

## 스테레오 정합을 위한 최적한 에너지 함수의 신경회로망 모델링

趙 爽 濟\*

### Neural Network Modeling of Optimizing Energy Function for Stereo Matching

*Seok Je Cho\**

#### Abstract

Stereo matching problem can be viewed as a complex optimization in which constraints must be satisfied simultaneously. Many of conventional algorithms have used relaxation techniques based on probabilistic approach. They require too many iterations and are time-consuming to make it impractical. Recently, a neural network is effectively used for solving the difficult optimization problem.

In this paper, a neural network defined by energy function is presented to solve the stereo matching problem. It can be evaluated locally and in parallel with constraints. Furthermore, this model is stable to be implemented in hardware because of its convergence into stable state as iteration increases.

#### I. 서 론

3차원 물체인식을 위한 거리정보의 추출방법에서 스테레오(stereo)방법은 인간의 시각 시스템과 유사하다는 점에서 널리 사용되고 있다. 스테레오 시각방법의 단계는 먼저 영상 시스템의 카메라 내부변수와 방향으로부터 기하학적인 모델을 설정하고, 두 영상에서 획득한 측정원소간의 대응점을 결정한 다음, 이를 이용해 3차원 깊이 정보를 구한다, 이들 중 대응점을 결정하는 정합과정은 스테레오 시각을 이용하는 3차원 거리 정보 추출과정에서 가장 중요한 단계이다.<sup>1,2,3)</sup>

\* 한국해양대학, 제어계측공학과 전임강사

스테레오 정합문제를 해결하기 위해 Marr와 Poggio<sup>4,5)</sup>는 다음의 세가지 제한조건을 만족하는 반복협동 정합 알고리즘(iterative cooperative matching algorithm)을 제안하였다. 첫째, 정합되는 점은 비슷한 국부 공간구조를 가져야 하고, 둘째, 폐색영역(occluded region)을 제외한 주변의 점들은 연속적인 거리정보를 가지며, 셋째, 정합되는 점은 하나를 초과할 수 없어야 한다. 이 알고리즘은 불완전한 초기상태로부터 제한조건을 넘지 않으면서 점차적으로 비용함수(cost function)를 감소시켜 가며 최적의 해에 도달한다. Barnard<sup>6)</sup>는 이 알고리즘을 기초로 국부적 공간 구조(local spatial structure)가 부족한 영역에서 잡음에 기인하는 영향을 극복하고자 simulated annealing의 확률적 최적화 방법을 도입하였다. 기존의 이러한 처리과정들은 많은 반복 처리로 행해져야 하기 때문에 여러 제한조건을 동시에 만족하면서 이완적인 탐색(relaxation search)을 수행하는 병렬 회로망이 요구되어 왔다.

최근에 Hopfield<sup>7,8)</sup>에 의해 신경 시스템을 모델로하는 아날로그 회로망이 TSP(travelling salesman problem) 등의 어려운 문제를 불과 수백의 신경 시상수(neuron time constant)만에 계산하는 능력을 보여줌에 따라 Hopfield 모델이나, Boltzmann machine<sup>9)</sup>등이 이런 목적을 위해 이용되었으며, Zhou<sup>10)</sup>는 Hopfield 모델의 한 형태인 아날로그 신경회로망을 이용하여 스테레오 정합 문제에 대한 효과적인 접근을 시도하였다. 그러나 Zhou의 모델은 시스템의 성능이 초기상태에 전적으로 의존하기 때문에 국부적 극소(local minima)에 빠질 우려가 많으며, 또한 Hopfield 모델이 가지고 있는 수렴 조건을 만족하지 못해 에너지 검사과정을 필요로 하므로 실제로 회로망을 구현하는 것이 어렵다.

본 논문에서는 Marr와 Poggio가 제안한 3가지 제한 조건과 Hopfield 모델이 가지는 수렴조건을 동시에 만족시키면서 시스템의 성능을 향상시키는 에너지 함수를 제안하였다. 첫번째 조건인 유사성(similarity)을 만족하는 제한조건을 뉴런의 입력으로 설정하고, 두번째 제한조건인 평활도 조건(smoothness constraint)을 만족하기 위해 주변의 뉴런에 대해 여기강도(excitatory strength)로 연결하였다. 마지막으로 유일성의 조건(uniqueness constraint)을 만족하도록 회로망을 구성하기 위해 정합될 후보축을 따라 각 뉴런들 사이를 억제 강도(inhibitory strength)로 연결하였다. 이들 여기 연결강도와 억제 연결강도들은 Hopfield 모델의 수렴조건을 만족하므로 회로망은 반복처리를 함에 따라 안정한 상태로 수렴하여 하드웨어로 구현하기에 적합하다.

