

論文 96-33B-7-18

차분망을 이용한 확산필터 알고리즘의 개선 및 대역통과특성의 정량적 분석

(Improving the Algorithm of a Diffusion Filter Using a Difference Network and Quantitative Analysis of Band Pass Characteristics)

許萬鐸*, 南基坤**, 金在昌**, 李鐘赫***, 金吉重****,
尹台焘**, 朴義烈**

(Man Tak Huh, Ki Gon Nam, Jae Chang Kim, Jong Hyeok Lee, Gil Jung Kim,
Tae Hoon Yoon, and Oi Yul Park)

요 약

최근, 확산망(diffusion network)을 이용하여 이의 단순한 반복처리만으로 가우시안함수를 생성할 수 있으며 또 대역통과특성을 가진 DOG(difference of two Gaussians)를 구해낼 수 있다는 보고가 있었다. 본 논문에서는 확산망을 개조하여 DOG를 독립적으로 구현한 차분망(diffrence network)을 이용함으로써 최근의 확산필터(diffusion filter)에 비해 총동작시간을 줄일 수 있고 단순한 알고리즘으로 동작할 수 있는 개선된 확산필터의 구현 방법을 제안한다. 이 확산필터는 확산처리와 차분처리만으로 각기 다른 필터특성이 구해지며 정량적인 분석에 의해 중심주파수와 선택도가 독립적으로 가변됨을 알 수 있었다. 또한, 기존의 필터뱅크 구성방법에 비해 확산필터에 의한 방법이 하드웨어를 훨씬 적게 요구할 것임을 알 수 있다.

Abstract

Recently, it was reported that Gaussian distribution and difference of two Gaussians(DOG) to have band pass characteristics can be generated by simple iterative processes of the diffusion networks. In this paper, we propose method of improved implementation of a diffusion filter which can reduce total running time, and operate by simple algorithm in contrast to the latest diffusion filter. We rebuild the diffusion network to a difference network which can generate DOG independently. Different filter characteristics are obtained just by each diffusion process and difference process. Quantitative analysis shows that the center frequency and the selectivity of each filter channel can be varied independently. Also, it would requires smaller amount of hardwares than conventional method to build a filter bank.

* 正會員, 釜山工業大學校 電子工學科

(Dept. of Electronics Eng., Pusan National Univ.
of Tech.)

** 正會員, 釜山大學校 電子工學科

(Dept. of Electronics Eng., Pusan National
Univ.)

*** 正會員, 慶星大學校 컴퓨터 工學科

(Dept. of Computer Eng., Kyeong-seong Univ.)

**** 正會員, 東西大學校 電子工學科

(Dept. of Electronics Eng., Dong-Seo Univ.)

接受日字:1995年8月28日, 수정완료일:1996年5月31日

I. 서 론

일반적인 신호의 주파수분석에 사용되고 있는 종래의 방법으로는 FFT^[1]와 필터뱅크가 있다. 필터뱅크를 이용하여 스펙트럼을 구하는 방법에는 기존의 아날로그, 또는 디지털 필터를 제작하여 이용하는 것이 있으며^[2,3] 또, 신경망에 근거한 LOG(Laplacian of Gaussian) 연산자를 하드웨어적인 마스크로 사용하는 방법도 발표되었다.^[4-6] 기존의 스펙트럼 분석 방법 중에서 FFT에 의한 주파수 스펙트럼은 많은 주파수 성분을 포함하는 신호일 경우, 그 포락선의 요철이 심하여 극점을 이루는 주파수대를 결정하기가 상당히 애매하다. 또, 기존의 필터뱅크에 의한 스펙트럼 추출 방법은 추출할 주파수대가 많을 경우 하드웨어가 복잡하고 용량이 커서 실용적으로 그 제작이 어렵다. LOG 연산자를 하드웨어적인 마스크로 구성하여 주파수 스펙트럼을 구하는 방법은 그 구성 방법이 단순하고 실시간 처리가 용이하지만 하드웨어 용량이 매우 큰 단점을 가지고 있다. 또한 이들 필터뱅크에 의한 방법에서는 일단 하드웨어로 구성한 후에는 추출할 주파수대와 선택도를 임의로 변경하기가 어렵다.

최근 권울 등은 주어진 영상에서 에지를 검출할 수 있는 전처리기로서 확산망(diffusion network)을 제안하였다.^[7] 신경망의 일종인 확산망은 동물의 신경세포들이 외부로부터 받은 자극을 처리하는 과정에서 한 세포가 받은 자극이 인접 신경세포들로 확산되어 나갈 때 그 자극의 분포가 가우시안(Gaussian)이 된다는 이론을 모델로 하여 제안된 것이다. 이 연구에서는 확산망을 이용하여 LOG 연산자와 특성이 비슷한 DOG를 얻을 수 있었으며^[7,8] 이를 이용하여 주어진 영상으로부터 공간주파수를 추출하여 윤곽선을 검출할 수 있었고, 또 시간적인 변화를 검출하여 움직이는 물체를 검출할 수 있음을 보였다.^[8] 확산망은 신경세포간의 연결이 매우 적고 몇개의 같은 연결계기로 반복 연결된 단순한 구조를 가지고 있으며, 대역통과특성을 가진 DOG를 구현할 수 있다. 이재성 등은 이점을 이용하여 확산필터를 구성하고 이를 이용하여 앞서 기술한 기존의 스펙트럼 추출 방법의 단점을 보완할 수 있는 확산필터 구성의 기반을 마련한 바 있다.^[9] 이 연구에서 확산필터의 중심주파수는 확산회수와 차분회수에 의하여 결정되고 선택도는 차분회수에 의해서 결정되며, 이를 이용하여 하나의 확산필터로 여러가지의 중심주파

수와 선택도의 짝을 가진 순차필터뱅크(sequential filter bank)를 구성할 수 있음을 보였다. 이 확산필터는 신경세포간의 연결이 매우 적으므로 하드웨어적인 구성이 단순하며 확산과 차분동작의 순서와 회수를 조건에 맞추어 적절히 조작성으로써 필터의 특성 파라미터를 변경할 수 있다. 따라서 하나의 확산필터로써 다수 채널의 필터뱅크를 구성할 수 있으므로 일정 대역에서 많은 채널을 요구하는 경우에 특히 유용함을 알 수 있다. 확산필터의 이러한 특성은 기존의 아날로그나 디지털 필터를 이용한 필터뱅크 구성시에 발생하는 구조의 복잡성, 과다한 소자의 소요 및 설계변경의 어려움을 피할 수 있게 해준다. 그러나 이 연구에 의하면 확산과 차분의 동작순서 및 회수가 제약을 받고 있으며 또, DOG를 구하기 위해 확산회수가 다른 두 가우스함수의 차를 구하여야 하기 때문에 그 동작과정이 매우 번거롭다. 더우기 선택도를 높이기 위해 많은 회수의 차분이 요구되는 경우에는 그 번잡도가 심해질 뿐만 아니라 총실행시간(total running time)이 길어지는 애로점이 있다.

