

論文97-34S-9-13

# 정합 문제 해결을 위한 가능성도 기반의 이완 처리 알고리즘

## (Relaxation Algorithm to Solve Correspondence Problem based on Possibility Distribution)

韓圭必\*, 金容奭\*, 朴英植\*, 宋根遠\*, 河永浩\*

(Kyu-Phil Han, Yong-Suk Kim, Young-Sik Park, Kun-Weon Song, and Yeong-Ho Ha)

### 요 약

정합 문제를 효율적으로 해결하기 위해서 정합 오차와 오차의 통계적 분포에 기반한 가능성도 함수를 사용하는 이완 처리 알고리즘을 제안하였다. 이 방법은 변이의 연속성을 변경함으로써 블럭, 특징, 영역기반의 정합방법에 모두 적용 가능하다. 제안된 방법은 변환과정과 반복 처리 과정으로 이루어져 있으며 변환 과정에서는 특정 방법으로 정합된 오차의 통계적 특성을 고려한 소속함수에 의해 가능성 값으로 변환되어지고 가능성에 기반한 변이의 연속성, 유일성 그리고 불연속 보정 인자에 의해서 반복 이완 처리가 이루어진다. 기존의 방법과는 달리 불연속 보정 인자의 사용으로 변이의 경계 부분에서 침식이 감소되었고, 이완 처리를 계속하여도 몽롱화가 과도하게 이루어지지 않는다. 또한 잡음에 강하고 반복 형태가 있는 영상에서도 정확한 변이 값을 찾을 수 있었으며 수렴 속도와 결과가 개선되었다.

### Abstract

A new relaxation algorithm based on distribution of matched errors and possibility is proposed to solve efficiently correspondence problem. This algorithm can be applied to various methods, such as BMA, feature-, and region-based matching methods, by modifying its smoothness function. It consists of two stages which are transformation and iteration process. In transformation stage, the errors obtained by any matching algorithm are transformed to possibility values according to these statistical distribution. Each grade of possibility is updated by some constraints which are defined as smoothness, uniqueness, and discontinuity factor in iteration stage. The discontinuity factor is used to reserve discontinuity of disparity. In conventional methods, it is difficult to find proper weights and stop condition, because only two factors, smoothness and uniqueness, have been used. However, in the proposed method, the more iteration is applied, the more smoothing is not occurred because of discontinuity factor. And it is effective to the various images, even if the image has a severe noise and repeating patterns. In addition, it is shown that the convergence rate and the quality of output are improved.

### I. 서 론

스테레오 시각, 스테레오 영상 압축과 같은 정합 환

경에서 직면한 문제는 두 장이나 여러 장의 영상에서 정확한 변이(disparity)를 추정하는데 있다. 변이 추정의 목적은 서로 다른 위치에서 동시에 획득된 두 개의 영상으로부터 3차원 거리 정보를 추출하는데 있으므로 처리 속도보다는 정확한 결과를 산출하는 방법에 주된 관심이 있었다. 그러나 스테레오 영상 압축에서는 정

\* 正會員, 慶北大學校 電子工學科

(Dept. of Elec. Eng., Kyungpook Nat'l Univ.)

接受日字: 1997年4月10日, 수정완료일: 1997年7月25日

합 결과 뿐만 아니라 처리 속도의 개선에 관한 연구가 이루어지고 있다. 이들 분야는 레이저나 초음파와 같은 신호를 이용해서 거리를 측정하는 능동적인 방법보다 환경의 제약을 적게 받기 때문에 널리 사용되고 있다. 이 방법들에는 밝기<sup>[1]</sup>, 특징<sup>[2]</sup>, 영역<sup>[3]</sup>, 위상기반<sup>[4,5]</sup>, 그리고 이들을 조합한 복합 방법 등이 있다. 그러나 이들은 접근 방법의 차이에 따라서 특성이 조금씩 다르나 근본적으로 정합 오차를 줄이기 위해서는 후 처리 과정을 수행하여야만 한다. 그러므로 상기 방법에 모두 적용가능하고 성능이 우수하며 구현이 용이한 후 처리 방법이 요구되어진다.

지금까지 신호 정합에서 가장 효과적인 방법으로 알려진 것이 적응 창틀(adaptive windowing)<sup>[6]</sup>과 이완 처리(relaxation)<sup>[7,8]</sup> 방법이다. 전자는 정합을 효과적으로 수행하기 위해서 잡음과 신호의 분산을 고려해서 최적의 정합 창틀을 만들어 내는데 있다. 그러나 이 방법은 정합 성능이 우수하지만 모든 위치에서 창의 모양과 크기가 달라지므로 계산시간이 많이 소요되고 하드웨어로 구현하기가 거의 불가능하다는 단점을 가지고 있다. 이와 반대로 후자는 일종의 후 처리 방법이므로 정합 방법에 큰 영향을 받지 않고 신경회로망으로 구현될 경우에는 하드웨어 구현이 용이하다는 장점이 있다.