## II. 스테레오 정합을 위한 신경회로망 모델

스테레오 정합문제를 풀기 위한 회로망은 그림1의 구조를 가지며 이진 값1과 -1을 출력으로 갖는  $N_r \times N_c \times D$ 개의 뉴런을 원소로 하여 3차원으로 구성된다. 여기서  $N_r$ 과  $N_c$ 는 각각 영상의 행과 열의 크기이며  $D$ 는 허용할 수 있는 최대변위(maximum disparity)를 나타낸다.  $V = \{V_{ijk} \mid 1 \leq i \leq N_r, 1 \leq j \leq N_c, 0 \leq k \leq D\}$ 는 위치  $(i, j, k)$ 에서 뉴런의 출력을 나타내는 회로망의 상태집합이다. 예를들어, 뉴런  $v_{ijk}$ 가 1이라면 영상의 한점  $(i, j)$ 에서의 변위가  $k$ 라는 것을 의미한다. 모델로부터

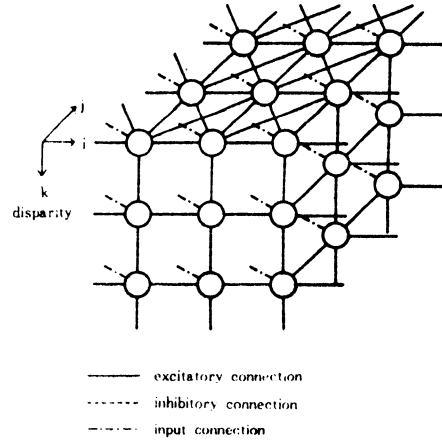


Fig. 1. A neural net model for stereo matching.

모든 뉴런은 평활도 조건을 만족하도록 수평방향으로 주변의 뉴런에 여기적으로 연결되어 있고, 유일성의 조건을 만족하도록 수직방향으로 상호 배타적(mutually exclusive)으로 연결되어 있다.

이 시스템에서 만일 뉴런들이 모두 연결되어 있다면 3차원 Hopfield 모델의 총에너지는 식(1)과 같다.

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{Nr} \sum_{l=1}^{Nr} \sum_{j=1}^{Nc} \sum_{m=1}^{Nc} \sum_{k=0}^D \sum_{n=0}^D T_{i,j,k,l,m,n} v_{i,j,k} v_{l,m,n} - \sum_{i=1}^{Nr} \sum_{j=1}^{Nc} \sum_{k=0}^D I_{i,j,k} v_{i,j,k} + \sum_{i=1}^{Nr} \sum_{j=1}^{Nc} \sum_{k=0}^D \theta_{i,j,k} v_{i,j,k} \quad (1)$$

여기서  $T_{i,j,k,l,m,n}$ 은  $l,m,n$ 번째 뉴런에서  $i,j,k$ 번째 뉴런에 연결된 연결강도이고,  $v_{i,j,k}$ 는  $i,j,k$ 번째 뉴런의 상태(이진상태)를,  $I_{i,j,k}$ 는  $i,j,k$ 번째 뉴런으로 들어오는 입력 전류를, 그리고  $\theta_{i,j,k}$ 는 문턱치를 나타낸다. 이 모델에서 임의의 지점  $(i,j,k)$ 의 뉴런은 모든 뉴런들로 부터 연결 강도를 통하여  $\sum_{l,m,n} T_{i,j,k,l,m,n} V_{l,m,n}$ 과 입력단자를 통하여  $I_{i,j,k}$ 를 임의적(random)이며 비동기적(asynchronous)으로 받는다. 따라서 한 뉴런에 들어오는 순 입력(net input)은 식(2)와 같다.<sup>7)</sup>

$$u_{i,j,k} = \sum_{l=1}^{Nr} \sum_{m=1}^{Nc} \sum_{n=0}^D T_{i,j,k,l,m,n} v_{l,m,n} + I_{i,j,k} \quad (2)$$

순입력에 대한 출력의 전달 특성은 문턱치로 결정되며 Hopfield는 만약 뉴런들이 대칭으로 연결되어 있고 ( $T_{i,j,k,l,m,n} = T_{l,m,n,i,j,k}$ ), 자체제한의 연결 강도를 가지지 않으며 ( $T_{i,j,k,i,j,k} = 0$ ) 그들이 한번에 하나씩 새로이 등록한다면 (update) 각 등록은 에너지를 감소 시킨다는 것을 보였다.<sup>7)</sup> 그러나 이 회로망은 최소의 에너지를 보장할 수 없다. 즉 gradient descent rule에 따라 시스템의 상태가 에너지 표면의 언덕위로 올라갈 수 없으므로 국부적 극소에 빠질 우려가 있다. 회로망의 에너

지 함수에서 에너지 표면을 이루는 것은 뉴런들간의 영향을 나타내는 컨덕턴스(conductance) 행렬 [T]와 입력 행렬[I]에 전적으로 의존하며 최적으로 근접하는 해를 얻기 위해서는 이것을 얼마나 잘 모델링 하는 가에 달려있다.

