

論文93-30B-6-7

아날로그 신경회로망을 이용한 스테레오 정합

(Stereo Matching Using Analog Neural Network)

都敬勳*, 李駿宰*, 趙奭濟**, 李旺國***, 河永浩*

(Kyeong Hoon Do, Jun Jae Lee, Seok Je Cho, Wang Gug Lee
and Yeong Ho Ha)

要約

스테레오 시각은 서로 다른 위치에서 획득한 두 영상으로 부터 3차원 거리 정보를 추출하는데 유용하다. 스테레오 정합을 위한 신경회로망 모델은 Marr와 Poggio에 의해 제안된 정합의 세가지 제한 조건을 만족하는 에너지 함수에 의해 정의되고, 이를 이용한 스테레오 정합은 신경회로망을 통해 최적의 해에 해당하는 최소의 에너지를 찾음으로써 이루어진다. 본 논문에서는 스테레오 정합을 위해 아날로그 신경회로망을 이용한 새로운 에너지 함수를 제안하였다. 연속적인 시그모이드 함수를 채택함으로써 초기 상태와 반복 처리 단계에서의 정합의 오류를 감소시킬 수 있다. 제안한 알고리즘을 랜덤 돛 영상과 실영상에 적용하여 좋은 정합 결과를 얻을 수 있었다.

Abstract

Stereo vision is useful in obtaining three dimensional depth information from two images taken from different view points. Neural network modeling for stereo matching, the key step in stereo vision, 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 good matching performance for sparse random dot stereogram and real image

1. 서론

* 正會員, 慶北大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)

** 正會員, 韓國海洋大學校 制御計測工學科
(Dept. of Control & Instrumentation Eng., Korea Maritime Univ.)

*** 正會員, 國防科學研究所
(Agency for Defense Development)
接受日字: 1992年 10月 15日

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 크게 영상 획득(image acquisition), 카메라 모델링, 정합을 위한 특징점 추출(feature extraction), 좌, 우영상의 대응점 정합(matching), 그리고 삼각법(triangulation)을 이용한 거리 정보의 복

원(reconstruction)단계로 나눌 수 있는데, 그 중에서 좌, 우영상에서 구한 대응점을 일치시키는 정합(matching)과정이 가장 중요한 단계로서 이는 처리과정이 복잡하고 많은 시간이 요구된다.^[1,2,3]

스테레오 정합 문제는 제한 조건을 만족시키는 해를 구하는 최적화 문제로 간주될 수 있으므로 에너지 함수를 모델링하고 반복 처리하여 에너지를 최소화함으로써 최적의 해를 구할 수 있다. 스테레오 정합 문제를 해결하기 위하여 Marr와 Poggio^[4,5]는 인간의 시각 체계를 바탕으로 유사성(similarity), 평활성(smoothness) 및 유일성(uniqueness)의 정합의 세가지 제한 조건을 제안하고 비용 함수(cost function)를 이용한 반복 협동 알고리즘(iterative cooperative algorithm)을 제안하였고, Barnard^[6]는 정합의 제한 조건에 따른 확률적 최적화 방법을 도입하였다. 또한, 최근에는 TSP(Traveling Salesman Problem)과 영상 복원(restoration)등의 최적화 문제에 신경 회로망이 효과적임이 증명되어 여러 연구자들이 스테레오 정합의 제한 조건을 최소화 에너지 함수로 모델링하여 신경 회로망에 의해 정합 문제를 해결하고자 하였다.^[8,9,10] Zhou^[11]는 Marr와 Poggio의 반복 협동 알고리즘을 Hopfield의 신경회로망에 적용하였으나 유일성의 제한조건을 만족하지 못하였고, 뉴런의 자체회환(self-feedback)이 존재하므로 Hopfield 신경 회로망의 수렴 조건을 만족하지 못하였다. Lee^[12] 등은 Zhou의 알고리즘을 개선하여 유일성의 제한조건과 Hopfield 신경회로망의 수렴조건을 만족하였으나 -1과 1의 디지털 출력을 사용하여 초기 뉴런의 상태와 입, 출력 상태간에 오차를 유발시켜 국부 극소(local minima)에 빠질 우려가 있다.

