

論文97-34S-11-11

Robust Hausdorff 거리 척도를 이용한 물체 정합 알고리즘 (Object Matching Algorithms Using Robust Hausdorff Distance Measure)

權 五 奎 **, 沈 東 圭 *, 朴 來 弘 **

(Oh-Kyu Kwon, Dong-Gyu Sim, and Rae-Hong Park)

요 약

Hausdorff distance (HD)는 특정 대상의 대응 없이 이진 영상의 두 에지 집합 사이의 거리를 구하는 척도로 물체 정합을 위해 널리 사용된다. 본 논문에서는 기존의 HD 척도에 비해 성능이 우수한 M-estimation, least trimmed square (LTS), α -trimmed mean 방법에 기반한 3가지 robust HD 척도를 제안하였다. 합성 영상과 실제 영상에 의한 컴퓨터 모의 실험을 통해 기존의 HD 척도에 의한 정합 방법과 제안된 HD 척도에 의한 정합 방법의 성능을 비교하였다.

Abstract

A Hausdorff distance (HD) is one of commonly used measures for object matching. It calculates the distance between two point sets of edges in two-dimensional binary images without establishing correspondences. This paper proposes three object matching algorithms using robust HD measures based on M-estimation, least trimmed square (LTS), and α -trimmed mean methods, which are more efficient than the conventional HD measures. By computer simulation with synthetic and real images, the matching performance of the conventional HD measures and proposed robust ones is compared.

I. 서 론

물체 정합은 컴퓨터 비전, 영상 해석, 패턴 인식에 있어서 중요한 문제중의 하나로 여러 가지 물체 정합 방법이 제안되어 왔다^[1-3]. 정합 방법은 correlation 과 같이 영상의 밝기 값을 직접 이용하는 방법과 에지와 같은 특징점과 같은 저수준의 특징을 이용하는 방법과 특징들 사이의 관계나 인식된 물체의 부분을 정합에 이용하는 고수준 특징을 이용하는 방법 등으로 나눌 수 있다. 밝기값을 직접 이용하는 방법은 영상의 밝기값의 변화에 민감하여, 서로 다른 센서에 의해 얻어진 영상들 사이의 정합은 수행하기 어렵다. 고수준

의 특징을 이용하는 방법은 영상의 밝기값 변화에는 민감하지 않지만, 정합을 수행하기에 앞서 특징들 사이의 관계를 찾아내는 것이 더 큰 문제가 된다. 따라서 비교적 간단하면서도 좋은 성능을 나타내는 에지와 같은 저수준의 특징을 이용하는 많은 방법들이 제안되었는데 hierarchical chamfer matching algorithm (HCMA)^[4], Hausdorff distance (HD)를 이용한 정합 방법^[5-7] 등이 그 대표적인 예라 할 수 있다.

HD 정합의 중요한 연구 분야는 물체들 사이의 유사도 차이를 결정하는 척도에 관한 것이다. 정합 척도는 효과적인 계산을 수행하면서 객관적으로 좋은 정합 결과를 얻을 수 있고 확고한 이론적인 배경을 가져야 한다. 기존의 HD 척도는 max-min 거리를 사용하는 방법으로 실제 영상의 정합에 있어서 잡음에 대단히 민감한 성능을 나타낸다.

Huttenlocher 등^[5]은 이진 영상 내의 물체 정합

* 學生會員, ** 正會員, 西江大學校 電子工學科

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

接受日字: 1996年12月4日, 수정완료일: 1997年9月22日

을 위하여 물체의 부분적인 유사도만을 고려하는 partial HD 척도를 사용하여 물체 정합을 수행하였다. 이는 rank-min 거리를 사용하는 방법으로 부분적으로 훼손된 물체의 정합시 좋은 성능을 나타낸다. 그러나 이 방법은 파라미터에 의해 정합 성능이 크게 좌우되고 따라서 적절하게 파라미터를 결정하는 것이 중요한 문제가 된다. Azencott 등^[6]에 의해 제안된 censored HD (CHD)는 rank-rank 거리를 이용하는 척도로 정합시 잡음에 비교적 덜 민감한 특성을 가진다. 그러나 1개의 파라미터를 갖는 partial HD에 비해 파라미터 개수가 2개이기 때문에 실제 정합시 각 화소에서 가장 가까운 점은 화소까지의 거리를 나타내는 distance transform (DT) map을 사용할 수 없어 많은 계산 시간을 필요로 한다. Dubuisson과 Jain^[7]은 여러 가지의 잡음하에서도 물체의 유사도 측정에 있어서 좋은 성능을 나타내는 modified HD (MHD)를 제안하였는데 이 척도는 average-min 거리를 이용한다. 그들은 HD의 성능을 보이기 위해 4가지의 이진 잡음을 제안하여 실험하였다. MHD는 파라미터가 없는 장점이 있지만 실제 이진 영상의 impulse와 같은 잡음에서 좋지 못한 성능을 나타낸다.