본 연구에서는 확산회수가 다른 두 가우스함수의 차에 의해 DOG를 구한 종래의 확산필터^[9]와는 달리 확산회수와 차분회수의 상호 제약 조건^[9] 없이 독립적으로 DOG를 구할 수 있도록 하여 확산필터 구성 알고리즘을 매우 간략하게 하고 총실행시간을 줄일 수 있는 DOG 연산자를 제안하고 이를 차분망으로 구현하였다. 또, 이를 기존의 확산망^[7,9]과 함께 이용하여 종래의 확산필터를 개선하였으며 이의 필터특성을 정량적으로 분석하고 이에 의한 확산필터를 시뮬레이션 하여 그 특성을 확인함으로써 하드웨어 구현의 바탕을 마련하였다.

II. 확산필터 모델

확산망은 자극이 외부에서 신경세포에 주어졌을 때 그 자극이 이웃 세포에 일정한 비율로 확산되면서 자극의 세기가 가우스함수 형태로 분포되는 것을 모델로 한 것이다. 따라서, 확산망의 전달함수는 가우스함수의 특성을 가지고 있기 때문에 가우스함수의 특성을 이용한 신호 처리에 매우 효과적으로 적용될 수 있다.^[7] 본 장에서는 가우스함수 $g(t)$ 를 $2n$ 차 미분한 $g^{(2n)}(t)$ 의 대역통과특성을 논하고, 이산시간영역에서의 가우스함수 생성과 이의 $2n$ 차 차분을 실현하는 방법을 논한

다.

1. $g^{(2n)}(t)$ 연산의 필터특성

동물 신경망의 수용장(receptive field)에서 한 신경 세포에 인가된 자극이 인접 세포로 확산되면 그 자극의 분포는 가우스함수의 형태를 형성하며 수용장에 인가된 신호는 가우스함수와 콘볼루션(convolution)이 되는 결과가 된다. 또, 그 결과는 흥분 중심(ON center) 세포들의 세기와 억제 중심(OFF center) 세포들의 세기가 결합되어 두 가우스함수의 차인 DOG를 형성한다. 이러한 일련의 과정은 확산방이 특정한 주파수를 검출해내는 대역통과특성을 가지게 한다.¹⁷⁾

정상 분포(normal distribution) 함수인 1차원 가우스함수 $g(t)$ 는

$$g(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^2}} \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right) \quad (1)$$

이다. 식 (1)의 1차원 가우스함수 $g(t)$ 를 t 에 대해 2차 미분하면

$$g^{(2)}(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma^3}} \left(1 - \frac{t^2}{\sigma^2}\right) \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right) \quad (2)$$

으로 되며 식 (2)를 푸리에 변환하면

$$G^{(2)}(\omega) = -\omega^2 \exp\left(-\frac{\sigma^2\omega^2}{2}\right) \quad (3)$$

과 같이 된다. n 차 $G^{(2n)}(\omega)$, 즉 $G^{(2n)}(\omega)$ 의 일반식을 구하기 위해 먼저 식 (1)의 $g(t)$ 를 푸리에 변환하면

$$G(\omega) = \exp\left(-\frac{\sigma^2\omega^2}{2}\right) \quad (4)$$

이므로 가우스함수를 $2n$ 회 미분하여 푸리에 변환한 결과는

$$\begin{aligned} G^{(2n)}(\omega) &= F\{g^{(2n)}(t)\} \\ &= (j\omega)^{2n} G(\omega) \\ &= (-1)^n \omega^{2n} \exp\left(-\frac{\sigma^2\omega^2}{2}\right) \end{aligned} \quad (5)$$

와 같이 된다.

$g^{(2n)}(t)$ 의 필터특성은 $G^{(2n)}(\omega)$ 를 분석함으로써 알 수 있다. 우선 $G^{(2n)}(\omega)$ 의 극점을 분석하기 위해 $G^{(2n)}(\omega)$ 의 절대값을 취하여 ω 에 대해 한 번 미분하면

$$\frac{d|G^{(2n)}(\omega)|}{d\omega} = \omega^{2n-1} (2n - \sigma^2\omega^2) \exp\left(-\frac{\sigma^2\omega^2}{2}\right) \quad (6)$$

과 같이 되고 식 (6)의 결과로부터 극점의 위치를 ω_0 라 하면

$$\omega_0 = 0, \pm \frac{\sqrt{2n}}{\sigma} \quad (7)$$

과 같이 된다. 식 (7)에서 양인 범위 내에서의 극점 ω 의 값은 $\frac{\sqrt{2n}}{\sigma}$ 1 개 뿐이다. 이제 극점 ω_0 의 극대, 극소를 판별하기 위하여 식 (6)을 한번 더 미분하여 $\omega = \frac{\sqrt{2n}}{\sigma}$ 을 대입하면

$$\frac{d^2(G^{(2n)}(\omega))}{d\omega^2} \Big|_{\omega=\frac{\sqrt{2n}}{\sigma}} = -4n \left(\frac{2n}{\sigma^2}\right)^{n-1} \exp(-n) < 0 \quad (8)$$

과 같이 음의 값을 가짐을 알 수 있다. 즉 식 (7)과 (8)로부터 ω_0 의 실주파수 영역에서 극대점이 1 개만 존재하고 극소점은 존재하지 않는다는 것을 알 수 있다. 따라서, $g^{(2n)}(t)$ 는 대역통과 필터특성을 가지고 있다는 것을 알 수 있다.

