

SMUAP의 패턴분류를 위한 근 신호처리 알고리즘

(A EMG Signal Processing Algorithm for SMUAP Pattern Classification)

李 眞,*** 趙一濬,*** 邊潤植,** 洪玩憲,* 金成煥*

(Jin Lee, Il Jun Jo, Youn Shik Byun, Woan Hue Hong and Sung Hwan Kim)

要 約

본 연구에서는 근신호로 부터 SMUAP의 패턴분류를 위한 새로운 근신호처리 알고리즘을 제시하였다. 제안된 알고리즘은 spike 카운터를 이용한 의사결정 방법으로서 ISI의 조합 및 규칙성을 검사하고, 주파수 평면에서 SMUAP 파형을 정렬하였으며 FIR 필터링을 통하여 스파이크를 선정하였다. 실험결과 IBM PC/AT 상에서 10~50% MVC에 대한 5초 동안의 침 전극으로 검출된 근신호로 부터 5~9개의 SMUAP를 분류하였으며 인식율은 55% 이상이었고 컴퓨터 수행시간은 2분이었다.

Abstract

A new EMG signal processing algorithm for SMUAP pattern classification is proposed. It checks the combination and regularity of ISI using a spike counter as a decision making routine, and performs SMUAP waveform alignment in frequency domain and selects spikes through FIR filtering.

As a result, with the EMG signals recorded during 5 seconds at 10-50% MVC force level, the SMUAP ranged from five to nine units were classified and identification rate is greater than 55 percent using a concentric needle electrode. In the IBM PC/AT the processing time typically required 2 minutes.

I. 서 론

최근 근전도(EMG) 신호처리는 임상학적인 근 신경계 질환(neuro muscular disorder)의 진단에 직

접적으로 도움을 줄 뿐만 아니라 여러가지 공학적 응용분야에도 효용이 증대되고 있어 이 분야에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다.

근전도 신호는 근육이 수축하면 운동신경세포에서 임펄스가 발생하여 이것이 신경을 통해 전달되어 근육을 구성하고 있는 수많은 운동단위(motor unit)중에 필요한 수의 운동단위를 활성화시키며 활성화된 운동단위들은 각각 단일 운동단위활동전위(single motor unit action potential : SMUAP)를 발생하여 이러한 수개의 SMUAP가 시공간격으로 결합되어 랜덤 신호의 형태로 이루어 진다. 그러므로 근전도 신호

*正會員, ***準會員, 서울시立大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Seoul City Univ.)

**正會員, 仁川大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Incheon Univ.)

接受日字 : 1989年 2月 14日

(※본 연구는 한국과학재단의 목적기초연구비 지원에 의하여 수행된 것임.)

를 형성하는 기본요소인 SMUAP에 대한 정량적인 분석을 통해 여러가지 정보, 즉 진폭(amplitude), 주기(duration), 위상(number of phase), 상승율(rise time), 발화율(firing rate)의 추출은 임상적인 근 신경계 질환의 진단에 중요한 요소가 된다.^{1,2)}

오랫동안 실제 임상에서 사용되어온 근전도 신호에서 SMUAP 분류방법은 오실로스코프와 스피커를 이용하여 직접 수 작업으로 처리하는 방법으로 많은 시간을 소비하는 지루한 작업이었으며 그 결과 또한 부정확하였다.³⁾

그리하여 최근에 이르러 많은 연구자들이 이러한 데이터처리의 자동화 실현을 목적으로 하는 다양한 근신호처리 알고리즘을 발표하였다.

Lefever⁴⁾ 및 Mambrito와 Luca⁵⁾는 침전극(needle electrode)을 사용하여 제한된 범위의 근섬유로부터 근신호를 검출하여 각각 2, 3개의 SMUAP를 분류하였으나 시 평면에서 템플레이트(template) 매칭을 수행함으로써 너무 많은 처리시간을 소요하였으며, Guiheneuc⁶⁾ 등은 동심 침전극(concentric needle electrode)을 사용하여 SMUAP 분류를 시도하였으나, 약한 수축시 근신호 분석에 그 능력이 제한되며 정밀도가 떨어지는 단점이 있었다.

McGill⁷⁾은 위의 방법들에 비하여 정밀한 분석을 통해 SMUAP 분류를 시도하였으나 ISI(inter spike interval) 분석과정이 미흡하고, Stashuk과 Bruin⁸⁾의 SFEMG(single fiber EMG) 침전극을 사용한 가장 최근의 연구보고는 직접 관찰을 통한 템플레이트 생성으로 반 자동적인 방법으로서 SFEMG의 연구에 주안점을 두었다.