본 논문에서는 HD 정합 척도에 robust 추정 기법을 적용하여 잡음이나 훼손된 물체의 정합에 좋은 성능을 나타내는 robust HD 척도를 제안하였다^[4,5]. 컴퓨터 모의실험을 통해 제안된 척도는 기존의 HD 척도에 의한 정합 방법과 거의 같은 계산량과 같은 파라미터의 개수를 가지면서 우수한 정합 성능을 가짐을 확인하였다.

본 논문의 II장에서는 기존의 HD 정합 척도에 대해, III장에서는 제안한 robust HD 척도를 이용한 정합 방법에 대해 설명한다. IV장에서 컴퓨터 모의 실험에 의해 기존의 방법과 제안된 방법의 성능을 비교하였고, 마지막 V장에서 결론을 맺었다.

II. 기존의 HD 정합 척도

영상처리에 있어서 물체 인식은 중요한 부분을 차지하며 여기서 필요한 정합 기술은 무수히 많은 연구가 진행되어 왔다. 최근에 계산의 간단성과 잡음에 둔감한 HD정합 척도에 관한 연구가 진행되고 있다. HD 정합은 2차원 물체 정합에 응용되고 있으며 이것의 이진 영상을 사용하여 정합점을 찾는 기법이다.

HD는 물체 모델과 비교 영상의 에지점 집합들 사이의 거리값을 계산하는 척도이다. 에지점의 개수가 각각 N_A 와 N_B 인 점집합 $A = \{a_1, \dots, a_{N_A}\}$ 와 $B = \{b_1, \dots, b_{N_B}\}$ 사이의 거리값을 계산하는 기존의 HD 척도는

$$H(A, B) = \max(h(A, B), h(B, A))$$

로 정의된다. 여기서 $h(A, B)$ 와 $h(B, A)$ 는 점집합 A 와 B 사이의 directed HD를 나타낸다. 한 점 a 로부터 점집합 B 의 점들에 대한 거리를 $d_B(a) = \min_{b \in B} \|a - b\|$ 로, 한 점 b 로부터 집합 A 의 점들에 대한 거리를 $d_A(b) = \min_{a \in A} \|b - a\|$ 로, 정의하면, directed HD, $h(A, B)$ 와 $h(B, A)$ 는

$$h(A, B) = \max_{a \in A} d_B(a),$$

$$h(B, A) = \max_{b \in B} d_A(b)$$

로 정의되고 $\|\cdot\|$ 는 Euclidean norm 또는 L2를 나타낸다. 그러나 이 기존의 HD 척도는 잡음이나 겹침 등의 영상 훼손에 민감하다. 따라서 물체 정합을 위한 개선된 HD 척도들이 제안되었다.

Huttenlocher 등은 잡음에 의해 손상되었거나 겹쳐 있는 정합을 위하여 유사도 측정을 위해 partial HD 척도를 제안하였다^[5]. 이 척도는 손상된 물체의 나머지 부분의 유사도를 판단한다. Partial HD의 directed HD $h_K(A, B)$ 는

$$h_K(A, B) = K \max_{a \in A} d_B(a)$$

와 같이 정의되고, $K \max_{a \in A}$ 는 순차적으로 정렬된 $d_B(a)$ 값의 집합들중에 K 번째에 해당하는 순서의 값을 나타낸다. 이 척도에서 물체의 훼손된 정도에 따른 물체의 유사도 판단을 위하여 partial fraction f 를 정의했는데, f 는 0부터 1사이의 값을 갖고, $K = fN_A$ 로 주어진다. 또한 partial HD의 변형된 형태로 Azencott 등은 잡음으로 인한 영상의 훼손 문제를 해결하기 위하여 CHD를 제안하였다^[6]. CHD의 directed HD $h_{CHD}(A, B)$ 는

$$h_{CHD}(A, B) = K \max_{a \in A} L \min_{b \in B} \|a - b\|$$

로 정의되고, $K \max_{a \in A}$ 는 순차적으로 나열된 $L \min_{b \in B} \|a - b\|$ 값들 중에서 K 번째에 해당하는 값을 나

타내고 $L_{b \in B}^{th}$ 는 순차적으로 나열된 유클리안 거리값 $\|a - b\|$ 의 L 번째의 값을 나타낸다. 여기서는 영상의 훼손 정도에 따른 유사도 판단을 위해 파라미터 β , γ 를 정의했는데, β 는 0부터 1사이의 값을 갖고, $K = \beta N_A$ 로 주어지고, γ 는 0부터 1사이의 값을 갖고, $L = \gamma N_B$ 로 주어진다.

Dubuisson과 Jain은 $d_B(A, B)$ 의 거리값들을 평균 낸 형태의 MHD를 제안하여 4가지 형태의 잡음에 의해 손상된 합성 영상들에 대해 실험하였다 [7]. MHD의 directed HD $h_{MHD}(A, B)$ 는

$$h_{MHD}(A, B) = \frac{1}{N_A} \sum_{a \in A} d_B(a)$$

로 정의된다. Partial HD가 1개의 파라미터를, CHD가 2개의 파라미터를 가지는 것에 비해, MHD는 파라미터가 없는 것이 장점이다.