### 1. 제안된 최적화 에너지 함수

스테레오 정합 문제를 위의 모델로 풀기 위해서는 제한조건을 식(1)의 회로망 에너지 함수로 구성함으로써 회로망의 변수  $T_{i,j,k,l,m,n}$ 와  $I_{i,j,k}$ 를 구해야 한다. 시스템의 성능은 이런 변수를 얼마나 잘 정하는가에 달려 있으며 본 논문에서는 Hopfield모델이 가지는 수렴조건을 만족시키면서 Marr와 Poggio가 제안한 3가지 제한조건을 가지고 접근을 하였다.

#### (1) 유사성의 제한 조건을 만족하는 에너지 함수

유사성의 제한 조건을 만족하는 회로망을 구성한다는 것은 변위축을 따라 가장 비슷한 점이 정합될때 최소의 에너지가 되도록 해야 하며 본 논문에서 극상선(epipolar line)이 영상의 수평축에 평행하다고 가정하므로 식(3)과 같이 나타낸다.

$$E = \sum_{i=1}^{Nr} \sum_{j=1}^{Nc} \sum_{k=0}^D (W_L(i, j) - W_R(i, j+k))^2 v_{i,j,k} \quad (3)$$

여기서  $W_L$ 과  $W_R$ 은 영상의 한점(i,j)를 중심으로 하는  $3 \times 3$ 내 명암도 절대차의 합이며,  $W_L(i,j)$ 과  $W_R(i,j+k)$ 의 차가 적은 k번째 뉴런  $v_{i,j,k}$ 가 1이고 나머지는 -1일때 최소의 에너지가 된다.

#### (2) 평활도의 제한조건을 만족하는 에너지

평활도의 제한 조건을 만족하기 위해 임의의 한점에서 변위가 k일 때 그 주변내의 변위도 k인 상태가 최소의 에너지가 되도록 해야 하며 Zhou는 뉴런의 출력을 1과0으로 하여 식(4)와 같이 나타내었다.

$$E = \sum_{i=1}^{Nr} \sum_{j=1}^{Nc} \sum_{k=0}^D \sum_{s \in S} (v_{i,j,k} - v_{i,j \oplus s,k})^2 \quad (4)$$

여기서 S는 뉴런(i,j)를 중심으로 하는 창내의 모든 뉴런을 포함하는 집합이며 기호 $\oplus$ 는 다음경우를 의미한다.

$$f_{a \oplus b} = \begin{cases} f_{a+b} & 0 \leq a+b \leq N_c, N_r \\ 0 & \text{그외의 경우} \end{cases}$$

식(4)로 부터 임의의(i,j,k)점에서 출력  $v_{i,j,k}$ 가 1이라면 창내의 모든 출력이 1일때 에너지가 최소로 되며  $v_{i,j,k}$ 가 0일때도 마찬가지로 창내의 모든 출력이 0이 되어야 최소가 된다. 그러나 제한된 결과로 자체회환 ( $T_{i,j,k} \quad i,j,k \neq 0$ )을 초래하게 되어 시스템이 수렴하지 않는다. 이것은 뉴런의 출력을 1, -1로 하여 식(5)와 같이 변형할 수 있다.

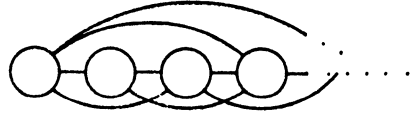


Fig. 2. Connectivity between neurons on disparity axis.

$$E = - \sum_{i=1}^{Nr} \sum_{j=1}^{Nc} \sum_{k=0}^D \sum_{s \in S_i} v_{i,j,k} v_{i,j \oplus s,k} \quad (5)$$

식(5)로 부터 임의의 (i,j,k)점에서 출력  $v_{i,j,k}$ 가 1이라면 창내의 모든 출력이 1일때 에너지가 최소로 되며  $v_{i,j,k}$ 가 -1일때도 마찬가지로 -1이 최소가 되므로 위의 조건을 만족한다.

(3) 유일성의 제한조건을 만족하는 에너지 함수

유일성의 조건을 만족하도록 에너지 함수를 만들기 위해 모델로 부터 영상의 한 점 (i,j)에서 변위축을 따르는 뉴런의 상태를 그림2에 나타내었다.