본 논문에서는 스테레오 정합 문제를 해결하기 위하여 정합의 세가지 제한 조건을 만족시키는 최소화 에너지 함수를 유도하고 입력에 대해 연속적인 출력을 가지는 아날로그 신경 회로망으로 모델화하였다. 제안한 방법에서는 Hopfield의 신경 회로망의 최소화 에너지 함수를 사용하여 연속적인 값을 가지는 뉴런의 상태가 제한 조건을 따라 반복처리되어 최소의 에너지를 가질때 최적의 해를 구한다. 제안한 신경 회로망 모델을 연결 강도(interconnection strength)가 대칭적이고 자체 회환을 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 병렬 처리가 가능하여 대량의 정보량 처리를 요구하는 스테레오 시각 시스템에 적합하다. 본 논문의 II장에서

는 Hopfield 신경 회로망의 최소화 에너지 함수와 뉴런의 입력에 대한 출력함수에 대해 설명하고, III장에서 스테레오 정합의 세가지 제한 조건에 의한 에너지 함수를 각각 기술한다. IV장에서는 랜덤 돛 영상과 실영상에 제안된 알고리즘을 적용한 결과를 보이며, V장에서 결론을 맺는다.

II. 최적화 문제 해결을 위한 Hopfield 신경회로망

최근에 신경회로망이 병렬처리를 통해 영상 처리나 TSP(traveling salesman problem)등의 대량의 정보량을 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 다음과 같다.^[8]

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

여기서 n은 뉴런의 갯수이고, T_{ij} 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) u에 대한 출력은 다음 식과 같다

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

아날로그 신경회로망은 뉴런이 연속적(continuous)인 출력값을 가지며 모든 뉴런의 상태가 동기적(synchronous)으로 변화된다. 순입력 ui에 대한 출력은 [0, 1]의 연속적인 값을 가지며 출력함수는 다음 식과 같다.

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

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

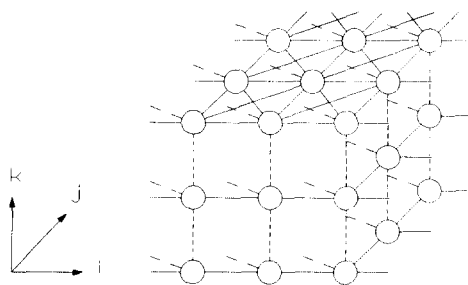
최적화 문제는 그 해가 유일하지 않아 초기 상태에 따라 결과해가 달라질 수도 있으므로 원하는 최소의 에너지 상태를 찾기 위해서는 가능하면 정확하게 초기 상태를 결정하는 것이 필요하다. 또, 디지털 신경 회로망은 문턱치에 의하여 단지 활성화와 휴지의 두 출력 상태만을 나타내므로 입력에 대한 출력의 오류가 발생할 수 있지만, 아날로그 신경 회로망은 연속적인 값으로 정확한 출력 상태를 나타낼 수 있다. 따라서 아날로그 신경 회로망을 사용하는 것이 디지털 신경 회로망의 경우보다 초기의 상태와 반복처리간에 발생하는 오차를 줄일 수 있으므로 최적의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

III. 제안한 신경회로망 모델

스테레오 정합을 위해 제안한 신경회로망은 입력에 대해 연속적인 출력값을 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 한 화소(i, j)가 가질 수 있는 변이들을 나타낸다. 각 뉴런의 출력은 다른 모든 뉴런들에 입력으로 계환되는데 평활성의 조건에 의해 같은 변이층의 뉴런들에게는 여기적으로 연결되며, 변이층을 따른 뉴런들에게는 유일성의 조건에 의해 상호 배타적(mutually exclusive)으로 연결된다. 그림 1의 신경 회로망 모델의 총에너지는 다음과 같이 정의된다.

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

여기서 N_r 과 N_c 는 각각 영상의 행과 열의 크기이며, D 는 최대변이(maximum disparity)를 나타낸다.