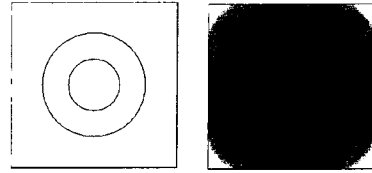
CHD를 제외한 partial HD나 MHD는 HD값을 구하기 위해서는 에지 연산자에 의해 얻어진 모델 영상과 비교 영상의 한 점으로부터 점집합에 대한 최소 거리

$$d_B(a) = \min_{b \in B} \|a - b\|, \quad d_A(b) = \min_{a \in A} \|b - a\|$$

를 계산하는 과정이 필요하다. 이 과정은 매우 간단한 연산에 의해 가능하지만 많은 계산량을 필요로 한다. 따라서 기존의 HD 정합 방법에서는 DT map을 이용하여 집합 A 의 한 점 a 로부터 집합 B 의 최소 거리를 효과적으로 구하는 방법이 사용되었다 [8-9]. 그림 1은 이진 영상의 DT map의 예를 보여준다. 여기서 DT map은

$$DT_B(x, y) = \min_{b \in B} \|(x, y) - b\|$$

으로 표현될 수 있으며 각 점에서 가장 가까운 경계점까지의 거리를 나타낸다. 그림 2는 DT를 사용한 HD 정합의 기본 구조에 대해 보인다. 여기서 object model과 test image의 DT map사이의 directed HD는 $h(A, B)$ 를 의미하며, test image와 object model의 DT map사이의 directed HD는 $h(B, A)$ 를 나타낸다. 기존의 HD 정합 방법중에서 CHD는 유클리안 거리의 rank 값을 구하는 형태이므로 DT를 사용할 수 없고 따라서 partial HD나 MHD에 비해 계산량이 많다.



(a) (b)

그림 1. 이진 영상의 DT map 예
(a) 이진 영상 (b) DT map
Fig. 1. Sample DT map of a binary image.
(a) binary image (b) DT map

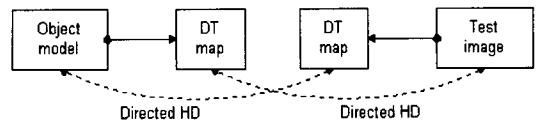


그림 2. DT를 사용한 HD 정합의 기본 구조
Fig. 2. Basic structure of HD matching using the DT.

III. 제안한 Robust HD 척도를 이용한 정합 방법

본 장에서는 robust regression에 널리 사용되는 robust statistics에 근거하여 제안한 3가지 HD 척도에 관하여 설명한다. M-추정 기법에 근거한 M-HD, least trimmed square (LTS)에 근거한 LTS-HD, 그리고 α -trimmed mean 방법에 근거한 α -HD를 제안하였고, 제안된 robust HD 척도들에 의한 정합은 잡음이나 훼손된 영상에서 우수한 성능을 보인다.

1. M-estimation에 기반한 M-HD 정합 방법

LS의 한계를 극복하기 위해 최근 통계학 분야에서 도입되는 robust 방법중의 하나인 M-estimation은 여러 분야에서 응용되어 왔다 [10-15]. M-estimation은 목적함수

$$\sum_i \rho(r_i^2)$$

를 최소화시킨다. 여기서 ρ 는 대칭형인 유한 양수 함수로 $r_i = 0$ 일 때, 최소값을 가진다. 오차 분포를 가우시안으로 가정하면 L2 regression, LS가 최적이 되고 M-estimation의 비용 함수는 $\rho(x) = x^2$ 가 된다. 오차 분포를 Laplacian으로 가정하면 L1 regression이 최적이 되고 M-estimation의 비용 함수는 $\rho(x)$

= $|x|$ 가 된다. 대표적인 M-estimation을 위한 비용 함수로는 Huber의 min-max 함수와 Hampel, Andrew, Tukey 등의 비용 함수가 있다.

제안된 M-HD는 M-추정 기법에 기반한다. M-HD 척도의 directed distance $h_M(A, B)$ 는 유클리안 거리 대신에 잡음에 의한 outlier를 제거하는 비용 함수를 대치함으로써

$$h_M(A, B) = \frac{1}{N_A} \sum_{a \in A} \rho(d_B(a))$$

로 정의된다. 여기서 비용 함수 $\rho(x)$ 는 convex이고 좌우대칭형이다. 또한 0에서 unique한 최소값을 갖는다. 제안된 M-HD에서는 비용 함수로

$$\rho(x) = \begin{cases} |x|, & |x| \leq \tau \\ \tau, & |x| > \tau \end{cases}$$

를 사용하였다. 여기서 τ 는 outlier를 제거할 수 있는 문턱값이다. M-HD에서는 directed HD의 $d_B(a)$ 가 τ 이상의 값을 가질 경우 잡음에 의한 outlier로 가정하여 제거시킨 후 나머지 $d_B(a)$ 에 의해 HD 값을 정의하는 방법이다.

