

論文97-34S-6-7

다해상도 면 파라미터 추정을 이용한 거리영상 복원

(Range Image Reconstruction Based on Multiresolution Surface Parameter Estimation)

張仁壽*, 朴來弘*

(In Su Chang and Rae-Hong Park)

요 약

본 논문은 거리영상에 대한 다해상도 면 파라미터 추정 기법을 제안한다. 평면 파라미터의 강건한 추정기법에 근거하여 국부 적응장의 면은 평면으로 근사된다. 해상도의 결정은 근사화 오차의 분포에 의해 결정되는 전체적인 문턱값과 국부적으로 계산되는 균일성의 비교를 통해 화소별로 이루어진다. 제안한 다해상도 면 파라미터 추정 기법은 거리영상의 복원에 적용된다. 가우시안 잡음과 임펄스 잡음이 첨가된 거리영상에 대한 컴퓨터 모의실험 결과는 제안한 다해상도 기법이 기존의 기법보다 계단형 에지와 지붕형 에지의 보존성이 더 뛰어나음을 보였다. 또한 추정된 면 파라미터를 이용한 거리영상 분할은 잡음에 강건한 방법임을 보인다.

Abstract

This paper proposes a multiresolution surface parameter estimation method for range images. Based on robust estimation of surface parameters, it approximates a patch to a planar surface in the locally adaptive window. Selection of resolution is made pixelwise by comparing a locally computed homogeneity measure with the global threshold determined by the distribution of the approximation error. The proposed multiresolution surface parameter estimation method is applied to range image reconstruction. Computer simulation results with noisy range images contaminated by additive Gaussian noise and impulse noise show that the proposed multiresolution reconstruction method well preserves step and roof edges compared with the conventional methods. Also the segmentation method based on the estimated surface parameters is shown to be robust to noise.

I. 서 론

컴퓨터 시각의 궁극적인 목적의 하나는 영상분석을 통해 3차원 세계를 이해하는 것이다. 밝기영상의 3차원 분석은 유일한 해에 대한 제약조건의 부족으로 불량설정 문제 등 많은 어려움을 보인다. 이에 비해 거리영상은 조명 환경이나 물체 반사 특성과 같은 외부 환경과

는 상관없이 3차원 기하학적인 구조를 직접적으로 재공하기 때문에 3차원 분석이 용이하다는 장점이 있다.

3차원 영상을 분석하는 데 있어 영상내 존재하는 물체를 회귀분석(regression) 모델로 표현할 수 있다. 데이터를 미리 정의된 모델에 맞추는(fitting) 것은 컴퓨터 시각에서 자주 사용되는 통계학적인 방법이다. 거리영상에 존재하는 물체는 단순히 다항식의 모델로 표현되는데 면 파라미터 추정기법으로 복원이나 분할과 같은 거리영상의 분석이 쉽게 처리된다. 보통 모델 파라미터는 가우시안 잡음이 첨가된 경우 최적의 추정기법이라 알려진 최소 제곱법(least square: LS)을 사용한다. 그러나 임펄스 잡음이 첨가되는 경우 최소제곱법은 신뢰할 수 없는 추정결과를 보인다.^[1] 추정 오차를

* 正會員, 西江大學校 電子工學科

(Dept. of Electronic Eng., Sogang Univ.)

※ 본 연구는 제어계측 신기술연구센터(ERC-ACD)의 연구비지원에 의해 이루어졌음.

接受日字: 1996년12월20일, 수정완료일: 1997년5월27일

유발하는 데이터들 강건한(robust) 통계학에서는 outlier라 한다. 면 파라미터 추정에 대한 강건한 통계학 접근방식은 outlier에 강건한 특징을 보이는데 여기에는 M-추정,^[2] least median of square (LMedS),^[3] least trimmed square (LTS)^[4] 방법 등이 있다.

면 파라미터 추정에 사용되는 국부 창 크기는 사용자가 지정하는 파라미터이다. 면 파라미터는 균일한 영역에서는 비교적 정확히 추정되지만 급격한 불연속 근처에서는 추정 오차가 증가하므로 전체 영상에 대해 정확한 추정을 하는 최적의 국부 창 크기를 선택하는 것은 어렵다. 그러므로 최적의 파라미터 추정은 다양한 해상도에서 추정된 면 파라미터를 통합해서 얻어질 수 있다.

본 논문은 강건한 회귀분석(robust regression)에 근거한 다해상도 면 파라미터 추정기법을 제안한다. 주어진 화소에서 최적의 해상도를 결정하기 위해 주어진 화소를 중심으로 $(2p+1) \times (2p+1)$ ($p_{\min} \leq p \leq p_{\max}$) 창에 대해 국부적인 면 근사화 오차를 계산한다.^[5,6] 주어진 한 화소는 국부 근사화 오차의 분포에 의해 자동적으로 결정되는 문턱값으로 균일한 영역과 에지 영역으로 구분한다. 영상의 모든 화소들은 반복적으로 지정된 해상도중 하나로 분류된다.

실제 거리영상은 영상 분석을 왜곡시키는 잡음의 영향을 받기 쉽기 때문에 잡음 제거기법이 필요하다. 추정된 면 파라미터를 이용한 거리영상 복원은 잡음 제거의 한 방법으로 가우시안 잡음과 임펄스 잡음을 효율적으로 제거한다.^[4] 모의실험 결과는 제안한 다해상도 기법을 이용한 복원 방법이 고정된 창 크기를 이용한 기존의 방법보다 좋은 성능을 보인다.

