

논문 2007-44SP-4-6

EMSAC 알고리즘을 이용한 대응점 추출에 관한 연구

(Extraction of Corresponding Points Using EMSAC Algorithm)

예수영*, 전아영**, 전계록***, 남기곤****

(Soo Young Ye, Ah Young Jeon, Gye Rok Jeon, and Ki Gon Nam)

요약

본 논문에서는 영상으로부터 획득된 대응점을 추출하기 위한 새로운 알고리즘을 제안한다. 제안하는 EMSAC 알고리즘은 EM과 RANSAC에 기반을 두고 있다. RANSAC 과정에서는 N개의 대응점들이 랜덤하게 선택되어진다. 랜덤으로 N개의 대응점을 선택하는 과정은 최대 반복횟수 내에서 적절한 파라미터가 추정될 때까지 반복된다. 이는 시간이 오래 걸리고 때로는 적절한 파라미터에 수렴하지 않는 경우도 발생한다. 그러므로 본 연구에서는 RANSAC 알고리즘에서 N개 대응점을 임의로 선택하는 대신 최적의 해가 존재할 확률이 높은 영역에서 대응점을 선택하는 EMSAC 알고리즘을 사용하였다. EMSAC 알고리즘은 반복적인 선택을 줄여 안정적이고 처리 속도가 빠른 대응점들을 추출할 수 있다.

Abstract

In this paper, we proposed the algorithm for the extraction of the corresponding points from images. The proposed algorithm, EMSAC is based on RANSAC and EM algorithms. In the RANSAC procedure, the N corresponding points are randomly selected from the observed total corresponding points to estimate the homography matrix, H. This procedure continues on its repetition until the optimum H are estimated within number of repetition maximum. Therefore, it takes much time and does not converge sometimes. To overcome the drawbacks, the EM algorithm was used for the selection of N corresponding points. The EM algorithm extracts the corresponding points with the highest probability density to estimate the optimum H. By the experiments, it is demonstrated that the proposed method has exact and fast performance on extraction of corresponding points by combining RANSAC with EM.

Keywords : Correspondences, Expectation Maximization, MLESAC, RANSAC

I. 서론

인간의 능력을 컴퓨터에 부여시키고자 하는 연구가 최근 컴퓨터 응용의 발달로 각 분야에서 활발히 이루어지고 있다. 컴퓨터 비전은 인간의 시각 시스템을 컴퓨

터로 구현하려는 분야이다.

즉, 컴퓨터 및 기계가 인간과 같은 시각 기능을 갖도록 만드는 기술이다. 특히 스테레오 비전은 인간의 시각 구조와 유사하며 환경의 특별한 제약이 없다. 또한 일반적인 자연 환경을 대상으로 할 수 있다는 장점 때문에 많이 응용되고 있다. 이러한 컴퓨터 비전 분야에서 중요한 과제 중의 하나가 바로 두 영상간의 상호 대응점을 정확히 찾는 것이다. 이러한 연구는 영상정합이나 3차원 복원 또는 움직이는 물체에 대한 위치 추정 등에 많이 응용된다.^{[1][2]} 특히, 영상 정합은 카메라를 통해 획득되어진 영상들의 대응점을 찾아 두 영상을 결합하는 과정이다. 영상 정합 과정 중 대응점을 추출하는 과정이 가장 어렵고, 연산에도 시간이 많이 소요된다. 이러한 연구에는 Fischler와 Bolles에 의해 실험된 RANSAC

* 정회원, 부산대학교 의학전문대학원 BK21 고급의료 양성사업단
(Pusan National University School of Medicine)
** 학생회원, *** 정회원, 부산대학교 의공학협동과정
(Dept. of Interdisciplinary program in Biomedical Engineering, Pusan National University)
**** 정회원, 부산대학교 전자공학과
(Dept. of Electronics Engr., Pusan National University, Pusan, Korea)
※ 본 연구는 부산대학교 자유과제 학술연구비(2년)에 의하여 연구되었음.
접수일자: 2007년1월2일, 수정완료일: 2007년6월7일

(random sample consensus) 알고리즘이 있다^[3]. RANSAC 알고리즘은 두 영상을 정합하기 위한 최적의 대응점들을 구하는데 매우 용이하다. 하지만 임의로 데이터를 선택하기 때문에 최적의 해를 찾을 때까지 많은 반복 처리 과정을 수행하여야 하는 단점이 있다. 따라서 본 논문에서는 EM (expectation maximization) 알고리즘을 이용하여 확률적으로 최적의 해가 존재하는 데이터 영역에서 해를 구하고자 하였다. 이 알고리즘은 반복 처리 과정을 대폭 감소시킬 수 있는 EMSAC (expectation maximization sample consensus) 이다.