2. LTS에 기반한 LTS-HD 정합 방법

Breakdown point를 개선시키기 위하여 least median square (LMedS)의 변형인 least trimmed square (LTS)가 제안되었다 [10]. LTS는 목적 함수

$$\sum_{i=1}^k (r_i^2)_{i:n}$$

를 최소화하는데 여기서 $(r_i^2)_{1:n} \leq (r_i^2)_{2:n} \leq \dots \leq (r_i^2)_{n:n}$ 는 순서적으로 배열된다. LTS는 순차적으로 나열된 오차값들중에서 오차가 큰 부분을 제거시킨 후 나머지 오차를 최소화시키는 방법이다. 이 robust 추정법은 잡음에 대해 강한 특성을 가지므로 실제 잡음이 포함된 컴퓨터 비전의 문제에 있어서 뛰어난 성능을 나타낸다.

제안된 LTS-HD는 LTS 방법에 기반한다. LTS-HD 척도의 directed distance $h_{LTS}(A, B)$ 는 order statistics의 선형 결합으로

$$h_{LTS}(A, B) = \frac{1}{K} \sum_{i=1}^K d_B(a_i)$$

로 정의된다. 여기서 K 는 partial HD 척도와 마찬가지로 $f \times N_A$ 를 나타내고 $d_B(x)_1, d_B(x)_2, \dots, d_B(x)_n$ 중에서 i 번째의 거리값을 나타낸다. 파라미터 f 는 0부터 1사이의 값을 갖고, 훼손이나 잡음의 정도에 따라 결정된다. 이 파라미터에 의한 $(1-f)$ 는 입력 데이터에 포함된 outlier의 확률이 $1-f$ 일때까지 바른 추정을 할 수 있다는 것을 의미한다. 이것에 대한 이론적 해석은 기존의 robust statistics에서 증명되어 있다 [10]. 잡음이 포함되어 손상된 영상의 경우에도 LTS-HD 척도에 따른 물체 정합은 좋은 결과를 나타낸다. LTS-HD의 directed distance는 오차가 포함되었다고 고려되는 큰 거리값을 제거하고 남은 거리값들을 최소화한다. 만약 K 가 N_A 와 같다면, 이 경우의 LTS-HD는 MHD와 같게 된다. LTS-HD에서는 순차적으로 나열된 directed HD의 $d_B(a)$ 의 값이 큰 일정 비율을 잡음에 의한 outlier로 가정하여 제거시킨 후, 나머지 $d_B(a)$ 에 의해 HD 값을 정하는 방법이다. 이 방법은 M-HD 척도에 의한 정합 방법에 비해 거리값을 순차적으로 나열하는 계산이 필요하다.

3. α -trimmed mean에 기반한 M-HD 정합 방법

L-estimation은 order statistics의 선형 결합을 이용하며, 대표적인 예로 median과 α -trimmed mean 등이 있다. Median 방법은 순차적으로 나열된 오차값들중 가운데 값을 선택하는 방법으로, impulse 잡음에 대해 강건하고 실제 영상 처리의 여러 분야에서 사용된다. α -trimmed mean는 순차적으로 나열된 오차값들의 양끝을 α 의 비율만큼 제거시킨 후 나머지 오차를 최소화시키는 방법이다. 또한 median처럼 중간값을 취하지 않고 일정한 비율에 해당하는 값을 선택하는 방법도 있다.

본 논문에서는 α -trimmed mean에 근거한 α -HD $h_\alpha(A, B)$ 를 제안하였다. α -trimmed mean은 outlier와 impulse 잡음을 효과적으로 제거하는 median 기법의 변형으로 볼 수 있다. 제안된 α -HD의 파라미터 α 는 0부터 0.5사이의 값을 갖게 되고, α 가 0일 때는 거리 값 전체를 평균내는 형태가 되므로 MHD와 같은 척도가 된다. N_A 가 홀수 개이고 α 가 0.5일 때는 거리값의 중간값을 취하게 된다. 이 때의 HD 척도를 Median-HD라고 정의한다. 제안된 α -HD 척도의 directed distance $h_\alpha(A, B)$ 는

$$h_a(A, B) = \frac{1}{(1-2\alpha)N_A} \sum_{i=\alpha N_A+1}^{N-\alpha N_A} d_B(a)_i$$

로 정의된다. α -HD에서는 순차적으로 나열된 directed HD의 $d_B(a)$ 의 값이 큰 부분과 작은 부분의 일정 비율을 잡음에 의한 outlier로 가정하여 제거시킨 후 나머지 $d_B(a)$ 에 의해 HD 값을 정하는 방법이다. 이 방법은 역시 M-HD 척도에 의한 정합 방법에 비해 거리값을 순차적으로 나열하는 계산이 필요하다.

제안된 3가지의 robust HD는 robust 추정 기법에 근거하므로 outlier나 훼손에 대해 강인한 특성을 나타낸다. 또한 제안된 HD 척도들은 거리값을 평균내는 연산을 포함하기 때문에 기존의 HD에 비해 좋은 결과를 나타낸다. 예를 들어 LTS-HD는 partial HD에 비해 파라미터 f 에 변화에 따른 정합 결과가 덜 민감하게 된다.