이들을 적절하게 연결하여 한개의 뉴런만 1이고 나머지는 -1인 상태가 최소의 에너지를 갖도록 해 주어야 한다. 이는 회로망이 **gradient descent rule**을 따라 점차적으로 최소의 에너지 상태로 천이하기 때문이다. 이를 위해 우선 식(6)과 같이 나타내었다.

$$E = \sum_k v_k \sum_{l \neq k} (v_l + 1) + \sum_k v_k \quad (6)$$

식(6)을 변위가 증가함에 따라 출력  $v_k$ 가 1이 되는 갯수에 대해 에너지를 나타내면 표 1과 같으며 에너지가 최소가 되는 상태는(테두리를 친 박스영역) 최대 허용변위가 D가 증가함에 따라 출력이 1이 되는 뉴런의 갯수가 일정한 비율로 증가한다. 이때, 첫째항과 둘째항의 비를 적절히 조절함으로써 D에 관계없이 뉴런의 갯수가 하나일때 최소의 에너지를 얻을 수 있다.

$$E = a \sum_k v_k \sum_{l \neq k} (v_l + 1) + b \sum_k v_k \quad (7)$$

식(7)을 풀어 a와 b의 관계식을 구하기 위해 (D+1)개의 뉴런들 중에서 1이 되는 뉴런의 갯수를 x라하고, 첫째항을  $v_k = -1$ 일때  $v_l = 1$ 인 뉴런들 x에 의해 기여되는 에너지 항과  $v_k = 1$ 일때  $v_l = 1$ 인 뉴런들 x-1에 의해 기여되는 에너지 항으로, 둘째항을  $v_k = 1$ 인 뉴런의 갯수x와  $v_k = 1$ 인 뉴런의 갯수 D+1-x로 분류해서 계산하면 식(8)과 같이 된다.

$$\begin{aligned} E(x) &= a \cdot \{ -(D+1-x) \cdot 2x + x \cdot 2(x-1) \} + b \cdot \{ x - (D+1-x) \} \\ &= 4ax^2 - 2a(D+2)x + 2bx - b(D+1) \\ &= 4ax^2 - 2\{a(D+2) - b\}x - b(D+1) \end{aligned} \quad (8)$$

Table 1. Energy as a function of D and x.

$\begin{matrix} x \\ D \end{matrix}$	0	1	2	3	4	·
1	-2	-2	1			
2	-3	-5	1	15		
3	-4	-8	-4	8	·	
4	-5	-11	-9	1	·	·
5	-6	-14	-14	-6	10	·
6	-7	-17	-19	-13	1	·
7	-8	-20	-24	-20	-8	·
8	-9	-23	-29	-27	-17	·
9	-10	-26	-34	-34	-26	·
10	-11	-29	-39	-41	-35	·
11	-12	-32	-44	-48	-44	·
12	-13	-35	-49	-55	-53	·
13	-13	-38	-54	-62	-62	·
14	-15	-41	-59	-69	-71	·
·	·	·	·	·	·	·
·	·	·	·	·	·	·

에너지가 최소화되는 경우 ↑

Table 2. Reconstructed energy by weights.

$\begin{matrix} x \\ D \end{matrix}$	0	1	2	3	4	5
1	2	-2	2			
2	0	-4	0			
3	-4	-8	-4	8		
4	-10	-14	-10	2	·	·
5	-18	-22	-18	-6	14	·
6	-28	-34	-28	-16	4	·
7	-40	-44	-40	-28	-8	·
8	-54	-58	-54	-42	-22	·
9	-70	-74	-70	-58	-38	·
10	-88	-92	-88	-76	-56	·
11	-108	-112	-108	-96	-76	·
12	-130	-134	-130	-118	-98	·
13	-154	-158	-154	-142	-122	·
14	-180	-184	-180	-168	-148	·
·	·	·	·	·	·	·
·	·	·	·	·	·	·

↑ 에너지가 최소가 되는 경우

식(8)은  $x$ 에 관한 이차 방정식이며 출력이 1인 뉴런의 갯수가 1개일때, 즉  $x$ 는 1일때 최소가 되어야 하므로  $x$ 에 대해 미분을 하여  $a$ 와  $b$ 의 관계식을 구하면 식 (9)와 같다.

$$\begin{aligned}
 E'(x) &= 8ax - 2\{a(D+2) - b\} \\
 E'(1) &= 8a - 2aD - 4a + 2b = 0 \\
 b &= a(D-2)
 \end{aligned} \tag{9}$$

위 식에서  $a, b$ 의 관계가 이러한 조건을 갖는 한 유일성의 조건을 만족하며  $a=1$ 일때의 에너지를 계산하면 표2와 같다. 식(6)에  $a=1, b=D-2$ 를 대입하여 전 영상에 확장하면 식(10)과 같다.

$$E = \sum_{i=1}^{Nr} \sum_{j=1}^{Nc} \left\{ \sum_{k=0}^D v_{i,j,k} \sum_{l \neq k} (v_{i,j,l} + 1) + (D-2) \sum_{k=0} v_{i,j,k} \right\} \tag{10}$$

여기서  $D$ 는 허용할 수 있는 최대변위를 나타내며 변위축을 따라 임의의 지점  $k$ 에서 출력이 1이면 나머지는 -1일때 최소의 에너지가 된다.

