

論文95-32B-7-9

확산신경망과 차분연산에 의한 대역통과 필터의 구현

(Implementation of a Band-Pass Filter with Diffusion Neural Network and the Operation of Difference)

李載成*, 許萬鐸**, 李鍾赫***, 南基坤*, 金在昌*, 朴義烈*

(Jae Sung Lee, Man Tak Huh, Jong hyeok Lee, Ki Gon Nam, Jae Chang Kim, Ei Yul Park)

요약

본 논문에서 확산신경망과 차분연산에 의해 대역통과 필터를 구현할 수 있음을 보인다. 그리고 이러한 대역통과 필터의 중심 주파수는 확산과 차분연산의 횟수에 의해 결정되고, 선택도는 차분연산의 횟수에 의해 결정됨을 보인다. 또한, 임의의 확산횟수와 차분횟수에 따라 다양한 대역통과 필터들을 구현할 수 있는 유용한 알고리즘을 제안하며, 이러한 알고리즘을 이용하여 구현된 필터 뱅크의 주파수 특성을 분석한다.

Abstract

In this paper, a band-pass filter is implemented with the diffusion and difference processes by using the diffusion neural network model. The center frequency of this band-pass filter can be varied by iterations of the diffusion and difference operations, and the selectivity can be determined by iterations of the difference operation. We propose an efficient algorithm that can generate various band-pass filters using arbitrary diffusion and difference iterations. This algorithm needs only simple operations of diffusion and difference.

I. 서론

신경망은 동물의 인지능력을 인공적으로 구현하려는

것으로 오래전부터 꾸준히 연구되어 왔다. 또한 권율 등은 동물의 신경망에서 행해지는 수평적 신호전달 형태를 자극의 확산으로 보고 자극을 확산하여 가우스 분포를 형성하는 새로운 신경망 모델을 제안했다. 확산 신경망은 신경세포들간의 연결이 매우 적고, 고정된 연결 세기를 가지므로 하드웨어 구현이 간단하다. 확산신경망 모델은 두 가우스 함수의 차로 구성된 DOG(differevce of two Gaussians)연산에 응용될 수 있으며, 흥분 가우스 함수의 표준편차와 억제 가우스 함수의 표준편차의 차이가 적을수록 DOG특성이 LOG(Laplacian of a Gaussian)특성과 유사함을

* 正會員, 釜山大學校 電子工學科

(Dept. of Elec., Pusan National Univ.)

** 正會員, 釜山工業大學校 電子工學科

(Dept. of Elec., Pusan Nation Univ. of Technology)

*** 正會員, 慶星大學校 컴퓨터工學科

(Dept. of Computer Eng., Kyeong Sung Univ.)

알 수가 있다. 확산신경망의 반응을 계속 확산시킴으로써, 이 반응의 분산이 증가하므로 반응의 주파수 특성은 중심주파수가 저주파 쪽으로 옮겨간다. 또한, 확산신경망의 분포를 확산횟수에 따라 차분함으로써 ∇^2 연산을 할 수 있다.

본 논문에서는 확산신경망의 확산과 차분에 따른 특성을 이용하여 임의의 확산횟수와 차분횟수의 조합으로 서로 다른 반응 분포들을 구현할 수 있음을 보이며, 임의의 확산횟수와 차분횟수에 따라 다양한 반응을 나타내는 필터특성을 구현하는 알고리즘을 제안한다. 그리고, 이러한 각각의 반응물은 주파수 특성상 대역통과 필터에 속함을 보이고, 필터의 확산횟수와 차분횟수에 따른 주파수 특성의 상호간의 변화에 대하여 살펴본다.

기존의 방식에 따르면, 임의의 중심주파수와 선택도를 가지는 채널의 특성을 독립적으로 정해주어야 하며, 특히 채널의 수가 많은 경우에는 매우 복잡하고 비경제적이다. 그러나, 본 논문에서의 확산신경망과 차분연산을 이용한 대역통과 필터는 확산과 차분의 연산만으로 다양한 채널들을 훨씬 더 간단히 경제적으로 구현할 수 있다.

II. 확산신경망

신경망에서 하나의 신경세포에 외부 자극이 인가되면, 그 자극은 전기적 신호로 바뀌어 신경 통로를 거쳐 뇌에 전달된다. 전기적 신호는 뇌로 전달되면서, 한편으로는 주변의 신경세포들에게 전달되어 가는데, 그 결과로 주변의 신경세포들도 자극을 받게 되고, 자극은 주변으로 퍼지게 된다. 이러한 현상을 자극의 확산이라 할 수 있다. 자극의 확산에 의해 자극을 받은 신경세포들이 많아지게 되면, 신경세포들의 반응은 전체적으로 가우스 분포를 이루게 된다. 이와 같은 확산의 기능을 그림 1과 같이 단순하게 연결된 확산신경망으로 수행할 수 있다. 이 모델에서 각 신경세포는 바로 옆의 신경세포와 확산계수 인 시냅스(synapse)로 연결되고, 자신의 반응은 $(1-2\alpha)$ 로 감쇄시키는 자체 감쇄 루프를 가진다. 이와 같이 확산신경망 모델은 한 개의 신경세포가 단 3개의 연결만 가지고 구성되어 확산의 기능을 수행할 수 있다. 자극이 확산되는 간단한 예를 보면 그림 2와 같다. 이 그림은 한 신경세포에 "1"의 자극이 인가되었을 때($n=0$), 확산계수가 1/4이면 인접한 다른 신경세포들에게 자극의 1/4이 전달되고 자신