한편 $G^{(2n)}(\omega)$ 의 위상특성을 살펴보면, 차분회수 n 에 따라 -1의 값이 교번하는 것만 없애주면 위상변화가 없게 된다. 지금까지 살펴본 것에 의하면 $G^{(2n)}(\omega)$ 는 σ 와 n 의 값에 상관없이 중심주파수 ω_0 인 대역통과특성을 가진다는 것을 알 수 있다. $G^{(2n)}(\omega)$ 의 중심주파수 ω_0 는 식 (7)로부터

$$\omega_0 = \frac{\sqrt{2n}}{\sigma} \quad (9)$$

이 된다. 또한 $G^{(2n)}(\omega)$ 의 차단 주파수는

$$\frac{|G^{(2n)}(\omega)|}{|G^{(2n)}(\omega_0)|} = \frac{1}{\sqrt{2}} \quad (10)$$

의 조건을 만족시켜야 한다. 상하단 차단 주파수를 ω_1, ω_2 ($\omega_1 > \omega_2$)라 하면 식 (10)의 조건을 만족시키는 ω_1, ω_2 로부터 대역폭 $\Delta\omega$ 와 선택도 Q 는

$$\Delta\omega = |\omega_1 - \omega_2| \approx 2(\omega_1 - \omega_0) \quad (11-1)$$

$$Q = \frac{\omega_0}{\Delta\omega} \quad (11-2)$$

에 따라 구할 수 있다. 선택도 Q 를 구하기 위해 먼저 $G^{(2n)}(\omega_1)$ 과 $G^{(2n)}(\omega_0)$ 의 값을 식 (10)에 대입하고 식 (9)를 이용하여 정리하면

$$\left(\frac{\omega_1}{\omega_0}\right)^{2n} \exp\left(-\frac{\sigma^2\left(\frac{\omega_1}{\omega_0}\right)^2\omega_0^2}{2}\right) = \frac{1}{\sqrt{2}} \exp\left(-\frac{\sigma^2\omega_0^2}{2}\right) \quad (12)$$

과 같다. $R = \frac{\omega_1}{\omega_0}$ 로 두고 R 과 식 (9)를 식 (12)에 대입하여 정리하면

$$R^{2n} \exp(-nR^2) = \frac{1}{\sqrt{2}} \exp(-n) \quad (13)$$

과 같이 된다. 식 (13)의 양변을 대수로 취하고 $\omega_1 > \omega_0$ 임에 의해 $R = 1+r$ 로 치환하여 정리하면

$$2n \ln(1+r) - n(1+r)^2 = -\frac{1}{2} \ln 2 - n \quad (14)$$

과 같다. 여기서 r 에 대한 근사식을 구하기 위해 $\ln(1+r)$ 을 Maclaurin 급수로 전개하면

$$\ln(1+r) = r - \frac{1}{2}r^2 + \frac{1}{3}r^3 - \frac{1}{4}r^4 + \dots \quad (15)$$

과 같이 된다. 확산필터에서는 Q 가 1보다 크므로 $r < \frac{1}{2}$ 이다. 그러므로 식 (15)에서 r 의 3차항 이하는 근사적으로 무시할 수 있다. 따라서 식 (15)에서 r 의 2차항 까지 취하여 식 (14)에 대입하면

$$2n(r - \frac{r^2}{2}) - n(1+r)^2 = -\frac{1}{2} \ln 2 - n \quad (16)$$

과 같고 식 (16)으로부터 r 을 구하면

$$r = \pm \frac{1}{2} \sqrt{\frac{\ln 2}{n}} \quad (17)$$

와 같다. 식 (17)에서 r 은 상단 차단 주파수 ω_1 이 중심 주파수 ω_0 보다 크므로 양의 값을 취해야 한다. 한편 식 (11)의 정의로부터 r 의 값을 대입하여 선택도 Q 를 유도하면

$$\begin{aligned} Q &= \frac{\omega_0}{\Delta\omega} \\ &= \frac{1}{2r} \\ &= \sqrt{\frac{n}{\ln 2}} \end{aligned} \quad (18)$$

과 같다. 식 (9)와 (18)에서 보는 바와 같이 중심주파수 ω_0 는 차분회수 n 의 제곱근에 비례하고 표준편차 σ 에 반비례하며, 선택도 Q 는 n 의 제곱근에 비례하지만 σ 와는 무관함을 알 수 있다.

2. 확산망에 의한 DOG 연산자의 구현

본 절에서는 확산식 모델과 차분식 모델을 사용하여 각각 가우스함수 $g(t)$ 와 DOG 연산자를 구현할 수 있

음을 보이고자 한다. 확산은 1 차원 신경망의 한 신경 세포에 “1”단위의 임펄스 자극이 인가되었을 때 인접된 두개의 신경세포로 자극의 α 가 전달되고 자신은 $(1-2\alpha)$ 만큼 유지하는 동작의 반복으로 이루어지며, 확산이 계속 일어났을 때의 결과로서 확산된 자극은 가우스분포에 근접하게 된다.^[7] 확산계수 α 가 1/4일 때의 확산회수에 따른 확산결과를 그림 1에 나타내었다.

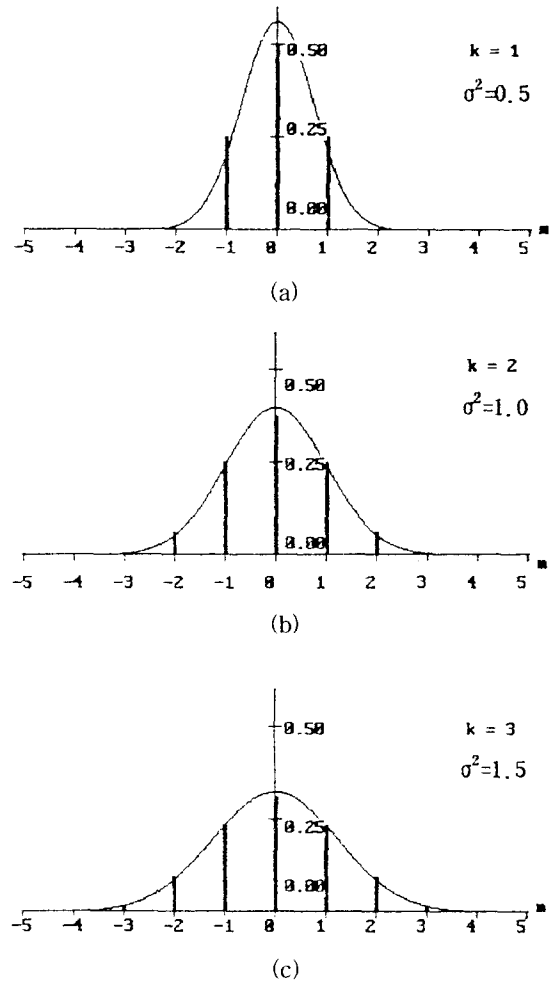


그림 1. 확산에 의한 분포와 가우스 분포(확산계수 1/4)(곧은 선: 확산, 곡선: 가우스 함수)
Fig. 1. The distributions of a diffusion.(a diffusion of 1/4)(곧은 선: 확산, 곡선: 가우스 함수)