본 논문에서는 여러 변이 추정방법에 동시에 사용될 수 있는 이완 처리 알고리즘을 위해서 정합 방법에 따라 연속성 제약 조건을 변화시켰고 변이 경계부분의 침식을 막기 위해서 불연속 보정 인자를 새로이 제안하였다. 또한, 정합 오차의 통계적 특성을 고려하여 각 오차를 정합 되어질 가능성으로 변환시켰으며 이완 처리과정에서 현재 노드의 가능성도 변화분을 주변 화소의 가능성 함수로 표현하였다. 그리고 계산 시간을 줄이고 세밀한 변이를 구하기 위해서 3×3 창으로 정합을 행하였고 다른 처리과정 없이 이완처리만을 수행하였다. 이완처리의 성능을 평가하기 위해서 여러 영상에 적용해본 결과, 본 방법은 잡음에 강하며 이완처리를 계속 행하여도 수렴된 변이는 변하지 않았으며 제약 조건의 가중치에 대한 의존도를 줄일 수 있었다.

## II. 제안한 이완 처리 알고리즘

보편적으로 변이가 변하는 영역에서는 작은 창으로 변이가 평탄한 영역에서는 큰 창으로 정합을 하는 것

이 성능 면에서 우수하다.<sup>[6]</sup> 왜냐하면 정합이라는 것은 다른 영역과의 차이를 충분히 구별할 수 있을 때 오차가 작아지게 되고, 대부분의 경우 변이가 변하는 곳에서 밝기 정보가 바뀌므로 변이가 변하는 곳에서 큰 창을 사용하면 주변의 정보와 같이 평탄화되는 경향이 발생한다. 반대로 변화가 심하지 않은 곳에서 작은 창을 사용하면 작은 밝기 값의 변화에 민감하게 반응하므로 잡음에 약한 단점이 있기 때문이다. 그러나 잡음의 영향을 줄이기 위해서 큰 창을 정합에 사용하면 정확한 변이를 얻지 못하게 된다. 본 연구에서는 3×3의 작은 창을 이용하여 정합을 수행하고 이완처리로서 정합 오차를 줄이는 방법을 택하였다.

정합에 사용된 거리 측도(distance measure)는 L2(2-norm) 기반의 MSE(mean of squared error)보다 통계적 특성이 우수한 L1(1-norm) 기반의 MAD(mean of absolute difference)를 이용하였다.<sup>[9]</sup> 특정 방법으로 정합된 정합 오차들은 자기 화소의 정합에 사용된 창틀의 크기에 의해 정규화 되어져 각각의 정합 가능성 값으로 변환되어지는데, 이 변환에 사용되어지는 소속 함수(membership function)는 distance의 통계적인 특성을 고려하여야만 한다. 그러나 이것을 고려하기 위해서는 영상의 크기에 고려 변이 폭을 곱한 갯수의 distance를 계산하여야하기 때문에 계산 시간과 메모리가 많이 필요하게 된다. 그러므로 본 논문에서는 오차의 확률 분포를 실험적으로 추정하여 평균과 평균의 제곱만을 누적하여 변환에 사용될 소속 함수를 구하였고 이 함수를 사용하여 정합 오차들을 가능성 값으로 변환하였다.<sup>[10]</sup> 이렇게 변환된 가능성들은 정합 오차에 의존하는 연속성(smoothness)과 유일성(uniqueness)의 함수와 현재 변이상태에 의존하는 불연속 보정 인자(discontinuity factor)에 의해 변화되어지고 변이가 수렴되면 이완처리를 종료하게 된다.

### 1. 오차의 분포

정합 과정에서 각 화소는 최소 거리를 가지는 변이를 선택하므로 작은 값을 가지는 오차의 빈도수가 높으며, 또한 거리 측도를

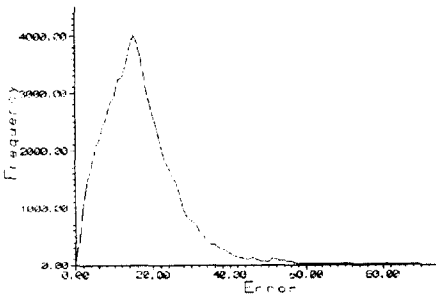
$$d = \frac{1}{N} \sum_{(x,y) \in W} |I_1(x,y) - I_2(x,y)| \quad (1)$$

와 같이 MAD(mean of absolute difference)를 사

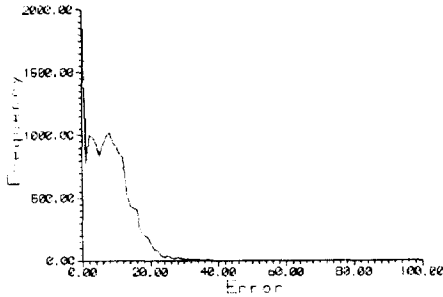
용하면 근사적으로 Gaussian 확률 밀도 함수와 Laplacian 확률 밀도 함수의 중간 형태인 Rayleigh 확률 밀도 함수로 간주할 수 있다.

$$f_D(d) = \frac{d}{\sigma^2} \exp\left(-\frac{d^2}{2\sigma^2}\right), \quad d > 0 \quad (2)$$

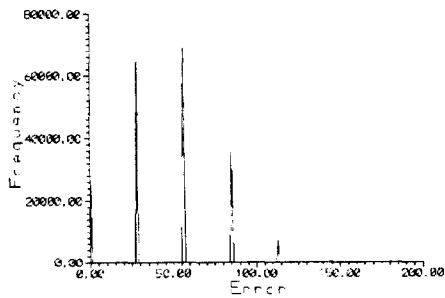
은 분산이  $\sigma^2$  인 Rayleigh의 확률 밀도 함수를 나타내며 그림 1은 실영상과 합성영상에서의 정합 오차의 분포를 나타낸다.