은 자극의 1/2로 감쇄되는 반응을 보인 것이다. 여기에서 n 은 확산횟수를 나타낸다. 확산이 한 번 일어났을 때($n=1$)의 결과는 (1/4, 2/4, 1/4)이 되며, 이 값이 다시 같은 확산계수로 확산되면($n=2$), (1/16, 4/16, 4/16, 1/16)로 된다. 확산이 진행됨에 따라 분포가 2샘플씩 옆으로 확산되므로 임펄스 값 "1"이 인가되고 확산횟수가 n 일 때, 확산분포의 샘플수 s 는

$$s = 2n + 1 \tag{1}$$

이며, 이 분포의 분산은

$$\sigma^2 = 2\alpha n \tag{2}$$

이다. 식 (2)에 의해 확산신경망 모델에 의한 가우스 분포의 분산은 확산계수와 확산횟수에 의해 결정됨을 알 수 있다. 단일 확산신경망에서 확산횟수 n 만으로 분산값을 결정하는 것이 가능하므로 구현이 훨씬 더 간단하다.

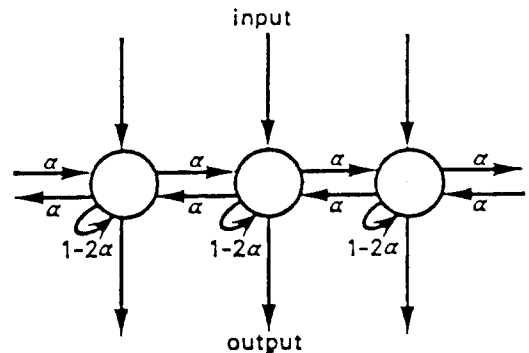


그림 1. 확산신경망
Fig. 1. A diffusion neural network.

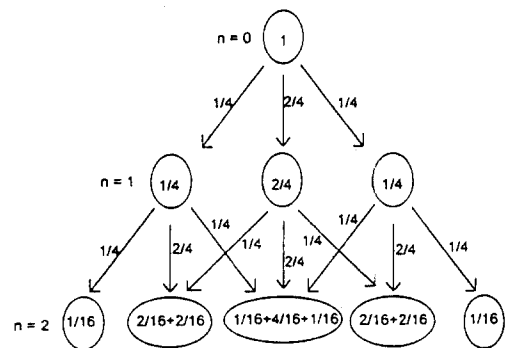


그림 2. 확산의 예 : 확산계수 $\alpha=1/4$, 확산횟수 n .
Fig. 2. An Example of a diffusion process : Diffusion coefficient $\alpha=1/4$, diffusion step n .

III. 차분에 의한 ∇^2 연산

신경절 세포의 수용장은 흥분중심 억제주변과 억제 중심 흥분주변의 두 가지 형태가 존재한다. 이 수용장은 폭이 좁은 가우스 함수 모양의 흥분반응과 폭이 넓은 가우스 함수 모양의 억제반응이 중첩된 결과이다. 이 함수는 두 가우스 함수의 차이므로 DOG함수라 부른다. Marr와 Hildreth는 신경절 세포의 수용장이 가우스 함수를 2차 미분한 함수인 $\nabla^2 G$ 함수와 모양이 같음을 보였다. DOG함수를 구성하는 두 가우스 함수를 표현할 때에는 분산값 이외에 새로운 파라미터로 다음과 같은 억제와 흥분 분포의 분산비 (IEVR:the inhibitory to excitatory variance ratio)를 사용한다. 여기서 분산비는

$$IEVR = \frac{\sigma_i^2}{\sigma_e^2} \quad (3)$$

이며, 첨자 i 는 억제 (inhibitory)를 'e'는 흥분 (excitatory)을 뜻한다. DOG함수를 구성하는 두 가우스 함수를 확산신경망에서 만들면, 식 (2)에 의해 흥분 가우스 함수의 분산은 $2\alpha_e n_e$ 가 되고 억제 가우스 함수의 분산은 $2\alpha_i n_i$ 가 된다. 여기서 두 확산신경망의 파라미터인 α 와 n 을 모두 변화시키면 모델의 구성과 운용이 복잡해지기 때문에 비효율적이다. 따라서, 두 신경망의 n 을 같도록 하고, α 를 서로 다른 α_e 와 α_i 로 취하여 두 확산신경망의 연결 세기가 서로 다르게 구성하고 n 을 다르게 운용하는 방법 등, 두가지 유형의 DOG함수를 실현하는 확산 모델을 고려할 수 있다. 동일한 확산계수를 가지고 확산 횟수 n 만으로 분산값을 변화시키는 것이 단일 확산신경망에서 가능하므로 효과적이다.

