산시켜서 처리하거나 매우 빠른 속도의 마이크로 프로세서를 사용하여야 한다. 본 연구에서는 비정상 근신호 모델 파라미터 인식에 요구되는 연산량을 병렬 프로세서로 처리함으로써, 속도를 개선하고자 한다.

일반적으로 신호처리에 많이 사용되는 디지털 신호처리 칩은 많은 종류가 생산되고 있으며, 그 성능도 여러가지이다. 그러나 대부분의 디지털 신호처리기(digital signal

processor)는 병렬처리를 위한 프로세서간의 연결을 지원하지 못한다.

본 연구에서는 프로세서간의 통신망 구성과 수치적인 정밀도, 처리속도등을 고려하여 INMOS사의 IMS T805 트랜스퓨터를 사용하였다[11]. IMS T805 트랜스퓨터는 64비트 부동소수점(floating point) 연산부와 그래픽 지원부를 갖고 있는 32비트 CMOS 마이크로 컴퓨터이다. 이 칩은 고속처리를 위해서 4킬로바이트의 내부 RAM과, 제어가능한 메모리 인터페이스, 4개의 INMOS 표준 통신링크를 갖고 있다. 명령어들은 고수준언어를 효과적으로 구현할 수 있도록 구성되어있으며, 단일 프로세서나, 프로세서망을 통해서 병렬처리가 가능하다.

IMS T805의 속도는 선택적으로 사용할 수 있으며, 본 연구에서 사용된 트랜스퓨터는 25MHz의 속도로 25MIPS (Mega Instructions Per Second)의 연산을 수행한다. 또한 내부에 부동소수점 연산부가 있으며, ANSI-IEEE 754-1985 부동소수점 연산표준에 따라서 단일 부동소수점과 배정도 부동소수점(double floating point) 연산을 수행할 수 있는 기능이 있다.

INMOS 표준 통신링크는 외부의 논리회로없이 직접, 프로세서간의 연결이 가능하도록 되어있으며, 20Mbit/sec의 통신속도를 갖고 있다. 또한 외부메모리는 4Gbyte 까지 직접호출이 가능하며, 25MHz 프로세서에서 매 120nsec마다 4byte의 비율로 데이터를 쓰고, 읽을 수 있다. 이것은 트랜스퓨터가 내부메모리에 대해서는 한 사이클에 메모리를 다루기 때문에 40nsec가 걸리지만, 외부메모리에 대해서는 3사이클을 필요로 하기 때문에 걸리는 시간이다.

[6]에서 제안된 알고리즘을 구현하기 위한 병렬 신호처리 컴퓨터는 486 컴퓨터를 주 컴퓨터로 하여, PC 인터페이스, 제어부와 트랜스퓨터 모듈, 메모리 모듈로 이루어

