

論文 96-33B-3-9

변이간의 적응적 후원을 이용한 이완 스테레오 정합 (Relaxational Stereo Matching Using Adaptive Support Between Disparities)

都敬勳*, 金容奭*, 河永浩*

(Kyeong-Hoon Do, Yong-Suk Kim, and Yeong-Ho Ha)

요약

본 논문에서는 스테레오 정합을 위해 정합 확률과 변이간의 호환 계수를 이용한 반복 이완 방법을 제안한다. 스테레오 정합은 영상의 각 화소에 변이를 할당하는 레이블링 문제로 생각할 수 있으며, 이완 레이블링 방법은 초기 분류시 나타나는 국부적인 모호성을 반복적으로 제거하고 전역적인 연속성을 얻을 수 있는 방법이다. 이 때 필요한 각 변이영역간의 호환 계수는 초기 정합에서 신뢰성 높은 정합결과로부터 구할 수 있으며, 이 호환 계수를 통하여 주변화소의 정합 확률이 중심화소로 후원되어 중심화소의 확률을 반복적으로 갱신시킬 수 있다. 제안한 방법은 동일한 변이영역의 주변화소만을 고려하여 변이의 연속성을 적용하는 기존의 방법들에 비해 변이영역의 경계 부분에서 발생하는 열화 현상을 감소시키며, 빠른 수렴 속도를 가진다.

Abstract

This paper presents an iterative relaxation method for stereo matching using matching probability and compatibility coefficients between disparities. Stereo matching can be considered as the labeling problem of assigning unique matches to feature points of image and relaxation labeling is an iterative procedure which reduces local ambiguities and achieves global consistency. The relation between disparities is determined from highly reliable matches in initial matching and quantitatively expressed in terms of compatibility coefficient. The matching results of neighbor pixels support center pixel through compatibility coefficients and update its matching probability. The proposed adaptive method reduces the degradations on the discontinuities of disparity areas and obtains fast convergence.

1. 서론

컴퓨터 비전의 목적은 컴퓨터에 인간의 시각 기능을 부여하는 것이다.^[1,2] 스테레오 시각은 두영상의 정합을 통한 거리 추출 능력을 자동화하기 위한 컴퓨터 비전 분야로서 인위적인 광원을 필요로 하지 않고 실제 응용 환경의 제약을 적게 받으므로 널리 응용되고 있다.^[3]

스테레오 시각은 서로 다른 위치에서 두 대의 카메라로 획득한 2차원 영상들로부터 3차원 거리 정보를 추출하며, 기본적으로 카메라 모델링, 영상 획득, 대응점 정합, 삼각 측량법에 의한 3차원 거리 정보 추출 단계 등으로 이루어진다.^[1,3] 이들 중 좌·우 두 영상간의 대응점을 결정하는 스테레오 정합 과정은 처리가 복잡하고 많은 연산량을 필요로 한다.^[4-7] 또한, 스테레오 정합시 정합의 초기 상태는 주위 조명의 변화나 잡음의 영향 등으로 인해 많은 오류를 포함하게 된다. 따라서 3차원 물체의 연속성을 바탕으로 주변화소의 올바른 정합 결과로부터 후원(support)을 받아 초기의 오정합을 점진적으로 수정해 나가야 한다. 그러나

* 正會員, 慶北大學校 電子工學科

(Department of Electronic Eng., Kyungpook National University)

接受日字: 1995年11月28日, 수정완료일: 1996年1月31日

오정합을 개선해 나가는 반복 과정에서 물체와 배경 혹은 물체와 물체간의 경계 부분에서는 주변화소들이 많이 포함된 변이영역으로 중심화소가 침식되어 가는 열화(degradation) 현상이 나타나게 된다. 기존의 정합 알고리즘에서는 변이의 연속성을 적용시 변이가 동일한 주변화소만을 고려하였으나, 최근에는 변이영역간의 열화 현상을 감소시키고 정합의 성능을 개선하기 위하여 중심화소와 주변화소들의 변이차와 화소간의 거리차에 따라 주변화소로부터의 후원 정도를 다르게 적용하는 방법들이 연구되고 있다.¹⁸⁻¹⁰¹ 그러나 이러한 방법들은 영상에 따라 달라질 수 있는 변이영역간의 특성을 고려하지 않고 단순히 중심화소와 주변화소간의 거리차와 두화소가 가지는 변이의 차이만으로 후원의 정도를 결정하는 방법들이다.¹¹¹ 따라서 영상에 따라 달라질 수 있는 변이영역간의 특성에 따라 화소간의 후원을 다르게 결정하는 방법이 필요하다. 즉 입력 영상의 변이 분포 특성에 따라 변이의 차이가 큰 경우에도 두 변이영역이 많은 부분에서 인접한 경우 서로 후원하도록 하며, 관계가 적은 변이영역간에는 변이차가 작더라도 후원하지 않도록 하여야 한다. 이러한 적응적인 후원 방법에 의해 변이영역의 경계 부분에서의 열화 현상을 감소시킬 수 있다. Rosenfeld^{112,131} 등은 이완 레이블링(relaxation labeling) 방법에서 분류하고자 하는 각 클래스간의 상관관계를 호환 계수(compatibility coefficient)로써 나타내고, 이를 반복 이완 과정에 사용하여 초기 분류시 발생하는 잡음과 국부적인 모호성(ambiguity)을 감소시키며 영상의 전역적인 연속성(global consistency)을 얻을 수 있었다. 스테레오 정합은 각 화소에 변이를 할당하는 레이블링 문제로 고려할 수 있으며, 클래스에 해당하는 각 변이간의 호환 계수를 구하고, 오정합을 감소시키는 반복 처리 과정에서 주변화소의 정합 결과가 호환 계수를 통해 중심화소로 적응적으로 후원될 수 있다.