그림 1에서 볼 수 있듯이 확산회수가 많아짐에 따라 그 반응은 가우스함수에 가까워짐을 알 수 있다. 이와 같은 확산은 신경망의 기본적인 동작으로 볼 수 있으며 그림 2와 같이 간단하게 연결된 신경망에서 수행될

수 있다. 이 모델에서 각 신경세포는 바로 옆의 신경세포와 확산계수 α 의 시냅스(synapse)를 갖고 또 $(1-2\alpha)$ 의 자체 감쇠 루프를 갖는다. 이와 같이 3 개의 연결만으로 확산이 가능하며, 그의 외부와의 입출력을 위한 입력선과 출력선이 필요하다. 그림 2에 나타난 이 모델은 신경세포간의 연결이 매우 적으면서 가우스함수를 실현할 수 있는 효율적인 시스템이 된다. 이 모델에 외부 자극이 입력되어, 확산되어 나갈 때 확산회수에 따라 분산 정도가 점진적으로 커나간다. 즉, 확산과정에서 얻은 중간 결과는 서로 상이한 표준편차를 가지는 의미있는 결과로 이용될 수 있다. 확산계수는 가변시킬 수 있지만 고정된 값을 사용하면 효율적으로 하드웨어를 구현할 수 있다.

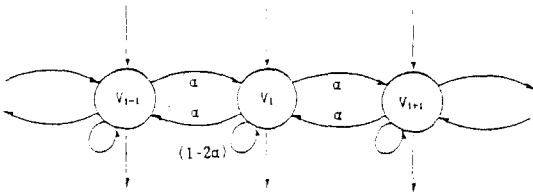


그림 2. 확산망의 구조
Fig. 2. The architecture of the diffusion network.

그림 2에서 보는 바와 같이 외부로부터 확산망에 자극이 인가된 후 i 번째 신경세포의 자극이 k 번 확산되었을 때의 자극의 크기를 $V_i[k]$ 라 할 때, $k+1$ 번째 확산 후의 자극의 크기 $V_i[k+1]$ 은

$$V_i[k+1] = (1-2\alpha)V_i[k] + \alpha V_{i-1}[k] + \alpha V_{i+1}[k] \quad (19)$$

로 표현된다. 여기서 $V_{i-1}[k]$, $V_{i+1}[k]$ 는 1차원 확산망에서 i 번째 신경세포에 이웃한 신경세포의 k 번 확산된 자극의 세기이며, α 는 확산계수로서 $(1-2\alpha) > 0$ 인 임의의 값이다. 식 (19)는 그림 2의 확산망 모델을 해석한 결과이며, 식 (19)에 의한 신경세포의 자극의 분포는 분산이 $\sigma^2 = 2ak$ 인 식 (1)과 같은 가우스함수를 가진다. 그림 2의 확산망의 전달 특성은 임의의 신경세포에 초기치인 단위 임펄스를 인가하고 k 번 확산함으로써 얻을 수 있다. 이것은 단위 임펄스에 대하여 식 (19)를 이용하여 k 번 반복 수행한 후의 임펄스 응답으로써 표현된다.

DOG를 확산망으로 실현하기 위해서는 확산망에 분포되어 있는 자극의 크기를 이산 시간 변수 k 에 대해

차분하므로써 구할 수 있다. 즉 DOG는 k 번째 자극의 크기에서 $(k+1)$ 번째 자극의 크기를 뺀 것과 같으므로 [9]

$$\begin{aligned} DOG &= \Delta V_i[k+1] \\ &= V_i[k+1] - V_i[k] \\ &= ((1-2\alpha)V_i[k] + \alpha V_{i-1}[k] + \alpha V_{i+1}[k]) - V_i[k] \\ &= \alpha(-2V_i[k] + V_{i-1}[k] + V_{i+1}[k]) \end{aligned} \quad (20)$$

로 표현된다. 식 (20)에서 α 는 상수이므로 DOG를 α 로 나누고 음양의 부호를 바꾸어 차분회수 n 에 대한 식으로 고쳐 써면

$$U_i[n+1] = 2U_i[n] - U_{i-1}[n] - U_{i+1}[n] \quad (21)$$

로 변환시킬 수 있다. 식 (21)은 i 점에 대한 2차 차분식에서 식 (21)과 같이 음양을 바꿈으로써 식 (5)에서 n 에 따라 음양이 교번하는 것을 방지하여 위상 변화가 없도록 해준다. 식 (21)을 이용하여 차분망 모델을 구성하면 그림 3과 같이 단순한 구조로 표현되며 이것으로 2차 차분을 실현할 수 있다.

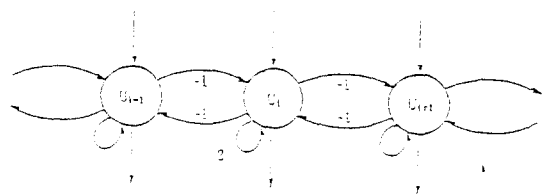


그림 3. 차분망의 구조
Fig. 3. The architecture of the difference network.