IV. 실험결과 및 토의

본 논문에서는 제안된 3가지 robust HD 척도의 정합 성능을 보이기 위하여 합성 영상과 잡음이 섞인 영상을 가지고 정합 위치의 관점에서 실험하였다. 실험에 있어서 비교되는 기존의 HD 척도로는 partial HD와 MHD를 사용하였다. Azencott에 의해 제안된 CHD는 기존의 2가지 방법과 제안된 3가지의 robust HD척도에 비해 10배 이상의 계산 시간이 필요하고 2개의 파라미터값에 의해 정합 성능이 좌우되므로 제안된 HD와 비교하기가 어렵다. 따라서 본 실험에서는 CHD에 의한 정합 성능 비교를 제외하였다.

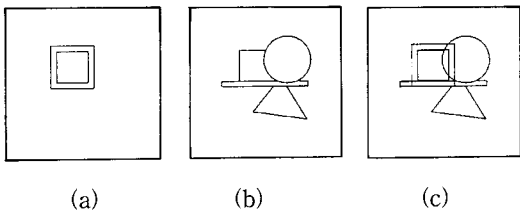


그림 3. 합성 영상의 정합 결과
 (a) 모델 (72×72) (b) test 영상 (256×256)
 (c) α -HD ($\alpha=0.2$)에 의한 정합 결과
 Fig. 3. Matching result of a synthetic test image.
 (a) model (72×72) (b) test image (256×256) (c) matching result by α -HD

그림 3 (a), (b) 합성 영상의 72×72의 물체 모델

과 256×256 비교 영상으로 비교 영상은 2개의 사각형과 원, 삼각형으로 구성되어 있다. 그림 3(a)는 그림 3(b)의 비교 영상에서 얻어진 것으로 그림 3(a)의 (0, 0)은 그림 3(b)의 (74, 62)를 나타낸다. 그림 3(c)는 (a)와 (b)의 제안된 α -HD의 $\alpha=0.2$ 일 때의 정합된 결과를 보인다. 그림에서 보듯이 바른 정합점을 찾을 수 있다.

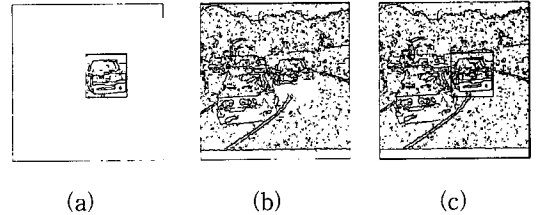


그림 4. 실제 영상 (Road 영상)의 정합 결과
 (a) 모델 (72×72) (b) test 영상 (256×256)
 (c) 제안된 3가지 HD에 의한 일치된 정합 결과

Fig. 4. Matching result of a real (Road) test image.

(a) model (72×72) (b) test image (256×256) (c) identical matching result by the three proposed HD's

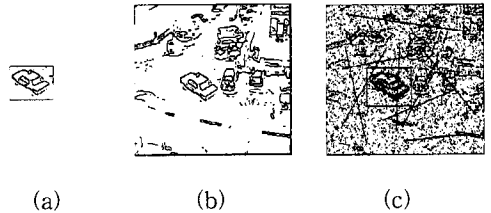


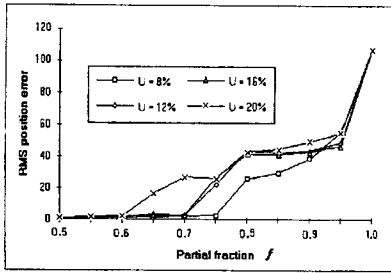
그림 5. 실제 영상 (Taxi 영상)의 정합 결과
 (a) 모델 (72×48) (b) test 영상 (256×190)
 (c) 제안된 3가지 HD에 의한 일치된 정합 결과

Fig. 5. Matching result of a real (Taxi) test image.

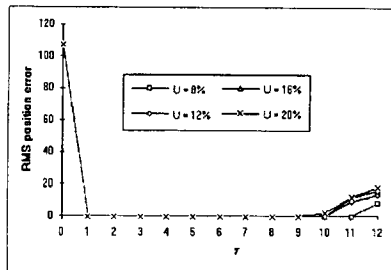
(a) model (72×72) (b) test image (256×256) (c) identical matching result by the three proposed HD's

본 실험에선 가우시안 잡음과 라인잡음을 첨가한 후에 제안한 알고리즘의 정합에 관한 실험을 하였다. 그림 4(a), (b)는 각각 Road 영상의 72×72의 물체 모델과 256×256 비교 영상이다. 비교 영상은 gray값을 갖는 영상에 분산이 30인 가우시안 잡음을 첨가한 후 Canny 에지 연산자 [16]에 의해 얻어졌다. 또한 심하