본 논문에서는 영상의 변이 분포 특성으로부터 각 변이간의 상관관계를 구하고 이를 변이영역간의 적응적인 후원에 이용하는 확률적 이완 방법을 제안한다. 제안한 방법에서는 초기의 오정합을 제거하기 위한 반복 과정에서 중심화소에 대한 주변화소들의 후원은 각 변이영역간의 호환 계수를 통해 이루어진다. 이 호환 계수는 영상의 존재하는 변이영역간의 상관관계를 나타내며, 초기 정합 결과에서 비교적 정확하고 신뢰성 있는 정합 결과로부터 변이와 거리차에 따라 각각 다르

게 결정된다. 이완 과정에서는 호환 계수를 통하여 주변화소로부터 정합 확률을 반복적으로 후원받도록 하였다. 또한 변이영역간의 경계 부분에서도 호환 계수를 통해 다른 변이영역의 주변화소들로부터 후원을 받므로 동일한 변이영역의 주변화소들로부터만 후원을 받을 경우 발생하는 열화 현상이 감소된다. 제안한 확률적 이완 방법을 무작위점 스테레오 영상과 실영상에 적용하여 알고리즘의 성능을 평가하였다. 동일한 변이를 가지는 주변화소만을 고려하여 반복 이완 처리하는 기존의 방법들에 비해 제안한 알고리즘은 각 변이영역의 경계 부분에서 열화 현상의 감소와 보다 정확한 정합 결과를 얻을 수 있었다.

II. 변이와 거리차에 따른 화소간의 후원 방법

스테레오 정합에서 정합 후보점간의 유사성에 의해 결정된 초기 정합 결과는 많은 오류를 포함하고 있으며, 이러한 오정합은 변이의 연속성을 이용하여 주변화소의 올바른 정합 결과를 후원 받아 반복적으로 수정되어진다. 스테레오 정합 방법에서는 정합 후보점이 국부적인 주변화소들로부터 받는 후원의 크기에 따라 후보점의 상태를 갱신시키고 있는데, 주변화소들로부터 후원을 받는 방법은 정합 알고리즘마다 다르다. Marr 등¹⁴¹의 협동 알고리즘에서는 단지 동일한 변이를 가지는 주변의 화소들로부터만 후원을 받는다. 이는 국부적인 영역에서 변이는 연속성을 가지며 또한 국부적으로 공간상의 거리 정보도 일정하다는 가정(depth constancy assumption)에 따른 것이다. Grimson¹⁸은 Marr 등이 제안한 변이의 변화 제약을 완화시켜 후원을 받는 주변화소들의 변이 변화를 일정한 범위 안에서 허용하도록 하였다. Pollard 등¹⁹¹은 화소간의 거리에 대한 변이의 변화비인 변이 경사(disparity gradient)를 제한하는 방법을 제안하였는데, 가까운 거리의 화소간에는 변이의 변화를 허용하지 않으며, 거리가 먼 주변화소에 대해서는 거리에 비례하여 변이의 변화를 허용한다는 것이다. 앞의 두 경우와 비교해 보면, Marr 등의 경우는 변이의 경사를 0으로 제한한 경우로 볼 수 있으며, Grimson은 허용 변이차를 화소간의 거리에 상관없이 일정하게 한 반면, Pollard 등의 방법에서는 거리에 따른 허용 변이차를 다르게 주었다. 한편, Prazdny 등¹¹⁰¹은 이웃하는 두 화소간에

비슷한 변이를 가질 경우에는 서로 후원하고, 서로 다른 변이를 가질 경우에는 억제시켜야 한다고 하였다. 따라서 이러한 변이의 변화에 대한 가정을 바탕으로 중심화소와 주변화소 사이의 유사 정도를 변이차와 거리차의 비를 표준편차로 하는 가우시안 함수로 나타내고, 이 유사 함수의 크기에 따라 후원의 크기를 달리하였다.

이상에서 설명한 주변화소들의 후원 방법들은 영상에 따라 달라질 수 있는 변이영역의 특성을 고려하지 않고 동일한 변이를 가지는 주변화소들로부터만 후원을 받거나, 단순히 중심화소와 주변화소간의 거리차와 두 화소가 가지는 변이의 차이만으로써 후원의 정도를 결정하는 방법들이다. 대부분의 스테레오 영상의 정합 결과에서 모든 변이영역이 나타나지는 않으며, 각 변이영역의 크기도 서로 다르다. 또한 두 변이영역이 많은 부분에서 인접하는 경우가 있는데, 이러한 경우에는 두 변이의 차가 크더라도 다른 변이영역에 속하는 화소들끼리 서로 후원해 주는 것이 경계 부분에서의 열화 현상을 감소시킨다. 따라서 영상이 가지는 변이영역의 특성에 따라 화소간의 후원의 강도를 결정하는 방법이 필요하다.

III. 제안한 확률적 이완 방법

영상 처리에서는 각 화소를 여러 개의 클래스로 분류하는 경우가 자주 발생한다. 경계선 검출의 경우에도 각 화소들은 경계선인 클래스와 그렇지 않은 클래스로 분류될 수 있으며, 경계선 중에서도 어떠한 각도를 가지는 경계선인지 분류될 수 있다. 그러나 국부적인 검출에 바탕을 둔 분류 방법은 초기에 만족할 만한 분류 결과를 얻지 못하며 국부적인 잡음에 아주 민감하다. 이완 레이블링 방법은 잡음을 제거하거나 국부적인 모호성을 감소시키고 전역적인 연속성을 얻기 위해 호환 계수들로 표현되는 클래스간의 정보를 이용하는 병렬적인 반복 처리 방법으로서 영상 처리, 패턴 인식, 원격 제어, 그리고 인공지능 등을 포함한 여러 분야에서 많이 사용되어 왔으며, 특히 영상의 분할에서 오류를 감소시키는데 뛰어난 성능을 보이고 있다.^[12,13]