식 (21)에서 n 이 1씩 증가함에 따라 1회씩 확산됨과 동시에 i 에 대해서 2차 차분한 것과 같다. 이산신호를 차분하는 것은 연속 시간상으로 미분하는 것과 근사하므로 등가적으로 식 (21)과 같은 2차 차분식은 DOG를 형성하게 되고, 이를 n 번 수행하면 $g^{(2n)}(t)$ 를 형성한다. 이로부터 확산망을 k 번 수행하고 차분망을 n 번 수행했을 때, $\sigma = \sqrt{2\alpha(k+n)}$ 임에 의해 식 (9)와 (18)은 α , k 및 n 의 함수가 되어

$$\begin{aligned} \omega_o &= \frac{\sqrt{2n}}{\sigma} \\ &= \sqrt{\frac{n}{\alpha(k+n)}} \end{aligned} \quad (22-1)$$

$$= \sqrt{\frac{1}{\alpha(1 + \frac{k}{n})}} \quad (22-2)$$

$$Q = \sqrt{\frac{n}{\ln 2}} \quad (23)$$

과 같이 표현된다. 여기서 $(k+n)$ 은 총 확산회수이며 n 은 2차 차분회수이다. 식 (22-1)과 (23)으로부터 중심주파수 ω_0 는 총 확산회수 $(k+n)$ 의 자승근에 반비례하고 차분회수 n 의 제곱근에 비례한다는 것을 알 수 있으며, 선택도 Q 는 확산회수 k 와는 무관하고 차분회수 n 의 제곱근에 비례한다는 것을 알 수 있다. 또, 확산계수 α 를 변화시켜 중심주파수를 변화시킬 수는 있지만, 하드웨어로 구현할 경우에 시스템이 단순한 구조를 유지할 것을 고려하면 확산계수를 가변시키지 않고 0.25로 고정시키는 것이 효율적이다.

한편, 앞서 기술한 바와 같이 확산망을 이용하여 원하는 중심주파수와 선택도를 갖는 대역통과특성을 얻을 수 있지만 확산이나 차분을 함에 따라 전체 이득이 변화하므로 이득 변화에 대한 보상을 해주어야 한다. 이득 보상을 위한 스케일계수를 S 라 하고 확산계수 α , 확산회수 k 및 차분회수 n 을 변수로 하면 S 는

$$S = \frac{1}{|G^{(2n)}(\omega_0)|} = \left(\frac{\alpha n(k+n)}{n}\right)^n \quad (24)$$

와 같이 주어진다.

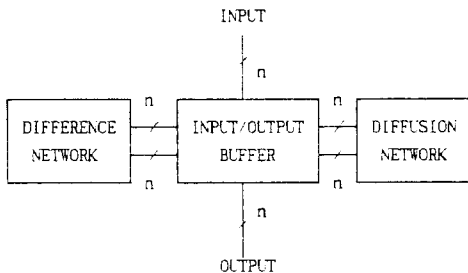


그림 4. 확산필터의 구성도
Fig. 4. Block diagram of the diffusion filter.

III. 확산망으로 구성한 필터의 시뮬레이션

확산필터를 그림 4와 같이 구성하였으며 그 동작은 다음과 같다. 먼저 샘플링된 신호가 입출력버퍼에 한 프레임씩 인가되고 이것은 바로 확산망으로 전송된다.

이 신호는 확산망에서 k 회 확산처리된 후 입출력버퍼를 거쳐 차분망으로 전송되며 여기서 n 회 차분처리된 후 다시 입출력버퍼로 전송된다. 이때 k 와 n 이 요구하는 필터특성과 정합되는 값이 되면 이득보상을 한 후 출력한다. 이때 이 신호를 다시 각각의 필터특성에 정합되는 k 와 n 의 값으로 증가시켜가면서 차례로 확산망과 차분망에서 처리하여 출력하면 순서필터뱅크를 구성할 수 있다. 이러한 과정은 회로를 수정함이 없이 추출하려는 필터특성들에 따라 정해진 확산회수 k 와 차분회수 n 의 짝들에 의해 매번 시행하여야 할 확산과 차분 회수들을 미리 프로그래밍하여 수행하면 된다. 또, k 와 n 의 짝에 맞추어 차례로 출력되는 신호의 에너지를 검출하여 주파수축상에 나타내면 하드웨어의 추가 부담없이 입력된 신호의 진폭 스펙트럼을 구할 수 있다. 한편, 확산필터의 위상추이(phase shift)는 없으므로 여파처리된 신호의 영점 검출에 의하여 입력된 신호의 위상 스펙트럼도 구할 수 있다.

확산망으로 구성한 필터의 대역통과특성을 확인하기 위하여 이를 시뮬레이션하였다. 여기서 확산회수 k 와 차분회수 n 의 변화에 따른 확산필터의 임펄스응답을 구함으로써 확산필터의 시간영역과 주파수영역의 특성을 관찰하였다. 확산망과 차분망을 이용한 필터시스템의 시뮬레이션에서 확산계수 α 를 1/4로 고정하고 i 번째 신경세포에 단위 임펄스를 인가한 후 확산망에서 k 번 처리하고 차분망에서 n 번 처리하여 보았다. 먼저 n 차 DOG의 특성을 관찰하기 위해 차분망 실행회수 n 을 증가시켜 가면서 그 결과를 관찰하였고 이것을 그림 5에 나타내었다. 그림 5(a)와 (b)는 i 번째 신경세포에 단위임펄스를 가하고 확산을 40 회 수행한 후 차분을 2 회, 10 회, 각각 수행한 결과이다. n 이 크면 임펄스 응답 $G(i)$ 의 맥동(ringing)이 많다는 것을 알 수 있다. 맥동이 많아지면 선택도가 커지므로 n 이 증가함에 따라 선택도가 커짐을 예견할 수 있다. 그림 6은 샘플링 주파수 f_s 를 20 KHz로 하고 k 와 n 을 변화시키면서 시뮬레이션한 결과와 식 (22)를 이용하여 계산한 결과의 중심주파수 f_0 값을 각각 나타낸 것이다. 확산회수 k 가 대략 32보다 작을 때는 시뮬레이션 결과의 중심주파수가 계산치에 비해 오차가 많지만 확산회수 k 가 커지면 계산치와 근사해집을 알 수 있다. 이것은 확산회수가 작을 경우는 그림 1에서 살펴 보았듯이 확산에 의해 정확한 가우스함수가 만들어지지 않기 때문이다. 이 점을 개선하기 위해서는 분석대상 신호의 최고 주

파수에 비해 상당히 큰 샘플링 주파수로 샘플링하여 최고 주파수에 해당되는 확산회수를 늘리면 된다.