EMSAC 알고리즘은 최대우도(maximum likelihood) 값을 이용하여 최적의 해를 추정함으로써 기존의 RANSAC 알고리즘보다 빠르고 효율적으로 해를 찾을 수 있다.^[4]

본 논문의 구성은 다음과 같습니다. II장에서는 두 이미지 정합을 위하여 적절한 대응점을 찾기위한 방법으로 기존의 RANSAC에서 사용하는 방법과는 다른 EM 알고리즘을 추가한 EMSAC 알고리즘을 설명하였고, III장에서는 EMSAC 알고리즘을 이용한 실험 및 고찰을 기술 하였고, IV장에서는 실험 결과를 나타내었다.

II. 두 이미지 정합을 위한 대응점 추출과 호모그래피 추정

두 이미지를 정합하기 위하여 각 이미지의 특징점들인 대응점들을 적절히 선택한다. 선택되어진 대응점들을 이용하여 이미지의 상관관계를 나타내는 호모그래피 매트릭스 (homography matrix) H를 구할 수 있다.^[5] 이 대응점들은 이미지의 특징점을 추출하여 사용하는 데, 이는 영상 내 물체의 밝기에 의한 코너점들을 추출하는 SUSAN^[6] 알고리즘을 적용하였다. SUSAN 알고리즘은 이미지 상에 작은 마스크를 두고, 마스크의 중심 화소와 마스크 내부 화소들의 유사성을 계산한다. 이러한 유사성이 적을수록 특징점에 가깝다고 인식하는 알고리즘이다. SUSAN 알고리즘에 의해 두 이미지 각각에서 특징점이 추출되어 진다. 첫 번째 이미지 (x,y) 위치의 특징점은 두 번째 이미지의 (x,y)을 중심으로 거리 dx, dy 내의 특징점과의 상관관계를 계산한다. 이들 상관관계를 계산하기 위하여 SSD (sum of squared differences)^{[7],[8]}을 사용하였다.

SSD 수행결과를 이용하여 두 이미지의 대응점을 추출하는데, SSD 수행결과는 잘 정합된 대응점이 있는가 하면 잘못 정합된 대응점도 존재하게 된다. 이런 오정

합은 유사한 밝기 값을 가지는 특징점이 많이 존재 할 때 많이 나타난다.

대응점을 선택하여 H를 추정한 후 검증 과정을 거쳐 최적의 대응점이 구해 질 때까지 H를 계속하여 구하는 RANSAC 알고리즘이 많이 사용되어지고 있다. 이 알고리즘은 임의 선택 및 중복 선택으로 인하여 처리 시간이 많이 걸린다. 이의 단점을 보완하여 EMSAC 알고리즘을 제안하고자 한다.

1. RANSAC 알고리즘

RANSAC은 Fischler와 Bolles가 제안한 추정 기법으로 기본 개념은 다음과 같다. 검출된 대응점들로부터 H를 추정할 수 있는 최소의 대응점들을 무작위로 추출한다. 추출된 대응점을 이용하여 H를 추정하며, 이때 사용된 검증 방법은 최소제곱법을 이용하였다.

그림 1(a)는 임의의 대응점들을 선택하여 H를 구하는 과정을 나타내었다.