본 연구에서는 이러한 여러가지 문제점들을 해결하기 위하여 빠르고 정밀한 주파수 평면에서 피크 재정렬방법과 확률분포 함수를⁹⁾ 이용한 발화율 해석을 통하여 SMUAP의 패턴분류를 위한 새로운 근신호처리 알고리즘을 제안하였다.

실제로 근육으로부터 근신호를 침전극으로 검출하고 본 연구의 목적인 SMUAP의 분류 및 진폭, 위상, 주기, 상승율, 발화율등의 파라미터를 산출하여 제시된 알고리즘의 수행능력을 평가하였으며, 또한 그 성능을 최적화시켜 실제 임상적인 근전도 검사에 직접 이용될 수 있도록 소프트웨어 알고리즘을 개발하였다.

II. SMUAP 패턴분류 알고리즘

근육으로부터 동심 침전극을 사용하여 검출한 근신호에서 SMUAP의 검출을 위한 새로운 알고리즘의 전체적인 흐름도는 그림 1과 같다.

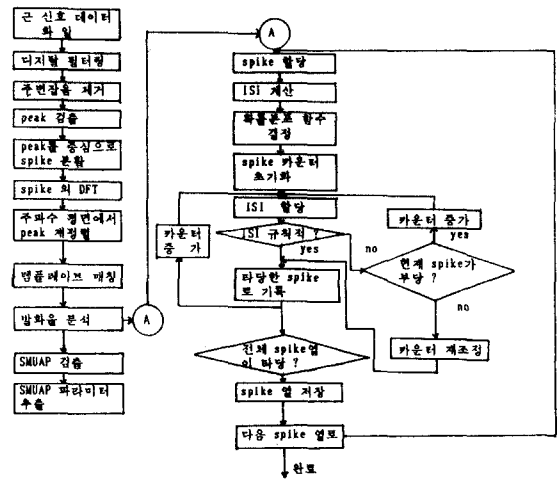


그림 1. SMUAP 패턴분류 알고리즘의 흐름도
Fig. 1. A flowchart for SMUAP pattern classification algorithm.

침전극으로 검출된 근신호는 그림 2에서 보는바와 같이 여러요인에 의한 잡음이 부가되어 SMUAP 양상의 구별이 매우 어렵다. 그러므로 본 연구에서는 근신호를 FIR (finite impulse response) 디지털 필터로 필터링하여 얻어진 데이터를 분석에 이용함으로써 저주파 잡음을 제거하고 발화시간을 정확히 나타낼 수 있도록 하였다.

다음으로 필터링된 근신호로부터 통계적으로 결정한 주변잡음레벨과 분리되는 신호들의 피이크점을 추출하고 이를 중심으로 16개의 데이터를 1개의 스파이크로 하여 잡음레벨을 넘는 스파이크만을 검출하였다. 이와같이 분리된 각 스파이크들은 정확

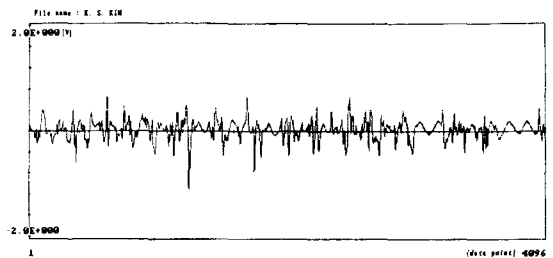


그림 2. 침전극에 의하여 이두박근으로부터 검출된 근신호(30%MVC)
Fig. 2. A EMG signal detected from biceps by needle electrode (30% MVC).

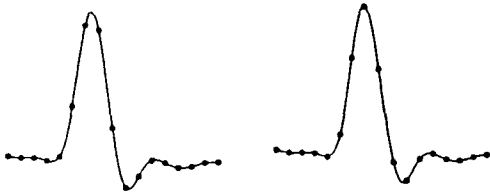


그림 3. 동일한 SMUAP 파형의 샘플링효과
Fig. 3. A sampling effect of the same waveform.

하고 빠른 템플레이트 매칭에 필요한 피크 재정렬을 위하여 DFT를 통해 주파수 평면으로 변환하였다. 무엇보다도 두 파형의 정확한 비교를 위해서는 정밀한 정렬을 필요로 한다.