- Excitatory connection
- Inhibitory connection
- Input connection

그림 1. 스테레오 정합을 위한 신경회로망 모델
Fig. 1. A neural network model for stereo matching.

임의의 뉴런(i, j, k)에 대한 다른 모든 뉴런들로부터의 입력(input)은 다음의 미분 방정식에 의해 결정된다.

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

여기서 τ 는 뉴런의 특성 감쇄 시상수(characteristic decay time constant)이고 1로 둘 수 있다.

제안한 신경회로망 모델에서는 입력에 대해 0과 1 사이의 출력값을 가지는 식(3)의 출력함수를 변형시켜 $[-1, +1]$ 의 연속적인 값을 출력으로 가진다. 유사도에 의해 결정되는 초기의 뉴런의 상태가 평활성의 조건에 의해 다른 뉴런들의 영향을 받게 되어 점차적으로 그 값이 1 또는 -1로 수렴하게 되는데, 유일성의 조건에 따라 변이층을 따른 $D+1$ 개의 뉴런중 하나의 뉴런만이 활성화되고 나머지 D 개의 뉴런은 -1의 값을 가지게 된다. 식(5)의 순입력 $u_{i,j,k}$ 에 대한 출력값은 식(6)의 함수로 나타낼 수 있으며, 그림 2의 S자 모양(sigmoid)의 입, 출력관계를 가지게 된다.

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

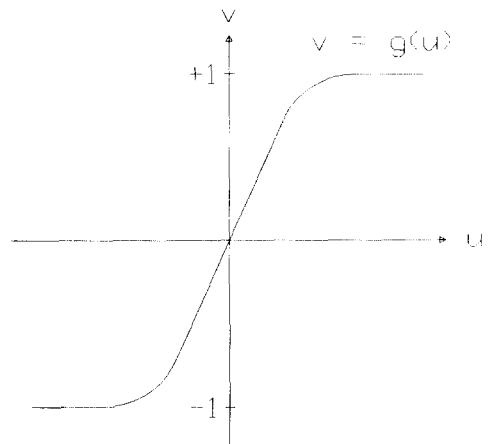


그림 2. S자 모양의 입, 출력 함수
Fig. 2. Sigmoid input-output function.

1. 유사성의 조건을 만족하는 에너지 함수의 유도
제안한 모델에서는 먼저 좌, 우 두영상의 정합 후보점을 중심으로 하는 창(window)내의 명암도 절대차를 이용하여 그 유사도에 따라 뉴런의 초기 상태를 결정한다

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

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

$d_{i,j,k}$ 는 좌영상의 한 점 (i,j) 를 중심으로 한 창과 변이 k 에 따라 이동한 우영상의 창의 명암도 절대차이고, $s_{i,j,k}$ 는 그 절대차에 반비례하는 유사도이다.

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

식(9)에 의해 $v_{i,j,k}^0$ 는 $[-1, +1]$ 로 정규화된 뉴런의 초기 출력이 되며 좌, 우영상의 명암도 차가 작을수록 뉴런의 출력은 큰 값을 가진다. 식(6)에 의해 초기 입력 $u_{i,j,k}^0$ 는 다음 식으로부터 구할 수 있다.

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

유사성의 제한조건을 가지는 에너지 함수를 영상의 모든 점과 가능한 변이에 따라 확장시키면 다음 식과 같다.

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

식(11)에서 좌, 우영상의 명암도차가 작을수록 낮은 초기 에너지 상태를 가지게 되고 정합될 가능성도 크게 된다.

2. 평활성의 조건을 만족하는 에너지 함수의 유도

유사도에 의해 결정된 뉴런의 초기 상태는 잡음의 영향으로 오류가 발생할 수도 있고, 변이에 따라 비슷한 명암도를 가진다면 변이축을 따른 뉴런들의 상태가 같게 된다. 이러한 뉴런의 상태는 평활성의 조건에 의해 수정되는데, 평활성의 제한 조건을 포함하는 에너지 함수는 임의의 화소 (i,j) 와 주변의 화소들이 동일한 변이를 가질때 최소의 에너지를 가지게 한다. 화소 (i,j) 가 변이 k 를 가진다면 주변의 화소들도 k 번째 뉴런이 가장 큰 값을 가질때 에너지가 감소하게 된다. 이때의 에너지는 다음과 같이 나타낼 수 있다.