(a)



(b)



(c)

그림 1. 창 크기가 3×3일 때 실 영상과 합성 영상에서의 오차 분포 (a) “Pentagon” 영상 (b) “Stripe” 영상 (c) 30% random dot 영상

Fig. 1. Distributions of matched errors using 3×3 window. (a) “Pentagon” image (b) “Stripe” image (c) 30% random dot image.

그림 1의 (c)는 사용된 창의 크기가 작고 30% 무작위 영상의 밝기 값이 0과 255만이 존재하기 때문에 변량의 분포가 이산적으로 나타난다. 창의 크기가 커지고 영상의 값이 무작위 하면 central limit theory 처럼 연속적인 분포를 나타낸다. 이들 예에서 보는 것과 같이 거리 측도로서 MAD를 사용하고 최소 오차 점을 정합점으로 선택한다면 정합 오차는 Rayleigh 분포를 가진다는 결론을 내릴 수 있다.

2. 변환 과정

특정 방법으로 정합된 오차들은 sigmoid 형태의 소속 함수에 의해 가능성 값으로 변환되어진다. 오차의 평균이 정합 가능성 수치 0.5로 오차 “0”은 1로 “∞”는 0으로 각각 대응되어지게 소속 함수를 정의하였다. 그리고 가능성치 0.1과 0.9는 누적 분포의 90%와 10% 점이 대응되게 하였기 때문에 평균을 중심으로 서로 다른 차수의 sigmoid 함수를 가지게 된다. Rayleigh 분포의 평균이  $1.18\sigma$ 에 있으므로 소속 함수는

$$h_d(d) = \frac{1}{1 + \exp[\lambda_i(d - 1.18\sigma)]}, \quad i=1,2 \quad (3)$$

와 같이 표현된다. Rayleigh 누적분포의 0.1과 0.9에 대응되는 점은 각각  $0.32\sigma$ 와  $2.30\sigma$ 에 있으므로 간단하게 두 sigmoid 함수의 차수를 구할 수 있다.  $i=1$ 일 때의 차수는 누적 분포의  $0.32\sigma$ 에 해당되는 값이 가능성 0.9에 해당되므로

$$\frac{1}{1 + \exp[\lambda_1(0.32\sigma - 1.18\sigma)]} = 0.9 \quad (4)$$

$$\lambda_1 = \frac{\ln 9}{0.86\sigma}$$

으로 계산할 수 있고,  $i=2$ 일 때의 차수는 누적 분포의  $2.30\sigma$ 가 가능성 0.1에 해당되므로

$$\frac{1}{1 + \exp[\lambda_2(2.30\sigma - 1.18\sigma)]} = 0.1 \quad (5)$$

$$\lambda_2 = \frac{\ln 9}{1.12\sigma}$$

으로 구할 수 있다. 그러므로 정합 오차의 통계적 특성을 구하기 위해서 모든 오차들을 이용하여 분포를 계산할 필요가 없고 오차의 누적값과 오차 제곱의 누적값만으로 분산을 계산하여 정합 오차의 분포를 구한다. 이와 같은 방법을 이용하면 오차의 근사적 분포와

이 분포에 기반한 가능성도 변환 함수를 용이하게 계산할 수 있다. 그림 2는 정합 오차가 가능성 값으로 변환되는 과정을 보여준다.

Distance의 비대칭 성으로 인한 소속 함수의 서로 다른 차수는 변환되어질 가능성 값이 어느 정도 균일한 분포를 갖게 만들어 준다.

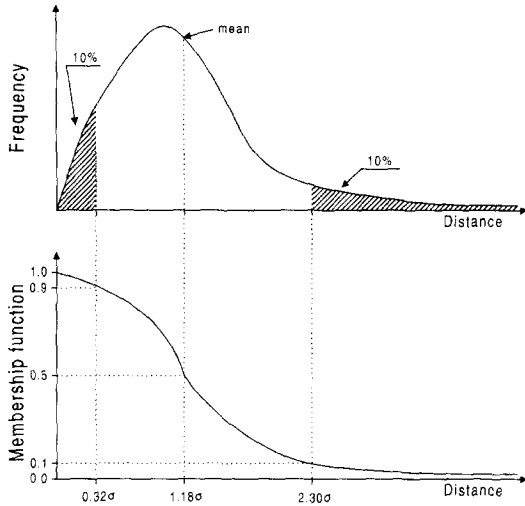


그림 2. 변환에 사용된 소속 함수  
Fig. 2. Graphical representation of membership function.

3. 반복처리 과정

정합 오차들이 소속 함수에 의해 가능성 값으로 변환된 후 반복 처리 과정을 거치기 위해서 그림 3과 같은 신경회로망에 초기 노드 값으로 저장된다.

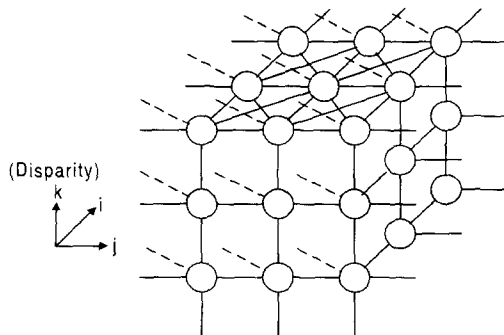


그림 3. 반복처리에 사용된 신경망 모델  
Fig. 3. Neural network model for iteration process.

여기서,  $i$ 와  $j$ 는 영상의 행과 열을  $k$ 는 변이 축을 각각 나타낸다.