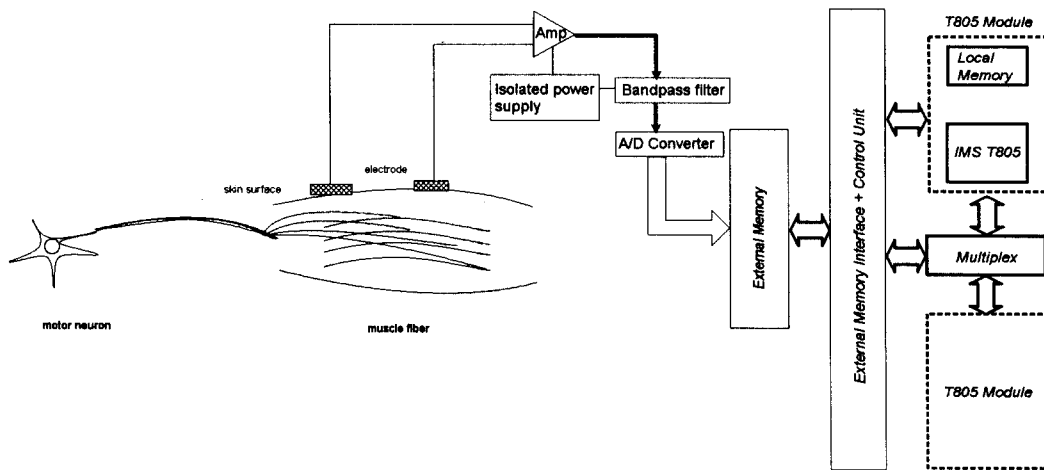


그림 1. 병렬 신호인식기의 구성
Fig. 1. Structure of the parallel signal identifier

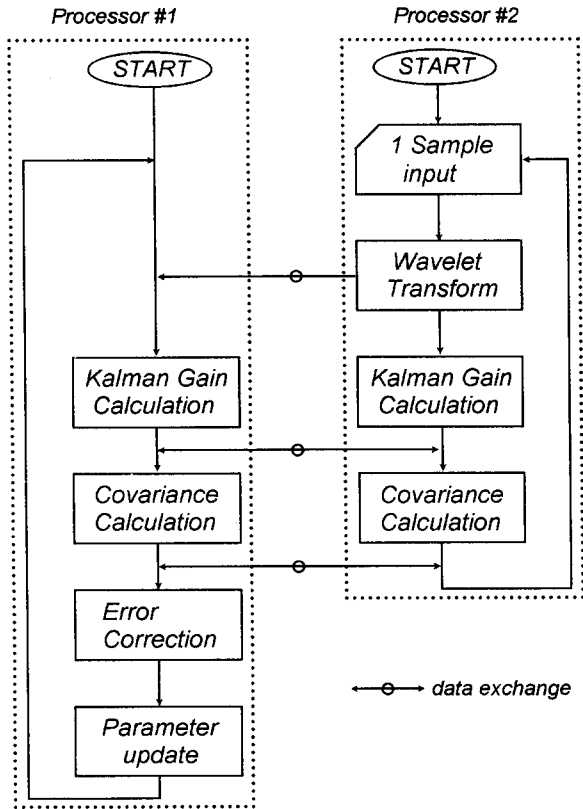


그림 2. 인식 알고리즘의 병렬처리 흐름도(두개의 프로세서 사용예)

Fig. 2. Parallel processing flowchart of the identification algorithm(An example of using two processors)

어져 있다. 트랜스퓨터 모듈은 각 프로세서간의 링크를 프로그램에 의해서 변경할 수 있게 설계되어있다. 본 연구에서 설계된 병렬 신호처리 컴퓨터의 구성을 그림 1에 나타내었다.

알고리즘의 구현

프로그램을 병렬로 처리하기 위해서는 병렬처리가 가능한 부분들을 찾아내어 분할하여야 한다. 분할된 작업들은 수행을 위해서 여러 개의 병렬처리에 할당해야 한다. 이때 어떤 작업을 어느 처리기에 할당할 것인가라는 스케줄링(scheduling) 문제가 생긴다. 병렬처리에서의 스케줄링은 주어진 환경하에서 성능을 최대화하는 방향으로 수행되어야 하는데, 정적(static) 스케줄링과 동적(dynamic) 스케줄링이 있다[12].

정적 스케줄링은 프로그램을 컴파일 하는 단계에서 스케줄링을 수행하는 방법으로서 작업의 실제적인 상황을 정확히 예측하지 못한다는 단점을 가지고 있다. 동적 스케줄링은 프로그램을 실제로 수행하는 도중에 동적으로

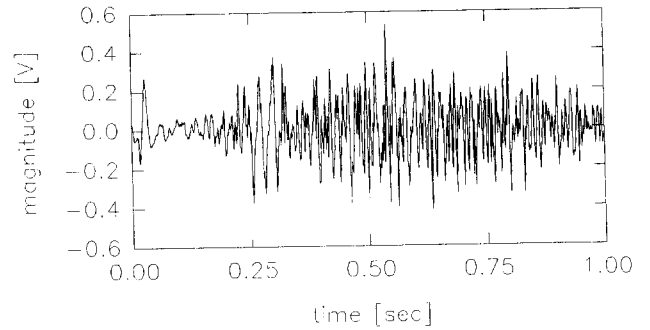


그림 3. 비정상 근신호(근육:이두박근, 샘플링 주파수:1024Hz)
Fig. 3. Nonstationary EMG signal(muscle:biceps brachii, sampling frequency:1024Hz)

스케줄링을 수행하는 방법으로서 실행중 모든 처리기의 상태를 파악하여 유휴 처리기가 생기면 즉시 작업을 할당하게 되므로 시스템의 효율을 향상시킬 수 있다. 본 연구에서는 계산량이 미리 결정될 수 있으므로 정적 스케줄링으로 프로그램을 분할하였다.

