

스테레오 정합을 위한 아날로그 신경회로망 모델링

조 석 제*

Analog Neural Network Modeling for Stereo Matching

Seok-Je Cho

Abstract

Neural network modeling for stereo matching is defined by an energy function satisfying with three constraints proposed by Marr and Poggio. Stereo matching is then carried out through the network to find minimum energy corresponding to the optimized solution of the problem. An algorithm for stereo matching using an analog neural network is presented here. The network can reduce errors in initial state and early iteration steps by adoption of continuous sigmoid function in stead of binary state. The experimental results show reduction of mismatches in the synthetic and real images.

I. 서 론

3차원 물체인식을 위한 거리정보의 추출과정에는 여러가지 방법들이 있지만, 그 중에서 서로 다른 위치에서 획득한 두 개의 2차원 영상을 이용하는 스테레오(stereo)방법이 널리 사용되고 있다.

스테레오 방법은 영상 획득, 카메라 모델화, 특징점의 검출, 정합 및 위치 결정의 단계로 이루어지는데, 여기서 가장 중요하고 어려운 문제가 되는것은 정합(matching)과정이다^{1,2,3}. 스테레오 정합 문제는 제한조건을 만족시키는 해를 구하는 최적화 문제로 간주될 수 있으므로 에너지 함수를 모델링하고 반복 처리하여 에너지를 최소화함으로써 최적의 해를 구할 수 있다^{4,5,6,7}.

스테레오 정합 문제를 해결하기 위하여 Marr와 Poggio^{4,5}는 거리정보의 평활성(smoothness), 대

* 한국해양대학교 제어계측공학과

응점의 유사성(similarity) 및 유일성(uniqueness)의 제한 조건을 제안하고 비용함수(cost function)를 이용한 반복협동 알고리즘(iterative cooperative algorithm)을 제안하였고, Barnard^{6,7)}는 정합의 제한 조건을 최소화 에너지 함수로 정의하여 확률적인 방법으로 접근하였다. 또한, 최근에는 이러한 최적화 문제에 대해 신경 회로망이 효과적임이 증명되어⁸⁾, 제한 조건을 최소화 에너지 함수로 모델링하여 신경 회로망에 의해 스테레오 정합 문제를 해결하고자 하였다^{9,10,11)}. 그러나 디지털 출력을 사용하여 초기 뉴런의 상태와 입, 출력상태간에 오차를 유발시키고, 최적화 신경 회로망이 가지는 수렴 조건을 만족하지 못하여 최소의 에너지를 가지지 못하는 단점들이 있었다.

본 논문에서는 정합 문제를 해결하기 위하여 평활성, 유사성, 유일성의 제한조건을 만족시키는 최소화 에너지 함수를 유도하고 이를 아날로그 신경 회로망으로 모델화하였다. 제안한 방법에서는 Hopfield의 신경 회로망의 최소화 에너지 함수를 사용하여 연속적인 값을 가지는 뉴런의 상태가 제한조건을 따라 반복처리되어 최소의 에너지를 가질때 최적의 해를 구한다.

제안한 신경 회로망 모델은 연결 강도(interconnection strength)가 대칭적이고 자체회환(self-feedback)을 가지지 않아 최적화 신경 회로망 모델의 수렴 조건을 만족하므로 반복 처리가 진행됨에 따라 항상 안정된 상태로 수렴한다. 또 제안된 신경 회로망 모델은 하드웨어로 구현시 실시간 병렬처리가 가능하여 대량의 정보처리를 요하는 스테레오 시각 시스템에 적합하다.

II. 스테레오 정합을 위한 아날로그 신경회로망

1. 신경회로망에 의한 최적화

최근에 신경회로망이 병렬처리를 통해 영상 처리나 TSP(traveling salesman problem)등에서 대량의 정보를 빠른 시간내에 효과적으로 처리하는 능력을 보여 왔다. 특히 Hopfield의 신경회로망 모델은 많은 계산량이 요구되는 최적화 문제에 적합하다.

Hopfield신경회로망은 만일 뉴런들의 연결 강도가 대칭적이고 자체 회환을 가지지 않으며 한번에 하나씩 상태가 갱신(update)된다면 시간에 따라 에너지가 감소하고 최소의 에너지가 되었을때 안정된 상태를 유지한다. 즉 반복처리를 통해 시스템은 국부적으로 최소의 에너지로 수렴된다. Hopfield 신경 회로망 모델의 에너지는 식(1)과 같다⁸⁾.