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

여기서 S 는 뉴런 (i,j,k) 를 둘러싼 주변의 뉴런들의 집합이다.

3. 유일성의 조건을 만족하는 에너지 함수의 유도
유사성의 제한 조건에 의해 결정되는 뉴런의 초기

상태는 유사도에 의해 1개 이상의 뉴런이 활성화상태가 될 수 있다. 그러나 점차 반복처리를 통해 하나의 뉴런만이 활성화상태가 되어야 한다. 즉 유일성의 제한 조건을 만족하기 위해서는 변이축을 따른 $D+1$ 개의 뉴런중에서 하나의 뉴런만이 활성화상태일때 최소의 에너지를 가지게 하여야 한다. 먼저 변이축을 따라 상호 연결된 두 뉴런 v_k 와 v_l 에 의한 에너지를 합과 곱의 조합으로 다음 식과 같이 가정한다.

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

두 뉴런 v_k 와 v_l 가 $[-1, 1]$ 의 연속적인 값을 가질 때 두 뉴런의 값에 의한 에너지는 표 1과 같이 나타낼 수 있다. 하나의 뉴런만이 활성화상태가 되어야 하므로 v_k 와 v_l 가 모두 활성화상태일때는 높은 에너지 상태를 가지게 하고 그렇지 않을때는 두 뉴런의 상태에 따라 다른 에너지 상태를 가지게 하여야 한다. 따라서 그림 3에서 두 뉴런이 모두 활성화상태인 A지점에서 최대의 에너지를 가져야 하며, E, C, B(D)방향으로는 에너지가 점차 감소하여 한 뉴런이 활성화상태인 B(D)에서는 최소의 에너지를 가진다. 그림 3에서 v_k 와 v_l 은 연속적인 값을 가져야 하나 몇가지 대표적인 값들만을 나타낸 것이다. 그림 3의 조건을 이용하여 표 1의 각 부분에 대해 다음의 관계식들을 구할 수 있다.

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

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

표 1. 두 뉴런 v_k 와 v_l 의 출력에 따른 에너지
Table 1. Energy for outputs of two neurons.

$v_l \backslash v_k$	-1.0	-0.7	-0.3	0.0	+0.3	+0.7	+1.0
-1.0	-2.0 α +1.0 β	-1.70 α +0.70 β	-1.30 α +0.30 β	-1.0 α	-0.70 α -0.30 β	-0.30 α -0.70 β	-1.0 β
-0.7	-1.70 α +0.70 β	-1.40 α +0.49 β	-1.00 α +0.21 β	-0.7 α	-0.40 α -0.21 β	-0.49 α	0.30 α -0.70 β
-0.3	-1.30 α +0.30 β	-1.00 α +0.21 β	-0.60 α +0.09 β	-0.3 α	-0.09 α	0.40 α -0.21 β	0.70 α -0.30 β
0.0	-1.0 α	-0.7 α	-0.3 α	0.0	0.3 α	0.7 α	1.0 α
+0.3	-0.70 α -0.30 β	-0.40 α -0.21 β	-0.09 α	0.3 α	0.60 α +0.09 β	1.00 α +0.21 β	1.30 α +0.30 β
+0.7	-0.30 α -0.70 β	-0.49 α	0.40 α -0.21 β	0.7 α	1.00 α +0.21 β	1.40 α +0.49 β	1.70 α +0.70 β
+1.0	-1.0 β	0.30 α -0.70 β	0.70 α -0.30 β	1.0 α	1.30 α +0.30 β	1.70 α +0.70 β	2.00 α +1.00 β

v_k	-1.0	-0.7	-0.3	0.0	+0.3	+0.7	+1.0
-1.0	C						B
-0.7							
-0.3							
0.0							
+0.3				E			
+0.7							
+1.0	D						A

그림 3. 두 뉴런 v_k 와 v_l 에 대한 에너지 분포
Fig. 3. Energy for outputs of two neurons.