두 이미지는 p와 p'로 하고, 각각의 대응점들은 $X_i = (x_i, y_i, 1)$ 과 $X'_i = (x'_i, y'_i, 1)$ 으로 나타내었다. 식 (1)과 같이 H에 의하여 X와 X'의 관계를 나타낼 수 있다.

$$X'_i = HX_i \tag{1}$$

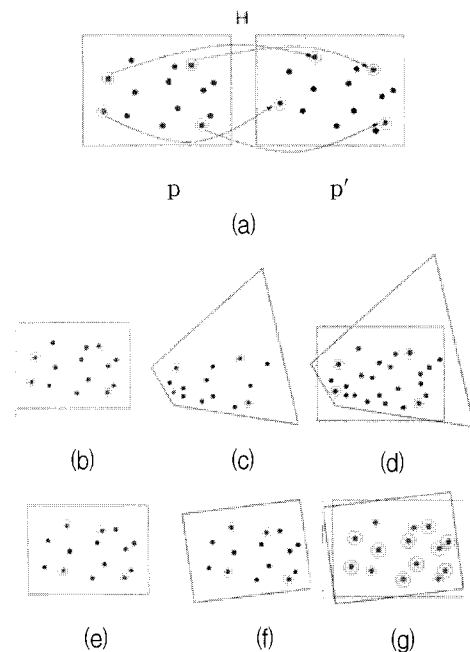


그림 1. RANSAC 수행 예
Fig. 1. Examples of RANSAC process.

그림 1(a)에서 임의로 선택된 대응점으로 H가 추정되고, 추정된 H가 적용된 영상은 그림 1(c),(f)와 같은 결과들을 얻을 수 있다. H가 적용된 영상을 (b),(e) 영상과 겹치게 되면 (d),(g)와 같은 영상을 볼 수 있다. (d),(g) 영상에서 두 영상의 대응점들의 오차 거리를 구한다. 그림 1(g)의 동그라미 영역과 같이 오차 거리가 한계 오차 범위 내에 존재한다면, 그 개수를 누적하여 총 개수를 구한다. 한계 오차 범위 내에 존재하는 데이터의 개수가 초기값으로 설정한 임계값보다 많으면 추정된 H가 적절하다고 판단한다. 만일 한계 오차 범위 내에 존재하는 대응점의 개수가 적으면 H를 다시 추정한다. 그림 1(d)에서는 한계 오차 범위 내에 존재하는 데이터가 설정된 임계값보다 적음을 알 수 있다. (g)에서는 한계 오차 범위 내에 존재하는 데이터의 개수가 설정한 임계값보다 많은 경우를 나타내었다. 한계 오차 범위 내에 대응점이 존재할 때는 인라이어(inlier) 데이터라고 하고, 한계오차 범위를 벗어나는 대응점은 아웃라이어(outlier)라고 한다.

인라이어와 아웃라이어의 경계값을 결정하는 한계 오차 범위의 임계값은 반복 횟수를 결정하는데 중요한 요소가 된다. 대응점의 인라이어 개수가 특정 임계값보다 클 때까지 알고리즘을 반복 수행한다.

RANSAC은 무작위로 데이터들을 추출해서 대응점들을 추정하기 때문에, 최적의 해를 구하는데 용이하지만 많은 반복 처리 과정을 수행할 가능성이 커진다.

- step 1. Randomly selects of N pairs of points to compute an H.
- step 2. Estimates parameter H
- step 3. Compute the distance $d(x', Hx)$ for every data
- step 4. Compute the number of inliers whose d is less a threshold.
These inliers consist a consensus set S.
- step 5. If the size of S is greater than a threshold T.
Accept parameter H and terminate.
- step 6. If the size of S is less than T, repeat above steps.
- step 7. After N samplings, re-compute H from the largest consensus set.
- step 8. Fail if you get here

그림 2. RANSAC 알고리즘
Fig. 2. RANSAC algorithm.

그림 2는 RANSAC 알고리즘의 과정을 나타내었다. H를 추정하기 위하여 인라이어에 있을 대응점의 확률을 계산하여 확률이 높은 영역에서 대응점을 선택할 필요가 있다. 이를 위하여 EM 알고리즘을 적용하여 최적의 대응점들이 분포할 확률을 계산하여 반복과정을 줄이고자 한다.