동일한 확산계수를 가지는 단일 확산신경망 모델에서 IEVR은 확산횟수 n 에 의해 정해지며, $n_i > n_e$ 가 되어야 하는데 이런 조건이 성립되는 가장 간단한 경우는 $n_i = n + 1$ 이고 $n_e = n$ 일 경우이다. 이 경우 분산비는

$$IEVR = \frac{2(n+1)\alpha}{2n\alpha} = \frac{n+1}{n} \quad (4)$$

이다. 이때의 분산비 IEVR은 n 이 충분히 클때 거의 1에 가깝고, 이럴 경우 이 모델의 특성은 LOG 연산자와 거의 유사하게 된다. 그림 3은 확산계수가 1/4인 확산신경망에서, (a)는 확산횟수 n 이 5인 분포이고,

(b)는 n 이 6인 분포, 그리고 (c)는 확산횟수 n 이 5인 분포에서 6인 분포를 빼준 결과를 나타내는 것이다. 그림 3(b)의 분포는 확산으로 인해 그림 3(a)의 분포보다 크기가 작고 주변으로 퍼졌으며, 그림 3(c)의 분포는 LOG함수와 유사함을 알 수 있다. 그림 3(c)의 분포의 크기는 정규화하였다.

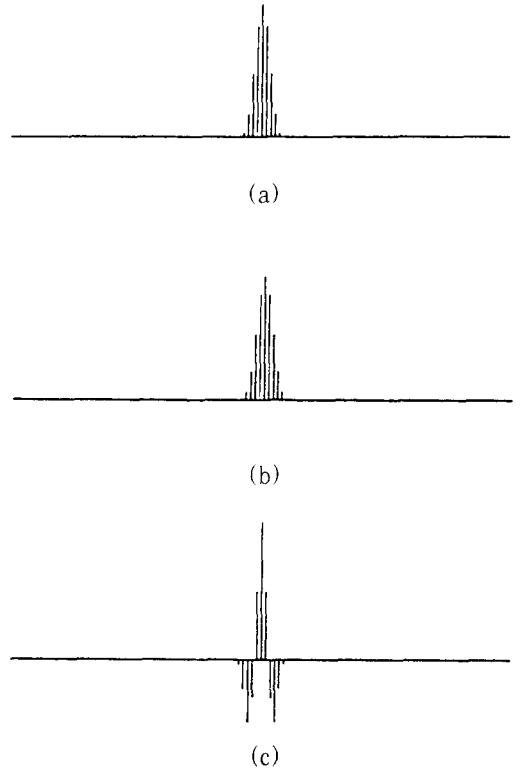


그림 3. 확산 및 차분분포의 예. (a) 5번 확산된 분포, (b) 6번 확산된 분포, (c) (a)분포에서 (b)분포를 빼준 결과의 분포

Fig. 3. An example of the distribution by diffusion, when the number of (a) n is 5, and (b) n is 6, and (c) the difference of the distribution of (a) and (b)

확산신경망 모델에서 확산이 계속됨에 따라 그 자극은 가우스 분포를 이루며 넓게 퍼진다. 또한, 가우스 함수를 시간에 대해 미분한 결과는 가우스 함수에 ∇^2 의 연산을 수행한 결과와 같다. 가우스 함수를 시간에 따라 미분한다는 것은 시간의 경과에 따른 분포의 변화를 나타내는 것이며, 이것은 덜 확산된 분포에서 시간이 경과되어 더 확산된 분포를 빼주는 것으로 볼 수

있다. 따라서, 가우스 함수를 시간에 따라 미분한 결과는 계속 확산되는 하나의 확산신경망 모델에서 확산 반응과 그 반응이 한번 더 확산되고 난 후의 반응과의 차로써 나타낼 수 있다. 예를 들면, 임펄스 입력 "1"이 확산 신경망에 인가되면 확산이 진행될수록 각기 다른 분산을 가지는 가우스 함수 모양의 분포를 가지게 된다. 이때 임의의 확산횟수 n 인 분포에서 한번 더 확산된, 즉, 확산횟수가 $n+1$ 인 확산신경망의 분포를 빼주면 그결과는 $\nabla^2 G$ 가 된다. 마찬가지로 $\nabla^2 G$ 분포를 확산신경망을 통해서 확산시킬때, $\nabla^2 G$ 분포의

확산횟수에 대한 차분을 구하면 ∇^4 분포를 얻을 수 있다. 이러한 일련의 방법을 계속 반복하여 확산횟수에 대한 차분을 취하면 $\nabla^6 G, \nabla^8 G, \nabla^{10} G$, 등등의 분포를 계속 만들어 줄 수 있다. 차분횟수를 r 이라 하고 r 에 의한 반응의 분포를 $d(r)$ 이라고 하면,

$$d(r) = \nabla^{2r} G \quad (r = 1, 2, 3, 4, \dots) \quad (5)$$

로 표시된다. $\nabla^{2r} G$ 를 얻기 위해서는 차분횟수 r 에 따라 최소의 확산횟수가 필요하다. 즉, 임펄스 입력이 확산신경망 모델에 인가되었을 때의 반응에서 확산이 한