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^n T_{i,j} v_i v_j - \sum_{i=1}^n I_i v_i \quad (1)$$

여기서 n은 뉴런의 갯수이고, $T_{i,j}$ 는 뉴런 i와 뉴런 j사이의 연결 강도이며, v_i 와 v_j 는 뉴런 i와 j의 출력 상태를, I_i 는 뉴런 i의 바이어스 입력을 나타낸다.

신경 회로망은 뉴런의 출력 형태에 따라 디지털 신경 회로망과 아날로그 신경 회로망으로 나눌 수 있다. 디지털 신경 회로망은 단지 활성(active)과 휴지(inactive)의 두 출력 상태만을 가지며, 순입력(net-input) u_i 에 대한 출력은 식(2)와 같이 나타낸다.

$$v_i(t) = \begin{cases} \text{ACTIVE} & \text{if } u_i(t) > 0 \\ \text{INACTIVE} & \text{if } u_i(t) \leq 0 \end{cases} \quad (2)$$

아날로그 신경회로망은 뉴런이 연속적인 출력값을 가지며 모든 뉴런의 상태가 동기적(synchronous)으로 변화된다. 순입력 u_i 에 대한 출력은 $[0, 1]$ 의 연속적인 값을 가지며 출력함수는 식(3)과 같다⁸⁾.

$$v_i = \frac{1}{2} (1 + \tanh \frac{u_i}{u_0}) = \frac{1}{1 + \exp(-2 u_i / u_0)} \quad (3)$$

여기서 u_0 는 S자형 함수(sigmoid function)의 기울기를 결정한다.

최적화 문제는 그 해가 유일하지 않아 초기 상태에 따라 결과해가 달라질 수도 있으므로 원하는 최소의 에너지를 찾기 위해서는 가능하면 정확하게 초기 상태를 결정하는 것이 필요하다. 디지털 신경 회로망은 문턱치에 의하여 단지 활성화와 휴지의 두 출력 상태만을 나타내므로 입력에 대한 출력의 오류가 발생할 수 있지만, 아날로그 신경 회로망은 연속적인 값으로 정확한 출력 상태를 나타낸다. 따라서 아날로그 신경 회로망을 사용하는 것이 디지털 신경 회로망보다 초기의 상태와 반복처리간에 발생하는 오차를 줄일 수 있으므로 최적의 해를 구할 수 있는 가능성이 더 크다고 할 수 있다.

2. 스테레오 정합을 위한 아날로그 신경회로망 모델

스테레오 정합을 위해 제안한 신경회로망은 $[-1, +1]$ 사이의 아날로그값을 갖는 $N_r \times N_c \times (D+1)$ 개의 뉴런들이 그림 1과 같이 상호 연결된 3차원 구조를 가진다. 그림 1의 i 축과 j 축은 영상의 크기이며, k 축은 영상의 한점 (i, j) 가 가질 수 있는 변이들을 나타낸다. 각 뉴런의 출력은 다른 모든 뉴런들에 입력으로 케환되는데 같은 변이층의 뉴런들에게는 여기적으로 연결되며, 변이축을 따른 뉴런들에게는 상호 배타적(mutually exclusive)으로 연결된다. 그림 1의 신경 회로망 모델의 총에너지는 식(4)와 같다.

$$E = -\frac{1}{2} \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_{m=k=0}^D \sum_{n=0}^D T_{i,j,k,1,m,n} V_{i,j,k} V_{1,m,n} - \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_{k=0}^D I_{i,j,k} V_{i,j,k} \quad (4)$$

여기서 N_r 과 N_c 는 각각 영상의 행과 열의 크기이며, D 는 최대변이를 나타낸다.

입력의 뉴런 (i,j,k) 에 대한 뉴런들로부터의 입력은 식(5)의 미분 방정식에 의해 결정된다⁸⁾.

$$\frac{du_{i,j,k}}{dt} = -\frac{u_{i,j,k}}{\tau} + \sum_{l=1}^{N_r} \sum_{m=h=0}^D T_{l,i,j,k,1,m,n} V_{1,m,n} - I_{i,j,k} \quad (5)$$

여기서 τ 는 뉴런의 특성 감쇠 시간상수(characteristic decay time)이고 1로 둘 수 있다.