본 연구에서는 제안된 알고리즘을 병렬로 구현하기 위해서 각 연산 단계마다 작업을 분리하였다. 비정상 신호 모델을 상태 공간 방정식으로 변환하고, 그 해를 구하기 위해서 식(10)~식(12)를 이용하였다. 입력신호를 디지털 값으로 변환하고, 그에 대한 이산 웨이브렛 변환을 주 프로세서(main processor)가 담당하고, 웨이브렛 변환된 데이터를 각 부프로세서(sub processor)로 전송한다. 부 프로세서들은 전송받은 데이터를 이용하여 각자가 할당받은 연산을 수행하여 중간결과를 주프로세서로 전송한다. 주프로세서는 전송받은 데이터를 통합하여 전체연산을 수행하고 그 결과를 다시 부프로세서로 전송한다. 두개의 프로세서를 사용한 알고리즘의 흐름도를 그림 2에 보였

성능평가 및 결과

1. 연산속도에 대한 평가

병렬 인식기의 연산속도를 평가하기위해서 그림 3의 통계적 특성이 시간에따라 변하는 비정상 근신호를 A/D 변환하여 사용하였다. A/D 변환된 신호의 비정상 모델 파라미터를 인식하기 위해서 모델차수를 4차로 고정하고, 프로세서의 수에따른 알고리즘 수행속도를 비교한다. 또한 단일 프로세서를 사용할 때와 여러 개의 프로세서를 사용할 때, 인식 파라미터의 차수에 따른 연산속도를 비교한다. 각각의 경우에 대한 속도비교도를 그림 4와 5에 나타내었다.

그림 4와 5는 알고리즘을 8192번 반복 수행을 하는데

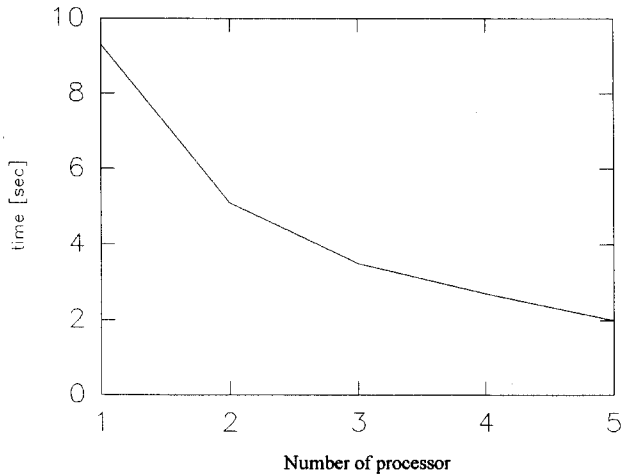


그림 4. 프로세서 수에 따른 연산속도
Fig. 4. Computational speed with number of processor

걸리는 시간을 측정할 것이다. 그림 4에서 단일 프로세서를 사용하여 제안된 알고리즘을 구현하였을 때의 연산속도에 비해서, 다수의 프로세서로 병렬처리 알고리즘으로 구현하였을 때의 연산속도가 비선형적으로 개선되고 있음을 알 수 있다. 이것은 여러 개의 프로세서를 사용할 때, 서로간의 데이터 교환을 위한 통신시간 때문이다. 2개의 프로세서를 사용하였을 때, 1.82배의 속도개선이 있었고, 4개의 프로세서를 사용하였을 때, 3.44배의 속도개선이 있었다. 따라서 하나의 프로세서를 사용하여 실시간처리를 할 때는 샘플링 주파수는 최대 880Hz까지 가능하지만, 2개의 프로세서는 1.6kHz, 4개의 프로세서는 3kHz까지 가능하므로 고속의 신호처리에 용이하다.

그림 5는 단일 프로세서를 사용하여 모델차수를 변화했을 때와 2개, 4개의 프로세서를 사용할 때의 연산시간을 비교한 것이다. 여기서 2개의 프로세서를 사용하였을 때 1.82배~2.08배, 4개의 프로세서를 사용하였을 때 3.44배~3.97배 연산시간이 빨라졌다. 2개의 프로세서에서 2배가 넘는 성능이 나온 것은 하나의 프로세서를 사용할 때 반복되는 작업을 수행하기 위해서 프로그램에 반복문과 비교문이 추가되어 있기 때문에 나타난 결과이다.