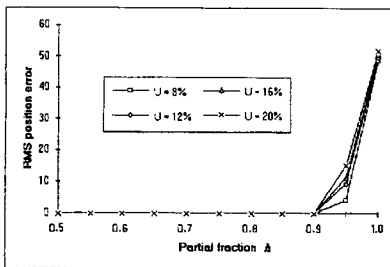
게 훼손된 영상에서의 제안된 HD 척도의 성능을 보이기 위해 목표 지점의 30% 정도의 화소를 지운 후 실험하였다. 그림 4(a)는 그림 4(b)의 잡음이 없는 비교 영상에서 얻어진 것으로 그림 4(a)의 (0,0)은 그림 4(b)의 (123, 83)에 해당한다. 그림 4(c)는 (a)와 (b)의 제안된 3가지 HD에 의해 바르게 정합된 결과를 보인다. 그림 5(a), (b) Taxi 영상의 72×48의 물체 모델과 256×190 비교 영상이다. 비교 영상은 12%의 균일 잡음과 10개의 line 잡음을 섞은 후 정합을 시도하였다. 그림 5(c)는 (a)와 (b)의 제안된 3가지 HD에 의해 바르게 정합된 결과를 보인다. 실험에서 보듯이 제안한 알고리즘이 심한 잡음에도 불구하고 바른 정합점을 찾아냄을 볼 수 있다.



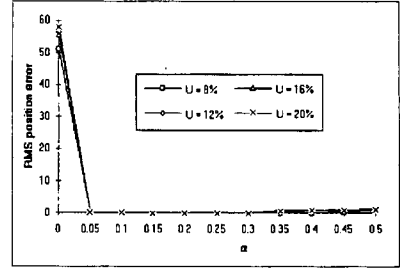
(a)



(b)



(c)



(d)

그림 6. 균일잡음과 선분잡음하에서의 기존의 방법과 제안된 방법에 의한 RMS 위치 오차 (Road 영상)

(a) partial HD (b) M-HD (c) LTS-HD (d) α -HD

Fig. 6. RMS position error by the conventional and proposed HD measures as a function of the amount of uniform noise (U) with fixed line noise. (V=10) (Road image)(a) partial HD (b) M-HD (c) LTS-HD (d) α -HD

그림 6은 균일잡음과 선분잡음하에서의 기존의 방법과 제안된 방법의 각 파라미터에 의한 root mean square (RMS) 위치 오차로 (a), (b), (c), (d)는 각각 partial HD, M-HD, LTS-HD, α -HD에 의한 결과이다. 실험에서의 RMS 위치 오차 η 는

$$\eta = \sum_{i=1}^I \sqrt{(x_i - x_c)^2 + (y_i - y_c)^2}$$

로 주어지고 여기서 (x_c, y_c) 은 실제 정확한 정합 위치이고, (x_i, y_i) 는 I 번째의 실험에 의한 정합 위치이다. 여기서 통계적 특성을 알아보기 위하여 시행회수 I 를 200으로 하였다. 그림 6은 Road 영상에 대한 RMS 위치 오차 결과이며 (x_c, y_c) 의 값은 (123,83)이고 균일 잡음 U 와 line 잡음 $V=10$ 일 때의 결과를 보인다. 여기서 균일잡음, U 는

$$U = \frac{100R}{X \times Y}$$

로 R 은 밝기값이 반전된 화소의 수이고, X 와 Y 는 영상의 행과 열의 수를 나타낸다. 또한 line 잡음은 시작점과 끝점을 랜덤하게 추출한 후 V 개의 선분을 더하여 얻어진다. 이러한 잡음에도 불구하고 결과에서 보듯이 제안한 HD 정합 방법에 의한 정합 결과의

RMS 위치 오차가 파라미터에 변화에 따라 성능의 변화량이 작으면서도 오차의 절대치도 작음을 볼 수 있다.

표 1. 합성 영상과 실제 영상을 위한 기존의 방법과 제안된 방법에 의한 정합 위치 검출 결과

Table 1. Matching position detected by the conventional and proposed HD measures for synthetic and real images.

	Algorithms	합성영상 (74, 62)		실제영상(Road) (123, 83)		
		추정위치	오차	추정위치	오차	
기존	Partial HD	$f=0.6$	(73, 63)	(1, -1)	(122, 82)	(1, 1)
		$f=0.7$	(72, 63)	(2, -1)	(16, 41)	(107, 42)
		$f=0.8$	(69, 59)	(5, 3)	(56, 3)	(67, 80)
		$f=0.9$	(69, 63)	(5, -1)	(13, 41)	(110, 42)
		$f=1.0$	(59, 55)	(15, 7)	(0, 0)	(123, 83)
	MHD		(77, 64)	(-3, -2)	(123, 158)	(0, -75)
제안	M-HD	$\tau=3$	(73, 64)	(1, -2)	(123, 83)	(0, 0)
		$\tau=4$	(73, 64)	(1, -2)	(123, 83)	(0, 0)
		$\tau=5$	(73, 64)	(1, -2)	(123, 83)	(0, 0)
		$\tau=6$	(73, 64)	(1, -2)	(15, 42)	(108, 41)
		$\tau=7$	(73, 64)	(1, -2)	(15, 42)	(108, 41)
	LTS-HD	$f=0.6$	(74, 64)	(0, -2)	(123, 83)	(0, 0)
		$f=0.7$	(74, 63)	(0, -1)	(123, 83)	(0, 0)
		$f=0.8$	(74, 63)	(0, -1)	(123, 83)	(0, 0)
		$f=0.9$	(74, 63)	(0, -1)	(15, 42)	(108, 41)
		$f=1.0$	(77, 63)	(-3, -1)	(123, 158)	(0, -75)
	α -HD	$\alpha=0.0$	(77, 63)	(-3, -1)	(123, 158)	(0, -75)
		$\alpha=0.1$	(74, 63)	(0, -1)	(15, 42)	(108, 41)
		$\alpha=0.2$	(74, 63)	(0, -1)	(123, 83)	(0, 0)
		$\alpha=0.3$	(74, 63)	(0, -1)	(123, 83)	(0, 0)
		$\alpha=0.4$	(74, 63)	(0, -1)	(123, 83)	(0, 0)
$\alpha=0.5$	(63, 63)	(11, -1)	(17, 30)	(106, 53)		