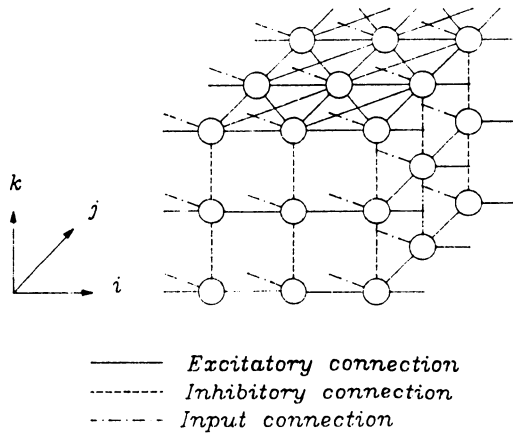


Fig. 1. A neural network model for stereo matching.

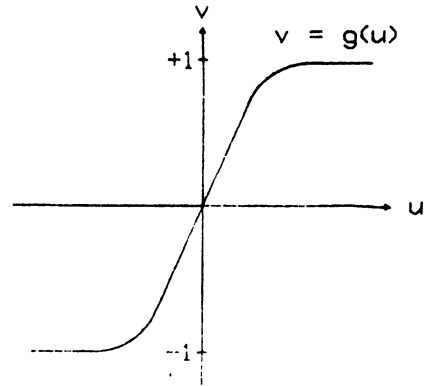


Fig. 2. Sigmoid input - output function.

제안한 신경회로망 모델에서는 유사도에 의해 $[-1, +1]$ 의 연속적인 값을 출력으로 가지는 초기 뉴런의 상태가 다른 뉴런들의 영향에 의해 그 값이 점차 1 또는 -1을 가지게 된다. 식(5)의 순입력 $u_{i,j,k}$ 에 대한 출력은 식(6)의 함수로 나타낼 수 있으며, 그림 2와 같이 S모양(sigmoid)의 입출력관계를 가진다.

$$v_{i,j,k} = g(u_{i,j,k}) = \frac{1 - \exp(-u_{i,j,k}/u_0)}{1 + \exp(-u_{i,j,k}/u_0)} \quad (6)$$

본 논문에서는 스테레오 정합 문제 해결을 위해 Marr와 Poggio의 유사성, 평활성, 유일성의 3가지 제한 조건으로부터 최소화 에너지 함수를 유도한다.

2.1. 유사성의 조건을 만족하는 에너지 함수의 유도

제안한 모델에서는 먼저 좌, 우 두영상의 정합후보점을 중심으로하는 창(window)내의 명암도 절대차를 이용하여 그 유사도에 따라 뉴런의 초기 상태를 결정한다.

$$d_{i,j,k} = |W_L(i, j) - W_R(i, j + k)| \quad (7)$$

$$s_{i,j,k} = \frac{1}{1 + d_{i,j,k}} \quad (8)$$

여기서 $d_{i,j,k}$ 는 좌영상의 한 점(i,j)를 포함하는 창과 변이 k 에 따라 이동한 우영상 창내의 각화소들의 명암도 절대차이고, $s_{i,j,k}$ 는 그 절대차에 반비례하는 유사도이다.

$$p_{i,j,k} = 2 \times \frac{s_{i,j,k}}{\sum_{l=0}^D s_{i,j,l}} - 1 \quad (9)$$

$p_{i,j,k}$ 는 식(9)에 의해 $[-1, +1]$ 의 값으로 정규화되어 뉴런의 초기 출력 $v_{i,j,k}^0$ 가 되며, 식(6)에 의해 초기 입력 $u_{i,j,k}^0$ 는 식(10)과 같이 구할 수 있다.

$$u_{i,j,k}^0 = -u_0 \ln \left(\frac{2}{v_{i,j,k} + 1} - 1 \right) \quad (10)$$

유사성의 제한조건을 가지는 에너지 함수를 영상의 모든 점과 가능한 변이에 따라 확장시키면 식 (11)과 같다.

$$E_1 = - \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_{k=0}^D u_{i,j,k}^0 v_{i,j,k} \quad (11)$$

2.2. 평활성의 조건을 만족하는 에너지 함수의 유도

평활성의 제한 조건을 포함하는 에너지 함수는 임의의 한점 (i,j)와 주변의 뉴런들이 동일한 변이를 가질때 최소의 에너지를 가지게 한다. 이때의 에너지는 식(12)와 같이 나타낼 수 있다.

$$E_2 = \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_{k=0}^D \sum_{s,k} v_{i,j,k} v_{(i,j)+s,k} \quad (12)$$

여기서 S는 뉴런 (i,j,k)를 둘러싼 주변의 뉴런들의 집합이다.