2. 인식알고리즘을 이용한 기능인식 및 분류 평가

기능인식을 위한 방법으로 팔의 이두박근(biceps)과 삼두박근(triceps)에 표면전극(3M 2237)을 부착하고, 7kg의 부하를 들어올렸다 내리는 동작을 수행하면서 근전도 신호를 수집하였다. 센서의 한채널은 이두박근에, 다른 한채널은 삼두박근에 연결하였으며, 두채널을 동시에 샘플링하였다. 이때 샘플링 주파수는 1024Hz, 대역통과 필터는 0.5~500Hz로 설정하였다.

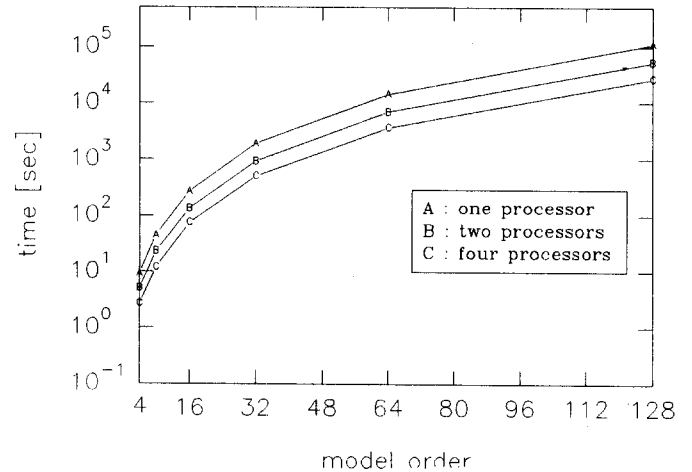


그림 5. 비정상 신호 모델 차수에 따른 연산속도
Fig. 5. Computational speed vs nonstationary signal model order

기능인식을 위한 근전도신호는 기준패턴(reference pattern)을 만들기 위해서 굴곡상태(flection)에서 1초씩 50개, 신전상태(extension)에서 1초씩 50개를 각각 수집하였다. 수집된 신호를 제안된 알고리즘으로 파라미터를 인식하고 평균값을 구하여 기준패턴으로 사용하였으며, 굴곡운동과 신전운동을 반복하면서 신호를 수집하여 기능분류에 사용하였다. 이때 피검자의 근육으로부터 일정한 신호를 얻기 위해서 한번의 동작을 취한 후에는 충분한 휴식을 취하도록 하였다.

일반적으로 신호의 적절한 모델차수를 결정하는 방법은 AIC 방법(Akaike information criterion)을 많이 사용하지만, 인식을 위한 실험에서는 차수를 고정하고 실험한다 [4-6]. 본 실험에서는 근전도신호의 모델이 3~4차로 충분하기 때문에 4차를 선택하여 기능인식을 실험하였다.

실험으로부터 얻은 50개의 근전도신호를 이용하여 생성한 기준패턴의 평균값과 분산을 기능에 따라서 표 1과 2에 나타내었으며, 인식을 위해서 굴곡운동과 신전운동시에 10초간 A/D변환한 12개의 근전도신호에 대해서 비정상성의 정도를 알아보기 위해서 Run 테스트(13)를 수행하고, 그 결과를 표 3에 나타내었다.

표 1과 2에 주어진 기준패턴의 파라미터 값들로부터 기능인식을 할 수 있다는 가능성을 살펴볼 수 있다. 표 1에서 굴곡상태의 이두박근과 삼두박근의 파라미터를 살펴보면, 시간평면에서는 세번째와 네번째 파라미터가 서로 대칭되는 값을 갖고 있으며, 웨이브렛 변환 평면에서는 첫번째 파라미터와 네번째 파라미터가 대칭되는 값을 갖고 있다. 또한 표 2의 신전상태의 각 근육에서 나온 파라미터도 굴곡상태와 같은 형태를 갖고 있다.

표 1과 2에서 살펴볼 수 있는 한가지의 특징은 굴곡상

표 1. 양쪽 평면에서 굴곡운동시 기준패턴의 평균값과 분산

Table 1. Mean value and variance of the reference pattern for flexion movement in both domain

parameter	time domain		wavelet domain	
	mean	variance	mean	variance
biceps				
α_1	1.050321	0.139964	-0.247443	0.011946
α_2	-0.457365	0.019884	-0.830241	0.089866
α_3	0.050437	0.000981	0.687412	0.058050
α_4	-0.043940	0.000404	-0.199870	0.005120
triceps				
α_1	1.116832	0.156500	-0.131637	0.002394
α_2	-0.279258	0.010509	-0.746727	0.070958
α_3	-0.130624	0.002470	0.713627	0.084537
α_4	0.0232705	0.000175	-0.305151	0.011706