그림 3에 나타낸 바와 같이 동일한 두 SMUAP 파형이 샘플링의 효과에 의해 서로 다르게 표시됨을 볼 수 있다. 이같은 데이터를 그대로 템플레이트 매칭에 이용할 경우 프리에계수가 잘못 산출되어 큰 오차를 유발시키게 되며 또한 이를 시평면에서 하나의 샘플간격내에 미세한 시점에서 최대치를 찾아서 고분해능 정렬을 하려면 샘플링 주파수를 5~6배 정도 높여야 하는 단점이 있다.

그러므로 다음과같이 주파수 평면에서 스파이크 및 템플레이트를 정렬하여 오차를 최소화시키면서 템플레이트 매칭을 수행하였다.

일반적인 두 파형 $x(t)$ 와 $s(t)$ 의 최적 정렬방법은 식(1)의 오차를 최소화시키는 ϕ 를 계산하여 얻을 수 있다.

$$e^2 = \sum_{n=0}^{N-1} [x((n+\phi)T) - S(nT)]^2 \quad (1)$$

여기에서 T 는 샘플링 주기이고 N 은 근신호 스파이크의 총 데이터 수이다.

식(1)을 Parseval의 정리를 사용하여 주파수 평면에서 정리하면 식(2)가 된다.

$$e^2 = 1/N |X_0 - S_0|^2 + 2N \sum_{k=1}^{N/2-1} |X_{k,\phi} - S_k|^2 \quad (2)$$

여기에서 S_k 는 $S(nT)$ 의 프리에계수이며 $X_{k,\phi}$ 는 $x((n+\phi)T)$ 의 프리에계수이다.

$$X_{k,\phi} = X_k \exp(j2\pi k\phi/N) \quad (3)$$

그러므로 식(2)에서 직접오차를 최소화시키는 ϕ 를 계산하여 주파수 평면에서 프리에계수를 식(3)으로 회전(rotation)시켜 정렬할수도 있으나, 이런 경우 다수의 데이터를 처리하기에는 너무 많은 연산시간을

소요하므로 본 연구에서는 Newton의 방법¹¹⁾을 이용하여 단계적으로 진행되는 효율적 방법으로 간소화하여 수행하였다.

이와 같이 복소수 평면에서 프리에계수 벡터를 회전시켜 정확하게 두 파형의 피크를 재정렬하여 새로운 프리에계수를 가지고 식(2)의 오차자승이 스파이크 에너지의 10%보다 작을 때 템플레이트 매칭을 수행함으로써 스파이크 분류과정의 정확도를 향상시켰다.

다음으로 스파이크 형태에 중점을 두어 템플레이트 매칭을 통해 분류된 스파이크들을 SMUAP의 발화시간 정보를 이용하여 그 타당성을 재조사함으로써 정밀한 스파이크 분류를 시도하였다.

일반적으로 이두박근의 운동단위들은 일정한 힘의 세기 동안에는 규칙적으로 발화하여 Gaussian분포함수¹²⁾의 형태에 나타난다. 그러므로 SMUAP의 발화시간정보에 해당하는 각 스파이크들간의 ISI 및 그 평균과 표준편차를 계산하여 일차적으로 분류된 각 스파이크 집단에 대한 확률분포함수¹³⁾를 결정하고, 이를 바탕으로 스파이크 카운터를 초기화 한 다음 첫 번째 집단의 스파이크로부터 ISI의 규칙성을 검사하였다. 즉 결정한 분포함수에 대해 ISI가 규칙적인 경우에는 현재 스파이크를 타당한 것으로 기록하고 스파이크 카운터를 증가시켜 다음으로 진행한다. 그러나 ISI의 불규칙성이 발생하였을 경우에는 다음과 같은 의사결정과정을 거쳐 잘못된 스파이크를 정확히 가려내었다.

먼저 현재의 스파이크만이 잘못되어 발생하였을 경우에는 이 스파이크를 버리고 다음을 계속 검사하고 바로 전 혹은 다음 스파이크에 기인하여 발생하였을 경우에는 현재 스파이크는 타당한 것으로 기록하고 카운터를 재조정하며, 앞, 뒤 및 현재 스파이크 모두에 기인하여 발생하였을 경우에는 이들의 ISI조합을 재검사하여 올바른 스파이크를 결정하고 그에 따라 스파이크 카운터를 재조정하여 다음 단계로 계속 진행한다.