거리영상 해석에서 영상을 의미있는 면으로 분할하는 것은 중요한 연구주제이다.^[7,8] 분할 기법은 접근방식에 따라 영역기반 방법과 에지기반 방법으로 분류되는데 영역 기반 분할 방법에서는 면 유사성에 근거하여 같은 특징을 갖는 화소들을 묶어 나가는 방법이며 에지기반 분할은 영상내의 불연속을 추출하여 각 영역의 경계선으로 사용하는 방법이다. 거리영상에 대한 에지검출 기법은 지붕형 에지에 대해 정확한 검출이 어렵고 잡음에 민감하다는 단점을 가지기 때문에 같은 면 파라미터를 갖는 화소끼리 묶어 나가는 제안한 영상 분할방법은 영역기반 분할방법에 해당한다. 다해상도 기법에 의해 추정된 면 파라미터를 이용한 영상 분

할 결과는 가우시안/임펄스 잡음에 강건함을 보인다.

이 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 기존의 면 파라미터 추정기법에 대해 알아보고 III장에서는 제안한 다해상도를 이용한 면 파라미터 추정기법에 대해 기술한다. IV장에서는 제안한 방법이 거리영상의 복원과 분할에 적용되었을 때의 실험결과를 보이고 V장에서는 결론을 맺는다.

II. 면 파라미터 추정기법

거리영상에서 점 (x, y) 에서 거리값 $z(x, y)$ 은

$$\hat{z}(x, y) = \sum_{i,j} a_{ij} x^i y^j, \quad i, j \geq 0, \quad i+j \leq k \quad (1)$$

와 같이 다항식으로 표현된다.^[2] 여기서 a_{ij} 는 다항식의 계수를 나타내고 k 는 면의 근사화 차수이다. 기존의 LS 방법은

$$\min \sum_{i=1}^n r_i^2 \quad (2)$$

와 같이 제곱오차 r_i^2 의 합을 최소화한다. 여기서 n 은 추정에 사용한 데이터의 수이고 r_i 는 $z_i - \hat{z}_i$ 을 나타내는 복원 오차를 의미한다. LS는 첨가된 잡음의 분포가 가우시안인 균일한 영역에서는 최적의 추정성능을 보이나 왜곡을 유발하는 outlier가 존재하는 영역에서는 큰 추정오차를 보인다. 따라서 임펄스 잡음이나 계단형 에지와 같은 outlier에 강건한 least median square (LMedS), least trimmed square (LTS) 등과 같은 추정기법들이 연구되었다. Breakdown point는 각 추정기법에 대한 outlier에 강건한 정도를 보이며 이것은 전체 관측치의 수에서 잘못된 추정 결과를 유도하는 최소 관측치의 수에 대한 비율이다. LS의 경우 하나의 outlier가 존재해도 추정결과가 왜곡되므로 breakdown point는 0에 해당한다.

LMedS^[1,3]는 LS의 \sum 연산을 중앙값으로 대체하는 방법으로 이 방법은 0.5의 breakdown point를 갖는다. LMedS는

$$\min \text{med}_i r_i^2 \quad (3)$$

와 같이 비선형식으로 나타낼 수 있다. LMedS는 n 개의 관측치에서 p 개의 관측치를 추출하므로 모든 경우를 시행할 경우 nC_p 번 반복한다. 예를 들어 9×9 ($n =$

81) 블럭에 대해 평면으로 근사할 경우 모든 경우에 대해 최소값을 구하려면 총 85320의 반복회수가 필요해 실제적으로 구현이 어렵다. 그러나 q 개의 관측치를 무작위로 추출할 경우, 아래의 조건을 만족하는 반복회수 m 을 사용하여 계산량을 줄일 수 있다. 무작위 추출을 m 회 반복할 경우 1회라도 추출된 샘플 q 개가 모두 정확한 추정에 사용가능한 데이터인 inlier일 확률^[3]은

$$1 - [1 - (1 - \epsilon)^q]^m \leq 1 - Q \quad (4)$$

이다. 여기서 Q 는 추정오류 확률이고 ϵ 은 전체 관측치에 대한 outlier의 최대점유비율이다. 예로 5% ($Q = 0.05$)의 추정오류 확률과 75% ($\epsilon = 0.75$)의 outlier를 가정하고 무작위 추출을 하면 191번의 반복으로 약 95%의 신뢰성을 얻을 수 있다.

LMedS는 제곱오차의 중간값을 최소화하므로 추정법에서 관측치의 반영정도를 나타내는 효율성에서 모든 제곱오차의 합을 최소화시키는 LS보다 낮은 성능을 나타낸다.

LTS^[14]는

$$\min \sum_{i=1}^h (r^2)_{i:n} \quad (5)$$

와 같이 오차의 일부의 합을 최소화하는 비선형식으로 LMedS보다 효율성 측면에서 향상된 성능을 보인다. 여기서 $(r^2)_{1:n} \leq \dots \leq (r^2)_{n:n}$ 는 오름정렬된 제곱오차이고 h 는 1과 n 사이의 값이고 h 가 $n/2$ 일 때 breakdown point는 0.5이다.^[11]

LMedS나 LTS는 높은 breakdown point를 갖는 반면 물체의 모서리 부분에서 잡음의 영향으로 판단하기 때문에 모서리의 일부가 유실되는 경우가 있다.^[1,3]

III. 다해상도 면 파라미터 추정

1. 다해상도 면 파라미터 추정

해상도를 결정하는 데 있어 추정 성능과 에지 보존성이 양립하기 때문에 최적의 해상도를 결정하는 것은 어려운 문제이다. 국부 창 크기가 커지면 균일한 영역에서 파라미터 추정의 성능이 좋아지지만 에지가 존재하는 영역에서는 원하지 않는 smoothing 효과가 생긴다. 그러나 작은 창이 적용될 경우 outlier에 대한 강건성은 감소하지만 에지는 보존된다.^[5,6] 본 논문에서는 강건한 통계학에 근거해서 각 화소가 최적의 해상도를

갖는 다해상도 파라미터 추정기법을 제안한다.