표 2. 양쪽 평면에서 신전운동시 기준패턴의 평균값과 분산

Table 2. Mean value and variance of the reference pattern for extension movement in both domain

parameter	time domain		wavelet domain	
	mean	variance	mean	variance
biceps				
α_1	1.229207	0.189270	-0.148394	0.003037
α_2	-0.386405	0.019282	-0.896325	0.101412
α_3	-0.108539	0.001914	0.862297	0.093119
α_4	0.029408	0.000239	-0.322448	0.013134
triceps				
α_1	1.164020	0.169730	-0.380251	0.019082
α_2	-0.613220	0.048337	-1.085706	0.149628
α_3	0.219867	0.006860	0.643385	0.052569
α_4	-0.140055	0.002609	-0.184601	0.004552

표 3. 패턴분류에 사용된 근전도신호의 비정상성 측정결과
Table 3. Results of nonstationarity test of the EMG signals used for the pattern classification

test result	nonstationary	stationary
biceps	11/12	1/12
triceps	11/12	1/12

태의 이두박근 파라미터와 신전상태의 삼두박근 파라미터가 유사한 배열을 가지고 있으며, 굴곡상태의 삼두박근과 신전상태의 이두박근 파라미터도 유사한 배열을 가지고 있다는 것이다. 이것은 추정된 파라미터로 기능을 인식할 수 있다는 가능성을 증명하는 것이다.

기준패턴을 만들기 위해서 수집된 신호는 근육에 일정한 힘을 주면서 얻은 것이므로 정상신호로 분류되지만, 기능분류를 위해서 사용된 신호는 운동중에 생기는 여러 가지 간섭현상때문에 표 3에 나타낸 것과 같이 비정상 특성을 나타낸다. 표 3에서 12개의 신호중에서 1개의 정

상신호가 존재하는 것은 초기에만 잠시 움직였다가 정지했기 때문에 신호의 통계적특성이 변하지 않는 것처럼 인식된 것이다.

본 연구에서는 기능분류를 위해서 공분산거리법(covariance weighting distance measure)을 사용하였다[14]. 또한 운동중에 파라미터를 가져와서 인식을 수행해야하므로, A/D변환된 10초간의 신호에 대해서 매 샘플마다 인식과 분류를 수행하면서 굴곡운동과 신전운동, 두가지 기능에 속하지 않는 기능의 세가지로 분류하였다.

그림 6은 기능분류에 사용된 신호로 이두박근에서 수집된 신호와 삼두박근에서 수집된 신호이다. 그림에서 이두박근의 신호가 커지는 부분이 굴곡운동이 시작되는 부분이고, 삼두박근의 신호가 커지는 부분이 신전운동이 시작되는 부분이다.

7Kg의 부하를 들고 있는 상태에서 서서히 굴곡운동을 시작할 때, 각 근육으로부터 근전도신호가 발생하게 된

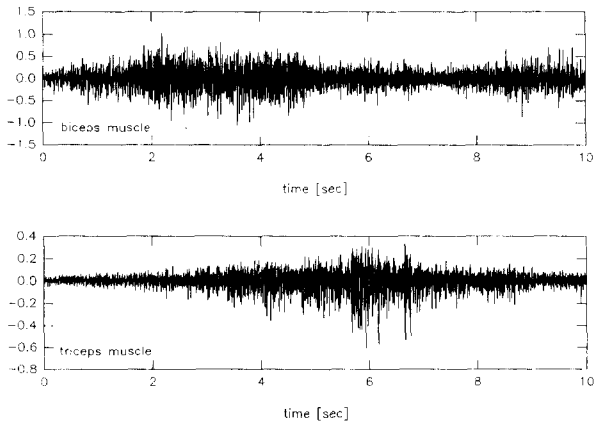


그림 6. 이두박근과 삼두박근에서 동시에 수집된 신호
Fig. 6. EMG signals obtained from biceps and triceps simultaneously

다. 그림 6에서 이 부분은 1.5초 근처이고, 신전운동이 시작되는 부분은 5초 근처이다. 그림 6에 보인 이두박근과 삼두박근의 근전도신호에 웨이브렛 변환평면 인식 알고리즘(WTDMA algorithm)[6]과 시간평면 자기회귀 알고리즘(time domain autoregressive algorithm)[15]을 적용하여 인식한 결과를 그림 7에 나타내었다.