이 같은 과정을 통해 정당한 스파이크들만을 재추출함으로써 SMUAP로 선택하기에 보다 적합한 것들만을 재 선택하였으며, 이렇게 선택된 스파이크 집단의 IR(identification rate)이 55%를 넘는 것을 SMUAP열(train)로 선택하였다. 위 과정의 흐름도를 그림 1의 A 부분에 자세히 나타내었다. 최종적으로 이와 같이 다시 선별된 스파이크들을 기준으로 침 전극으로 검출한 근신호로부터 SMUAP의 평균치를 각각 산출하여 인접한 SMUAP와의 간섭효과를 제거한 다음 완전한 개개의 SMUAP를 검출하고 이를 토

대로 진폭, 주기, 위상, 상승율, 발화율 등의 정보를 산출하여 진단을 위한 데이터 베이스를 구축하였다.

III. 실험장치의 구성 및 실험방법

근전도 신호처리를 위한 실험장치는 그림 4와 같이 근전도 증폭기, 능동필터, 근전도 모니터, A/D변환기와 데이터처리 및 알고리즘 수행을 위한 IBM PC/AT로 구성하였다.

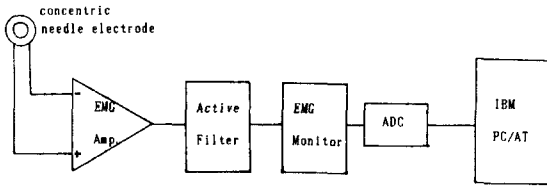


그림 4. SMUAP 패턴분류 시스템의 블럭선도
Fig. 4. Block diagram of SMUAP pattern classification system.

근 신호의 검출을 위한 전극은 TECA회사의 동심 침전극을 사용하고 근전도 증폭기는 입력임피던스 22MΩ, 이득 60dB, CMRR 100dB 이상, 입력잡음 5 μV 이하의 조건을 만족하도록 설계하였으며, 필터의 대역폭은 10Hz~4KHz로 하였다.

근전도 모니터는 능동필터 बैं크와 실험시에 일정한 힘의 크기를 유지하기 위해 필요한 근신호 정류적분기(rectified integrated EMG : RIEMG)를 내장시켜서 설계 제작하였으며, 근신호의 샘플링 주파수는 침전극의 주파수 대역폭을 고려하여 8192Hz로 하였다.

실험의 진행은 25~26세의 정상인 남자 3인을 대상으로 안정된 상태에서 피검자가 근전도 모니터를 주시하게 하고 상온에서 시행하였다. 실험은 피검자의 이두박근(biceps brachii muscle)에 침전극을 삽입하고 SMUAP의 안정된 발화를 위하여 근전도 모니터의 RIEMG를 보며 일정한 힘의 세기를 5초 동안 유지하면서 10%, 20%, 30%, 40%, 50% MVC (maximum voluntary contraction)에 대한 근신호를 데이터 처리를 위해 디스크에 기록하였다.

IV. 실험결과 및 고찰

본 연구에서 제안된 알고리즘은 침전극을 사용하

여 5초동안에 수집한 근 신호 데이터를 분석하도록 C언어로 프로그래밍하였다. 10~50% MVC에 대해 각각 실험하여 동시에 5~9개의 SMUAP를 검출하였으며 분석시간은 IBM PC/AT로 2분 소요되었다.

표 1은 힘의 세기에 따라 피검자 1인의 이두박근으로 부터 수집한 근 신호에서 본 연구의 알고리즘에 의한 ISI 해석결과이다.

표 1. 이두박근으로부터 검출된 SMUAP의 ISI 해석결과

Table 1. SMUAP ISI analysis results from biceps.

%MVC	총 spike	총 SMUAP	총 오류 spike	검출된 SMUAP	SMUAP/Unit
10	340	169	171	5	33.8
20	380	218	162	6	36.3
30	413	221	192	6	36.8
40	574	303	271	8	37.9
50	879	474	405	9	52.6

운동단위 활동전위의 생리학적인 특성에 의해 힘의 세기에 따라 다수의 근섬유를 자극하게 되어 SMUAP의 발화빈도가 증대되었으며, 약한 수축시에 검출된 SMUAP는 강한 수축시에도 그대로 검출되어 %MVC의 증가에 따라 1~4개의 부가(recruitment)된 SMUAP를 나타내고 있다.