제안한 다해상도 면 파라미터 추정 방법에서 $(2p+1) \times (2p+1)$ ($p_{\min} \leq p \leq p_{\max}$) 창내의 화소들을 주어진 중심화소의 이웃이라 하고 이것은 분석될 영역의 가변 해상도를 의미한다. 파라미터 p 는 고려되는 이웃의 크기를 결정하고 p_{\max} 와 p_{\min} 은 각각 p 의 최대값과 최소값을 나타낸다.

주어진 화소가 균일한 영역에 속하는 지 또는 에지 영역에 속하는 지에 대한 선형적 정보는 일반적으로 없다. 추정 오차는 에지 영역에서는 크고 균일한 영역에서는 상대적으로 작다. 이런 특징을 이용하여 주어진 화소에 대한 해상도를 결정하는데 추정오차의 분포를 구해 문턱값보다 작은 경우 균일한 영역으로 설정하고 문턱값보다 클 경우 에지 영역으로 설정한다. 제안한 방법은 먼저 가장 큰 국부 창을 이용하여 상대적으로 균일한 영역을 추출하고 창의 크기를 감소시키며 세밀한 해상도 영역을 추출한다. 따라서 제안한 방법은 coarse-to-fine 범주에 속하는 기법이다.

우선 최저 해상도 ($p = p_{\max}$)의 창에서 시작하여 각 창의 중심화소마다 추정 오차를 계산한다. 화소 (x, y) 에서 계산되는 제곱오차 $\epsilon_p^2(x, y)$ 는

$$\epsilon_p^2(x, y) = \sum_{i=-p}^p \sum_{j=-p}^p \{z(x+i, y+j) - \hat{z}(x+i, y+j)\}^2 \quad (6)$$

로 구한다. 균일한 $(2p+1) \times (2p+1)$ 이웃에 대한 제곱오차 $\epsilon_p^2(x, y)$ 는 전체 영상에 대해 계산한 오차의 분포에서 구해진 문턱값보다 작을 것으로 추정된다.^[5,6] 본 논문에서는 문턱값 설정을 자동화하는 방법을 사용한다.

거리영상내 물체를 다항식으로 표현할 때 다항식의 차수는 거리영상의 분석에서 중요한 파라미터이다. 본 논문에서는 평면 모델인 1차 모델을 사용한다. 고차의 모델은 잡음에 민감하고 때때로 잘못된 추정 결과를 보인다. 평면 모델에서 곡면과 같이 곡률이 높은 물체인 경우 작은 오차를 보이며 여러개의 평면 조각으로 표현된다. 평면 모델에서 추정된 거리값 $\hat{z}(x, y)$ 는

$$\hat{z}(x, y) = ax + by + c \quad (7)$$

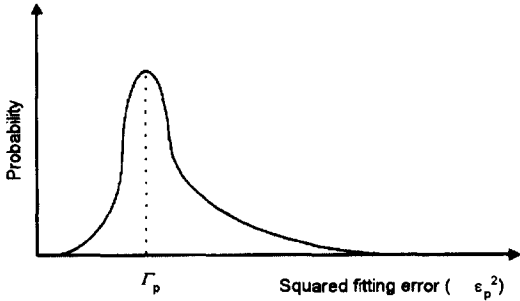
와 같이 표현된다. 여기서 a, b, c 는 평면 파라미터를 나타낸다.

기존의 거리영상의 면 파라미터 추정 기법인 LS, LMedS, LTS 방법에 다해상도 기법을 적용하여 다해

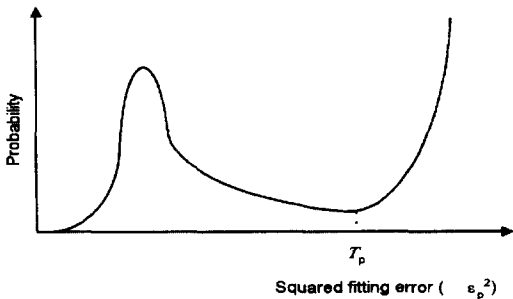
상도 LS (MLS), 다해상도 LMedS (MLMedS), 다해상도 LTS (MLTS) 기법을 제안한다.

2. MLS 방법에 기반한 평면 파라미터 추정

균일한 $(2p+1) \times (2p+1)$ 영역에 대해 식 (6)에서 계산한 제곱오차는 오차 분포가 단일극대 (unimodality) 분포 (그림 1(a))라 가정할 때 분포의 최빈값보다 작다는 가정을 한다. 가우시안 잡음의 첨가를 가정한다면 오차의 단일극대 분포는 합리적이라는 것은 실험적으로 증명되었다. 해상도 p 에서 제곱오차 분포의 최빈값을 Γ_p 라 하면 해상도 p 에서 Γ_p 보다 작은 제곱오차를 갖는 화소는 평면의 영역에 포함된다고 추정된다. 제곱오차의 분포가 입력영상에 따라 결정되므로 최빈값은 제곱오차의 분포에서 자동적으로 결정되는 문턱값이 된다. 자세한 방법은 다음과 같다.