그림 7에서 1.0은 굴곡운동을 나타내고, 0.0은 분류되지 않는 기능을 나타내며, -1.0은 신전운동을 나타낸다. 여기서, 시간평면 자기회귀(AR) 알고리즘은 1.06초부터 굴곡운동으로 인식하였으며, 웨이브렛 변환평면 알고리즘은 1.16초부터 굴곡운동으로 인식하였다. 또한 굴곡운동에서 신전운동으로 전환되는 시간은 5초 근처이다. 이때

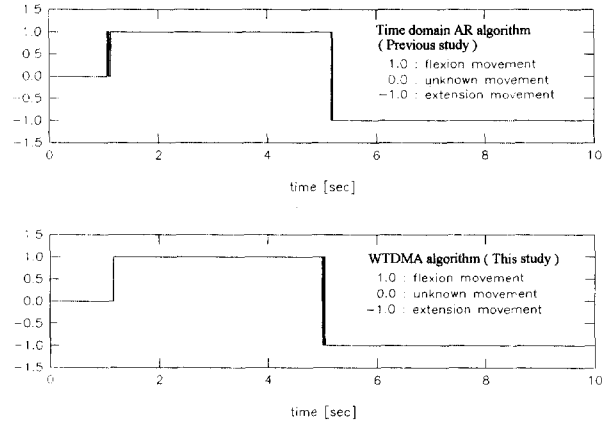


그림 7. 각 알고리즘에 의한 기능분류 결과
Fig. 7. Results of the classification by each algorithm

시간평면 AR 알고리즘은 5.18초부터 신전운동으로 인식하였고, WTDMA 알고리즘은 5.02초부터 신전운동으로 인식하였다.

공분산거리법에 의해서 기능별로 12개의 시험패턴을 기능분류한 결과를 표 4에 나타내었다. 표 4에서 시험신호의 운동변화는 관측시간내에 운동이 몇번 변화가 일어났는지를 나타낸다. 여기서 관측시간은 10초로 동일하다. 이때 시간평면에서 기능분류한 결과는 1번의 변화에 대해서는 정확하게 추정했지만, 동일 관측시간 내에서 빠른 움직임으로 여러 번의 변화가 일어났을 때(number of movement change;N)는 정확하게 추정하지 못하는 것을 알 수 있다. 전체적으로 인식의 정확도는 시간평면 AR

표 4. 패턴분류 결과

Table 4. Results of the pattern classification

test signal number	number of movement change [N]	Identification result [N]	
		Time domain AR algorithm	WTDMA algorithm
1	1	1	1
2	1	1	1
3	1	1	1
4	1	1	1
5	1	1	1
6	2	2	1
7	1	1	1
8	1	1	1
9	5	2	5
10	1	1	1
11	4	1	4
12	0	1	0
total	19(100%)	12(63.2%)	18(94.7%)

알고리즘이 63.2%이며, 제안된 WTDMA 알고리즘이 94.7%로 보다 정확한 인식결과를 가져왔다.

특히, 웨이브렛 변환 평면 알고리즘은 짧은시간에 급격한 변화를 갖는 신호인식에 대해서 우수한 특성을 가진 알고리즘임을 알 수 있었으며, 수렴특성도 시간평면의 AR 알고리즘에 비해서 5%~15%가 개선되었다.

결 론

고도의 산업사회는 다양한 재해로부터 많은 장애인자들이 생기고 있지만, 이들을 위한 재활 프로그램이나 보조장치에 대한 연구가 미흡하다. 본 연구에서는 이러한 장애인자들 중에서 특히, 중추신경장애를 겪고 있는 환자의 보행보조를 위해서 FES시스템을 연구하면서 비정상 근신호를 빠른시간내에 인식할 수 있으면서 실시간으로 처리할 수 있는 인식시스템의 필요성을 인식하게 되었다.

본 연구에서 사용한 트랜스퓨터는 자체내에 병렬처리를 할 수 있도록 4개의 링크를 갖고 있으므로, 본 논문의 목적에 적합한 프로세서이다. 486 컴퓨터를 주컴퓨터로 하고 트랜스퓨터 모듈을 병렬처리용으로 사용하여 병렬 인식기를 구성하였고, 제안된 알고리즘을 병렬처리에 맞도록 분할하여 각 프로세서에 할당하였다. 병렬처리로 구현된 알고리즘의 성능평가를 위해서 프로세서의 수에 따른 연산속도를 비교한 결과, 단일 프로세서를 사용할 때보다 1.8배~3.4배의 속도증가를 가져왔다. 또한 단일 프로세서와 고정된 수의 프로세서에 대해서 여러 차수에 따른 연산속도를 비교한 결과, 병렬신호처리 컴퓨터를 이용한 구현에서 1.8배~3.9배의 속도개선 효과를 가져왔다.