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 다음 식과 같다.

$$E = \sum_{k=1}^D \sum_{l=1}^D \{ \alpha(v_k + v_l) + \beta v_k v_l \} \quad (15)$$

이때 α 와 β 의 비를 조절하여 변이 D에 관계없이 +1의 값을 가지는 뉴런이 하나일때 최소의 에너지를 얻을 수 있다. (D+1)개의 뉴런들중 +1의 갯수를 x 라 하면 -1의 갯수는 (D+1-x)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 다음과 같다.

$$E(x) = (2\alpha + \beta) \{ x(x-1) \} + 2(-\beta) \{ x(D+1-x) \} + (-2\alpha + \beta) \{ (D+1-x)(D-x) \} = 4\beta x^2 + (4\alpha D - 4\beta D - 4\beta) x + (-2\alpha + \beta)(D^2 + D) \quad (16)$$

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

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

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

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.

$$E_3 = \sum_{i=1}^{N_r} \sum_{j=1}^{N_c} \sum_{k=1}^D \sum_{l=1}^D \left\{ \frac{D-1}{D} (v_{i,j,k} + v_{i,j,l}) + v_{i,j,k} v_{i,j,l} \right\} \quad (19)$$

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

식(19)는 식(14)를 만족시키며, 최대변이가 1일때는 두 뉴런이 각각 +1과 -1의 값을 가질때 두 뉴런의 곱의 값만으로 -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.

표 2. D = 10일때 두 뉴런의 출력에 대한 에너지
Table 2. Energy for outputs of two neurons as D=10.

$v_k \backslash v_l$	-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	0.90	1.47	2.23	2.80

표 3. 최대 변이 D와 1의 상태의 갯수 에 따른 에너지
Table 3. Energy for maximum disparity and the number of 1 state.

$D \backslash x$	0	1	2	3	4	5
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	50.0
5	-18.0	-22.0	-18.0	-6.0	14.0	42.0
6	-28.0	-32.0	-28.0	-16.0	4.0	32.0
7	-40.0	-44.0	-40.0	-28.0	-8.0	20.0
8	-54.0	-58.0	-54.0	-42.0	-22.0	6.0
9	-70.0	-74.0	-70.0	-58.0	-38.0	-10.0
10	-88.0	-92.0	-88.0	-76.0	-56.0	-28.0
.
.

→ 최소 에너지 상태

4. 에너지 함수로부터 정의되는 연결강도와 바이어스 입력

스테레오 정합의 3가지 제한 조건에 따라 세개의 항으로 나누어서 유도한 에너지 함수를 전체 영상에 대한 최소화 에너지 함수로서 다음과 같이 나타낼 수 있다.

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

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

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

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

$$I_{i,j,k} = Au_{i,j,k}^0 - 2C(D-1) \quad (22)$$

식(21)에서 $\delta_{i,j}$ 는 i 와 j 가 같을때만 1인 디락 델타(Dirac delta) 함수이다.

IV. 실험 결과 및 고찰

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

그림 4는 명암도가 0과 255로 구성된 128 x 128 크기의 10% random dot stereogram으로 4개의 연속된 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 5(a)는 유사도만에 의해 정합될 확률이 큰 뉴런을 활성화시킨 초기 상태를 나타낸 것인데 한 화소에 대응되는 변이가 하나이상 존재한다. 이러한 상태에서 반복 처리를 통해 점차적으로 한 화소가 하나의 변이만을 가지면서 수렴하게 된다. 그림 5(b)는 각 변이에 따라 수렴된 정합 결과를 나타냈으며 유일성의 조건이 만족되었음을 알 수 있다.