노드  $(i, j, k)$ 에서 개선되어지는 가능성 값은

$$\Pi^{t+1}(i, j, k) = \Pi^t(i, j, k) + N_s(i, j, k) + N_u(i, j, k) + N_d(i, j, k) \quad (6)$$

와 같이 제약 조건에 기반한 세 항과 현재의 가능성 값의 합으로 표현된다. 여기서,  $\Pi^t$ 는  $t$  번째 이완 처리 단계에서의 가능성 값이고,  $N_s$ ,  $N_u$ ,  $N_d$ 는 현재 노드의 연속성, 유일성, 불연속성 함수를 각각 나타낸다. 먼저 유사성 측도(similarity measure)에 기반한 연속성 함수(smoothness function)는

$$N_s(i, j, k) = w_s \left[ \frac{1}{N_e} \sum_{i=-m}^m \sum_{j=-m}^m \Pi^t(i, j, k) \right], \quad i, j, k \neq 0 \quad (7)$$

로 표현되어지는데, 이 수식은 “현재 노드의 변이는 주변화소의 변이와 유사하다”는 것에 기반하기 때문에 인접한 화소의 가능성 값이 크다면 자신의 가능성도 크게 되므로 이 함수는 현재 노드의 가능성 값을 증가시키는 활성 입력(excitatory input)으로 작용하게 된다. 여기서,  $w_s$ ,  $N_e$ ,  $m$ 은 연속성 함수의 가중치, 활성 입력의 갯수, 탐색영역의 범위를 각각 나타낸다. 그리고 이 함수는 정합 방법에 따라서 변경되어질 수 있다. 예를 들어 경계선을 이용하여 정합을 할 경우, 활성 입력의 집합은 경계선에 포함되는 노드만 연속성 제약 조건의 함수에 고려되고 나머지 노드의 연결 고리는 끊어지게 된다. 그리고 영역, 객체, 그리고 분할 기반의 정합 방법을 이용하여 정합을 하면 같은 영역, 객체, 그리고 분할에 포함된 노드만이 활성 입력이 된다. 그러므로 변이 연속성 함수를 변경함으로써 여러 정합법에 적용시킬 수 있다.

식(6)의 세 번째 항인 유일성 함수(uniqueness function)는 “한 개의 점이 두 개 이상의 점에 대응될 수 없다”는 유일성에 기반하기 때문에 변이 축에서의 다른 노드의 가능성 값은 현재 노드에 억제 입력(inhibitory input)으로 작용하게 된다. 다시 말해서 영상의  $i, j$  점이 변이  $k+1$ 에 정합될 가능성이 크다면  $k$ 의 정합 가능성은 작아져야 한다. 그러므로 같은  $i, j$  값을 갖는 변이축의 다른 요소들은 서로의 가능성을 줄이는 역할을 한다. 본 논문에 사용된 유일성 함수는

$$N_u(i, j, k) = -w_u \left[ \frac{1}{N_i} \sum_{k=-m}^m \Pi^t(i, j, k) \right], \quad i, j, k \neq 0 \quad (8)$$

으로 정의하였고, 여기서  $w_u$ 는 유일성의 가중치이고  $N_i$ 는 억제 입력 노드의 갯수를 나타낸다.

마지막으로 불연속성 함수(discontinuity function)는 반복 처리가 거듭됨에 따라 변이가 너무 완만해 지는 것을 방지하기 위해서 현재 반복수행에서 변이의 생존 가능성(survival possibility)을 나타내는 항으로 초기의 정합 오차에 의존하는 것이 아니라 현재 상태의 변이를 고려한 함수이다. 기존의 알고리즘에서는 이 항이 없었기 때문에 반복 이완처리를 계속 수행함에 따라 변이가 침식되므로 적당한 시점에서 강제적으로 수행을 종료하여야 했고 각 제약조건의 가중치를 선정하기가 상당히 어려웠다.<sup>[8]</sup> 그러나 이 항은 현재 노드가 변이 경계선에 있어도 생존 가능성이 크면 노드의 가능성 값이 감소되지 않기 때문에 반복수행을 30회 이상 수행하여도 변이 가장자리의 값이 침식되지 않는다. 이 함수는 간단하게 주변화소에서 최대가능성을 갖는 노드가 많으면 자신이 생존할 가능성도 크기 때문에 단순한 문턱치를 사용하여

$$N_d(i, j, k) = \begin{cases} w_d, & N_k^t(i, j, k) \geq T \\ -w_d, & N_k^t(i, j, k) < T \end{cases} \quad (9)$$

와 같이 표현되어질 수 있다. 여기서  $N_k^t$ 는  $t$  번째 반복 수행에서 주변 화소 중 변이 방향으로 최대의 가능성을 갖는 화소의 수를 나타낸다. 만약 같은 변이 층에서 최대 가능성을 갖는 화소의 수가 문턱치  $T$  이상이면 양의 생존 가능성을 갖고 그렇지 않다면 음의 가능성 값을 가질 것이다. 이것은 변이의 불연속면 뿐만 아니라 모든 점에서 주변 값에 의한 자기 화소의 생존 가능성을 나타낸다고 볼 수 있다. 그리고  $w_d$ 는 불연속성의 가중치이다. 식(9)는 가중치만의 함수가 아니라 signum 함수에 가중치가 곱해진 형태이다. 그리고 이 함수는 1차 선형 함수나 sigmoid 함수 등과 같은 단조 증가 함수로 대체될 수 있다. 그림 4(a)에서 보는 바와 같이 창의 크기가 3×3일 때는 각 모서리가 생존하기 위해서는 문턱치가 4가 되어야 한다는 것을 보여주고 있다. 그리고 모서리가 아닌 곳에서는 단순히 최대 가능성을 갖는 화소가 자신을 포함하여 문턱치 이상이면 양의 생존성을 가지게 된다. 그러므로 문턱치

$$T = \{ (W-1)/2 + 1 \}^2 \quad (10)$$

로 정의하였다. 여기서  $W$ 는 1차원 방향의 창 크기를

나타낸다. 그리고 그림 5는 고려 창의 크기가 5×5일 때의 활성 및 억제 입력으로 작용하는 노드를 나타낸 것이다.