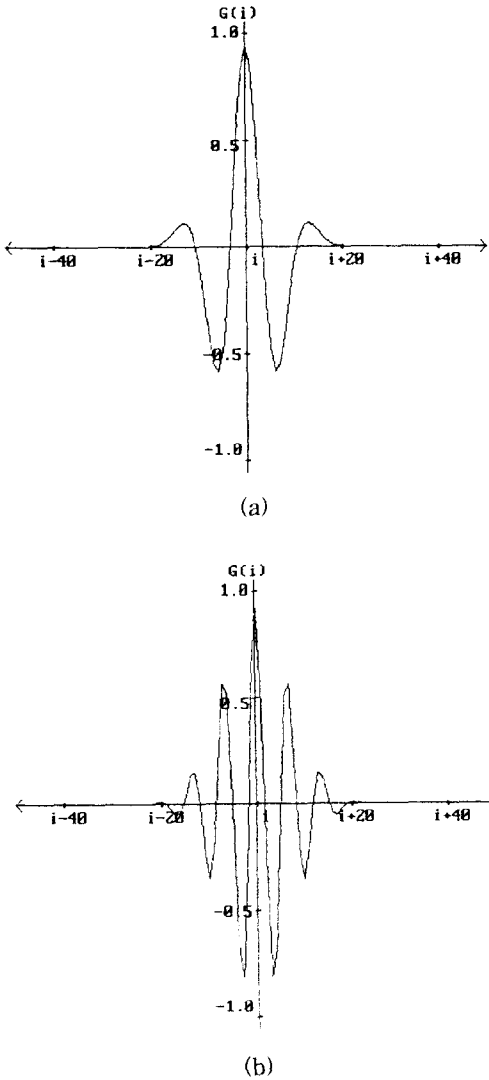


그림 5. 확산필터의 임펄스 입력에 대한 응답
(a) $k=40, n=2$, (b) $k=40, n=10$.

Fig. 5. Impulse responses of the diffusion filter.
(a) $k=40, n=2$, and (b) $k=40, n=10$.

그림 7은 확산회수 k 와 차분회수 n 의 변화에 따른 선택도 Q 값의 확산망 시뮬레이션 결과와 식 (23)을 이용하여 계산한 결과를 나타낸 것이다. 확산회수 k 가 비교적 클 때, 시뮬레이션한 결과와 계산에 의한 결과가 근사함을 알 수 있고 확산필터의 중심주파수 및 선택도와 k 및 n 의 비례관계가 이론과 근사함을 알 수 있다.

다음, 확산회수 k 와 차분회수 n 의 비를 고정시킨 상태로 확산회수 k 와 차분회수 n 을 변화시켰을 때의 확

산필터의 처리 결과를 그림 8에 나타내었다. 이 결과는 식 (22)와 식 (23)에서 이론적으로 예견한대로 확산회수와 차분회수가 같은 비율로 증가함에 따라 중심주파수는 변하지 않고 대역폭만 좁아진다는 것을 알 수 있다. 이것은 중심주파수에 대해 독립적으로 선택도를 변화시킬 수 있음을 보여준다. 또, 차분회수 n 을 고정시킨 상태에서 확산회수 k 를 변화시켰을 때의 확산필터의 처리 결과를 그림 9에 나타내었다. 이 결과는 식 (22)와 식 (23)에서 이론적으로 예견한대로 차분회수를 고정시킨 상태에서 확산회수만 변화시킴에 따라 선택도는 변하지 않고 중심주파수만 감소한다는 것을 알 수 있다. 이것은 선택도에 대해 독립적으로 중심주파수만 변화시킬 수 있음을 보여준다.

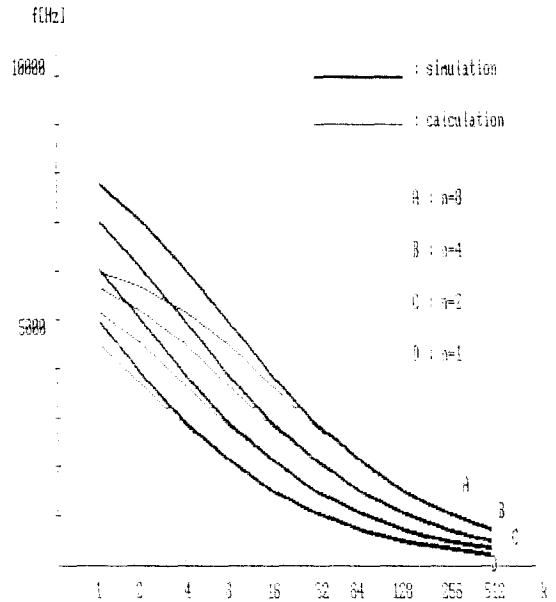


그림 6. k (확산회수)와 n (차분회수)에 따른 확산필터의 중심주파수($f_s = 20$ KHz)

Fig. 6. Center frequencies of the diffusion filter with respect to k and n ($f_s = 20$ KHz).

이제 여러 주파수 성분이 포함된 합성파를 본 연구에서 제시한 확산필터에 입력하여 여파처리된 출력을 검토하고자 한다. 여기서 진폭이 각각 다른 3가지의 주파수성분을 가진 신호를 확산필터의 입력으로 하고 확산필터의 k 와 n 의 작은 각 성분 주파수에 맞추었다. 여기서 필터의 여파기능을 수리적으로 검토해보기 위하여 다음 식과 같은 합성파

$$x(t) = a_1 \sin(\omega_1 t) + a_2 \sin(\omega_2 t) + a_3 \sin(\omega_3 t) \quad (25)$$

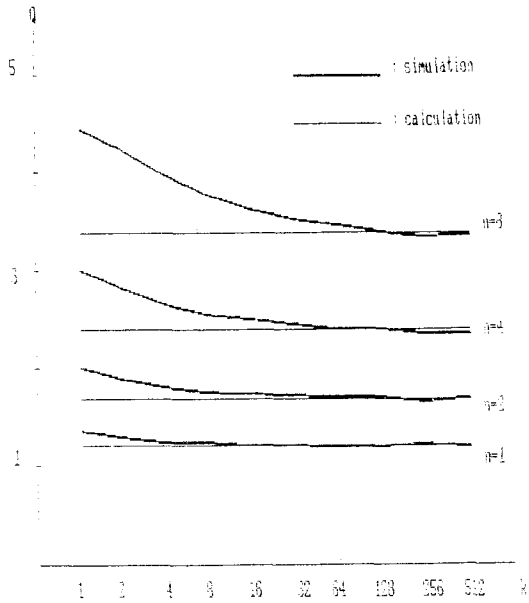


그림 7. k(확산회수)와 n(차분회수)에 따른 확산필터의 선택도(fs = 20 KHz)

Fig. 7. Selectivities of the diffusion filter with respect to k and n(fs = 20 KHz).