또한 병렬 인식시스템에 사용된 알고리즘에 의해서 기능인식 및 분류를 실행한 결과 사용된 알고리즘의 성능이 31.5%의 인식율 개선이 있었다. 특히, 보철제어를 위한 기능인식에서는 미리 환자가 충분한 훈련과정을 거치므로, 일정한 근전도신호가 검출될 수 있도록 하고 있으나, 본 실험에서는 이러한 과정을 거치지 않고, 무작위로 뽑은 정상인의 근전도신호를 이용하였는데도 정확한 인식결과를 얻었다는 것은 사용 알고리즘이 비정상 신호의 처리에 우수한 알고리즘이라는 것이 입증된 것이다.

제안된 알고리즘의 우수한 기능인식 능력과 설계된 시스템의 실시간 처리능력은 장애자의 재활을 돕기위한 FES 자동보철 제어 시스템과 같은 분야에서 매우 유용하게 사용될 수 있을 것이다. 본 연구실에서는 앞으로 주제어컴퓨터로 사용된 486 퍼스널 컴퓨터를 없애고 순수하게 트랜스퓨터로만 구성된 병렬 인식기를 구성함으로써 소형화하여 환자가 착용할 수 있도록 설계하고 있다.

참 고 문 헌

1. D.Graupe, "EMG pattern analysis for patient-responsive control of FES in paraplegics for walker-supported walking" IEEE Trans., BME, vol.36. no. 7. pp.711-719, July, 1989.
2. 김근섭, 김종원, 김규학, 홍완희, 김성환, "하반신 마비환자의 보행기능 제어를 위한 FES하드 웨어 시스템 설계에 관한 연구", 의공학회지, vol.12, no.1, pp. 1-7, 1991.
3. 민병관, 김종원, 김성환, "근육피로도를 고려한 하반신 마비환자의 보행 자동제어 FES 시스템에 관한 연구", 의공학회지, vol.15, no.2, pp.167-174, 1994.
4. A. T. Moser and D. Graupe, "Identification of Nonstationary Models with Application to Myoelectric Signals for Controlling Electrical Stimulation of Paraplegics", IEEE Trans., ASSP, vol.37, no. 5, pp.713-719, May, 1989.
5. J. W. Kim and S. H. Kim, "On the New Identification Algorithm of the Nonstationary EMG Signal", IEEE Trans., BME., revised for publication, 1996.
6. 김종원, 김성환, "웨이브렛 변환 평면에서의 근전도신호 인식에 관한 연구", 의공학회지, vol.15, no.3, 1994.
7. R. E. Kalman, "A new approach to linear filtering and prediction problems", J. Basic Eng. Trans., ASME, vol.32, pp. 35-45, 1960.
8. L. Ljung and T. Soderstrom, Theory and Practice of Recursive Identification, Cambridge, MA:MIT Press, 1983.
9. I. Daubechies, "Orthonormal basis of compactly supported wavelets", Comm. Pure Applied Math., vol. 41, pp. 909-996, 1988.
10. I. Daubechies, "The Wavelet Transform, Time-Frequency Localization and Signal Analysis", IEEE Trans., Infor. Theory, vol.36, no. 5, pp.961-1005, Sep., 1990.
11. The Transputer Databook, 2nd Ed., Inmos, 1989.
12. A. L. Decegama, The Technology of Parallel Processing, Prentice-Hall, 1989.
13. J. S. Bendat and A. G. Piersol, Random Data: Analysis and Measurement Procedures, New York, A Wiley-Interscience, 1971.
14. A. H. Gray JR. and J. D. Markel, "Distance Measure for Speech Processing", IEEE Trans. ASSP,

vol.24, no.5, pp.380-91, Oct., 1976.

15. E. Ciaccio, S. M. Dunn, and M. Akay, "*Biosignal Pattern Recognition and Interpretation Systems-Part*

3 of 4: Methods of Classification", IEEE EMB Magazine, vol.13, no.1, pp.129-135, Feb., 1994.