2.3. 유일성의 조건을 만족하는 에너지 함수의 유도

유사성의 제한 조건에 의해 결정되는 뉴런의 초기상태는 유사도에 1개 이상의 뉴런이 활성상태가 될 수 있다. 그러나 점차 반복처리를 통해 하나의 뉴런만이 활성상태가 되어야 한다. 즉 유일성의 제한 조건을 만족하기 위해서는 변이축을 따른 D+1의 뉴런중에서 하나의 뉴런만이 활성상태일때 최소의 에너지를 가지게 하여야 한다. 먼저 상호 연결된 두 뉴런 v_k 와 v_l 에 의한 에너지를 합과 곱의 조합으로 식(13)과 같이 가정한다.

$$E = \alpha \{v_k + v_l\} + \beta v_k v_l \quad (13)$$

두 뉴런 v_k 와 v_l 이 [-1, 1]의 값을 가질때 두 뉴런의 값에 의한 에너지는 표 1과 같이 나타낼 수 있다. 하나의 뉴런만이 활성상태가 되어야 하므로 v_k 와 v_l 이 모두 활성상태일때는 에너지가 상승하게 하고, 그렇지 않을때는 두 뉴런의 상태에 따라 에너지가 각각 다르게 감소하게 하여야 한다. 따라서 그림 3에서 A가 최대의 에너지를 가져야 하며, E, C, B(D)방향으로는 에너지가 점차 감소하여 B(D)에서 최소의 에너지를 가지고, 다시 B(D)에서 A방향으로는 에너지가 증가하여야 한다. 그림 3의 조건을 이용하여 표 1의 각 부분에 대해 식(14)의 관계식들을 구할수 있다.

$v_k \backslash v_l$	-1.0	0.0	+1.0
-1.0	C		B
0.0		E	
+1.0	D		A

Fig. 3. Energy for outputs of two neurons.

$$\begin{cases} -2.0\alpha + 1.0\beta > -1.0\alpha > -1.0\beta \\ -1.0\beta < 1.0\alpha < 2.0\alpha + 1.0\beta \end{cases} \quad (14)$$

Table 1. Energy for outputs of two neurons.

$v_{i,j,k} \backslash v_{l,m,n}$	-1.0	-0.7	-0.3	0.0	0.3	0.7	1.0
-1.0	-2.00α $+1.00\beta$	-1.70α $+0.70\beta$	-1.30α $+0.30\beta$	-1.0α	-0.70α -0.30β	-0.30α -0.70β	-1.0β
-0.7	-1.70α $+0.70\beta$	-1.40α $+0.49\beta$	-1.00α $+0.21\beta$	-0.7α	-0.40α -0.21β	-0.49β	0.30α -0.70β
-0.3	-1.30α $+0.30\beta$	-1.00α $+0.21\beta$	-0.60α $+0.09\beta$	-0.3α	-0.09β	0.40α -0.21β	0.70α -0.30β
0.0	-1.0α	-0.7α	-0.3α	0.0	0.3α	0.7α	1.0α
0.3	-0.70α -0.30β	-0.40α $+0.21\beta$	-0.09α	0.3α	0.60α $+0.09\beta$	1.00α $+0.21\beta$	1.30α $+0.30\beta$
0.7	-0.30α -0.70β	-0.49β	0.40α -0.21β	0.7α	1.00α $+0.21\beta$	1.40α $+0.49\beta$	1.70α $+0.70\beta$
1.0	-1.00β	0.30α $+0.70\beta$	0.70α -0.30β	1.0α	1.30α $+0.30\beta$	1.70α $+0.70\beta$	2.00α $+1.00\beta$

식(14)에서 $\alpha > 0$ 일때 $\beta > \alpha$ 이어야 됨을 알 수 있다.