(a)



(b)

그림 1. 제곱오차 ϵ_p^2 의 분포

- (a) 단일극대 분포 (가우시안 잡음 경우)
- (b) 이중극대 분포 (가우시안 잡음/임펄스 잡음 경우)

Fig. 1. Distribution of squared fitting error ϵ_p^2 .
 (a) Unimodal distribution (Gaussian noise case) (b) Bimodal distribution (Gaussian/impulse noise case)

모든 화소에 대해 가장 큰 값을 적용하여 제곱오차를 계산하고 이진 라벨인 Index (x, y) 은 0으로 초기화된다. 제곱오차의 분포에서 최빈값 Γ_p 이 결정되고 Γ_p 보다 작은 제곱오차를 갖는 화소는 평면에 속하는 것으로 추정되고 이진 라벨 Index (x, y) 는 1의 값을 갖는다. 더 세밀한 해상도가 라벨되지 않은 화소에 적용되고 같은 과정을 반복한다.

불연속에서는 LS 방법이 잘못된 평면 파라미터를 추정하므로 3×3 창에 대해 후처리 과정으로 선택적인 면 근사기법^[7]을 적용한다. 선택적인 면 근사기법에서는 창이 최소 제곱오차를 보이는 화소로 이동하여 면 파라미터 추정을 한다.

3. LMedS와 LTS 방법에 근거한 평면 파라미터 추정

III.2절에서 제곱오차의 분포는 최대점이 하나라는 가정을 하였다. 이 가정은 가우시안 잡음을 가정할 때는 성립하지만 임펄스 잡음과 같은 가우시안 잡음이 아닌 경우 합리적이지 못한 가정이 된다. 게다가 임펄스 잡음에 의해 영상이 훼손되면 LS 방법은 잘못된 결과를 추정한다. 본 논문에서는 임펄스 잡음에 강건한 LMedS와 LTS 방법에 기초한 다해상도 평면 파라미터 추정기법인 MLMedS와 MLTS 방법을 제안한다. LS와 MLS 방법은 가우시안 잡음만을 가정한 경우 추정 성능이 뛰어나지만 LMedS, LTS, MLMedS, MLTS 방법은 가우시안 잡음과 임펄스 잡음의 혼합 잡음에 대해서도 강건한 성능을 보인다. LTS 방법은 LMedS 방법보다 최소화하는 데이터의 수가 많기 때문에 가우시안 잡음에 대해 더 나은 추정 결과를 보인다.

임펄스 잡음이 첨가되면 제곱오차의 분포의 단일극대성이 유지되지 않기 때문에 III.2절에서 해상도 결정 문턱값으로 사용한 최빈값은 적당한 문턱값이 되지 않는다. 또한 LMedS와 LTS 방법에서는 모서리 부분이 유실되기 때문에 제곱오차의 분포는 그림 1(b)과 같이 두 개의 극대값을 가진다. 따라서 가우시안 잡음과 임펄스 잡음의 혼합 잡음을 가정한다면 제곱오차의 분포는 이중극대가 된다. 가우시안 잡음에 의해 하나의 극대값이 생기고 임펄스 잡음과 모서리 점의 유실로 생기는 오차로 인해 또 하나의 극대값이 생긴다. 해상도 p 에서 제곱오차의 분포의 계곡을 T_p 라 하면 T_p 보다 작은 제곱오차를 갖는 화소는 평면에 속하는 것으로

결정된다.

MLS에서 사용된 coarse-to-fine 접근 방식이 MLMedS와 MLTS 방법에 적용된다. MLMedS와 MLTS 방법에서는 MLS 방법과 비슷한 과정을 보이나 자체적으로 에지 영역에 강건하므로 선택적인 면 근사화 기법은 사용되지 않는다.

IV. 거리영상 복원

영상 분할과 같은 거리영상 해석에서 잡음은 왜곡된 결과를 유도하므로 추정된 파라미터에 의한 영상 복원은 잡음 제거 기법으로 간주될 수 있다. 가우시안 잡음 가정에 기반한 기존의 영상 복원 방법은 여러 가지 있지만 임펄스 잡음이 존재하는 경우 효율적이지 못하다. 임펄스 잡음이 약간이라도 존재하면 거리영상 복원 기법의 성능이 심각하게 감소한다.

임펄스 잡음과 상관없이 거리영상을 복원하기 위해 강건한 회귀분석에 기반을 둔 여러 가지 복원기법이 제안되었다.^[9,10] 제안한 다해상도 면 파라미터 추정 기법은 추정된 거리값 \hat{z} 를 거리값으로 대체하는 방법으로 거리 영상을 복원한다.

제안한 방법의 성능을 알아보기 위해 256×256 크기의 합성영상 (그림 2(a))과 실제영상 (그림 2(b))에 대해 컴퓨터 모의실험을 하였다. 검은 색은 영상 평면에서 멀리 떨어져 있는 것을 의미한다. 그림 2의 두 영상에 대해 기존의 LS, LMedS, LTS 방법과 다해상도 기법인 MLS, MLMedS, MLTS 방법의 성능을 비교하였다. 가우시안 잡음, 임펄스 잡음, 가우시안/임펄스 잡음 혼합체의 3가지 형태의 잡음에 대해 각 방법의 강건성을 비교한다. 가우시안 잡음의 양은 가우시안 함수의 표준편차 σ 로 표시하고 임펄스 잡음의 양은 전체 영상의 화소에 대한 임펄스 잡음의 비율로 정의된 ξ 로 표시한다.