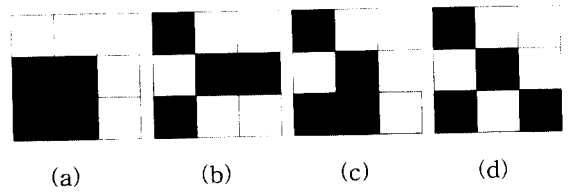


그림 4. 창의 크기가 3×3일 때 양의 생존 가능성을 갖는 예

Fig. 4. Examples which have positive survival possibility.

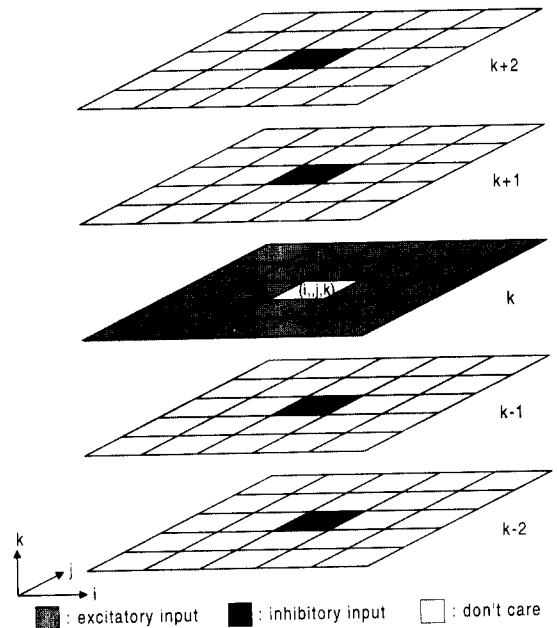


그림 5. 이완 처리에서의 연결 상태도(창의 크기: 5×5)

Fig. 5. Connection diagram in iteration stage(mask size: 5×5).

반복처리에서 현재 노드의 값은 식(6)과 같이 제약 조건의 세 함수에 의해 계속 갱신되어진다. 그리고 각 반복 처리에서 최소 변이를 계산한 후 이전의 변이와 비교해서 변화가 없으면 반복처리를 종료하게 된다.

### III. 실험 결과

실험에 사용된 영상은 스테레오 정합에 주로 사용되는 세 개의 합성 영상과 "pentagon" 영상이다. 그림

6과 7은 RDS(random dot stereogram)이고 그림 8은 주기적인 형태가 반복되는 "stripe" 영상이다. 이들 영상의 특징과 잡음 형태 그리고 정합 방법 등은 표 1에 나타나 있다.

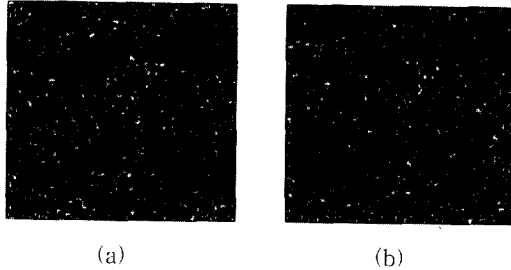


그림 6. 30% RDS 영상 (a) 우 영상 (b) 10% 무작위 잡음이 실린 좌 영상  
 Fig. 6. 30% random dot stereogram. (a) Left image (b) Right image of which 10% dots are decorrelated by random noise.

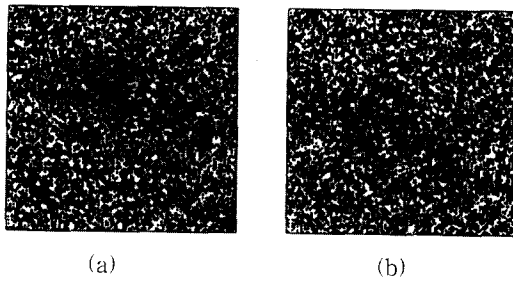


그림 7. 50% RDS 영상 (a) 우 영상 (b) 20% 무작위 잡음이 실린 좌 영상  
 Fig. 7. 50% random dot stereogram. (a) Left image (b) Right image with 20% random noise.