2. EMSAC 알고리즘

EMSAC 알고리즘은 RANSAC 알고리즘에서 N개의 데이터를 임의로 선택하는 대신에 한계오차 범위에 있을 확률이 높은 N개의 데이터를 선택하도록 하는 것이다. 이는 최적의 해를 구할 때 확률에 의해 대응점들을 선택함으로써 추정횟수를 줄일 수 있는 장점을 가지고 있다. EMSAC은 반복 과정을 줄여 최적의 해를 찾는 것은 용이하나 전체적인 최대우도(maximum likelihood) 값에 도달하는 것을 보장할 수 없다. 즉, 국부 최대값(local maximum)에 빠질 경우 최적의 해를 구할 수 없게 된다. 그러므로 초기값의 설정이 매우 중요하다. 그러나 국부 최대값에 빠졌을 경우도 검증과정을 거치므로 최적의 해를 찾을 수 있다.

EMSAC을 이용한 영상접합 알고리즘의 전체 흐름도는 그림 3에 나타내었다. 입력 영상에서 특징점을 추출하고

EM 과정을 수행하기 위한 대응점들의 분포는 그림 4와같이 일정한 분포를 가진 모델로 가정 할 수 있다.

즉, 인라이어에 속하는 대응점의 분포는 평균 μ 와 분산 σ^2 을 중심으로 한 정규 분포를 나타내고, 아웃라이어에 속하는 대응점의 분포는 랜덤하게 분포하는 균일 분포 모델로 설정하였다.

이 모델에서 최적의 대응점들은 특정한 곳으로 밀집되어 있는데 이를 정규분포로 표현할 수 있고, 식 (2)로 나타낼 수 있다. 반면 잘못 정합된 데이터들은 일정한 밀집이 없이 분산되어 진다. 이들을 균일하게 분포되어

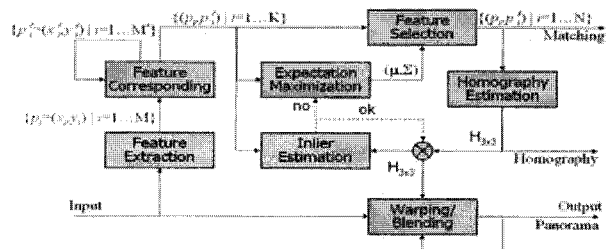


그림 3. EMSAC을 이용한 영상 정합 알고리즘
Fig. 3. The image matching algorithm using the EMSAC.

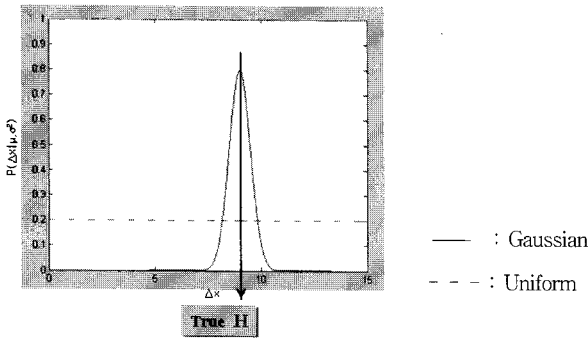


그림 4. 정규분포와 균일분포의 혼합모델
 Fig. 4. Mixture model with gaussian and uniform distributions.

있다고 가정하고 식(3)로 나타낼 수 있다.

$$G(\Delta x, \mu, \sigma^2) = \frac{1}{\sigma \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left(\frac{\Delta x - \mu}{\sigma}\right)^2} \quad (2)$$

$$U(\Delta x, a, b) = \frac{1}{w} \quad (3)$$

즉, 최적의 대응점들이 분포할 확률밀도함수를 $G(\Delta x, \mu, \sigma^2)$ 라고 하고, 그렇지 않을 확률밀도함수를 $U(\Delta x, a, b)$ 로 정의하였다. 대응점들의 분포는 정규분포(gauss distribution)와 균일분포(uniform distribution)의 혼합모델로 가정하였다. 그림 4는 이러한 관계를 표현하고 있다.

Δx 는 두 영상에서 대응점간 사이의 거리이다. 최적의 해가 분포하는 모델에서 μ, σ^2 는 평균과 분산이며, w 는 균일분포의 데이터 분포 범위이다. 데이터의 최고값 a 와 최소값 b 의 차이로 $w = |a - b|$ 로 둔다. 실제로 w 는 데이터 관측 시 계산되어지는 값이므로 파라미터 추정에서는 제외한다.