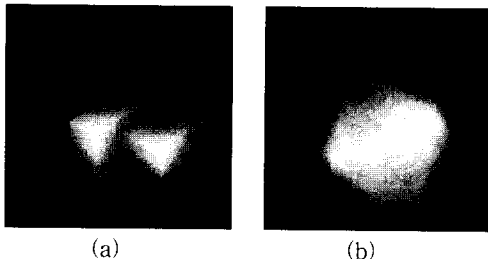


그림 2. 실험영상 (a) 합성영상 (b) 실제영상
Fig. 2. Test images.

(a) Synthetic image (b) Real image

여러 기법의 성능을 비교하기 위해 root mean square error (RMSE)를 이용한다. RMSE는 $I \times J$ 영상에 대해

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{IJ} \sum_{i=1}^I \sum_{j=1}^J (z(i,j) - \hat{z}(i,j))^2} \quad (8)$$

와 같이 정의한다.

MLS 방법에서 창 크기 파라미터 p 는 1에서 4사이의 값을 갖는다. 즉 9×9 창은 가장 균일한 영역에 적용되고 3×3 창이 에지 영역에 적용되었다. 그러나 MLMedS와 MLTS 기법에서는 3×3 창은 샘플링 공간이 작기 때문에 의미가 없어 창 크기 파라미터 p 는 2에서 4사이 값을 갖는다. LS, LMedS, LTS 방법에서는 고정된 창 크기 $p=3$, 즉 7×7 창에 대해 면 파라미터를 추정하였다. 각 잡음에 대한 강건성을 비교하기 위해 원영상에 가우시안 잡음과 임펄스 잡음을 첨가한 잡음영상에 대해 실험하였다. 그러나 임펄스 잡음이 존재하는 경우 LS와 MLS는 잘못된 추정결과를 보이기 때문에 LS와 MLS 방법은 가우시안 잡음영상에 대해서만 적용되었다.

그림 3과 4는 원영상과 잡음영상에 각 방법으로 복원한 영상의 차영상들을 보인다. 여기서 잡음영상은 $\sigma=3.0$ 인 가우시안 잡음과 LS, MLS 방법을 제외한 방법에는 $\xi=5.0$ 의 임펄스 잡음을 첨가하였다. 어두운 부분은 오차가 큰 경우를 나타내고 쉬운 비교를 위해 그레이 레벨을 25배 하였다.

제안한 MLS, MLMedS, MLTS 방법은 상대적으로 적은 어두운 영역을 보이고 이것은 기존의 LS, LMedS, LTS 방법보다 성능이 뛰어난 것을 보인다. LS 방법으로 복원한 경우 차영상에서 평면과 배경에서 MLS보다 어두운 영역이 적은 것을 보인다. 그러나 에지가 존재하는 부분에서는 LS에서는 오차가 심하지만 MLS에는 오차가 거의 없고 이것은 에지가 보존되는 것을 뜻한다. MLS 방법의 경우 배경부분에 오차가 큰 부분이 존재하는데 이것은 근사화 오류로 잡음에 의해 상대적으로 작은 창이 적용되었기 때문이다. LMedS과 LTS 방법에서는 임펄스 잡음에 강건함을 보이지만 모서리 부분이 유실됨을 보이는데 다해상도를 적용한 MLMedS과 MLTS 방법은 모서리 부분이 보존되는 것을 보인다.

그림 5는 원영상과 복원영상의 RMSE를 가우시안 잡음의 표준편차 σ 의 함수로 보이고 그림 6은 임펄스 잡음의 ξ 의 함수로 RMSE를 보인다. 그림 7은 임펄스 잡음을 $\xi=5.0$ 으로 고정하고 가우시안 잡음의 σ 의 함수에 대한 RMSE를 보인다. 그림 8은 가우시안 잡음 $\sigma=3.0$ 으로 고정하고 임펄스 잡음의 ξ 의 함수에 대한 RMSE를 보인다. 그림 6-8에서는 임펄스 잡음이

존재하는 경우이기 때문에 LS와 MLS방법은 적용하지 않았다. 그림 5-8에서 볼 수 있듯이 MLTS 방법에서 RMSE는 가장 작다. LS 방법은 에지 근처에서 많은 오차를 보이기 때문에 큰 RMSE를 보이고 MLS 방법은 계단형 에지와 지붕형 에지를 보존하기 때문에 작은 RMSE를 보인다. 가우시안 잡음만 존재하는 경우 LS가 최적의 추정결과를 보이므로 전체적인 추정 기법