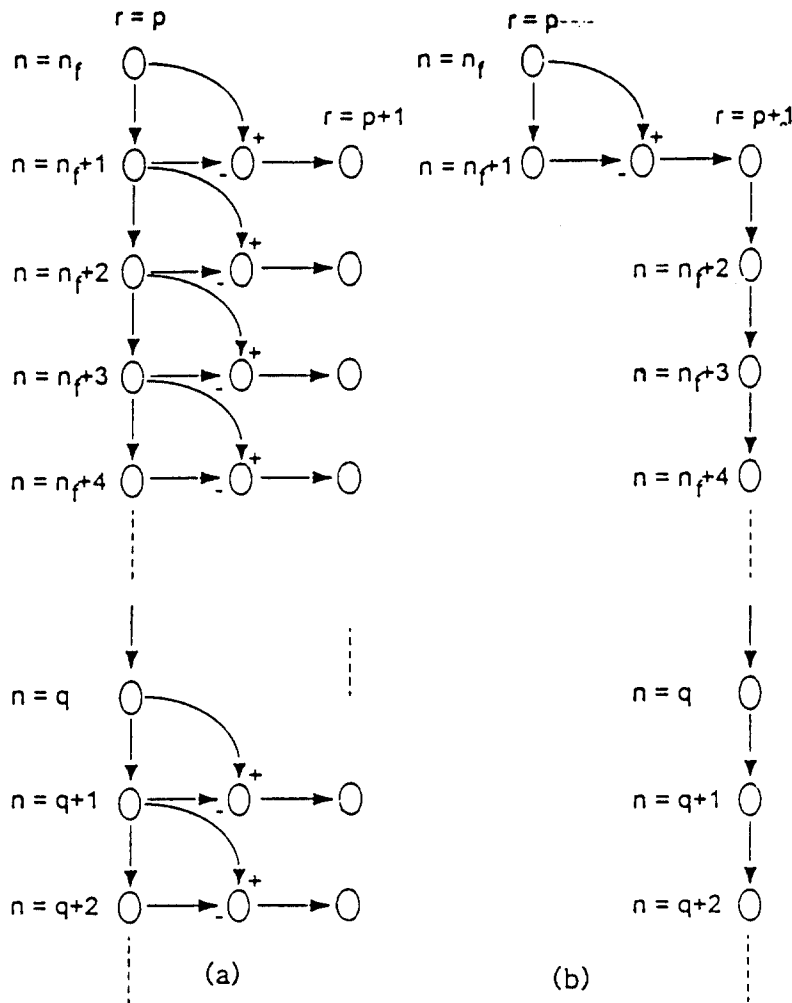


그림 4. 확산과 차분에 따른 알고리즘, (a)확산이 한번 진행될 때마다 차분을 행함, (b)차분된 결과를 확산시킴.

Fig. 4. Algorithms by diffusion and difference, (a) the algorithm to obtain the difference at each diffusion step, and (b) the algorithm to diffuse the result of the difference.

번 진행된($n=1$) 반응을 빼주면 $\nabla^2 G$ 의 최초 반응을 얻게된다. 따라서, $\nabla^2 G$ 의 반응을 얻기 위해서는 확산 횟수 n 이 최소한 1이상은 되어야 한다. 마찬가지로 $\nabla^2 G$ 의 최초($n=1$)반응에서 확산이 한번 더 일어난 ($n=2$) 반응을 빼주면 $\nabla^4 G$ 의 최초 반응을 얻을 수 있고, 따라서 확산횟수가 2이상이 되어야 $\nabla^4 G$ 의 반응을 얻을 수 있다. 그러므로, 임의의 차분횟수 r 을 가지는 $\nabla^{2r} G$ 의 반응을 얻기 위해서는 확산횟수 n 이 최소한 r 이상은 되어야 가능하다. 이 때의 확산횟수를 기본 확산횟수 n_r 라고 정의하며 기본 확산횟수는

$$n_r = r \quad (r = 1, 2, 3, 4, \dots) \quad (6)$$

이다. 따라서, 확산횟수 n 에 의해 얻어지는 가우스 분포를 G_n 이라 하고, 차분횟수가 r 인 $\nabla^{2r} G_n$ 에서, 확산횟수 n 은