잘 정합된 데이터의 확률을 $p(v)$ 라하고, 반면 잘못 정합된 데이터를 $p(\bar{v})$ 로 두었을 때 전체 대응점들의 데이터 확률은 $p(v) + p(\bar{v}) = 1$ 이 된다. $p(v)$ 를 구하면 $p(\bar{v})$ 는 자동적으로 계산되므로 파라미터 추정 시 $p(v)$ 만 구한다. 이러한 분포는 일치성을 갖는 데이터가 많을수록 잘못 정합된 대응점은 적어진다. 또한 일치성을 갖는 데이터가 적을수록 잘못 정합된 대응점은 더 많은 곳에 분포되는 상관관계를 가진다. 혼합 모델은 식(4)와 같이 나타낼 수 있다.

$$M(\Delta x) = p(v)G(\Delta x, \mu, \sigma^2) + p(\bar{v})U(\Delta x, a, b) \quad (4)$$

혼합모델 $M(\Delta x)$ 에서 각 변수 Δx 의 확률 값

$P(\Delta x|v)$ 는 식 (5)와 같이 나타낼 수 있다.

$$P(\Delta x|v) = \frac{p(v)G(\Delta x, \mu, \sigma^2)}{p(v)G(\Delta x, \mu, \sigma^2) + (1 - p(\bar{v}))\frac{1}{w}} \quad (5)$$

$P(\Delta x|v)$ 는 전체 대응점에서 잘 정합된 대응점의 기대값을 구하는 것이다.

이렇게 구해진 기대값을 이용하여 로그-우도를 구하여 확률적으로 최적의 해가 분포하는 영역에서 대응점을 선택할 수 있다.

$$\log L = \sum_{i=1}^N P(\Delta x|v) \log[G(\Delta x, \mu, \sigma^2)] + (1 - P(\Delta x|v)) \log\left(\frac{1}{w}\right) \quad (6)$$

로그-우도(log likelihood : $\log - L$)를 구하는 식은 식(6)과 같다. log연산에 의해 확률값의 곱 연산은 합의 연산으로 대체하여 수행할 수 있음을 알 수 있다. EM 알고리즘에서 획득한 기대값 $P(\Delta x|v)$ 를 이용하여 적절한 대응점을 선택하고, H를 추정 한 후 인라이어 개수를 구하여 임계값 내에 있지 않을 때는 EM 과정을 다시 거쳐 새로운 모델을 가정하게 된다.

$\log - L$ 값이 최고값일 때의 μ, σ^2 를 이용하여 대응점을 추출한다. 정규분포의 μ 에서 σ^2 범위 내에 존재하는 대응점을 선택한다. 이 대응점들은 인라이어내에 있을 확률이 높은 데이터로 간주할 수 있다. 추출된 데이터는 RANSAC 알고리즘 과정 중 임의로 데이터를 선택하는 과정을 대체 할 수 있다. 이로 인해 데이터의 중복 선택과 최적의 대응점을 찾기까지의 시간을 절약할 수 있다.

EM의 결과로 선택된 N개의 대응점들을 이용하여 호모그래픽 매트릭스 H를 추정한다. 추정된 H를 이용하여 일치성(consensus)을 가지는 대응점을 추출한다. 앞에서 설명한 RANSAC에서 처럼 추정된 H를 한쪽 영상에 적용시킨 다음 다른 영상과의 거리 차이를 구한다. 추출된 거리가 한계 오차 범위 내에 존재하는지 확인한 후 한계 오차 범위 내에 존재하는 대응점의 수가 요구 임계치에 미달한다면 초기값들을 새로운 값으로 하여 반복 수행하게 된다. 그림 5은 EMSAC 알고리즘을 이용하여 H를 구하는 과정을 나타내었다.

EM알고리즘은 초기화된 파라미터 P, μ, σ^2 의 상태에 따라 국부적인 최대우도 (local maximum likelihood)를 가질 수 있다고 하였다. 국부적인 최대 우도에 수렴할 경우 한계허용 오차 범위내의 대응점 수가 요구 임계치를 넘지 않는다.