Lefever와 De Luca 및 타 알고리즘들은 비교적 약한 수축시의 근 신호처리에 그 능력이 제한되었으며, 그 때에도 2~3개의 SMUAP만을 분류할 수 있었으나, 본 알고리즘은 10%MVC에 대해서도 5개의 정확한 SMUAP를 분류하였으며, SMUAP의 발화빈도가 더욱 증대되어 상당한 중첩(superimposition)을 야기시키게 되는 50%MVC의 강한 수축시에도 9개 이상의 SMUAP를 검출하였다.

다음으로 각각의 %MVC에 따라 검출된 여러개 SMUAP 파라미터들의 평균과 편차를 표시하면 표 2와 같다.

진폭은 피크전압의 절대치로 표시하였으며 상승율은 SMUAP 파형에서 주엽(main lobe)의 기울기로, 발화율은 평균 ISI의 역수로 나타내었다. 진폭과 발화율은 힘의 세기에 따라 비례하여 증가하였다. 그리고 주기의 감소는 강한 수축에 따른 SMUAP 파형 자체의 신호대 잡음비 변화에 기인한다.

표 2. 이두박근으로부터 검출된 SMUAP 파라미터
Table 2. SMUAP parameters from biceps.

%MVC	amplitude (v)	duration (ms)	phase	rise rate (v/s)	firing rate (Hz)
10	0.19±0.06	9.53±2.67	2.5±0.5	1.69±0.87	7.93±4.34
20	0.19±0.08	10.03±2.43	2.5±0.5	1.15±0.52	9.20±4.11
30	0.32±0.13	8.87±4.07	3.17±0.1	1.94±1.75	10.86±8.72
40	0.29±0.19	9.76±3.96	2.56±0.5	1.25±1.03	9.93±5.95
50	0.29±0.14	12.07±2.73	3.32±0.1	1.18±1.43	11.00±7.88

표 3. 30%MVC에서 SMUAP 파라미터 비교
Table 3. Comparison of SMUAP parameters at 30% MVC.

	amplitude (mv)	duration (ms)	phase	rise rate (v/s)	firing rate (Hz)
Buchthal (Mean±SD)	0.55±0.32	7.1±3.2	2.1±1.0	2.0±2.0	16.0±3.2
McGill (range)	0.14-2.49	2.4-24.9	1.0-9.0	0.1-18.6	7.8-25.0
본 연구 (range)	17-60	4.7-14.8	2.0-5.0	0.19-8.22	2.1-27.0

표 3에서는 30%MVC에서 3인에대한 평균 SMUAP 파라미터들을 타 연구자들의 연구결과와 비교하여 나타내었다. 진폭의 변화는 실험장치 및 방법의 차이에 의한 것이며 Buchthal 실험의 평균적으로 긴주기는 수동적으로 SMUAP의 시작과 끝 지점을 측정하였기 때문이며, McGill의 데이터는 ISI를 통한 재 선별과정의 미흡으로 위상 및 주기의 광범위한 변화를 나타내고 있으나 본 연구는 그에 비해 정밀한 SMUAP 추출에 기인하여 위상과 상승율 등이 안정된 변화폭을 나타내고 있다.

그림 5는 패턴분류 결과 표시를 임상용으로 용이하게 사용하기 위해서 구성한 그래픽 루틴으로 30% MVC일때 검출된 6개의 SMUAP에 대한 피검자 데이터 양식과 그 중 2개의 검출된 SMUAP 파형을 예로 제시하였다.

V. 결 론

본 논문에서는 침전극으로 검출한 근신호로부터 SMUAP의 패턴분류를 위한 새로운 근신호처리 알고리즘을 제안하였다. 또한 제시된 알고리즘은 IBM PC/AT상에서 5초 동안에 수집한 근신호를 2분에 분석

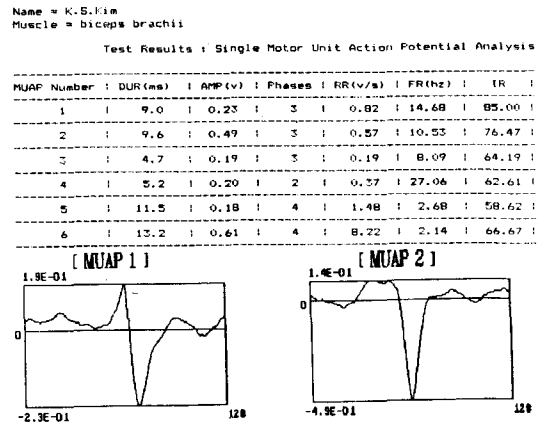


그림 5. 피검자 데이터 양식(30%MVC)
Fig. 5. Subject data sheet (30% MVC).