영상의 한 점 (i, j) 에서 변이축을 따라 연결된 각 뉴런들은 초기 상태에 의해 결정된 출력값이 반복 처리를 통해 점차적으로 한 뉴런만이 +1의 값을 가지고 나머지는 모두 -1의 값을 가질때 최소의 에너지를 가지며, 각 뉴런들이 +1과 -1이외의 연속적인 값들을 가질때는 뉴런들의 상태에 의해 각기 최소의 에너지보다 높은 에너지를 가지게 하여야 한다. 식(13)에서 구한 에너지를 변이축을 따라 확장하면 식(15)와 같다.

$$E = \sum_{k=0}^D \sum_{l=0}^D \{a(v_k + v_l) + \beta v_k v_l\} \quad (15)$$

이때 v 의 비를 조절하여 변이 D 에 관계없이 +1의 값을 가지는 뉴런이 하나일때 최소의 에너지를 얻을 수 있다. $(D+1)$ 개의 뉴런들중 +1의 갯수를 χ 라 하면 -1의 갯수는 $(D+1-\chi)$ 개가 된다. $v_k=1$ 과 $v_l=1$ 일때의 에너지를 첫째항에, $v_k=1$ 과 $v_l=-1$ 또는 $v_k=-1$ 과 $v_l=1$ 일때의 에너지를 둘째항에, $v_k=-1$ 과 $v_l=-1$ 일때의 에너지를 셋째항에 나타내면 식(16)과 같다.

$$\begin{aligned} E(\chi) &= (2\alpha + \beta)\{\chi(\chi - 1)\} + 2(-\beta)\{\chi(D+1-\chi)\} + (-2\alpha + \beta)\{(D+1-\chi)(D-\chi)\} \\ &= 4\beta\chi^2 + (4\alpha D - 4\beta D - 4\beta)\chi + (-2\alpha + \beta)(D^2 + D) \end{aligned} \quad (16)$$

위 식은 χ 에 대한 이차 방정식이므로 최소의 에너지는 +1의 갯수인 χ 가 1일때 얻어질 수 있으므로 식(16)을 χ 에 대해 미분하여 α 와 β 의 관계를 식(18)과 같이 구할 수 있다.

$$E'(1) = 8\beta + 4\alpha D - 2\beta D - 4\beta = 0 \quad (17)$$

$$\alpha = \frac{(D-1)\beta}{D} \quad (18)$$

식(18)에서 $\beta=1$ 일때 $\alpha=(D-1)/D$ 임을 알 수 있으며 이러한 관계를 식(15)에 대입하여 전 영상에 확장시키면 식(19)와 같다.

$$E_3 = \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_{k=0}^D \sum_{l=k}^D \left\{ \frac{D-1}{D} (v_{i,j,k} + v_{i,j,l}) + v_{i,j,k} v_{i,j,l} \right\}$$

$$= \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_{k=0}^D \left\{ 2(D-1)v_{i,j,k} + \sum_{l=k}^D v_{i,j,k} v_{i,j,l} \right\} \quad (19)$$

식(19)는 식(14)를 만족시키며, 최대변이가 1일때는 두 뉴런이 각각 +1과 -1의 값을 가질때 두 뉴런의 곱의 값으로 -2의 최소 에너지를 가짐을 알 수 있다. 최대변이가 10일때 v_k 와 v_l 의 값에 따라 구한 두 뉴런의 출력은 표 2와 같고 그림 3의 조건이 만족됨을 알 수 있다. 이러한 두 뉴런간의 관계로서 하나의 뉴런만이 +1의 값을 가지고 나머지 모든 뉴런들은 모두 -1의 상태가 될때 최소의 에너지를 가진다. 변이의 크기에 관계없이 이러한 유일성의 조건을 만족하는 수렴 후의 에너지의 분포는 표 3과 같다.

Table 2. Energy for outputs of two neurons as D=10.

$v_{i,j,k}$ \ $v_{l,m,n}$	-1.0	-0.7	-0.3	0.0	0.3	0.7	1.0
-1.0	-0.80	-0.83	-0.87	-0.90	-0.93	-0.97	-1.00
-0.7	-0.83	-0.77	-0.69	-0.63	-0.57	-0.49	-0.43
-0.3	-0.87	-0.69	-0.45	-0.27	-0.09	0.15	0.33
0.0	-0.90	-0.63	-0.27	0.00	0.27	0.63	0.90
0.3	-0.93	-0.57	-0.09	0.27	0.63	1.11	1.47
0.7	-0.97	-0.49	0.15	0.63	1.11	1.75	2.23
1.0	-1.00	-0.43	0.33	0.93	1.47	2.23	2.80

Table 3. Energy for maximum disparity and the number of 1 state.