## 2. 에너지 함수로부터 정의되는 모델 변수 [T]와 [I]

제안된 에너지 함수로 부터 회로망의 변수 [T]와 [I]가 정의되며 식(3), (5) 및 (10)을 문턱치와 결합하여 최종적인 에너지 함수를 나타내면 식(11)과 같다.

$$E = A \sum_{i=1}^{Nr} \sum_{j=1}^{Nc} \sum_{k=0}^D (W_L(i,j) - W_R(i,j+k))^2 v_{i,j,k}$$

스테레오 정합을 위한 최적한 에너지 함수의 신경회로망 모델링

$$\begin{aligned}
 & -B \sum_{i=1}^{Nr} \sum_{j=1}^{Nc} \sum_{k=0}^D \sum_{S \in \mathcal{S}} v_{i,j,k} v_{j \oplus S, k} \\
 & + C \sum_{i=1}^{Nr} \sum_{j=1}^{Nc} \left\{ \sum_{k=0}^D v_{i,j,k} \sum_{l \neq k} (v_{i,j,l} + 1) + (D-2) \sum_{k=0}^D v_{i,j,k} \right\} \\
 & + \sum_{i=1}^{Nr} \sum_{j=1}^{Nc} \sum_{k=0}^D \theta_{i,j,k} v_{i,j,k}
 \end{aligned} \tag{11}$$

식(11)에서 첫째항은 유사도를 측정하는 데이터 항이며, 둘째항은 국부 영역의 평활화 조건, 셋째항은 유일성의 조건, 네째항은 문턱치를 나타낸다. 그리고 A는 유사도의 가중치, B는 평활도 조건의 가중치, C는 억제 연결강도의 가중치를 나타낸다.

식(11)로 부터 식(1)의 3차원 Hopfield 모델의 에너지 함수에 해당하는 연결강도  $T_{i,j,k,l,m,n}$ 과 외부 바이어스  $I_{i,j,k}$ 를 구하면 식(12)와 같다.

$$\begin{aligned}
 T_{i,j,k,l,m,n} &= 2B \sum_{S \in \mathcal{S}} \delta_{i,l} \delta_{j,m \oplus S} \delta_{k,n} - 2C \sum \delta_{i,l} \delta_{j,m} (1 - \delta_{k,n}) \\
 I_{i,j,k} &= -A(W_L(i,j) - W_R(i,j+k))^2 - C(D-1)
 \end{aligned} \tag{12}$$

여기서  $\delta_{i,j}$ 는  $i=j$ 이면 1이고 그렇지 않은 경우는 0이다. 식(12)로 부터 연결강도  $T_{i,j,k,l,m,n}$ 은 같은 변위를 갖는 층으로 부터 여기 연결강도와 변위축을 따라 변위가 다른 층으로 부터 억제 연결강도를 받고 입력  $I_{i,j,k}$ 는 유사성을 나타내는 항과 자신의 억제 입력을 받는다.

### 3. 스테레오 정합

스테레오 정합은 각 뉴런으로 부터 연결강도 ( $T_{i,j,k,l,m,n}$ )를 통해 들어온 신호  $\sum_{l,m,n} T_{i,j,k,l,m,n} v_{l,m,n}$ 과 입력단자를 통해 들어온 신호  $I_{i,j,k}$ 의 합을 순 입력으로 해서 문턱치에 의해 계산하고 이런 과정이 반복됨으로서 근처에 가장 낮은(nearest valley)에너지 상태에 도달할 때까지 이루어진다. 연결강도가 대칭이므로  $ij,k$ 번째 뉴런에서 현재 상태와 이전 상태의 에너지 차는 국부적으로 처리되며 식(13)과 같이 나타난다.

$$\Delta E_{i,j,k} = - \left\{ \sum_{l=1}^{Nr} \sum_{m=1}^{Nc} \sum_{n=0}^D T_{i,j,k,l,m,n} v_{l,m,n} + I_{i,j,k} - \theta_{i,j,k} \right\} \Delta v_{i,j,k} \tag{13}$$

여기서  $\Delta v_{i,j,k}$ 는 이전상태와의 출력전압 차이이며  $\Delta v_{i,j,k}$ 가 양일때 괄호안이 양이고  $\Delta v_{i,j,k}$ 가 음이라때 괄호안이 음이라면 에너지의 변화  $\Delta E_{i,j,k}$ 는 항상 음이다. 그러므로 하나의 뉴런에 기여하는 에너지들을 최소화하는 규칙은 하나의 뉴런을 중심으로 입력단자와 다른 뉴런으로 부터 들어오는 전 입력을 문턱치에 의해 이진 값 중의 하나로 결정하는 것이다.