할 수 있도록 그 처리속도를 최적화하고, 일반 임상에서도 직접 이용 가능하도록 데이터처리 및 결과보고를 범용화 시키기 위하여 C언어 및 PASCAL 언어를 사용하여 프로그래밍 하였다.

알고리즘의 타당성을 입증하기 위해서 10~50% MVC대한 근신호를 입력데이터로 하여 동시에 5~9 개의 SMUAP를 검출하였으며 추출된 SMUAP로부터 근 질환의 진단에 중요한 파라미터들을 산출하였다. 제시된 방법은 실제로 임상에서의 근전도 검사에 큰 도움이 될 것이며, 공학적으로 복합 중첩된 파형의 디지털 신호처리 응용분야에 그 활용이 기대된다.

参 考 文 献

[1] I. Hausmanowa-Petrusevicz and J. Kopec, "Quantitative EMG and its automation," in computer-Aided Electromyography (Progr. Clin. Neurophysiol., vol. 10), J.E. Desmedt, Ed. Basal, Switzerland: Karger, 1983.

[2] F. Buchthal, An Introduction to Electromyography. Copenhagen, Denmark: Gyl-dendal, 1969.

[3] P. Rosenfalck and A. Rosenfalck, Electromyography-Sensory and Motor Conduction, Findings in Normal Subjects. Copenhagen, Denmark: Rigshospitalet, 1975.

[4] R.S. Lefever and C.J. De Luca, "A procedure for decomposing the myoelectric signal into its constituent action potential," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. BME-29, pp. 149-157, 1982.

[5] B. Mambrito and C.J. De Luca, "Acquisition and decomposition of the EMG signal," in Computer-Aided Electromyography (Progr. Clin. Neurophysiol., vol. 10), J.E. Desmedt, Ed. Basel, Switzerland: Karger, 1983.

[6] P. Guiheneuc, J. Calanel, C. Doncarli, D. Gitton, and C. Michel, "Automation detection and pattern recognition of single motor unit potentials in needle EMG," in Computer-Aided Electromyography (Progr. Clin. Neurophysiol., vol. 10), J.E. Desmedt, Ed. Basel, Switzerland: Karger, 1983.

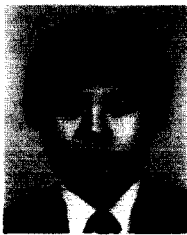
[7] K.C. McGill, K.L. Cummins, and L.J. Dorfman, "Automatic decomposition of the clinical electromyogram," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. BME-32, pp. 470-476, July 1985.

[8] Daniel Stashuk and Hubert De Bruin, "Automatic decomposition of selective needle-detected myoelectric signals," *IEEE Trans. Biomed. Eng.*, vol. BME-35, January 1988.

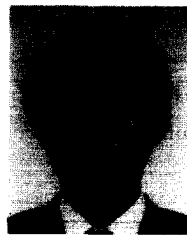
[9] 유재춘, 조원경, 박종국, 김성환 "IPI의 확률 밀도함수에 의한 근신호의 저주파 특성 해석," 대한전자공학회논문지, 제25권, 제 3 호, pp. 98-105, 1988.

[10] J.N. Sidall, Optimal engineering design. Marcel Dekker INC, New York, 1982. *

著 者 紹 介



李 眞 (准會員)
1964年 8月 11日生. 1987年 2月 연세대학교 원주의과대학 의용공학과 졸업. 1988年 3月~현재 서울시립대학교 대학원 전자공학과 재학중. 주관심분야는 의용신호처리, 디지털신호처리 등임.



趙 一 瀟 (准會員)
1965年 3月 16日生. 1987年 2月 연세대학교 원주의과대학 의용공학과 졸업. 1988年 3月~현재 서울시립대학교 대학원 전자공학과 재학중. 주관심분야는 신호처리 및 의용전자공학 등임.

邊 潤 植 (正會員) 第25卷, 第9號 参照
현재 인천대학교 전자공학과 조교수

金 成 煥 (正會員) 第25卷 第9號 参照
현재 서울시립대학교 전자공학과 부교수

洪 玩 惠 (正會員) 第25卷 第2號 参照
현재 서울시립대학교 전자공학과 부교수