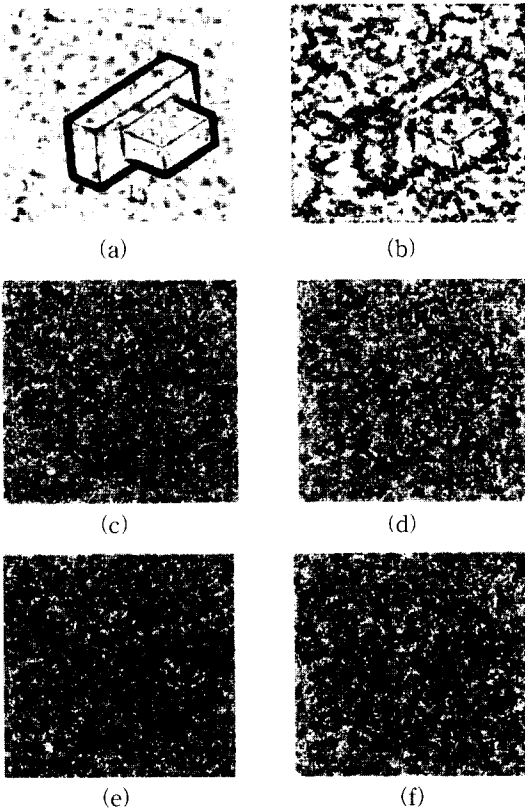


그림 3. 가우시안 잡음 ($\sigma=3.0$)과 임펄스 잡음 ($\xi=5.0$)의 잡음영상을 복원한 영상과 그림 2(a)와의 차영상 (25배 확대)
 (a) LS (가우시안 잡음만 첨가)
 (b) MLS (가우시안 잡음만 첨가)
 (c) LMedS (d) MLMedS
 (e) LTS (f) MLTS

Fig. 3. Difference images between Fig. 2(a) and range images reconstructed from noisy images contaminated by Gaussian noise ($\sigma=3.0$) and impulse noise ($\xi=5.0$) (magnified by a factor of 25).
 (a) LS (Gaussian noise only)
 (b) MLS (Gaussian noise only)
 (c) LMedS (d) MLMedS
 (e) LTS (f) MLTS

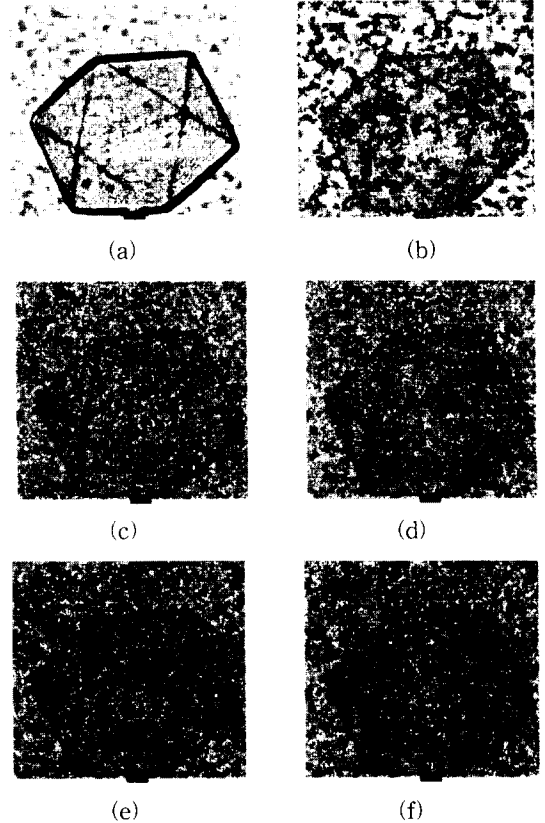


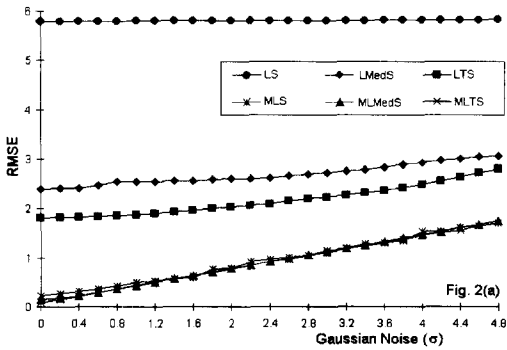
그림 4. 가우시안 잡음 ($\sigma=3.0$)과 임펄스 잡음 ($\xi=5.0$)의 잡음영상을 복원한 영상과 그림 2(b)와의 차영상 (25배 확대)
 (a) LS (가우시안 잡음만 첨가)
 (b) MLS (가우시안 잡음만 첨가)
 (c) LMedS (d) MLMedS
 (e) LTS (f) MLTS

Fig. 4. Difference images between Fig. 2(b) and range images reconstructed from noisy images contaminated by Gaussian noise ($\sigma=3.0$) and impulse noise ($\xi=5.0$) (magnified by a factor of 25).
 (a) LS (Gaussian noise only)
 (b) MLS (Gaussian noise only)
 (c) LMedS (d) MLMedS
 (e) LTS (f) MLTS

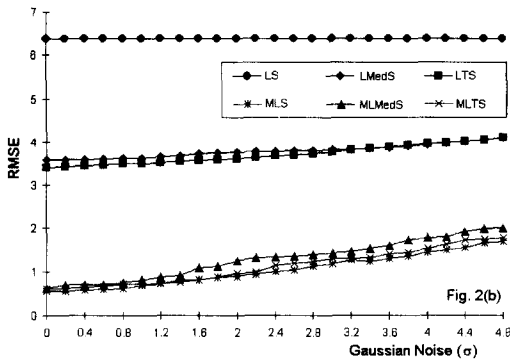
에서 LS의 다해상도 기법인 MLS가 가장 작은 RMSE를 보인다. LTS 방법이 LMedS 방법보다 효율성 면에서 뛰어나므로 LMedS 방법보다 작은 RMSE를 보이고 이것은 다해상도 기법의 경우도 적용되어 MLTS 방법의 RMSE가 MLMedS의 그것보다 작다.