스테레오 정합을 이완 분류 측면에서 보면 정합하고자 하는 화소들이 영상에서 하나의 집합으로 나타날 때 각 집합의 원소에 하나의 변이를 할당하는 것이다. 그리고 반복 과정에서 각 정합 후보점에 대한 정합 확

률은 주변화소의 정합 확률에 의존하여 반복적으로 갱신된다. 반복적인 이완 과정은 전역적인 연속성이 얻어질 때까지 정보의 전파를 허용하며, 호환 계수의 크기에 따라 분류 결과가 많은 영향을 받는다. 제안한 확률적 이완 방법은 영상의 초기 변이 분포 특성에 따라 각 변이간의 상관관계를 결정한 후 이러한 상관 관계가 반복 처리 과정에서 변이의 연속성을 적용시킬 때 고려되도록 하였다. 영역기반 정합을 바탕으로 각 화소가 가질 수 있는 모든 가능한 변이에 대하여 초기의 확률값을 정한 후 이 확률값들을 이용하여 변이간의 상관관계를 결정하고 반복 처리 과정에서는 변이간의 상관관계인 호환 계수를 통해 주변화소들이 가지는 확률값이 후원되어 중심화소의 정합 확률을 갱신한다.

1. 정합 회로망의 구조

스테레오 정합은 좌측 영상의 한 화소와 대응되는 화소를 우측 영상에서 탐색하는 문제로 정의되며 영상 획득시 카메라의 설치 방법에 따라 대응점 후보의 수를 제한하고 정합 전략을 간략화할 수 있다. 극상선을 평행하게 하여 구한 좌·우영상에 대해 대응 화소간의 정합 가능성을 가지는 노드의 배열 형태는 그림 1과 같은 3차원적인 구조를 가진다. 그림 1에서 I축과 J축은 각각 영상의 행과 열을 나타내고, K축은 좌영상의 각 화소가 가질 수 있는 변이축이다. 변이축을 따라 각 화소마다 가능한 변이만큼의 노드를 가지며, 변이축의 각 노드 (i, j, k) 는 좌영상의 (i, j) 위치의 화소가 변이 k 를 가질 수 있는 확률값 $p_{i,j}(k)$ 를 가지게 된다.

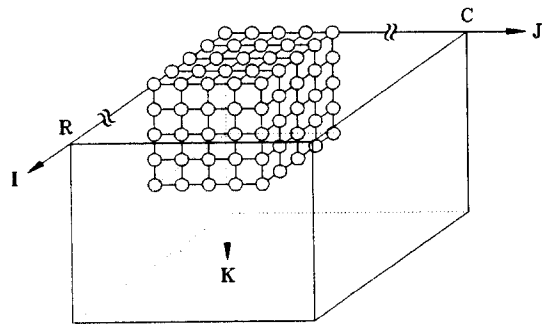


그림 1. 제안한 스테레오 정합 알고리즘의 좌표계
Fig. 1. Coordinates for the proposed stereo matching algorithm.

각 노드에 초기 확률값을 부여하기 위해서는 좌·우 영상에서 정합 후보점간의 유사도를 측정하여 각 변이에 대한 정합의 초기 확률을 구한다. 정합 후보점간의

유사도는 좌·우영상에 일정한 크기의 창을 적용하여 창에 포함되는 모든 화소들간의 명암도 절대차를

$$d_{i,j}(k) = |W_L(i,j) - W_R(i,j+k)|, \quad 0 \leq k \leq D_{\max} \quad (1)$$

을 이용하여 구한다. 여기서 $d_{i,j}(k)$ 는 좌영상의 (i, j) 화소를 중심으로 하는 창 $W_L(i,j)$ 와 우영상의 $(i, j+k)$ 화소를 중심으로 하는 창 $W_R(i,j+k)$ 내의 모든 화소간의 명암도 절대차를 나타내며, D_{\max} 는 스테레오 영상 기하학에서 고려할 수 있는 최대 변이이다.

극상선의 제한 조건에 따라 좌영상의 한 화소에 대하여 창은 우영상에서 수평 방향으로만 이동하며, 이때 우영상에서 창의 이동 크기인 k 가 좌영상의 중심화소의 변이가 된다. 좌·우영상의 두 화소간의 명암도 절대차를 구한 후 절대차의 역수로서 유사도를 결정할 수 있으며, 구해진 유사도 값을 변이축을 따라 정규화하여 좌영상의 (i, j) 화소가 우영상의 정합 후보점 $(i, j+k)$ 에 정합될 초기 확률값을 구할 수 있다. 변이 k 에 따른 (i, j) 화소의 유사도와 초기 확률값은 각각

$$s_{i,j}(k) = \frac{1}{1 + d_{i,j}(k)} \quad (2)$$

와

$$p_{i,j}^{(0)}(k) = \frac{s_{i,j}(k)}{\sum_{l=0}^{D_{\max}} s_{i,j}(l)} \quad (3)$$

을 이용하여 구할 수 있다.

2. 변이간의 호환 계수 추출

각 변이에 따른 초기 확률값을 구한 후 변이간의 상관관계를 구하기 위하여 전영상에 대해 국부적인 영역에서 각 변이의 분포를 조사한다. 구해진 각 변이간의 상관관계로부터 필요한 호환 계수를 구할 수 있다. 먼저 중심화소의 임의의 노드에 대하여 주변화소가 가지는 초기 확률값을 변이와 거리별로 각각 합한다. 이때 합해진 초기 확률값들의 크기에 따라 변이간의 호환 계수가 결정되고, 호환 계수는 반복 이완 과정에서 정합 확률값의 갱신에 영향을 미치므로 정확한 호환 계수의 추출을 위해 문턱치 이상의 값을 가지는 확률값들만 포함시킨다. 즉 초기의 정합 결과에서 어느 정도 정확한 정합이 이루어진 신뢰성 있는 변이값만을 호환 계수의 추출에 포함시키는 것이다. 중심화소의 노드 k 에 대한 주변화소의 노드 l 에 대한 확률의 합은

$$S_{k,l,r} = \sum_{i=0}^{k-1} \sum_{j=0}^{C-1} \sum_{(s,t) \in N_{i,j}} p_{s,t}^{(0)}(l),$$

$$\text{if } p_{i,j}^{(0)}(k) > Th \text{ and } p_{s,t}^{(0)}(l) > Th \quad (4)$$