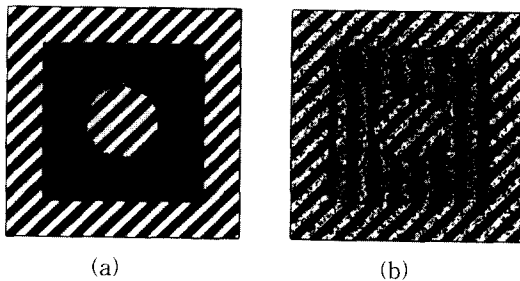
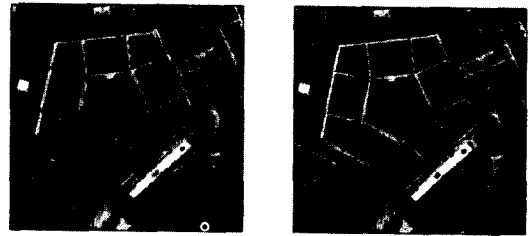


그림 8. "Stripe" 영상 (a) 우 영상 (b) Gaussian 잡음이 실린 좌 영상( $\sigma=50$ )  
 Fig. 8. "Stripe" stereogram. (a) Left image (b) Right image with white Gaussian noise( $\sigma=50$ )



(a) (b)  
 그림 9. "Pentagon" 영상 (a) 우 영상 (b) 좌 영상  
 Fig. 9. "Pentagon" image pair. (a) Left image (b) Right image.

그리고 "pentagon" 영상에 사용된 정합 방법은 경계선과 영역기반 정합 방법을 동시에 사용하였다. 먼저 경계선 정합을 먼저하고 그 이후 영역정합을 행하였다.<sup>[10]</sup> 그림 8과 9는 여기에 사용된 특징 영상들이다. 정합을 행한 후 이완처리 과정에서 현재 노드가 경계선이면 주변화소 중에서 경계선에 해당되는 노드만이 활성 입력으로 작용하고 영역에 속한다면 같은 영역의 노드들이 활성 입력으로 작용하게 하였다.

표 1. 실험 영상에 대한 정합의 주요 정보  
 Table 1. Properties of experimental images.

Items	30% RDS	50% RDS	"Stripe" image	"Pentagon" image
image size	128×128	128×128	128×128	512×512
noise type	10% random noise	20% random noise	Gaussian noise $\sigma=50$	none
actual disparity	0~3	0~3	0~2	about -15~15
searching range	-4~8	-4~8	-4~8	-25~25
matching method	BMA (3×3)	BMA (3×3)	BMA (3×3)	edge and region based
smoothness type	within a window	within a window	within a window	figural and regional continuity
weights ( $w_s, w_a, w_d$ )	0.1	0.1	0.1	0.1

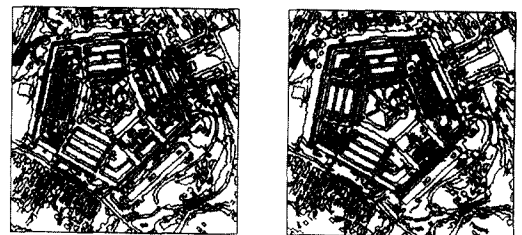


그림 8. "Pentagon"의 경계선 영상  
 Fig. 8. The edge images of "pentagon" pair.

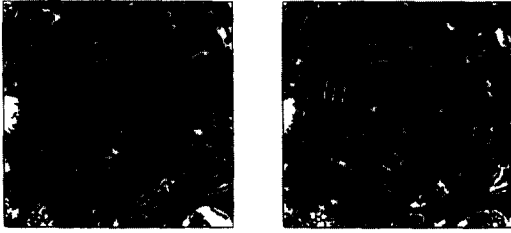


그림 9. "Pentagon"의 영역 영상  
Fig. 9. The region images of "pentagon" pair.

변이의 불연속 보정 인자의 역할을 설명하기 위해서 보정 인자를 사용하지 않은 두 경우를 예시하였다. 그

림 10과 11은 각각 보정 인자를 사용하지 않고 연속성과 유일성만을 사용한 경우인데, 여기에서 이 두 함수의 가중치를 과도하게 했을 경우 나타나는 발진과 지나친 몽롱화를 보여준다. 이 실험에서는 불연속 보정 인자를 사용하지 않으면 가중치의 설정과 반복처리의 수행회수 결정이 어렵다는 것을 보여준다. 그림 10에서는 가중치를 아주 작게 한 경우의 결과를 나타내는데 여기에서 수렴하지 않고 계속 발산하는 것을 볼 수 있다. 그리고 그림 11에서는 가중치 값이 커서 불확실한 형태로 빠르게 수렴되는 것을 볼 수 있다.

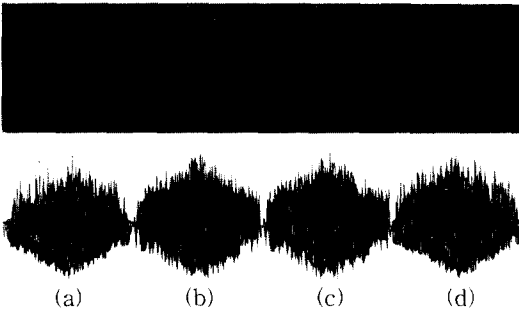


그림 10. 불연속 보정 함수를 사용하지 않은 30% RDS 영상의 결과(3×3 창) 반복 수행회수는 (a)0, (b)5, (c)10, (d)30( $w_s = w_u = 0.05$ )  
Fig. 10. The result for 30% RDS without discontinuity function(3×3 window). Iteration number is (a)0, (b)5, (c)10, and (d)30( $w_s = w_u = 0.05$ ).