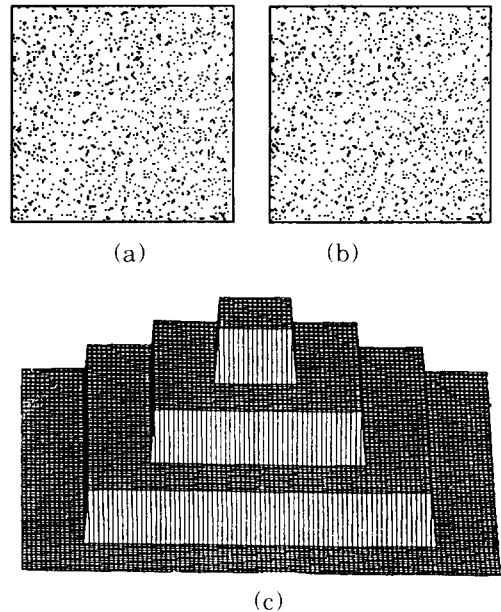
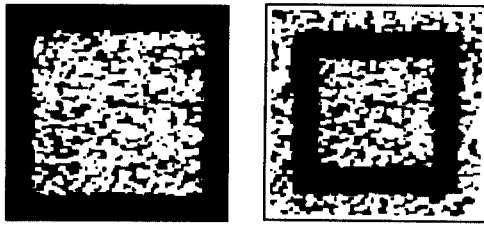


그림 4. 10% 랜덤 돗 스테레오 영상
 (a) 우 영상 (b) 좌 영상 (c) 3차원 형태
 Fig. 4. A 10% density random dot stereogram.
 (a) Right image, (b) Left image,
 (c) Three-dimensional form.

실제 영상은 거리차가 있는 두개의 물체를 대상으로 극상선(epipolar line)의 제한 조건이 만족되도록 카메라를 수평 이동하여 200 x 200 크기의 좌, 우영상을 그림 6과 같이 획득하였다. 제안한 알고리즘을 적용시킨 결과 그림 7과 같이 상대적으로 앞쪽에 놓여진 오른쪽의 검은 변이가 5인 영역에서 수렴되었고, 왼쪽의 인형

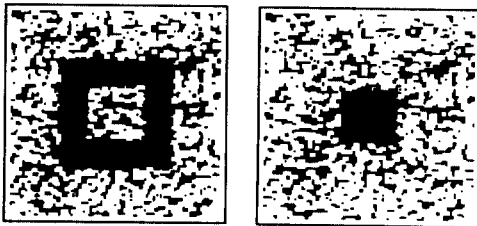
은 변이가 3인 영역에서 수렴되었다. 실영상은 합성된 랜덤-dot 영상에 비해 잡음이 많으므로 초기에 오류가 발생할 수도 있지만 반복 처리과정에서 주변 화소의 영향을 받아 물체의 전체적인 모습으로 올바르게 정합되

며 유일성을 가짐을 볼 수 있다. 평활성의 조건이 주변 화소에 대해 모두 적용되므로 경계 부분의 변이는 물체에 포함되어 나타나는 것을 볼 수 있는데 경계 부분에 대해서는 평활성의 조건을 적절하게 적용시킨다면 더 좋은 결과를 얻을 수 있을 것이다.



변이 0

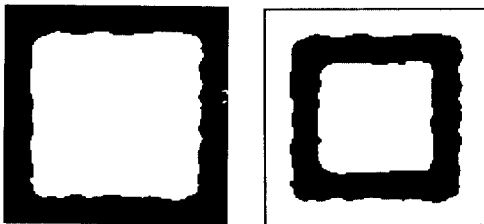
변이 1



변이 3

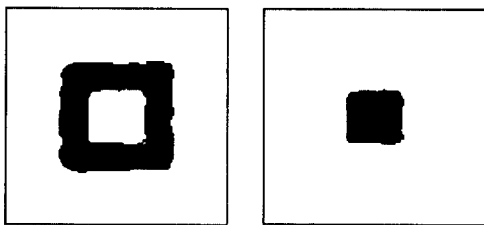
변이 4

(a)



변이 0

변이 1



변이 3

변이 4

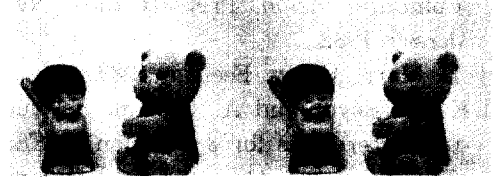
(b)

그림 5. 그림 4의 실험결과

(a) 초기 상태 (b) 정합 결과

Fig. 5. Result for Figure 4.