으로 나타난다. 여기서 $N_{i,j}$ 는 중심화소 (i, j) 의 주변에 존재하는 화소들을 가리키며, Th 는 문턱치이다. 따라서 $S_{k,l,r}$ 는 중심화소의 변이가 k 인 노드에 대하여 거리 r 만큼 떨어진 변이가 l 인 주변 노드가 문턱치 이상인 초기 확률값을 가질 때 확률값을 모두 합한 것이다. 그리고 r 은 중심화소 (i, j) 와 주변화소 (s, t) 와의 거리로서

$$r = \max(|i-s|, |j-t|) \quad (5)$$

와 같이 주어진다.

$S_{k,l,r}$ 의 값이 클수록 변이가 k 인 노드 주위에 큰 초기 확률값을 가지는 변이가 l 인 노드가 많이 존재한다는 것을 나타낸다. 그리고 $S_{k,k,0}$ 는 거리 r 이 0이므로, 변이가 k 인 자신을 나타내며 전영상의 화소에 대하여 변이 k 에 해당하는 초기 확률값이 문턱치 Th 보다 클 경우 확률값을 모두 합한 것이다. $S_{k,k,0}$ 는

$$S_{k,k,0} = \sum_{i=0}^{k-1} \sum_{j=0}^{C-1} p_{i,j}^{(0)}(k), \text{ if } p_{i,j}^{(0)}(k) > Th \quad (6)$$

와 같이 나타낼 수 있다.

이와 같이 전영상의 화소들이 가질 수 있는 각 변이에 대해 주변의 화소들의 변이에 대한 문턱치 이상의 확률값을 모두 합한 후, 중심화소의 변이가 k 일 때 주변에 존재하는 화소들이 가질 수 있는 변이 l 의 조건부 확률을 구한다. 조건부 확률 $P_r(l|k)$ 은 전영상에 대하여 중심화소의 변이가 k 일 때 동일한 거리 r 에 있는 주변화소들이 변이 l 을 가질 확률값이며,

$$P_r(l|k) = \frac{S_{k,l,r}}{\sum_{p=0}^{D_{\max}} S_{k,p,r}} \quad (7)$$

와 같이 나타난다. $S_{k,k,0}$ 로부터 전영상에 걸쳐서 변이가 k 일 경우의 확률값 $P(k)$ 를

$$P(k) = \frac{S_{k,k,0}}{\sum_{p=0}^{D_{\max}} S_{p,p,0}} \quad (8)$$

와 같이 구할 수 있다. Bayes 정리를 이용하여 다음과 같이 $P(k|l)$ 을 구할 수 있는데 이는 주변의 화소의 변이가 l 일 때 중심화소가 변이 k 를 가질 확률을 나타내게 된다.

$$P_r(k|l) = \frac{P_r(l|k) \cdot P(k)}{P(l)} = \frac{S_{k,l,r}}{\sum_{p=0}^{D_{max}} S_{k,p,r}} \cdot \frac{S_{k,k,0}}{S_{l,l,0}} \quad (9)$$

중심화소의 변이 k 에 대하여 주변화소가 변이 l 을 가질 확률 $P_r(l|k)$ 로부터 주변화소의 변이 l 에 대한 중심화소의 변이 k 의 발생 확률인 $P_r(k|l)$ 를 구하게 되는데, 그림 2에서 빗금친 두 부분의 크기가 같다면 $P(k \cap l_1) = P(k \cap l_2)$ 이고, 중심화소의 변이에 대하여 변이 l_1 과 l_2 가 주변화소에서 발생할 확률은 $P(l_1|k) = P(l_2|k)$ 와 같이 동일하다. 그러나 변이 l_1 과 l_2 가 영상에서 독립적으로 발생할 확률 $P(l_1)$ 와 $P(l_2)$ 의 크기는 서로 다르므로, 주변화소가 변이 l_1 또는 l_2 를 가진 후 중심화소가 변이 k 를 가질 확률은 각각

$$P(k|l_1) = \frac{P(l_1|k) P(k)}{P(l_1)} \quad (10)$$

와

$$P(k|l_2) = \frac{P(l_2|k) P(k)}{P(l_2)} \quad (11)$$

이다. $P(l_1) < P(l_2)$ 이므로 $P(k|l_1) > P(k|l_2)$ 이다. 따라서 변이 l_2 보다 독립적인 발생 확률이 작은 변이 l_1 이 주변화소에 나타난 후 중심화소가 변이 k 를 가질 가능성이 크며, 이때 변이 k 는 변이 l_2 보다 변이 l_1 과 더 큰 상관관계를 가지고 있다고 할 수 있고 이러한 변이 k 와 변이 l_1, l_2 의 서로 다른 상관관계를 변이간의 호환 계수로서 표현할 수 있다. 식 (9)에서 구한 $P_r(k|l)$ 와 $P(k)$ 로부터 변이 k 와 변이 l 간의 전영상에 걸친 호환 계수 $\gamma_r(k;l)$ 을 구할 수 있는데, $P_r(k|l)$ 와 $P(k)$ 의 확률값을 비교하여 그 크기 차에 따라 구할 수 있다. 따라서 변이 k 가 독립적으로 나타날 확률 $P(k)$ 보다 주변에 변이 l 이 나타난 후 변이 k 를 가질 확률 $P_r(k|l)$ 이 크다면 변이 k 와 변이 l 의 상관관계는 높은 것이다. 반대로 변이 k 가 독립적으로 나타날 확률 $P(k)$ 보다 주변화소가 변이 l 을 가진 후 중심화소가 변이 k 를 가질 확률 $P_r(k|l)$ 이 작다면, 변이 k 는 변이 l 의 존재 유무에 영향을 적게 받으므로 두 변이 k 와 l 간의 상관관계는 낮은 것이다. 이러한 상관관계의 높고 낮음을 나타내는 호환 계수 $\gamma_r(k;l)$ 은

$$\gamma_r(k;l) = \begin{cases} \frac{1}{P_{\max} - P(k)} (P_r(k|l) - P(k)), & \text{if } P_r(k|l) > P(k) \\ \frac{1}{P(k) - P_{\min}} (P_r(k|l) - P(k)), & \text{otherwise} \end{cases} \quad (12)$$