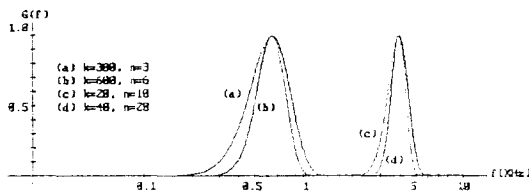


그림 8. 선택도만 변화시킨 경우
(a),(b): k/n = 100, (c),(d): k/n = 2.
Fig. 8. The case only the selectivity is varied.
(a) and (b): k/n = 100, and
(c) and (d): k/n = 2.

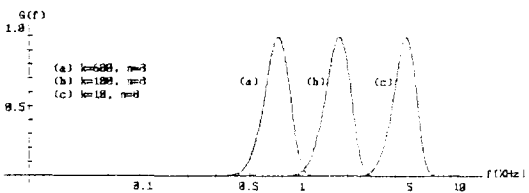


그림 9. 중심주파수만 변화시킨 경우(n = 8)
(a) k = 600, (b) k = 100, (c) k = 10.
Fig. 9. The case only the center frequency is varied(n = 8).
(a) k = 600, (b) k = 100, and (c) k = 10.

를 확산필터에 입력한 후 $\omega_1 = \sqrt{\frac{n_1}{\alpha(n_1+k_1)}}$ 과 같이 n_1 과 k_1 을 추출 할 주파수 ω_1 에 맞추어 확산과 차분을 수행하였을 때 필터의 출력을 $Y(\omega)$ 라 하면 $Y(\omega)$ 는 식 (5)로부터

$$Y(\omega) = G^{(2n_1)}(\omega) \cdot X(\omega_1, \omega_2, \omega_3)$$

$$= (j\omega)^{2n_1} \exp(-\frac{\sigma_1^2}{2} \omega^2) (a_1 \exp(j\omega_1) + a_2 \exp(j\omega_2) + a_3 \exp(j\omega_3))$$

$$= A_1 + A_2 + A_3 \tag{26}$$

이며 ω_1 성분의 크기 $|A_1|$ 은

$$|A_1| = a_1 \omega^{2n_1} \exp(-\frac{\sigma_1^2}{2} \omega^2) \tag{27}$$

이며 식 (27)로부터 $\omega = \sqrt{\frac{2n_1}{\sigma_1}} = \sqrt{\frac{n_1}{\alpha(k_1+n_1)}} = \omega_1$ 일 때 최고의 크기가 되고 다른 주파수 성분 ω_2 와 ω_3 의 성분은 감소되어 버림을 알 수 있다. 실제로 입력 합성파

$$x(t) = 0.5 \sin(2\pi \cdot 3164t) + 0.7 \sin(2\pi \cdot 1484t) + 0.75 \sin(2\pi \cdot 742t)$$

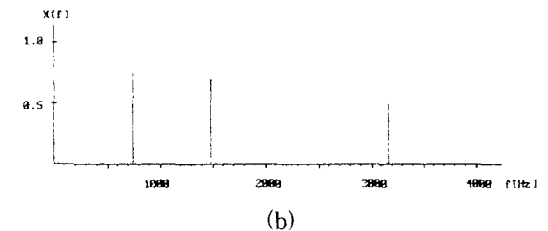
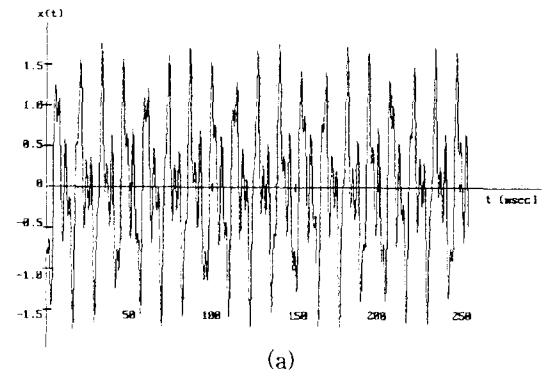


그림 10. 확산필터에 인가한 입력신호
(a) 시간 영역 파형, (b) 스펙트럼.
Fig. 10. Input signal applied to the diffusion filter.
(a) Time domain, and (b) spectrum.

와 그의 주파수 스펙트럼 $X(f)$ 를 그림 10에 나타내었고

특정 중심주파수를 가진 확산필터에서 출력되는 여파 된 파 $y(t)$ 와 그의 주파수 스펙트럼 $Y(f)$ 를 그림 11과 12에 각각 나타내었다. 이들 그림에서 볼 수 있듯이 확산필터의 출력이 입력신호의 주파수성분을 잘 추출하고 있음을 알 수 있다.

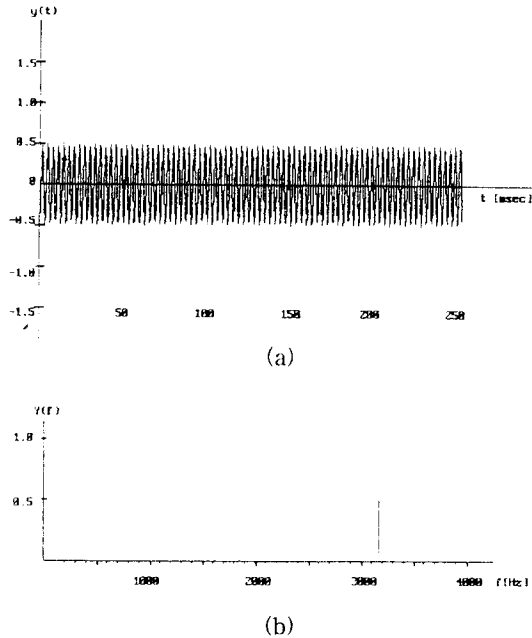


그림 11. 중심주파수 3164 Hz인 채널의 출력신호
(a) 시간 영역 파형, (b) 스펙트럼.

Fig. 11. Output signal from the output channel of which center frequency is 3164 Hz.
(a) Time domain, and (b) spectrum.

이상과 같이 확산필터의 특성을 살펴 본 결과, $g^{(2n)}(t)$ 연산자를 사용하여 확산회수 k 와 차분회수 n 을 변화시키에 따라 중심주파수는 총 확산회수 $(k+n)$ 의 자승근에 반비례하고 차분회수 n 의 자승근에 비례하며, 선택도는 확산회수 k 와는 무관하고 차분회수 n 의 자승근에 비례하는 대역통과특성을 가진다는 것을 알 수 있다. 또, 중심주파수와 선택도를 독립적으로 가변시킬 수 있다는 것도 알 수 있다. 따라서 확산필터 1개를 사용하여 확산회수와 차분회수의 프로그램에 의해서 중심주파수와 선택도가 각기 다른 필터출력을 순차적으로 구할 수 있다. 이 때문에 원하는 중심주파수 개수만큼의 필터 개수를 요구하는 기존 필터에 비해 많은 개수의 중심주파수를 요구하는 분야, 특히 넓은 주파수 대역에 높은 주파수 정밀도를 요구하는 음성인식분야에 하드웨어의 양을 훨씬 줄일 수 있음을 알 수

있다.