(a) initial state. (b) matching result.



(a)

(b)

그림 6. 실제 물체의 스테레오 영상

(a) 우 영상 (b) 좌 영상

Fig. 6. Natural stereo image.

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

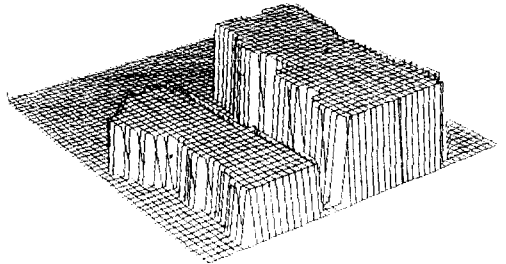


그림 7. 그림 6의 실험결과

Fig. 7. Result for figure 6.

V. 결론

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 에너지로 수렴할 때 최적의 해를 구할 수 있으며, 병렬 처리로써 많은 정보량을 빠른 시간내에 처리할 수 있다. 실영상의 실험 결과에서 잡음의 영향으로 초기의 정합에 오류가 발생하고 이러한 오류는 수렴속도에 영향을 미치므로 좀더 정확하고 올바른 정합을 위해서는 새

로운 특징에 대한 연구가 계속되어야 하겠다.

參考文獻

[1] D. H. Ballard and C. M. Brown, *Computer vision*, Prentice Hall, New Jersey, 1982.

[2] D. Marr, *Vision*, Feeman, 1982.

[3] K. L. Boyer and A. C. Kak, "Structural stereopsis for 3-D vision," *IEEE Trans. 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] G. W. Wilson and G. S. Pawley, "On the stability of the travelling sales-man problem algorithm of Hopfield and Tank," *Biol. Cybn.*, vol.58, pp.63-70, 1988.

[10] Y. T. Zhou, R. Chellappa, and A. Vaid, "Image restoration using a neural network," *IEEE, ASSP*, vol.36, no.7, July 1988

[11] Y. T. Zhou and R. Chellappa, "Stereo matching using a neural network," *In Proc. Int'l. Conf. on ASSP*, New York, pp. 940-943, April 1988.

[12] J. J. Lee, S. J. Cho, and Y. H. Ha, "Neural network modeling of new energy function for stereo matching," *SPIE, Intel. Rob. and Comp. Vis. X*, vol.1608, November 1991.

著者紹介

都敬勳(正會員) 第29券 B編 第12號 參照
 현재 경북대학교 전자공학과 박사과정

李駿宰(正會員) 第29券 B編 第12號 參照
 현재 경북대학교 전자공학과 박사과정



趙興濟(正會員)
 1959年 9月 18日生. 1982年 2月 경북대학교 전자공학과 졸업. 1983年 ~1984年 금성전선(주) 기술연구소 연구원. 1988年 2月 경북대학교 전자공학과 공학석사 학위 취득. 1991年 8月 경북대학교 전자공학과 공학박사 학위 취득. 1991年 9月 ~현재 한국해양대학교 제어측정공학과 전임강사. 주관심분야는 영상처리, 컴퓨터 비전 및 패턴인식 등임.



李旺國(正會員)
 1960年 5月 25日生. 1982年 2月 경북대학교 전자공학과 졸업. 1985年 ~1987年 삼성 반도체 통신(주) 연구원. 1989年 2月 경북대학교 전자공학과 공학석사학위취득. 1992年 2月 경북대학교 전자공학과 박사과정 수료. 1989年 3月 ~현재 국방과학연구소 선임 연구원. 주관심분야는 영상처리, 신경회로망 및 패턴인식 등임.

河永浩(正會員) 第29券 B編 第12號 參照
 현재 경북대학교 전자공학과 부교수