$$n \geq n_r \quad (7)$$

인 조건을 만족해야 한다. 그림 4는 단일 확산신경망에서, 임의의 차분횟수 $r(r=p)$ 을 가지는 $\nabla^{2r} G$ 반응이 기본 확산횟수 n_r 에서부터 확산을 진행하면서, 차분횟수가 증가한($r=p+1$) $\nabla^{2r} G$ 반응의 확산 중간 결과를 얻는 두 알고리즘을 보여주고 있다. 그림 4(a)는 확산이 한번 진행될 때마다 차분을 연속적으로 수행함으로써 차분횟수가 증가하고($r=p+1$), 임의의 확산횟수 $n(n=q)$ 에 대한 반응을 얻는 알고리즘이다. 그림 4(b)는 연속적인 차분 대신에 확산횟수가 n_r 일 때의 반응에서 한번 더 확산된 ($n=n_r+1$)반응을 빼주고, 그 결과를 확산함으로써 차분횟수가 증가된($r=p+1$) 임의의 확산횟수($n=q$)를 가지는 반응을 얻는 알고리즘이다. 확산이 진행되면서 그 반응을 차분하는 연산은 선형 연산이므로 그림 4의 두 알고리즘은 동일하다. 따라서, 그림 4(b)의 알고리즘을 이용하는 것이 그림 4(a)의 알고리즘을 이용하는 것보다 훨씬 더 용이하게 차분횟수가 증가된 반응이 확산된 결과를 얻을 수 있다. 그림 5는 그림 4(b) 알고리즘을 이용하여, 임의의 확산횟수 n 과 차분횟수 r 에 따른 $\nabla^{2r} G_n$ 을 임펄스 입력 "1"로부터 얻는 알고리즘을 나타내는 것이다. 확산횟수에 따른 차분을 반복하여 차분횟수 r 을 증가시키며, r 이 증가된 결과의 분포를 확산시켜 확산횟수 n 을 증가시킨다. 그림 5의 알고리즘을 이용하면 확산과 차분이 라는 간단한 연산만으로 임의의 n 과 r 에 대한 $\nabla^{2r} G_n$ 을 간단하고 용이하게 구현할 수 있다. 예를 들어 우리가

$\nabla^{20} G_{100}$ 반응을 얻고자 하면, 임펄스 입력 "1"에서부터 차분을 10번 계속 진행하여 $\nabla^{20} G_{10}$ 반응을 먼저 구한 후, 이 반응을 확산횟수 n 이 100이 될 때까지 확산을 진행하면 된다. 임의의 n 과 r 에 따른 각 반응의 샘플 수 s 는 식 (1)과 같으며, 샘플수 s 는 오직 확산 횟수 n 에 의해서 정해짐을 알 수 있다.

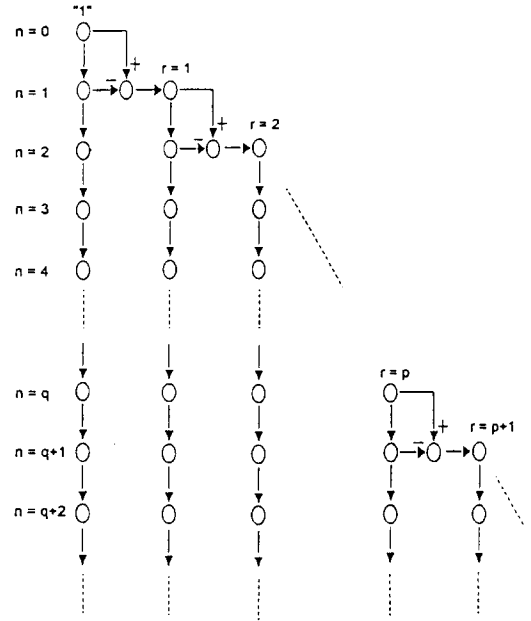


그림 5. 임의의 n 과 r 에 대한 $\nabla^{2r} G_n$ 을 얻기 위한 알고리즘.

Fig. 5. An algorithm that obtain the $\nabla^{2r} G_n$ for arbitrary n and r .

확산신경망에서의 확산횟수 n 과 차분횟수 r 에 대한 필터의 정량적인 주파수 특성을 나타내는 관계식은 다음과 같이 구할 수 있다. 확산에 의해서 가우스함수가 형성되고 차분연산은 ∇^2 와 같으므로 일차원 신호상에서는 2번 미분한 것과 같다. 따라서 확산신경망의 확산횟수 n 과 차분횟수 r 에 대한 주파수 특성은 가우스 함수를 $2r$ 번 미분하여 식 (2)를 구할 수 있다. 1차원 가우스 함수 $g(t)$ 는

$$g(t) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma}} \exp\left(-\frac{t^2}{2\sigma^2}\right) \quad (8)$$

이며 식 (8) 을 $2r$ 번 미분하여 푸리에 변환한 결과는

$$\nabla^{2r} G(\omega) = (-1)^r \omega^{2r} \exp\left(-\frac{\sigma^2 \omega^2}{2}\right) \quad (9)$$

이 된다.

식 (9)로부터 중심주파수 ω_0 와 선택도 Q 를 구하면

$$\omega_0 = \frac{\sqrt{2r}}{\sigma} = \sqrt{\frac{r}{an}} \quad (10)$$

$$Q = \sqrt{\frac{r}{\ln 2}} \quad (11)$$

이 된다.