D \ χ	0	1	2	3	4
1	2.0	-2.0	2.0		
2	0.0	-4.0	0.0	12.0	
3	-4.0	-8.0	-4.0	8.0	28.0
4	-10.0	-14.0	-10.0	2.0	22.0
5	-18.0	-22.0	-18.0	-6.0	14.0
6	-28.0	-32.0	-28.0	-16.0	4.0
7	-40.0	-44.0	-40.0	-28.0	-8.0
8	-54.0	-58.0	-54.0	-42.0	-22.0
9	-70.0	-74.0	-70.0	-58.0	-38.0
10	-88.0	-92.0	-88.0	-76.0	-56.0
.

최소에너지 상태

3. 에너지함수로 부터 정의되는 연결강도와 바이어스 입력

3가지 제한 조건으로 부터 유도한 최소화 에너지 함수를 식(20)과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned}
 E = & -A \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_{k=0}^D u_{i,j,k} v_{i,j,k} \\
 & -B \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_{k=0}^D \sum_{s \in S} v_{i,j,k} v_{(i,j)+s,k} \\
 & + C \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_{k=0}^D \left\{ 2(D-1) v_{i,j,k} + \sum_{\substack{l=0 \\ l \neq k}}^D v_{i,j,k} v_{i,j,l} \right\}
 \end{aligned} \tag{20}$$

식(20)에서 첫째항은 유사도를, 둘째항은 평활성의 조건, 셋째항은 유일성의 조건에 해당되는 에너지를 나타낸다. 그리고 A, B 및 C는 각각의 가중치를 나타낸다. 제안한 식(20)의 에너지 함수로 부터 연결 강도 $T_{i,j,k:l,m,n}$ 과 바이어스 입력 $I_{i,j,k}$ 를 결정하고 세가지 제한조건을 만족시키면서 반복 처리하여 최소의 에너지를 가질때 해를 구할 수 있다.

식(20)과 식(4)의 Hopfield 신경 회로망 모델을 비교하여 연결강도와 바이어스 입력은 다음 두 식으로 구할 수 있다.

$$\begin{aligned}
 T_{i,j,k;l,m,n} = & 2B \sum_{s \in S} \delta_{i,l+s} \delta_{j,m+s} \delta_{k,n} \\
 & - 2C \sum_{s \in S} \delta_{i,l} \delta_{j,m} (1 - \delta_{k,n})
 \end{aligned} \tag{21}$$

$$I_{i,j,k} = A u_{i,j,k} - 2C(D-1) \tag{22}$$

식(21)에서 δ_{ij} 는 i와 j가 같을때만 1인 디랙 델타(Dirac delta) 함수이다. 연결강도 $T_{i,j,k;l,m,n}$ 은 같은 변이를 갖는 층으로부터 여기연결강도를 변이가 다른층으로부터 억제연결강도를 갖는다. 또한 입력 $I_{i,j,k}$ 는 유사성에 따른 입력을 받는다. 이 모델의 연결강도는 자체회환이 없으므로 Hopfield의 수렴 조건을 만족한다. 이와 같은 아날로그 신경회로망은 연속적인 값으로 정확한 출력상태를 나타내므로 디지털 신경회로망보다 초기의 상태와 반복처리간에 발생하는 오차를 줄일 수 있으므로 최적의 해를 구할 수 있다.

Ⅲ. 실험결과 및 고찰

본 실험에서는 합성한 10%의 랜덤 돛 스테레오 영상(random dot stereogram)과 실내에서 CCD카메라로 획득한 실제 영상으로 제안한 신경회로망 모델에 대하여 정합과 수렴상태를 실험하였다. 주어진 좌, 우 영상에 대해 3×3 또는 5×5 크기의 창을 이용하여 유사도를 계산하였고, 각 뉴런에 채환되는 순입력을 계산하기 위해 $N_r \times N_c \times (D+1)$ 개의 모든 뉴런과의 연결강도 대신 동일한 변이층에 대해 5×5크기의 창과 변이축을 따라 $(D+1) \times 1$ 크기의 창을 사용하였다.