으로부터 결정되며, 여기서 P_{\max} 와 P_{\min} 은 각각 $P_r(k|l)$ 의 최대값과 최소값이다. 호환 계수 $\gamma_r(k;l)$ 은 -1과 1 사이의 실수값을 가지며, 그림 3에서의 같이 $P_r(k|l)$ 이 $P(k)$ 보다 작다면 $\gamma_r(k;l)$ 은 두 확률값의 절대차에 비례하는 음의 값을 가지며, $P_r(k|l)$ 이 $P(k)$ 보다 크다면 $\gamma_r(k;l)$ 은 양의 값을 가지게 된다.

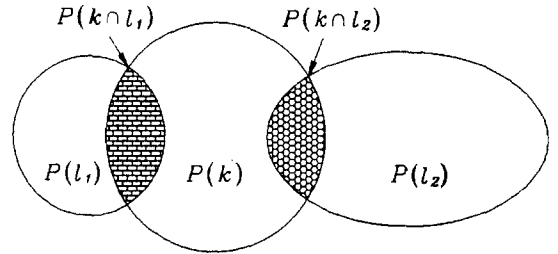


그림 2. 중심화소와 주변화소의 정합 확률
Fig. 2. Matching probabilities of center pixel and its neighborhood.

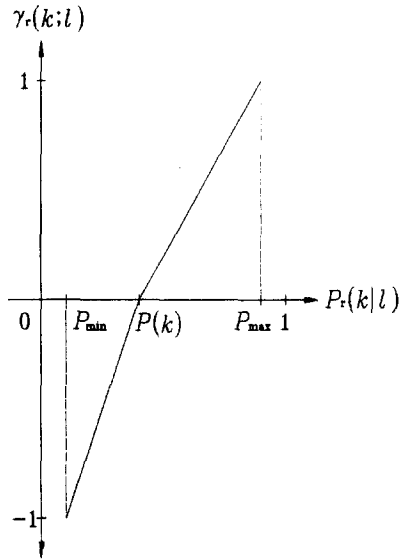


그림 3. 호환 계수의 결정
Fig. 3. Decision of compatibility coefficient.

3. 정합 확률값의 갱신

전영상에 대하여 구해진 각 변이에 대한 호환 계수 $\gamma_r(k;l)$ 와 주변 노드들의 확률값 $p_s^{(n)}(l)$ 의 곱이 중심화소의 k 번째 노드에 후원되며 이는 변이축을 따라 정규화 되어 반복 처리 단계에서 새로운 확률값을 가지게 된다.

중심화소 (i, j) 의 k 번째 노드에 대한 주변 노드들의 평균 후원 증가분은

$$q_{i,j}^{(n)}(k) = \frac{1}{N} \sum_{\substack{(s,l) \in N_i \\ (s,l) \neq (i,j)}} \sum_{l=0}^{D_{max}} \gamma_s(k;l) p_{s,l}^{(n)}(l) \quad (13)$$

이며, 여기서 N 은 주변화소의 총수이다.

각 노드가 주변 노드들로부터 받은 평균 후원 증가분은 다시 그 노드가 속한 변이층의 다른 노드들 대하여 정규화되어야 한다.

$$p_{i,j}^{(n+1)}(k) = \frac{p_{i,j}^{(n)}(k) (1 + q_{i,j}^{(n)}(k))}{\sum_{l=0}^{D_{max}} p_{i,j}^{(n)}(l) (1 + q_{i,j}^{(n)}(l))} \quad (14)$$

그림 4는 중심화소 (i, j) 에 대하여 동일한 변이를 가지는 각 노드간의 후원을 나타낸 것이다. 각 노드들은 중심화소와의 거리가 1인 경우에는 $\gamma_1(k;k)$, 화소간의 거리가 2인 경우에는 $\gamma_2(k;k)$ 를 호환 계수로 가지게 되며, 이 호환 계수들을 통하여 주변 노드의 정합 확률이 중심 노드로 후원된다.

만일 주변 노드들이 다른 변이층 l 에 속해 있다면 각각 $\gamma_1(k;l)$ 와 $\gamma_2(k;l)$ 를 통하여 중심화소를 후원하게 된다.

그림 5는 전체적인 알고리즘의 흐름도를 나타낸다. 반복 처리 과정에서 주변화소의 확률값은 호환 계수들 통해 중심화소로 후원되어 중심화소가 가지는 정합 확률을 갱신시키며, 이는 수렴할 때까지 계속된다.

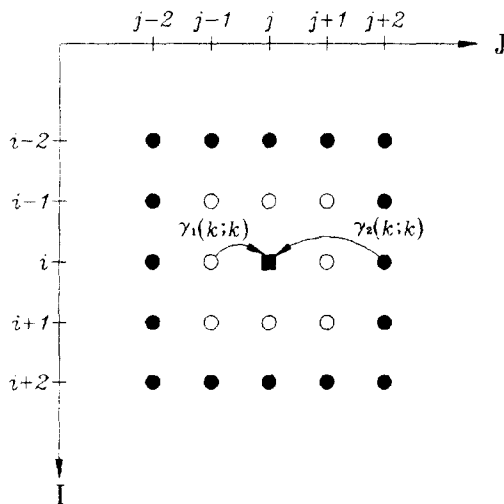


그림 4. 동일한 변이를 가진 노드간의 호환 계수들 통한 국부적인 후원

Fig. 4. Local-support through compatibility coefficients between the nodes of same disparities.