그림 6(a)는 그림 5의 알고리즘을 사용하여 구현한 r 이 10 이고 n 이 30인 $\nabla^{20}G_{30}$ 의 분포이고, 그림 6(b)는 $\nabla^{20}G_{30}$ 의 주파수 특성을 나타낸 것이다. 이때, $\nabla^{20}G_{30}$ 분포의 샘플들 간의 간격은 T_s 이고 f_s 는 샘플링 주파수이다 ($f_s = 1/T_s$). 그림 6(b)에서 $\nabla^{20}G_{30}$ 은 대역통과 필터들의 확산경망 모델에서 확산과 차분의 연산에 의해 구현된 것이다.

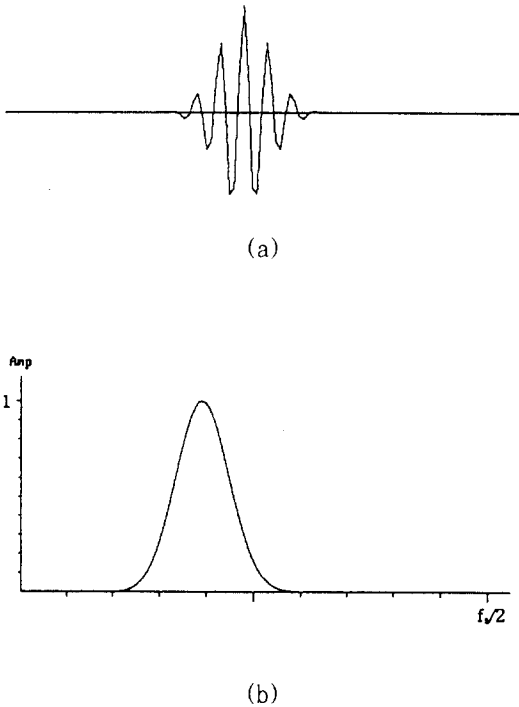


그림 6. 확산 분포와 주파수 특성의 예. (a) $\nabla^{20}G_{30}$ 분포, (b) $\nabla^{20}G_{30}$ 분포의 주파수 특성.

Fig. 6. An example of the distribution after the diffusion and difference processes and its spectral response, (a) the distribution of $\nabla^{20}G_{30}$, and (b) the spectral response of $\nabla^{20}G_{30}$.

IV. 필터의 특성

확산신경망에 의해 확산된 반응의 결과는 서로 다른 분산을 가지는 반응을 나타낸다. 즉, 확산이 계속 진행될수록 분산이 증가하며, 분산이 증가한다는 것은 필터의 중심주파수가 저주파쪽으로 이동해 간다는 것을 의미한다. 확산이라는 간단한 연산만으로 필터의 중심주파수가 바뀌므로 기존 방식에 비해서 훨씬 더 간단하고 용이하게 중심주파수를 바꿀 수 있다. 즉, 여러 개의 서로 다른 중심주파수를 가지는 대역통과 필터들을 구현하고자 할 때, 기존의 방식에 의하면 각각의 필터를 독립적으로 구현해야 하는 어려움이 있다. 그러나, 확산신경망을 이용하면 여러개의 서로 다른 중심주파수를 가지는 대역통과 필터들을 훨씬 더 간단히 경제적으로 구현할 수 있다. 특히, 많은 수의 각기 다른 중심주파수를 가지는 대역통과 특성을 훨씬 더 간단하게 얻을 수 있다.

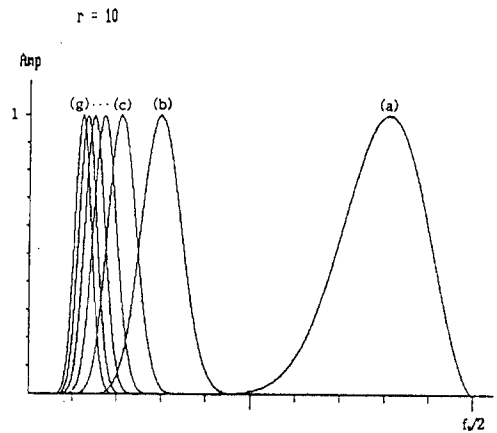


그림 7. $\nabla^{20}G_n$ 의 확산횟수 n 에 따른 주파수 특성 : (a) $n=10$, (b) 50, (c) 100, (d) 150, (e) 200, (f) 250, (g) 300.

Fig. 7. The spectral responses of $\nabla^{20}G_n$ by the diffusion step n : (a) $n=10$, (b) 50, (c) 100, (d) 150, (e) 200, (f) 250, and (g) 300.

표 1에서는 그림 5에서 보인 알고리즘으로 구현한 $\nabla^{20}G_n$ 을 확산횟수 n 이 기본 확산횟수 $n_f=10$ 에서 300까지 열 번 확산을 단위로 각 확산횟수에 대한 필터의 중심주파수를 나타내고 있으며, 각각의 중심주파수는 필터를 FFT한 후 최대점에 대응되는 주파수로서 정의하였다. 표 1에서 보는 바와 같이 확산이 진행됨에 따라 필터의 중심주파수가 저주파쪽으로 옮겨가는

것을 알 수 있다.