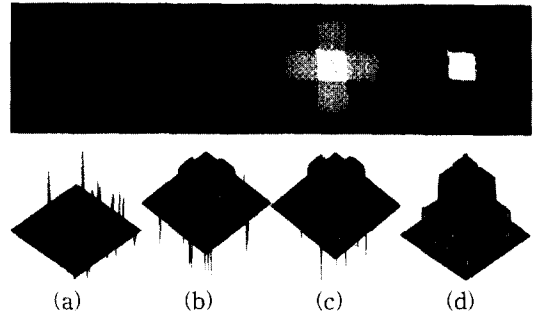


그림 12. 제안된 방법을 30% RDS에 적용한 결과(7×7 창) 반복 수행회수는 (a)0, (b)5, (c)10, (d)30( $w_s = w_u = w_d = 0.1$ )  
Fig. 12. The result for of the proposed method 30% RDS(7×7 window). Iteration number is (a)0, (b)5, (c)10, and (d)30( $w_s = w_u = w_d = 0.1$ ).

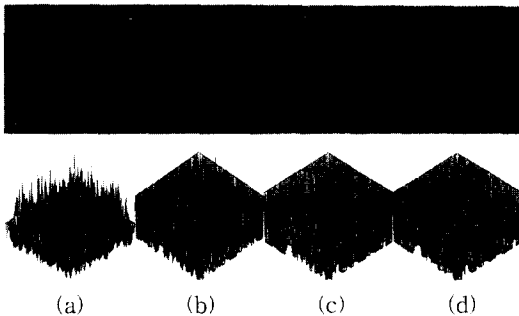


그림 11. 불연속 보정 함수를 사용하지 않은 30% RDS 영상의 결과(3×3 창) 반복 수행회수는 (a)0, (b)5, (c)10, (d)30( $w_s = w_u = 0.5$ )  
Fig. 11. The result for 30% RDS without discontinuity function(3×3 window). Iteration number is (a)0, (b)5, (c)10, and (d)30( $w_s = w_u = 0.5$ ).

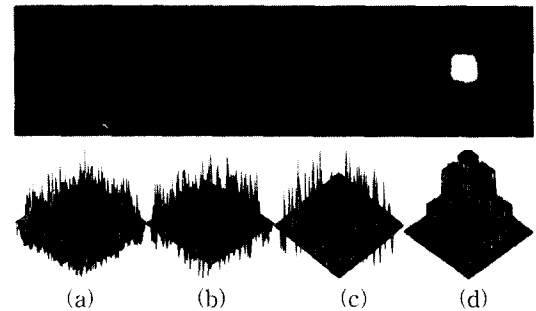


그림 13. 제안된 방법을 30% RDS에 적용한 결과(3×3창) 반복 수행회수는 (a)0, (b)5, (c)10, (d)30( $w_s = w_u = w_d = 0.1$ )  
Fig. 13. The result of the proposed method for 30% RDS(3×3 window). Iteration number is (a)0, (b)5, (c)10, and (d)30( $w_s = w_u = w_d = 0.1$ ).

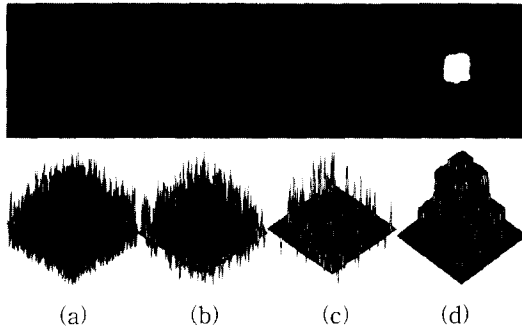


그림 14. 제안된 방법을 50% RDS에 적용한 결과(3×3 창) 반복 수행회수는 (a)0, (b)5, (c)10, (d)30(ws = wu = wd = 0.1)

Fig. 14. The result of the proposed method for 30% RDS(3×3 window). Iteration number is (a)0, (b)5, (c)10, and (d)30(ws = wu = wd = 0.1).

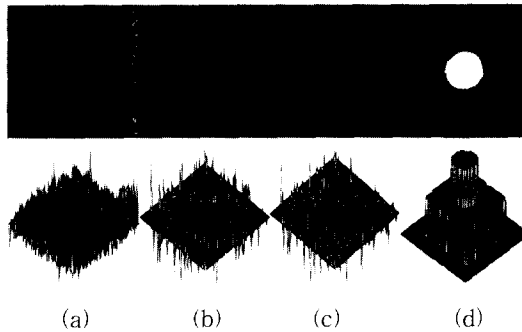


그림 15. 제안된 방법을 "Stripe" 영상에 적용한 결과(3×3 창) 반복 수행회수는 (a)0, (b)2, (c)5, (d)20(ws = wu = wd = 0.1)

Fig. 15. The result of the proposed method for "stripe" image(3×3 window). Iteration number is (a)0, (b)2, (c)5, and (d)20(ws = wu = wd = 0.1).

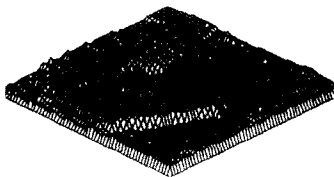


그림 16. 제안된 방법을 "Pentagon" 영상에 적용한 결과(ws = wu = wd = 0.1)

Fig. 16. The result for "pentagon" image(ws = wu = wd = 0.1).

또한, 정합 창들의 크기에 따른 결과를 비교하기 위해서 창 크기를 7×7로 했을 경우의 예를 그림 12에

나타내었다. 이 경우의 계산 시간은 정합 창이 3×3 일 때보다 3.5배 정도 많이 소요되었지만 초기 결과에서 오정합이 상당히 감소된 것을 볼 수 있는데 최종 결과는 비슷하였다.