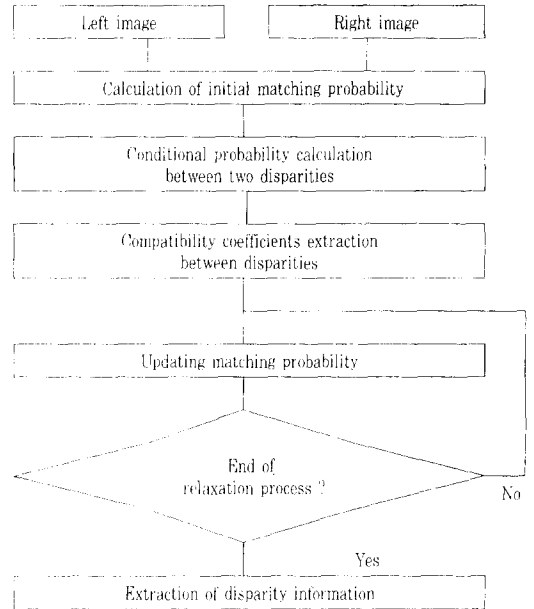


그림 5. 제안한 확률적 이완 알고리즘의 흐름도
Fig. 5. Flowchart of the proposed probabilistic relaxation algorithm.

IV. 실험 및 고찰

실험에서는 변이 형태와 무작위점의 분포 정도가 다른 여러 가지 무작위점 스테레오 영상(random-dot stereogram)과 항공 촬영한 펜타곤(pentagon) 스테레오 영상에 대하여 Barnard 등¹⁴⁾의 이완 알고리즘과 제안한 알고리즘을 적용하여 성능을 비교하였다.

1. 무작위점 스테레오 영상

무작위점 스테레오 영상은 영상의 임의의 위치에 미리 정해진 수만큼의 무작위점을 발생시켜 형성한다. 첫 실험에서 사용한 영상은 128x128의 크기를 가지며 우 영상에 10%의 점유율을 섞은 30% 무작위점 영상이다. 가장자리의 변이는 0이며 중앙 쪽으로 1, 2, 3의 변이값을 가지는 네개의 계층으로 구성되어 있다. 이와 같은 입력 영상에 대하여 주변화소의 동일한 변이층만이 중심화소를 후원하여 반복 이완 처리한 Barnard의 알고리즘과 제안한 스테레오 정합 알고리즘을 적용하여 추출된 변이 결과를 그림 6에서 비교하였다. 이때 최대 허용 변이는 4로 하였으며, Barnard의 방법과 제안한 방법은 모두 3x3 크기의 창을 사용하여 초기 정합 확률을 구하였고 반복 이완 과정에서 후원을 고려

한 주변화소들의 크기는 7x7이다. 그림 6(a)는 Barnard의 알고리즘을 실험한 결과로서 주변에 동일한 변이를 가진 노드들의 확률이 높을 경우 그들의 후원을 받아 초기의 오정합이 수정되기는 하나 두 변이가 만나는 경계 부분, 특히 꼭지점 등에서 두 변이영역에 포함된 주변화소의 수에 있어서 차이가 많은 경우에는 화소 수를 많이 가진 변이쪽의 후원을 받아 열화 현상이 일어난다. 그림 6(b)는 제안한 확률적 이완 알고리즘을 적용한 결과이다. 기존의 알고리즘에 비해 변이영역간의 꼭지점 부분에서의 열화 현상이 감소되었다. 반복 이완 처리 과정에서 영상 전체의 화소수의 95%에 해당되는 화소가 정합되었을 경우 반복 과정을 마치고 하였으며, 그림 6(a)는 15회 반복 이완 처리한 결과이며, 제안한 알고리즘은 6회의 반복 처리 회수를 가진다.

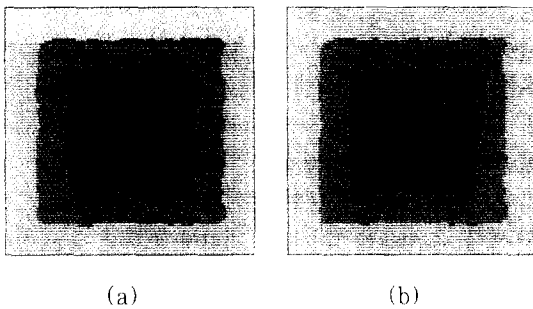


그림 6. 30% 무작위점 스테레오 영상에 대한 정합 결과
 (a) Barnard의 알고리즘 (b) 제안한 알고리즘
 Fig. 6. Matching results of 30% random-dot stereogram.
 (a) by Barnard's algorithm; (b) by the proposed algorithm.

그림 7은 변이가 증가할 경우 제안한 알고리즘의 성능을 알아보기 위하여 배경으로부터 중심으로 각각 0, 2, 4, 그리고 6의 변이를 가지며 20%의 잡음을 첨가한 50% 무작위점 스테레오 영상에 대한 정합 결과이다. 최대 허용 변이는 7로 두었으며 앞의 실험 결과와 마찬가지로 기존의 방법들에 비해 제안한 알고리즘의 정합 결과가 경계선 부분에서의 열화 현상과 오정합이 감소되었으며, 각 변이영역의 형태가 올바른 것을 볼 수 있다. 반복 이완 처리 횟수는 기존의 방법이 19회이며, 제안한 방법은 9회의 반복 처리 회수를 가진다.

다음은 변이영역의 형태가 삼각형 모양과 같이 날카

로운 형태를 가질 경우 변이영역간 경계 부분에서의 정합 결과를 비교하기 위해 무영상에 20%의 잡음을 첨가한 50%의 밀도를 가지는 무작위점 스테레오 영상을 사용하였다.