표 1. $\nabla_{20}G_n$ 의 확산횟수 n 에 따른 중심주파수

Table 1. The center frequency of $\nabla_{20}G_n$ for the diffusion step n .

확산횟수	중심 주파수	확산 횟수	중심 주파수
10	0.8063	160	0.1605
20	0.4853	170	0.1568
30	0.3855	180	0.1507
40	0.3288	190	0.1468
50	0.2935	200	0.1429
60	0.2661	210	0.1409
70	0.2446	220	0.1370
80	0.2290	230	0.1331
90	0.2153	240	0.1311
100	0.2035	250	0.1292
110	0.1937	260	0.1252
120	0.1859	270	0.1233
130	0.1781	280	0.1213
140	0.1722	290	0.1194
150	0.1663	300	0.1174

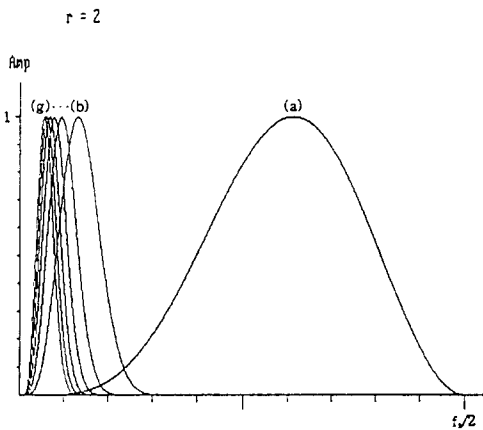


그림 8. G_n^4 의 확산횟수 n 에 따른 주파수 특성 : (a) $n=10$, (b) 50, (c) 100, (d) 150, (e) 200, (f) 250, (g) 300.

Fig. 8. The spectral responses of G_n^4 by the diffusion step n : (a) $n=10$, (b) 50, (c) 100, (d) 150, (e) 200, (f) 250, and (g) 300.

그림 7에서는 확산횟수 n 이 증가할수록 $\nabla_{20}G$ 의 중심주파수가 저주파쪽으로 이동하고 있음을 주파수축 상에서 보여주고 있다. 제일 오른쪽의 주파수 특성은

$r = 20$

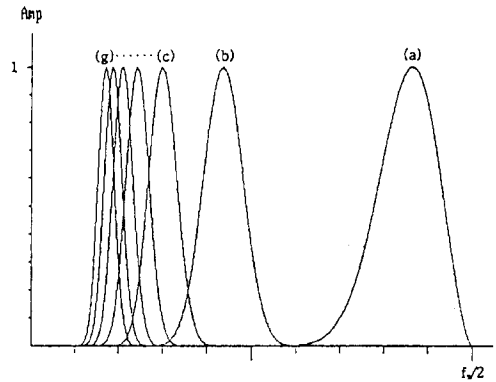
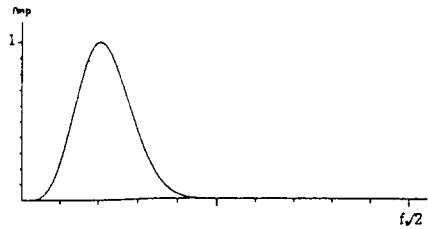
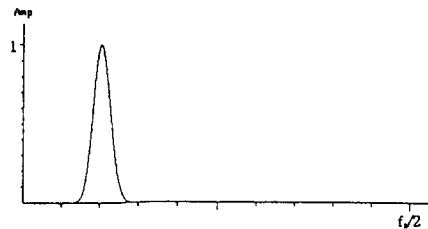


그림 9. G_n^{40} 의 확산횟수 n 에 따른 주파수 특성 : (a) $n = 20$, (b) 50, (c) 100, (d) 150, (e) 200 (f) 250, and (g) 300.

Fig. 9. The spectral responses of G_n^{40} by the diffusion step n : (a) $n=20$, (b) 50, (c) 100, (d) 150, (e) 200, (f) 250, and (g) 300.



(a)



(b)

그림 10. 같은 중심주파수를 가지는 대역통과 필터의 주파수 특성 : (a) $r=2$, $n=20$, (b) $r=20$, $n=210$.

Fig. 10. The spectral responses of the band-pass filters with the same center frequency, when (a) $r=2$, $n=20$ and (b) $r=20$, $n=210$.

확산횟수 n 이 기본 확산횟수 10일 때의 $\nabla_{20}G$ 의 특성

이고, 왼쪽으로 가면서 차례로 n 이 50, 150, 200, 250, 300일 때의 주파수 특성을 보여주고 있다. 확산 횟수 n 이 증가할수록 특성 곡선은 저주파 쪽으로 이동하고, 특성 곡선의 폭이 좁아지며, 이동의 폭이 좁아짐을 알 수 있다. 따라서, 고주파수를 중심주파수로 가지는 필터들은 적은 확산으로 구현이 가능하다. 그러므로, 같은 주파수 간격의 중심주파수를 가지는 필터들은 고주파 쪽에서는 확산된 결과를 n 이 증가함에 따라 자주 받아들이고, 저주파로 갈수록 받아들이는 횟수를 줄임으로써 구현할 수 있다. 그림 7의 각 주파수 특성의 크기는 정규화된 것이다.