강건한 기법을 이용한 영상 분할은 outlier에 대한 강건성 때문에 컴퓨터 시각분야에서 많이 사용되었다. 같은 추정된 먼 파라미터를 보이는 화소끼리 묶는

clustering 방법으로 거리영상은 분할할 수 있다. Clustering 방법은 반복 자기조직 데이터 분석기법 (iterative self-organizing data analysis techniques A: ISODATA)^[11]을 이용한다. 그림 9는 가우시안 잡음 $\sigma=3.0$ 과 임펄스 잡음 $\zeta=5.0$ 이 첨가된 잡음 영상을 분할한 결과이다. 평면 파라미터 추정은 MLTS 방법을 이용하였다. 각 잡음의 존재에도 불구하고 거리영상내의 의미있는 면들이 제대로 분할된 것을 볼 수 있다.



(a)



(b)

그림 5. 가우시안 잡음의 σ 에 따른 여러 방법의 복원 성능

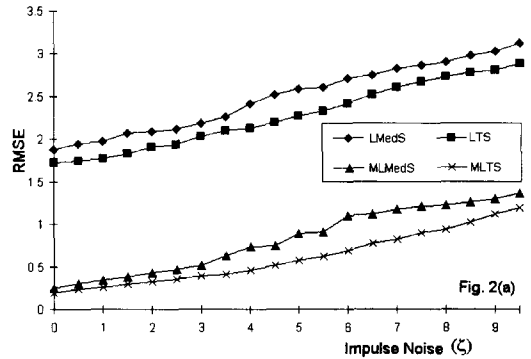
(a) 그림 2(a)와 각 방법으로 복원한 영상의 RMSE

(b) 그림 2(b)와 각 방법으로 복원한 영상의 RMSE

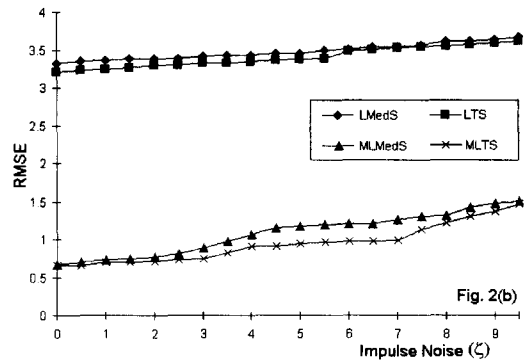
Fig. 5. Reconstruction performance as a function of σ of Gaussian noise.

(a) RMSE between Fig. 2(a) and the image reconstructed by various methods

(b) RMSE between Fig. 2(b) and the image reconstructed by various methods



(a)



(b)

그림 6. 임펄스 잡음의 ζ 에 따른 여러 방법의 복원 성능

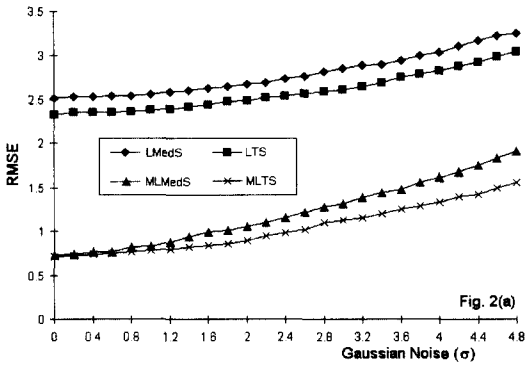
(a) 그림 2(a)와 각 방법으로 복원한 영상의 RMSE

(b) 그림 2(b)와 각 방법으로 복원한 영상의 RMSE

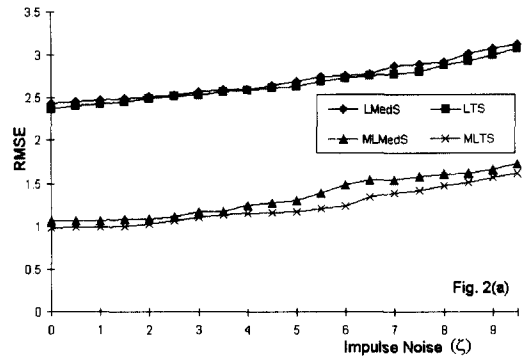
Fig. 6. Reconstruction performance as a function of ζ of impulse noise.

(a) RMSE between Fig. 2(a) and the image reconstructed by various methods

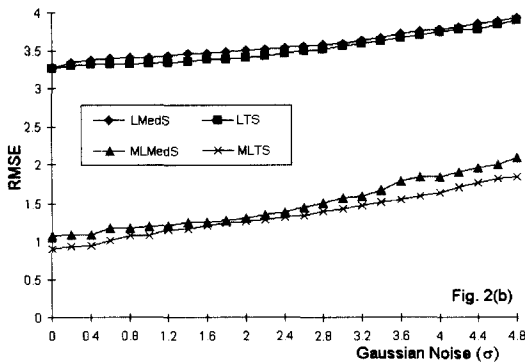
(b) RMSE between Fig. 2(b) and the image reconstructed by various methods



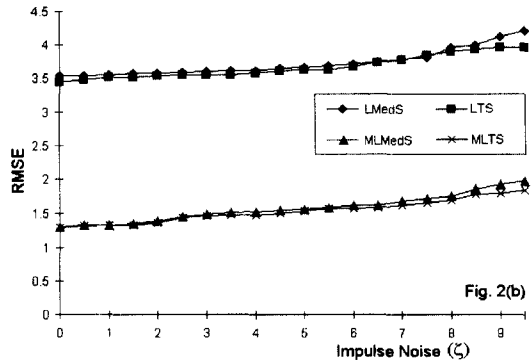
(a)



(a)



(b)



(b)