그림 4는 명암도가 0과 255로 구성된 128×128 크기의 10% random dot stereogram으로 4개의 연

속된 층이 배경에서 중앙으로 0부터 3까지의 변이를 가진다. 정합에 필요한 정보가 적으므로 초기상태가 잘못 결정될 확률이 높으나, 아날로그값을 이용하여 초기의 오류를 최대한 줄일 수 있으며 가능성이 있는 뉴런을 정도에 따라 모두 활성화시키고 평활성과 유일성의 제한 조건을 따라 반복처리하여 올바른 해를 구할 수 있다. 그림 5는 각 변이에 따라 수렴된 결과를 나타냈으며 유일성의 조건이 만족되었음을 알 수 있다.

실제 영상은 거리차가 있는 두개의 물체를 대상으로 극상선(epipolar line)의 제한 조건이 만족되

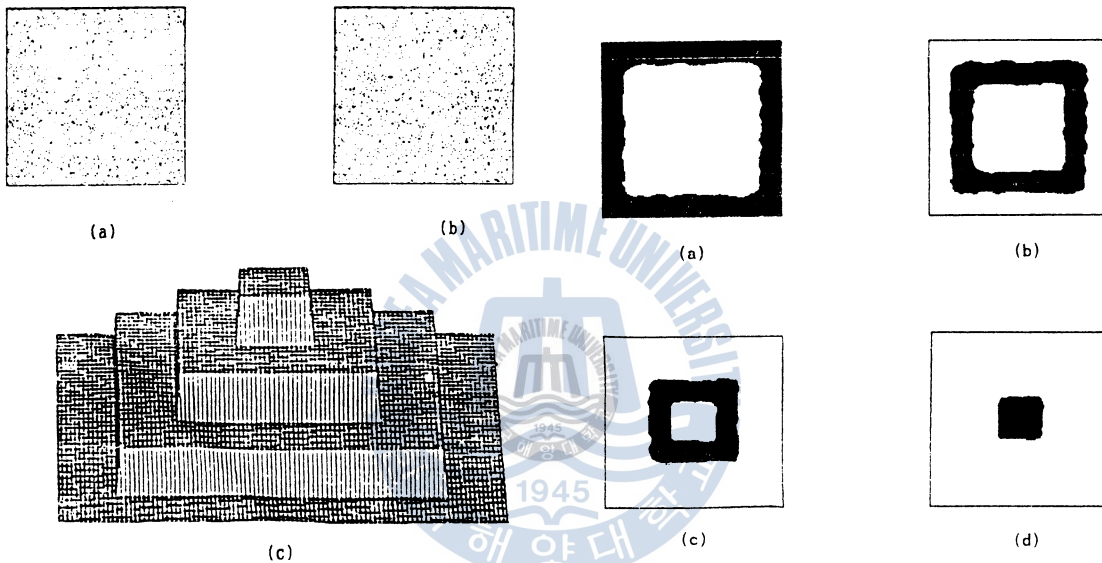


Fig. 4. A 10% density random dot stereogram.

(a) Right image, (b) Left image,
(c) Three - dimensional form.

Fig. 5. Result for Figure 4.

(a) Disparity 0, (b) Disparity 1,
(c) Disparity 2, (d) Disparity 3



Fig. 6. Natural stereo image.

(a) Right image, (b) Left image.