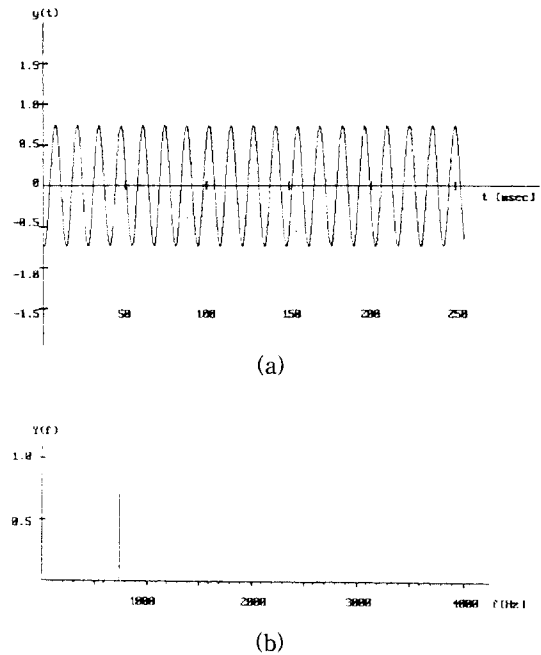


그림 12. 중심주파수 742 Hz인 채널의 출력신호
(a) 시간 영역 파형, (b) 스펙트럼.

Fig. 12. Output signal from the output channel of which center frequency is 742 Hz.
(a) Time domain, and (b) spectrum.

IV. 결 론

본 연구에서는 확산 과정만으로 가우스함수를 구현하고 또 확산망을 이용하여 DOG 연산자를 구현할 수 있는 확산 시스템을 도입하여 필터를 구성하였다. 또, 기존의 확산망과 달리 확산 후 DOG와 같은 기능을 하는 새로운 차분망을 제안하였으며 이는 가우스함수를 직접 차분할 수 있는 확산망 모델이며 이를 이용하여 n 차 DOG 연산자를 간단히 실현할 수 있음을 보였다. 또 $g^{(2n)}(t)$ 연산자의 특성을 정량적으로 분석한 결과, 대역통과특성을 가지고 있으며 중심주파수는 확산회수와 차분회수의 합의 제곱근에 반비례하고 차분회수의 제곱근에 비례한다는 것을 알 수 있었다. 또, 선택도는 확산회수와는 무관하고 차분회수의 제곱근에 비례한다는 것을 알 수 있었다. 이상과 같은 특성을 가진 확산필터를 이용하여 필터뱅크를 제작할 경우, 기존 아날로그 방식이나 디지털 방식에 비해 우선 그 구조가 단순하여 집적화하기가 쉽고, 하나의 시스템으로 단

순히 프로그램에 의해서 순차적으로 많은 필터 채널을 구성할 수 있기 때문에 경제적이며 매우 정확한 주파수 분석은 요구되지 않으나 넓은 대역에다 주파수 분해능이 높은 것이 필요하여 많은 수의 주파수 채널이 요구되는 음성인식 분야에 특히 유효하다.^[10]

참 고 문 헌

- [1] A. D. Helfrick, *Electrical Spectrum and Network Analyzers*, Academic Press, 1991.
- [2] H. Y-F. Lam, *Analog and Digital Filters*, Prentice Hall, 1979.
- [3] M. E. Van Valkenburg, *Analog Filter Design*, Holt Saunders, 1982.
- [4] 이종혁, 정용근, 윤태훈, 김재창, 박의열, 이양성, “ $\nabla^2 G$ 연산자를 이용한 음성 신호의 주파수 분석,” 전자공학회논문지, 제28권 B편, 제4호, pp. 24-32, 1991
- [5] 이종혁, 정용근, 남기곤, 윤태훈, 김재창, 박의열, 이양성, “ $\nabla^2 G$ 연산자의 신호 분석 특성을 이용

한 음성 인식 신경 회로망에 관한 연구,” 전자공학회논문지, 제29권 B편, 제10호, pp. 90-98, 1992

- [6] 허만탁, 이종혁, 윤태훈, 남기곤, 김재창, 이양성, “음소 특징 파라미터를 이용한 무성자음 인식,” 전자공학회논문지, 제31권 B편, 제4호, pp. 525-532, 1994
- [7] 권율, 남기곤, 윤태훈, 김재창, “확산뉴런망을 이용한 발기 변화 추출,” 전자공학회논문지, 제29권 B편, 제11호, pp. 85-92, 1992
- [8] 권율, 남기곤, 윤태훈, 김재창, “확산 뉴런망을 이용한 영상처리,” 전자공학회논문지, 제30권 B편, 제1호, pp. 90-98, 1993
- [9] 이재성, 허만탁, 이종혁, 남기곤, 김재창, 박의열, “확산신경망과 차분연산에 의한 대역통과 필터의 구현,” 전자공학회논문지, 제32권 B편, 제7호, pp. 94-102, 1995
- [10] K. J. Lang and A. H. Waibel, “A Time-Delay Neural Network Architecture for Isolated Word Recognition,” *Neural Networks*, Vol. 3, pp. 23-43, 1990.

저 자 소 개

許萬鐸(正會員) 第30卷 B編 第9號 參照
부산공업대학교 전자공학과 교수

南基坤(正會員) 第29卷 B編 第11號 參照
부산대학교 전자공학과 부교수

金在昌(正會員) 第26卷 第10號 參照
부산대학교 전자공학과 교수

李鐘赫(正會員) 第28卷 B編 第4號 參照
경성대학교 컴퓨터 공학과 부교수

金吉中(正會員) 第30卷 B編 第9號 參照
동서대학교 전자공학과 교수

尹台焘(正會員) 第28卷 B編 第4號 參照
부산대학교 전자공학과 부교수

朴義烈(正會員) 第26卷 第1號 參照
부산대학교 전자공학과 교수