한편 Zhou의 모델은 에너지차  $\Delta E_{i,j,k}$ 가 항상 음이 아니다. 따라서 회로망을 수렴시키기 위해 현재상태와 이전상태를 비교하여 에너지가 감소했을 때만 상태를 등록시키는 에너지 검사장치가



부착되어야 하므로 시스템의 성능을 저하시킨다. 또한 유일성의 조건을 만족하기 위해 최대값을 추출하기 위한 maxnet이 필요하다. 그러나 제안된 에너지 함수에 의해 정의되는 회로망은 단지 입력단자, 연결강도 및 문턱치로 이루어져 있고 반복처리함에 따라 수렴하므로 하드웨어로 구현하기에 적합하다. 스테레오 정합을 위한 본 논문의 알고리즘을 요약하면 다음과 같다.

1) 뉴런의 처음 상태를 다음 규칙에 의해 정한다.

$$v_{i,j,k} = \begin{cases} 1, & I_{i,j,k} > \text{문턱치}(\theta_{i,j,k}) \text{인 경우} \\ -1, & \text{그 외의 경우} \end{cases}$$

2) 회로망의 한 뉴런을 무작위로 택한다.

3) 선택된 한 뉴런에서 순 입력을 계산한다.

$$u_{i,j,k} = \sum_{l=1}^{Nr} \sum_{m=1}^{Nc} \sum_{n=0}^D T_{i,j,k, l,m,n} v_{l,m,n} + I_{i,j,k}$$

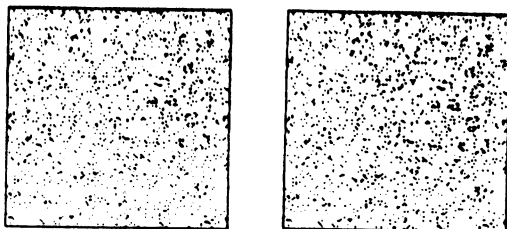
4) 뉴런의 상태는 순 입력을 입력으로 하여 1)의 규칙에 따라 정한다.

5) 상태의 변화를 검사하여 변화가 없다면 출력하고 그렇지 않으면 2)로 되돌아간다.

### III. 실험 및 고찰

여러가지 random dot stereogram<sup>11)</sup>에 대해 수행하였다. 그림3은 명암도 값이 0과 255로 구성된 10% random dot stereogram이고, 그림4는 50% 밀도의 random dot stereogram에 20% 밀도의 상관성이 없는(decorrelated random) 잡음을 섞은 영상으로 그림5에서 보이는 것처럼 3층의 정방형 케이크 형태로써 배경은 0, 연속적인 층은 1, 2, 3의 변위값을 갖는다. 식(12)로부터 상호 연결 강도는 국부적이고 무든 영역에 걸쳐 동일한 구조를 갖는다. 그러므로 순 입력을 계산하기 위해 주변의 동일한 변위층에 대해 5×5창 또는 3×3창을 사용하고 변위축을 따라 D+1크기의 1차원 창을 사용하였다.

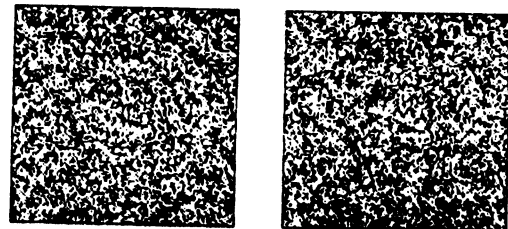
그림6은 그림3을 3×3창을 사용하여 제안된 방식으로 반복에 따른 결과를 변위층별로 나타내었



(a) left image,

(b) right image.

Fig. 3. A 10% density random dot stereogram.



(a) left image,

(b) right image.

Fig. 4. A 50% density random dot stereogram with decorrelated 20% density random noise.



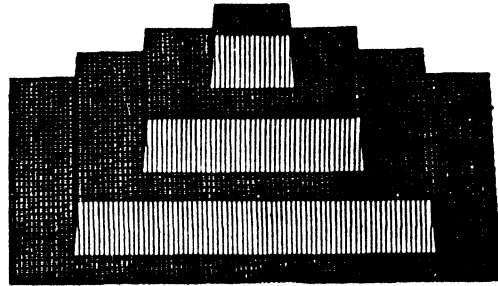


Fig. 5. Three-dimensional form.