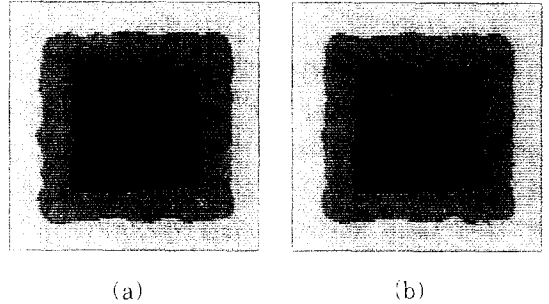


그림 7. 50% 무작위점 스테레오 영상에 대한 정합 결과
 (a) Barnard의 알고리즘 (b) 제안한 알고리즘
 Fig. 7. Matching results of 50% random-dot stereogram.
 (a) by Barnard's algorithm; (b) by the proposed algorithm.

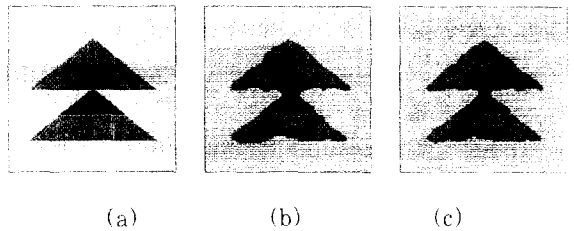


그림 8. 삼각형 형태의 50% 무작위점 스테레오 영상의 정합 결과 (a) 기준 변이 영상 (b) Barnard의 알고리즘 (c) 제안한 알고리즘
 Fig. 8. Matching results of 50% random-dot stereogram with triangle shape.
 (a) reference disparity image; (b) by Barnard's algorithm; (c) by the proposed algorithm.

변이의 분포는 배경으로부터 중앙으로 0, 1, 2의 세 개의 변이층을 가진다. 이상적인 정합의 결과는 그림 8(a)와 같이 검은 부분은 변이 2의 영역, 회색 부분은 변이 1, 그리고 배경은 변이 0을 가지게 된다. 첨가한 잡음으로 인해 두 결과 영상 모두 많은 열화 현상과 오정합을 포함하고 있다. 그러나 제안한 알고리즘을 적용한 결과가 기존의 알고리즘에 비해 두 삼각형이 만나는 경계 부분과 아래, 위 삼각형의 밑변의 양쪽지점

부분에서 열화 현상이 현저히 감소된 것을 볼 수 있다. 기존의 정합 방법은 초기에 발생한 오류들이 묻쳐져 있는 경우 반복 과정에서 서로를 후원하고, 가까운 거리에 해당 변이의 영역이 존재할 경우 소멸되지 않는다. 또한 동일한 변이를 가지는 화소수가 많을 경우 다른 변이영역과 어느 정도 화소수의 균형을 이룰 때까지 계속해서 열화되는 현상이 나타나게 된다.

시각적인 실험 결과의 비교 외에도 기존의 이완 알고리즘과 제안한 알고리즘의 객관적인 성능 평가를 위해 이상적인 변이값과 실제 정합 결과의 변이값 사이의 MSE(mean squared error)와 SAE(sum of absolute error)를 표 1에서 비교하였다. 또 입력 영상에 대하여 최대 탐색 영역을 달리하면서 기존의 알고리즘들과 제안한 알고리즘의 1회 반복 처리에 소요되는 평균 시간을 표 2에 나타내었다. 59.1 MIPS의 수행 속도를 가지는 SUN SPARC Classic 워크 스테이션에서 각 알고리즘을 수행하였으며, 제안한 알고리즘은 모든 변이층의 주변화소를 모두 고려하므로 Barnard의 알고리즘에 비해 연산 시간이 많이 소요된다. 그러나 수렴하는 반복 횟수가 적어 전체적인 회로망의 동작에 필요한 시간은 적어진다.

표 1. 여러 가지 무작위점 영상들에 대한 정합 결과

Table 1. The results for various random-dot stereograms.

| Image | Noise | Disparity | Barnard | | | Proposed | | |
|---------------------------|-------|-----------|---------|-------|-------|----------|-------|-------|
| | | | MSE | SAE | Iter. | MSE | SAE | Iter. |
| 30% RDS | 10% | 0.1.2.3 | 0.0220 | 360 | 15 | 0.0217 | 352 | 6 |
| 50% RDS (Rectangle-shape) | 20% | 0.2.4.6 | 0.2542 | 2,096 | 19 | 0.2191 | 1,751 | 9 |
| 50% RDS (Triangle-shape) | 20% | 0.1.2 | 0.0474 | 581 | 11 | 0.0387 | 462 | 6 |

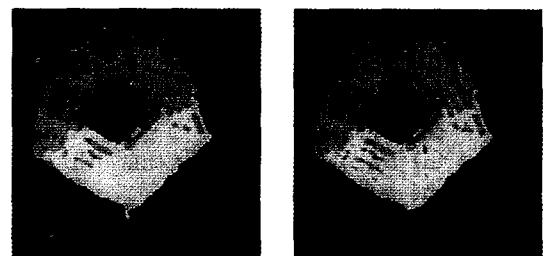
표 2. 최대 변이값에 따른 각 알고리즘의 1회 반복 처리 시간 비교

Table 2. Time comparison of each algorithm required for one iteration with maximum disparities.

| Algorithm | Maximum disparity(D_{max}) | | |
|-----------|--------------------------------|--------|--------|
| | 3 | 4 | 7 |
| Barnard's | 8 sec | 10 sec | 15 sec |
| Proposed | 11 sec | 15 sec | 33 sec |