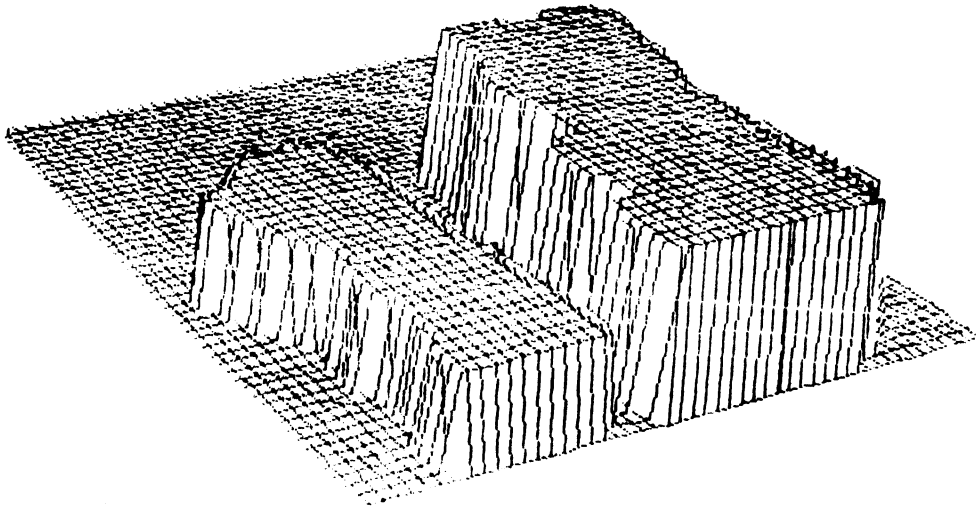


Fig. 7. Result for figure 6.

도록 카메라를 수평 이동하여 200×200 크기의 좌, 우영상을 그림 6과 같이 획득하였다. 제안한 알고리즘을 적용시킨 결과 그림 7과 같이 상대적으로 앞쪽에 놓여진 오른쪽의 곰은 변이가 5인 영역에서 수렴되었고, 왼쪽의 인형은 변이가 3인 영역에서 수렴되었다.

IV. 결 론

본 논문에서는 스테레오 정합을 위해 Marr와 Poggio가 제안한 3가지 제한 조건과 Hopfield의 아날로그 신경 회로망이 가지는 수렴조건을 동시에 만족시키는 최소화 에너지 함수를 제안하고 이를 아날로그 신경회로망으로 모델화하였다. 제안한 아날로그 신경 회로망은 $[-1, 1]$ 의 연속적인 뉴런의 출력값을 사용하여 디지털 신경 회로망보다 초기상태를 정확히 표현할 수 있으며 입,출력간의 오차를 감소시킬 수 있다. 또 반복처리를 통해 최소의 에너지를 가질때 최적의 해를 구할 수 있으며 항상 안정된 상태로 수렴하며, 병렬 처리로써 많은 정보량을 실시간 처리할 수 있다. 실영상의 실험 결과에서 잡음의 영향으로 초기의 정합에 오차를 발생시키고 수렴속도에 영향을 미치므로 좀더 정확하고 올바른 정합을 위해서는 새로운 특징에 대한 연구가 계속되어야 하겠다.

참 고 문 헌

- 1) D. H. Ballard, and C. M. Brown, *Computer vision*, Prentice Hall, New Jersey, 1982.
- 2) 조석제, 이광호, 하영호, "새로운 특징점 검출방법에 의한 스테레오 영상으로부터 3차원 물체의 위치 및 심도 정보의 계측," 대한전자공학회 논문지, 제25권, 11호, pp. 215 - 222, 1988.
- 3) K. L. Boyer, and A. C. Kak, "Structural stereopsis for 3 - D vision" *IEEE Tran. on Pattern Analysis and Machine*

Intelligence, vol. 10, no. 2, pp. 144 – 166, 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 Soc. of Lond. B.*, vol.204, pp. 329 – 343, 1979.
- 6) S. Barnard, “A stochastic approach to stereo vision,” *In Proc. Fifth National conf. on Artificial Intelligence*, Philadelphia, 1986.
- 7) S. Barnard, “Stochastic stereo matching over scale,” *Int'l. Journal of Computer Vision*, vol.3, pp. 17 – 32, 1989.
- 8) J. Hopfield, and D. Tank, “Neural computation of decision in optimization problems,” *Biol. Cybn.*, vol.52, pp.141 – 152, 1985.
- 9) Y. Zhou, and R. Chellappa, “Stereo matching using a neural network,” *In Proc. Int'l. Conf. on ASSP*, New York, pp. 940 – 943, 1988.
- 10) 조석제 “스테레오 정합을 위한 최적한 에너지 함수의 신경회로망 모델링,” 한국해양대학교 산업기술연구소 연구 논문지, 제9집 pp. 97 – 107, 1991
- 11) Yeong – Ho Ha, Seok – Je Cho and Jun – Jae Lee, “Neural network modeling of new energy for stereo matching,” *SPIE Conf. on Intelligent Robot and Computer Vision*, Boston, U.S.A.' 91