또한 표 1은 기존의 partial HD와 MHD 척도에 의한 정합 위치 결과와 제안된 HD 척도에 의한 정합 위치 결과를 보인다. 기존의 partial HD는 하나의 파라미터 f 를 갖고 MHD는 파라미터가 없다. 표 1에서 보듯이 partial HD는 파라미터의 변화에 따라 정합의 성능이 달라지고 따라서 적절한 파라미터를 구하는 것이 어렵다. MHD는 파라미터가 없는 대신에 좋은 성능을 나타내지 못한다. 합성 영상에서는 f 가 0.6~0.75에서 정확한 정합 결과에 가까운 값을 보이고 훼손된 Road 영상에서는 0.55~0.65에서 좋은 정합 성능을 보인다. 또한 MHD는 합성 영상에서는 비교적 좋은 정합 성능을 나타내지만 훼손된 Road 영상에서는 정확한 정합 위치를 찾지 못하는 결과를 보인다.

제안된 M-HD는 하나의 파라미터 τ 를 갖는다. 표 1의 합성 영상에 대한 실험 결과에서 파라미터 τ 가 0.5에서 7까지 변화할 때, 정합 성능이 좋음을 볼 수 있다. 또한 훼손된 Road 영상에 대한 실험 결과에서는 파라미터 τ 가 0.5에서 5.5까지의 변화할 때는 정합 성능이 좋고, 6 이상이 되면 잘못된 정합 결과를 보이는데 이는 잡음에 의해 생긴 오차를 충분히 제거시킬 수 있도록 적절한 파라미터 τ 를 선택하지 못했기 때문이다. 어쨌든 제안된 M-HD에서는 평균을 내는 연산에 의해 적절한 파라미터를 구하는 방법이 기존의 방법에 비해 쉽다.

제안된 LTS-HD 척도의 경우에는 파라미터 f 가 0.5에서 0.95까지의 변화할 때, 정합의 성능이 좋음을 볼 수 있다. 파라미터 f 가 1일 때는 MHD의 정합 결과와 같고, 잡음에 의한 outlier를 효과적으로 제거하지 못했기 때문에 f 가 0.5에서 0.95까지의 정합 성능에 비해 좋지 못한 성능을 보이게 된다. 또한 훼손된 Road 영상에 대한 실험 결과에서 파라미터 f 가 0.5에서 0.85까지 변화할 때 좋은 정합 결과를 보이고 f 가 0.9에서 1일 때는 outlier를 적절히 제거하지 못했기 때문에 좋은 정합 성능을 보이지 못한다. 마찬가지로 $f=1$ 일 때의 정합 성능은 MHD와 같다. 제안된 LTS-HD에서는 평균을 내는 연산에 의해 같은 의미의 파라미터를 쓰는 partial HD에 비해 좋은 성능을 나타내고 적절한 파라미터를 구하는 방법이 기존의 방법에 비해 쉽게 된다.

제안된 α -HD는 하나의 파라미터 α 를 갖고 $\alpha=0$ 일 때의 정합 성능은 MHD와 같다. 표 1의 합성 영상에 대한 실험 결과에서 파라미터 α 가 0.05에서 median까지의 변화할 때, 정합의 성능이 좋음을 볼 수 있다. α 가 0일 때는 MHD의 정합 결과와 같고, 잡음에 의한 outlier를 효과적으로 제거하지 못했기 때문에 α 가 0.05에서 median까지의 정합 성능에 비해 좋지 못한 결과를 보이게 된다. 또한 훼손된 Road 영상에 대한 실험 결과에서 파라미터 α 가 0.15에서 0.45까지 변화할 때 좋은 정합 결과를 보이고 α 가 0에서 0.1일 때는 outlier를 적절히 제거하지 못했기 때문에 좋은 정합 성능을 보이지 못한다. 또한 $\alpha=0.5$ 일 때의 정합 성능은 partial HD의 파라미터 $f=0.5$ 일 때의 결과와 같고 평균 연산자가 제외된 형태이므로 좋지 못한 정합 성능을 보인다. 제안된 α -HD에서는 평균을 내는 연산에 의해 적절한 파라미터를 구하는

방법이 기존의 방법에 비해 쉽다.