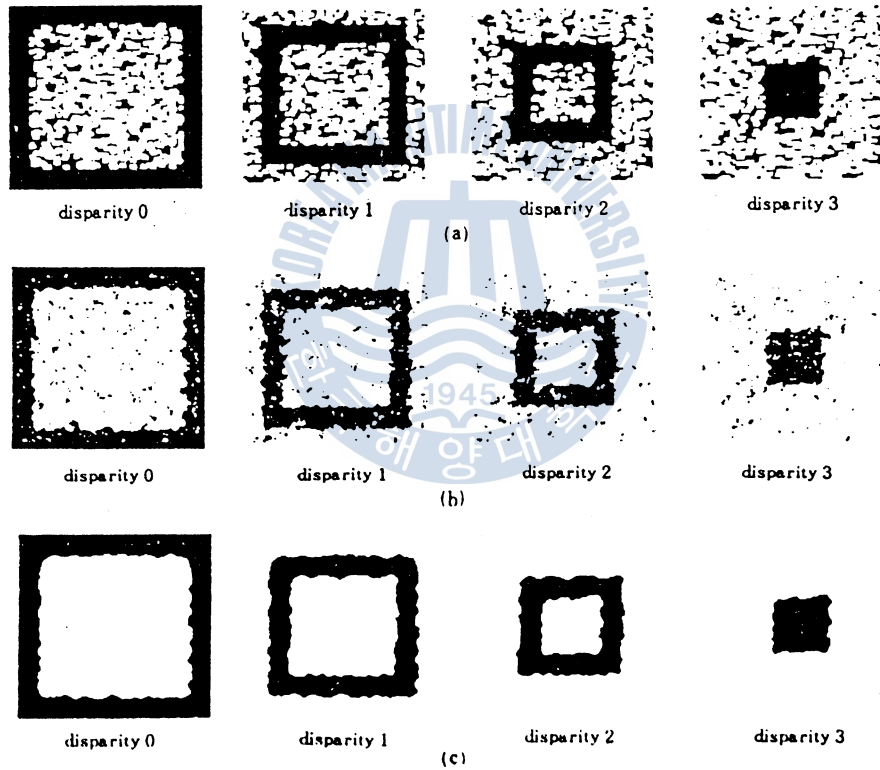


Fig. 6. Iteration result each disparity layer.  
 (a) initial state, (b) iteration 1, (c) iteration 12.

으며 검게 나타난 부분이 변위값을 나타낸다. 먼저 문턱치를 효과적으로 결정하기 위해 정합될 후보축(변위축)을 따르는 유사성을 확률값  $[0, 1]$ 으로 만들었다. 이 유사도가 뉴런의 입력단자에 음수로 반전되어 들어가므로 문턱치를  $-0.1$ 로 하여 그 이상 되는 점들은 정합될 확률이 높은 것으로 간주하여 활성화시키고 나머지는 휴지시켜 초기상태를 결정하였다. 그림6(a)에서 나타난 것처럼 영상의 한점에 대응되는 변위가 각층에 동시에 1개 이상 존재할 수 있다. 즉 한점은 두개의 변위값을 동시에 가질 수 있다. 이러한 상태로 시작해서 반복처리를 함에 따라 그림6(b), (c)에서 나타나는 것처럼 점차적으로 강한 뉴런만 살아남으로써 유일성의 조건을 만족하도록 수렴한

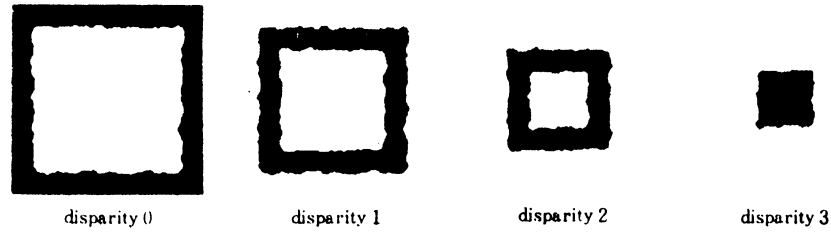


Fig. 7. Final result of image with noise.

다. 가중치는  $A=1$ ,  $B=0.03$ ,  $C=0.2$ 로 최대 허용 범위  $D=3$ 으로 하였다.

시뮬레이션 시간은 IBM386에서 약 11분이 소요되나 하드웨어로 구현할 경우 수백의 신경 시상 수만에 계산되어질 수 있다. 그림7은 그림4를 문턱치  $= -0.2$ ,  $A=1$ ,  $B=0.025$ ,  $C=0.25$ 로 하여  $3 \times 3$ 창으로 11번 반복처리후의 최종결과를 나타낸다.

#### IV. 결 론

스테레오 정합문제를 풀기 위한 한 방법으로 Marr와 Poggio가 제안한 반복 협동처리 알고리즘은 여러 제한 조건을 동시에 만족하면서 많은 반복처리를 통해 이루어진다. 이러한 이원 탐색 방법은 최근에 Hopfield가 신경망을 모델로 개발한 아날로그 회로망에 의해 풀려질 수 있다.