제안된 방법을 적용한 결과는 그림 13~16까지 나타내었다. 그림 13에서 15까지의 초기 정합은 이완 처리를 하지 않고 3×3 창을 사용했기 때문에 오정합이 많은 것을 볼 수 있다. 그러나 반복수행이 거듭되면서 일정한 값으로 수렴하게 되고 수렴되면 반복수행을 계속하여도 변경되지 않게 된다. "Stripe" 영상은 탐색 영역 내에 반복되는 형태가 있을 경우에 대한 성능을 평가하기 위해 사용되었다. 그림 15(a)에서 보는 것과 같이 원영상의 줄무늬 방향으로 초기 변이 영상에서 줄무늬가 발생되었는데 이 밝은 부분은 변이가 큰 부분이므로 다음의 줄무늬에 정합 되었다는 것을 알 수 있다. 그러나 3 내지 4회의 반복수행에서 이 부분이 완전히 제거되는 것을 볼 수 있다. 그러므로 본 방법은 RDS와 같이 특징이 없는 무작위한 영상이나 규칙적인 형태가 반복되는 영상에서도 정확한 변이를 추정할 수 있었다. 그림 16은 실영상에 적용된 경우로 변이 연속성 함수가 정합 방법에 맞게 변형되어서 적용된 결과이다.

#### IV. 결론

본 논문에서는 스테레오 정합에 사용되는 여러 가지 정합법에 모두 적용시킬 수 있는 이완처리 알고리즘을 제안하였고, 정합 오차의 통계적 특성을 고려하여 정합 가능성 값으로 변환하였으며 불연속 보정 인자를 추가함으로써 변이 불연속면에서의 침식과 반복수행에 따른 몽롱화를 제거하였다. 또한, 반복수행에 사용되는 제약조건을 가능성 기반의 함수로 표현하였다. 합성 영상에 대한 실험 결과에서 보는 것과 같이 작은 창을 이용하여 정합 시간을 줄였고 정합 오차는 이완처리를 이용하여 제거하였다. 그러므로 특정한 정합 전략을 사용하지 않고 이완처리만을 이용하여도 빠르고 정확한 정합 결과를 얻을 수 있었다. 그러나 본 연구에서는 정합 가능성을 모두 저장하여야 하기 때문에 영상의 크기와 탐색영역이 큰 것에 대해서 많은 기억소자가 필요하다는 단점이 있다. 그러므로 향후 연구에서는 이 부분을 보완할 수 있는 이완처리 알고리즘의 개발이 필요하다고 할 수 있다.



참 고 문 헌

- [ 1 ] D. De Vleeschauwer, "An intensity-based, coarse-to-fine approach to reliably measure binocular disparity," *CVGIP: Image Understanding*, vol. 57, no. 2, pp. 204-218, 1993.
- [ 2 ] W. Eric L. Grimson, "Computational experiments with a feature based stereo algorithm," *IEEE Trans. Patt. Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-7, no. 1, pp. 17-34, 1985.
- [ 3 ] Dimitrios S. Kalivas and Alexander A. Sawchuk, "A region matching motion estimation algorithm," *CVGIP: Image Understanding*, vol. 54, no. 2, pp. 275-288, 1991.
- [ 4 ] John (Juyang) Weng, "Image matching using the windowed Fourier phase," *Intern. J. Comp. Vision*, vol. 11, no. 3, pp. 211-236, 1993.
- [ 5 ] D. J. Fleet, A. D. Jepson, and M. R. M. Jenkin, "Phase-based disparity measure
- ment," *CVGIP: Image understanding*, vol. 53, no. 2, pp. 198-210, 1991.
- [ 6 ] M. Okutomi and T. Kanade, "A locally adaptive window for signal matching," *Intern. J. Comp. Vision*, vol. 7, no. 2, pp. 143-162, 1992.
- [ 7 ] D. Marr and T. Poggio, "Cooperative computation of stereo disparity," *Science*, vol. 194, pp. 283-287, 1976.
- [ 8 ] Jun-Jae Lee, Jae-chang Shim and Yeong-Ho Ha, "Stereo correspondence using Hopfield neural network of new energy function," *Pattern Recognition*, vol. 27, no. 11, pp. 1513-1522, 1994.
- [ 9 ] R. Brunelli and S. Messelodi, "Robust estimation of correlation with applications to computer vision," *Patt. Recognition*, vol. 28, no. 6, pp. 833-841, 1995.
- [ 10 ] 한규필, 김용석, 도경훈, 하영호, "경계선 및 영역 정보를 이용한 스테레오 정합," *대한전자공학회논문지*, 제32권, B편, 제12호, pp. 47-58, 1995

저 자 소 개

韓 圭 必(正會員) 第 32卷 B編 第 12號 參照  
 현재 경북대학교 전자공학과 박사  
 과정. 주관심분야는 컴퓨터비전,  
 영상신호처리, 영상통신.

金 容 奭(正會員) 第 32卷 B編 第 12號 參照

朴 英 植(正會員) 현재 경북대학교 전자공학과 박사  
 과정. 주관심분야는 영상부호화,  
 영상통신, 신호처리, 컴퓨터 비전  
 등.

宋 根 遠(正會員) 第 34卷 S編 第 7號 參照  
 현재 경북대학교 전자공학과 박사  
 과정

河 永 浩(正會員) 第 34卷 S編 第 5號 參照  
 현재 경북대학교 전자전기공학부  
 교수. 주관심분야는 컴퓨터비전,  
 영상신호처리, 영상통신.