그림 10은 동일한 중심주파수를 가지는 G_{20}^0 과 G_{210}^{40} 의 주파수 특성을 나타낸 것이다. 그림 10(a)와 (b)에서 보듯이 차분횟수 r 이 높을수록 선택도가 개선됨을 알 수 있다. 그림 10의 주파수 특성의 크기는 정규화한 것이다.

이상으로 확산횟수와 차분횟수에 따른 필터의 특성을 알아 보았다. 이러한 특성을 통해 우리가 구현하고자 하는 필터를 확산횟수 n 과 차분횟수 r 을 적당하게 정해줌으로써 구현할 수 있음을 알 수 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 확산신경망과 차분연산을 이용하여 필터를 구현하였으며, 확산횟수와 차분횟수에 따른 대역통과 필터의 특성에 대하여 살펴 보았다. 또한, 확산횟수와 차분횟수를 적당하게 조합하면 임의의 특성을 가지는 대역통과 필터를 구현할 수 있음을 보였다. 그리고, 확산과 차분이라는 간단한 연산만으로 임의의 대역통과 필터를 구현하는 알고리즘을 제시하였다.

확산신경망과 차분연산에 의한 대역통과 필터는 기존의 필터에 비하여 훨씬 더 간단하고, 경제적으로 서로 다른 중심주파수와 선택도를 가지는 필터들을 연속적으로 구현할 수 있다. 특히, 고주파수를 중심주파수로 가지는 대역통과 필터들은 확산을 약간만 하여도 충분히 구현될 수 있었다. 또한, 서로 다른 특성을 가지는 많은 수의 필터들은 본 논문에서 제시된 알고리즘으로 확산횟수와 차분횟수를 적절히 조절하면 간단하게 구현할 수 있다. 그리고, 필터뱅크의 구현시 채널의 수가 늘어도 하드웨어 상의 부담이 기존의 방식에 비해 현저하게 작다는 장점을 가지고 있다.

그러나, 확산횟수가 많아질수록 필터 특성의 변화가

작으므로 충분히 작은 주파수를 중심주파수로 가지는 대역통과 필터의 구현에는 많은 확산이 필요하며, 많은 확산을 피하기 위해서는 선택도를 희생하고 차분횟수가 낮은 대역통과 필터를 이용해야만 한다.

참 고 문 헌

- [1] 권을, 남기근, 윤대훈, 김재창, "확산뉴런망을 이용한 밝기변화 추출," *대한전자공학회논문지*, 제29권, B편, 제11호, pp. 85-92, 1992.
- [2] D. Marr and S. Ullman, "Directional selectivity and its use in early visual processing," *Proc.R.Soc.London* B207, pp. 151-180, 1981.
- [3] D. Marr and E. C. Hildreth, "Theory of edge detection," *Proc. R. Soc. London* B207, pp. 187-217, 1980
- [4] 이종혁, $\nabla^2 G$ 연산자에 의한 신호 분석 및 음성 인식을 위한 신경회로망의 구현, 박사학위논문, 부산대학교, 1991.
- [5] C. Enroth-Cugell and J. G. Robson, "The contrast sensitivity of retinal ganglion cells of the cat," *J. Physiol.*, 187, pp. 517-552, 1966.
- [6] S. W. Kuffler, "Discharge pattern and functional organization of mammalian retina," *J. Neurophysiol.*, 16, pp. 37-68, 1953.
- [7] R. W. Rodieck and J. Stone, "Analysis of receptive fields of cat retina ganglion cell," *J. Neurophysiol.*, 28, pp. 833-849, 1965.
- [8] C. Enroth-Cugell and J. G. Robson, "The contrast sensitivity of retinal ganglion cells of the cat," *J. Physiol.*, 187, pp. 517-552, 1966.
- [9] P. Dallos, "Peripheral mechanisms of hearing," *Handbook of Physiology, The Nervous System*, Vol. 3, Sensory Part 2.

----- 저 자 소 개 -----

許 萬 鐸(正會員) 제 30권 B편 제 9호 참조.

현재 부산공업대학교 전자공학과
교수

李 載 成(正會員)

1994년 2월 부산대학교 전자공학과 석사과정 수료. 현재 삼성반도체 근무. 관심분야는 음성인식, 신호처리

南 基 坤(正會員) 제 26권 제 1호 참조

현재 부산대학교 전자공학과 부교
수

金 在 昌(正會員) 제 28권 B편 제 4호 참조

현재 부산대학교 전자공학과 교수

朴 義 烈(正會員) 제 20권 제 1호 참조

현재 부산대학교 전자공학과 교수

李 鍾 赫(正會員) 제 28권 B편 제 4호 참조.

현재 경성대학교 컴퓨터공학과 조교
수