본 논문은 Marr와 Poggio가 제안한 3가지 제한조건과 Hopfield모델이 가지는 수렴조건을 동시에 만족시키면서 최적의 해에 근접할 수 있는 회로망의 에너지 함수를 제안하였다. Zhou의 모델은 최대값을 추출하는 max-net과 회로망을 수렴시키기 위해 현재 상태와 이전상태를 비교하여 에너지가 감소했을 때만 상태를 등록시키는 에너지 검사장치가 부착되어야 하므로 시스템의 성능을 저하시킨다. 제안된 에너지 함수는 유사성을 나타내는 입력과 평활화 제한조건을 만족하는 여기 연결강도, 문턱치의 결정규칙에 의해 정의되며, 이들 연결강도들로 이루어진 컨덕턴스 행렬이 Hopfield 모델의 수렴 조건을 만족하므로 회로망은 반복처리를 함에 따라 안정한 상태로 수렴하여 하드웨어로 구현하기에 적합하다.

그러나 제안된 에너지 함수에 의해서 정의되는 회로망이 최소의 에너지(global minima)에 도달한다고 보장할 수 없다. 실험에 사용된 영상의 경우  $N_c = N_r = 128$ ,  $D=3$ 이므로 시스템의 총 상태(state)수는  $2^{128}$ 이다. 이런 상태를 일일이 탐색하여 그중에서 최소의 에너지를 결정한다는 것은 거의 불가능한 일이며 단지 실험적인 결과를 통해 최소에 근접하는 해를 얻는지 알 수 있을 뿐이다. 또한 뉴런의 출력이 이진값이므로 기존의 확률적인 방법에 비해 초기상태가 잘못되었을 경우 국부적 극소에 빠질 우려가 쉽다. 물론 이런점을 고려하여 max-net으로 1개만 여기시키고 다른 것은 전부 휴지시키는 규칙대신 어느 한계치 이상되는 값은 동시에 여기시키므로 이의 영향을 줄이고자 했다. 그리고 주변의 뉴런에 대한 기여도가 창내에서 모든 방향으로 동일하기 때문에 물체의 특성에 따라 연결강도를 보완하는 것이 필요하다.

Random dot stereogram에 대해 국부영역내의 명암도 절대차의 합과 이웃한 점들의 평활화 제한조건만을 이용하여 실험하였다. 나아가 실영상에 적용하기 위해서는 기존의 특징기반 방법이나 영역기반 방법에서 이용되는 특징들을 고려해야 하며 폐색 영역에서 발생하는 문제점을 해결하기 위해 여러 제한조건을 복합적으로 이용하는 연구가 있어야 하겠다.

### 參考文獻

- 1) D.H. Ballard and C.M. Brown, *Computer Vision*, Prentice-Hall, New Jersey, 1982.
- 2) Berthold Klaus Paul Horn, *Robot Vision*, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1986.
- 3) 조석제, 이광호, 하영호, "새로운 특징점 검출 방법에 의한 스테레오 영상으로 부터 3차원 물체의 위치 및 심도 정보의 계측," 전자공학회 논문지, 제25권, 11호, pp.215-222, 1988.
- 4) D. Marr, and T. Poggio, "Cooperative computation of stereo disparity," *Science*, vol. 194, pp.283-287, 1976.
- 5) D. Marr, and T. Poggio, "A computational theory of human stereo vision," *Proc. Royal Society of London*, B. 204, pp. 301-328, 1979.
- 6) S.T. Barnard, "A stochastic approach to stereo vision," *In Proc. Fifth National Conf. on Artificial Intelligence* Philadelphia, August 1986.
- 7) J.J. Hopfield, "Neurons with graded responses have collective computational properties like those of two-state neurons," *Neurocomputing*, MIT Press, Cambridge, Massachusetts, pp. 576-583, 1988.
- 8) J.J. Hopfield and D.W. Tank, "Neural computation of decisions in optimization problems," *Bilo. Cybn.*, vol 52, pp. 141-152, 1985.
- 9) G.E. Hinton, T.J. Sejnowski and D.H. Ackley, *Boltzmann Machines: Constraint Satisfaction Networks that Learns*, *Technical Report CMU-CS-84-119*, Department of Computer Science, Carnegie-Mellon University, Pittsburgh, 1984.
- 10) Y.H. Zhou and R. Chellappa, "Stereo matching using a neural network," *In Proc. Intl. Conf. on ASSP*, New York, April 1988.
- 11) B. Julesz, "Binocular depth perception of computer generated patterns," *Bell System Technical J.*, vol 39, pp. 1125-1162, Sept. 1960.