2. 실영상

실영상에 대한 제안한 알고리즘의 적용을 위해 256x256 크기의 펜타곤 스테레오 영상을 사용하였다. 무작위점 스테레오 영상의 정합 결과에서 제안한 알고리즘은 잡음의 영향에도 변이의 경계선 부분에서의 열화 현상이 감소되며 비교적 정확한 변이 결과를 추출하였다. 또한 영상의 크기에 비해 특정한 변이영역이 차지하는 면적이 작은 경우 그 변이영역은 소멸하는 것을 볼 수 있었다. 기존의 알고리즘들과 제안한 알고리즘을 펜타곤 영상에 적용하여 반복 이완 처리한 정합 결과를 그림 9에 나타내었다. 그림 9(a)는 Barnard의 알고리즘을 12회 반복 처리한 정합 결과로서 건물의 상단 부분과 하단 부분에서 배경과의 경계 부분에 심한 열화 현상이 일어나 올바른 건물의 형태를 이루지 못하는 것을 볼 수 있다. 제안한 알고리즘을 적용하여 5회 반복 처리한 정합 결과인 그림 9(b)에서는 기존의 알고리즘들이 가지는 열화 현상이 감소되어 비교적 반듯한 건물의 형태를 얻을 수 있었다. 또한 건물의 우측 부분에서도 건물이 존재하는 세밀한 형태도 잘 표현하고 있으며, 영상의 오른쪽 위에 위치하는 다리와 우측의 도로에 대한 변이도 잘 표현한 것을 볼 수 있다. 실험에서 1회 반복 처리에 소요된 평균 시간은 기존의 알고리즘들이 40초, 제안한 알고리즘은 60초 가량이다.



(a) (b)

그림 9. 제안한 알고리즘을 적용한 정합 결과 (a) Barnard의 방법 (b) 제안한 방법

Fig. 9. Matching results of the Pentagon stereogram:

(a) by Barnard's method; (b) by the proposed method.

V. 결론

본 논문에서는 입력 영상의 변이 분포 특성으로부터

변이영역간의 관계를 구하고 이를 적용적인 화소간의 후원에 이용한 확률적 이완 방법을 제안하였는데, 영역 기반 스테레오 정합에서 변이간의 경계 부분에서 발생하는 열화 현상을 감소시키고 정합의 성능을 향상시킬 수 있었다. 따라서 반복 이완 과정에서 호환 계수의 크기에 따라 주변화소의 정합 확률을 선택적으로 받아들여 중심화소의 정합 확률을 갱신시킬 수 있다. 또한 기존의 방법과는 달리 제안한 방법에서는 모든 변이층간의 후원이 호환 계수의 크기에 따라 선택적으로 이루어져 각 변이영역이 빠른 속도로 수렴하였으며, 특히 최대 변이가 증가하고 잡음이 많이 섞인 경우에도 좋은 정합 결과를 얻을 수 있었다.

제안한 방법은 병렬 처리가 가능하여 많은 연산량을 빠른 시간에 처리할 수가 있으나 탐색 영역의 확장이 요구되는 실제 환경에서는 영상의 최대 변이값이 크고 잡음이 많이 첨가되어 오류가 발생할 수 있으므로 보다 정확한 호환 계수를 결정하는 방법이 필요하며, 또한 전영상에 대해 동일한 호환 계수의 적용보다 국부적인 영역에서 변이간의 상관관계를 적용하는 방법에 대한 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] D. Marr, *Vision*, W. H. Freeman and Co., San Francisco, 1982.
- [2] D. H. Ballard and C. M. Brown, *Computer Vision*, New Jersey, Prentice Hall, 1982.
- [3] U. R. Dhond and J. K. Aggarwal, "Structure from Stereo - A Review," *IEEE Trans. on Sys. Man and Cybern.*, vol. 19, no. 6, pp. 1489-1510, 1989.
- [4] D. Marr and T. Poggio, "Cooperative Computation of Stereo Disparity," *Science*, vol. 194, pp. 283-287, 1976.
- [5] R. M. Haralick and L. G. Shapiro, *Computer and Robot Vision*, Addison-Wesley Publishing Co., 1993.
- [6] K. L. Boyer and A. C. Kak, "Structural Stereopsis for 3-D Vision," *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 10, no. 2, pp. 144-166, Mar. 1988.
- [7] W. Hoff and N. Ahuja, "Surfaces from Stereo: Integrating Feature Matching, Disparity Estimation, and Contour Detection," *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 11, no. 2, pp. 121-136, Feb. 1989.
- [8] W. E. L. Grimson, "Computational Experiments with a Feature Based Stereo Algorithm," *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 7, no. 1, pp. 17-34, Jan. 1985.
- [9] S. B. Pollard, J. E. W. Mayhew, and J. P. Frisby, "PMF: A Stereo Correspondence Algorithm Using a Disparity Gradient Limit," *Perception*, vol. 14, pp. 449-470, 1985.
- [10] K. Prazdny, "Detection of Binocular Disparities," *Biological Cybern.*, vol. 52, pp. 93-99, 1985.
- [11] T. Kanade and M. Okutomi, "A Stereo Matching Algorithm with An Adaptive Window: Theory and Experiment," *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 16, no. 9, pp. 920-932, Sep. 1994.
- [12] A. Rosenfeld and A. C. Kak, *Digital Picture Processing*, Academic Press, 1982.
- [13] A. Rosenfeld, R. A. Hummel, and S. W. Zucker, "Scene Labeling by Relaxation Operations," *IEEE Trans. on Sys. Man and Cybern.*, vol. 6, pp. 420-443, 1976.
- [14] S. T. Barnard and W. B. Thompson, "Disparity Analysis of Images," *IEEE Trans. on PAMI*, vol. 2, no. 4, pp. 333-340, Jul. 1980.

— 저 자 소 개 —

都 敬 勳(正會員) 第 32卷 B編 第 12號 參照

1995년 8월 경북대학교 전자공학과
졸업(공학박사) 현재 동서공과 대학
전임강사

金 容 奭(正會員) 第 32卷 B編 第 12號 參照

1996년 2월 경북대학교 전자공학
과 박사과정 수료

河 永 浩(正會員) 第 32卷 B編 第 12號 參照

현재 경북대학교 공과대학 전자·전
기공학부 교수