Robust Hausdorff 척도는 잡음의 정도에 따라 적당한 파라미터를 결정할 때 최적의 결과를 낼 수 있다. 본 실험에선 제안한 3가지의 방법은 기존의 방법의 비하여 이러한 파라미터 값의 변화에 영향을 적게 받고 비교적 정확한 결과를 내는 robust Hausdorff 척도를 제안하였고 많은 실험영상을 통하여 이를 보였다.

V. 결 론

본 논문에서는 기존의 HD 척도들을 robust statistics에 기반하여 해석한 후, 이를 토대로 3가지의 robust HD 척도를 제안하였다. 본 논문에서는 컴퓨터 모의 실험에 의해 제안된 robust HD 척도에 의한 정합 성능이 기존의 HD 척도에 의한 정합성능 보다 더 좋음을 확인하였다.

추후 과제로는 3가지의 robust HD 정합 방법에서의 파라미터를 자동으로 결정할 수 있는 알고리즘의 개발이 필요하며 제안된 robust HD 방법을 계층적으로 결합하여 잡음 상황에서도 좋은 성능을 가지면서 계산 시간 면에서도 효과적인 HD 정합 방법을 구축하는 것이다.

참 고 문 헌

[1] E. Persoon and K. S. Fu, "Shape discrimination using Fourier descriptors," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. SMC-7, no. 3, pp. 170-179, Mar. 1977.

[2] B. Bhanu and O. D. Faugeras, "Shape matching of two dimensional objects," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-6, no. 2, pp. 137-156, Mar. 1984.

[3] N. Ayache and O. D. Faugeras, "HYPER: A new approach for the recognition and positioning of two-dimensional objects," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-8, no. 1, pp. 44-54, Jan. 1986.

[4] G. Borgefors, "Hierarchical chamfer matching: A parametric edge matching algorithm," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-10, no. 6, pp.

849-865, Nov. 1988.

[5] D. P. Huttenlocher, G. A. Klanderman, and W. J. Rucklidge, "Comparing images using the Hausdorff distance," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-15, no. 9, pp. 850-863, Sep. 1993.

[6] R. Azencott, F. Durbin, and J. Paumard, "Multiscale identification of buildings in compressed large aerial scenes," in *Proc. 13th Int. Conf. Pattern Recognition*, vol. 3, pp. 974-978, Vienna, Austria, Aug. 1996.

[7] M.-P. Dubuisson and A. K. Jain, "A modified Hausdorff distance for object matching," in *Proc. 12th Int. Conf. Pattern Recognition*, pp. 566-568, Jerusalem, Israel, Oct. 1994.

[8] G. Borgefors, "Distance transformations in digital images," *Comput. Vision, Graphics, Image Processing*, vol. 34, no. 3, pp. 344-371, June 1986.

[9] D. W. Paglieroni, "Distance transformations: Properties and machine vision applications," *CVGIP: Graphical Models Image Processing*, vol. 54, no. 1, pp. 56-74, Jan. 1992.

[10] P. J. Rousseeuw, "Least median of squares regression," *Journ. American Statistical Association*, vol. 79, no. 388, pp. 871-880, Dec. 1984.

[11] P. J. Rousseeuw and A. M. Leroy, *Robust Regression and Outlier Detection*. John Wiley & Sons: NY, USA, 1987.

[12] I. Pitas and A. N. Venetsanopoulos, *Nonlinear Digital Filters*. Kluwer Academic: Norwell, MA, USA, 1990.

[13] J. B. Bender and T. L. Watt, "Alpha-trimmed means and their relationship to median filters," *IEEE Trans. Acoust., Speech, Signal Processing*, vol. ASSP-32, no. 1, pp. 145-153, Feb. 1984.

[14] O.-K. Kwon, D.-G. Sim, and R.-H. Park, "New Hausdorff distance based on robust statistics for comparing images," in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, vol. 3, pp. 21-24, Lausanne, Switzerland, Sep.

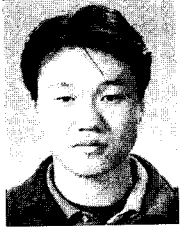
1996.

[15] D.-G. Sim, S.-Y. Jeong, R.-H. Park, R.-C. Kim, S. U. Lee, and I. C. Kim, Navigation parameter estimation from sequential aerial images," in *Proc. IEEE Int. Conf. Image Processing*, vol. 2, pp. 629-632, Lausanne,

Switzerland, Sep. 1996.

[16] J. Canny, "A computational approach to edge detection," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, vol. PAMI-8, no. 6, pp. 679-698, Nov. 1986.

저 자 소 개



權 五 奎(正會員)
 1995년 2월 서강대학교 전자공학과 학사. 1997년 2월 서강대학교 전자공학과 석사. 1997년 2월 ~ 현재 주식회사 MJL 근무. 주관심 분야는 영상처리 및 네트워크

沈 東 圭(學生會員) 第 31卷 B編 第 12號 參照
 현재 서강대학교 박사과정 재학중

朴 來 弘(正會員) 第 34卷 B編 第 6號 參照
 현재 서강대학교 전자공학과 교수