그림 7. $\zeta=5.0$ 의 임펄스 잡음이 존재할 때 가우시안 잡음의 σ 에 따른 여러 방법의 복원 성능
(a) 그림 2(a)와 각 방법으로 복원한 영상의 RMSE
(b) 그림 2(b)와 각 방법으로 복원한 영상의 RMSE

Fig. 7. Reconstruction performance as a function of σ of Gaussian noise in the presence of impulse noise ($\zeta=5.0$).
(a) RMSE between Fig. 2(a) and the image reconstructed by various methods
(b) RMSE between Fig. 2(b) and the image reconstructed by various methods

그림 9. $\sigma=3.0$ 의 Gaussian 잡음이 존재할 때 임펄스 잡음의 ζ 에 따른 여러 방법의 복원 성능
(a) 그림 2(a)와 각 방법으로 복원한 영상의 RMSE
(b) 그림 2(b)와 각 방법으로 복원한 영상의 RMSE

Fig. 9. Reconstruction performance as a function of ζ of impulse noise in the presence of Gaussian noise ($\sigma=3.0$).
(a) RMSE between Fig. 2(a) and the image reconstructed by various methods
(b) RMSE between Fig. 2(b) and the image reconstructed by various methods

V. 결론

본 논문에서는 강건한 통계학에 기반한 다해상도 면 파라미터 추정 기법을 제안하였다. 또한 각 해상도는 추정오차의 분포에서 자동적으로 결정되는 문턱값을 이용하여 결정하는 방법을 제안하였다. 제안한 다해상도 면 파라미터 추정 기법을 잡음으로 훼손된 거리영상의 복원과 분할에 적용하였다.

가우시안 잡음에 의해 영상이 훼손된 경우 MLS 추정 기법이 최고의 성능이 보이고 가우시안 잡음과 임펄스 잡음의 혼합잡음이 영상을 훼손한 경우 MLTS 방법이 최고의 성능을 보였다.

이후에는 제안한 다해상도 기법의 고차 면 근사에 대한 연구가 필요하다.

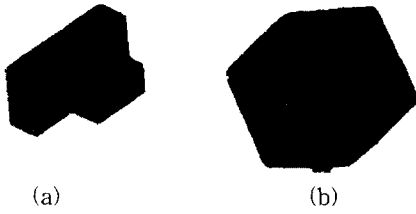


그림 10. MLTS 방법을 이용한 잡음영상의 분할 결과 ($\sigma=3.0$ 의 가우시안 잡음과 $\zeta=5.0$ 의 임펄스 잡음)

(a) 그림 2(a) (b) 그림 2(b)

Fig. 10. Segmentation results of noisy images using the MLTS method (with Gaussian noise of $\sigma=3.0$ and impulse noise of $\zeta=5.0$).

(a) Fig. 2(a) (b) Fig. 2(b)

참 고 문 헌

- [1] P. J. Rousseeuw and A. M. Leroy, *Robust Regression and Outlier Detection*, NY: John Wiley & Sons, 1987.
- [2] P. J. Besl, J. B. Birch, and L. T. Watson, "Robust window operators", in *Proc. Second Int. Conf. Comput. Vision*, pp. 591-600, Tampa, FL, USA, Dec. 1988.
- [3] P. Meer, D. Mintz, A. Rosenfeld, and D. Y. Kim, "Robust regression methods for computer vision: A review", *Int. J. Computer Vision*, vol. 6, no. 1, pp. 59-70, Apr. 1991.
- [4] V. Koivunen, "A robust nonlinear filter for image restoration", *IEEE Trans. Image Processing*, vol. IP-4, no. 5, pp. 569-578, May 1995.
- [5] P. Meer, R.-H. Park, and K. Cho, "Multiresolution adaptive image smoothing", *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, vol. 56, no. 2, pp. 140-148, Mar. 1994.
- [6] I. S. Chang, D.-G. Sim, and R.-H. Park, "Multiresolution surface parameter estimation for range images", in *Proc. Int. Conf. Image Processing*, Lausanne, Switzerland, vol. I, pp. 37-40, Sept. 1996.
- [7] N. Yokoya and M. D. Levine, "Range image segmentation based on differential geometry: A hybrid approach", *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-11, no. 6, pp. 643-649, June 1989.
- [8] A. Hoover, G. Jean-Baptiste, X. Jiang, P. J. Flynn, H. Bunke, D. B. Goldgof, K. Bowyer, D. W. Eggert, A. Fitzgibbon, and R. B. Fisher, "An experimental comparison of range image segmentation algorithms", *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-18, no. 7, pp. 673-689, July 1996.
- [9] S. S. Sinha and B. G. Schunck, "A two-stage algorithm for discontinuity-preserving surface reconstruction", *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-14, no. 1, pp. 36-55, Jan. 1992.
- [10] R. L. Kashyap and K.-B. Eom, "Robust image modeling techniques with an image restoration application", *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-36, no. 8, pp. 1313-1325, Aug. 1988.
- [11] Y.-H. Pao, *Adaptive Pattern Recognition and Neural Networks*, Reading, MA: Addison-Wesley Pub. Co., 1989.

저 자 소 개



張仁壽(正會員)

1995년 2월 서강대학교 전자공학과 졸업(공학사). 1997년 2월 서강대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사). 1997년 3월 ~ 현재 기아자동차 근무. 주관심 분야는 패턴인식, 영상처리, 컴퓨터비전 등임

朴來弘(正會員)

第33卷 B편 第9號 參照

현재 서강대학교 전자공학과 교수