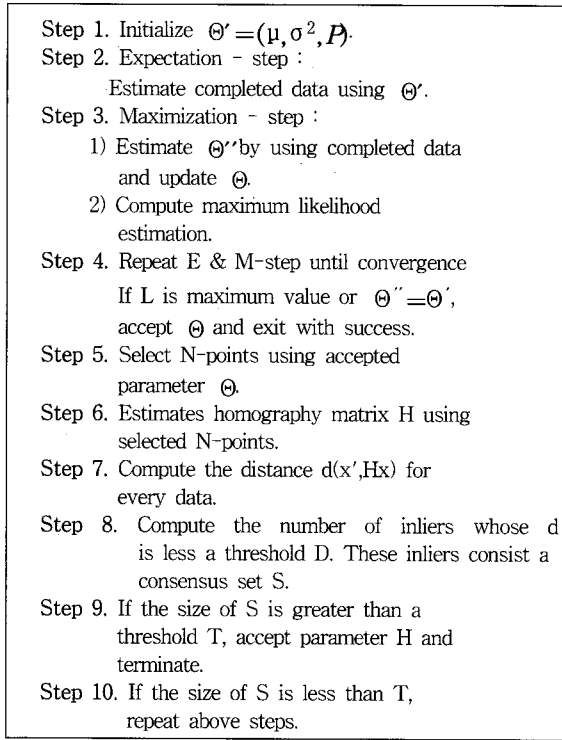


그림 5. EMSAC 알고리즘
Fig. 5. EMSAC algorithm.

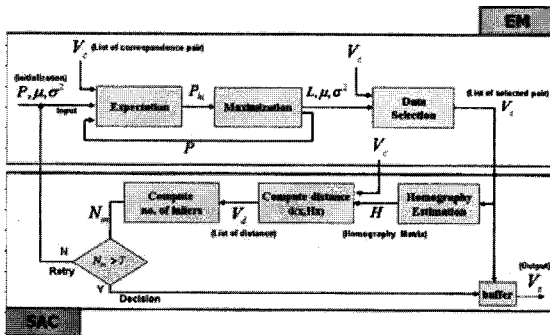


그림 6. EMSAC을 이용한 대응점 추출 알고리즘
Fig. 6. Extraction of corresponding points using EMSAC Algorithm.

그러므로 전체적인 최대 우도 (global maximum likelihood) 값을 찾기 위하여 일련의 과정들이 반복 수행되어진다. 본 연구에서 제안한 EMSAC을 이용한 대응점 추출 알고리즘의 전체 흐름도를 그림 6에 나타내었다.

III. 인식 실험 및 고찰

본 논문에서 제안한 EMSAC 알고리즘을 이용하여 실제 영상을 획득하여 실험을 하였다. 사용한 카메라는 Sony사의 DSC-H1으로 일반 디지털 카메라를 사용하였다. 획득 영상은 칼라 영상이고, 영상의 크기는

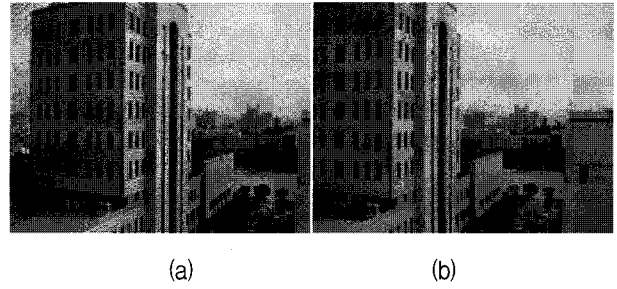


그림 7. 입력영상 (a) 영상 1 (b) 영상 2
Fig. 7. Input images (a) Image 1 (b) Image 2.

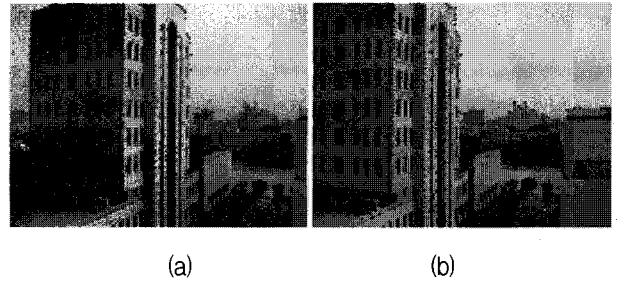


그림 8. 특징점 추출 (a) 영상 1, (b) 영상 2
Fig. 8. Feature detection. (a) image 1, (b) image 2.

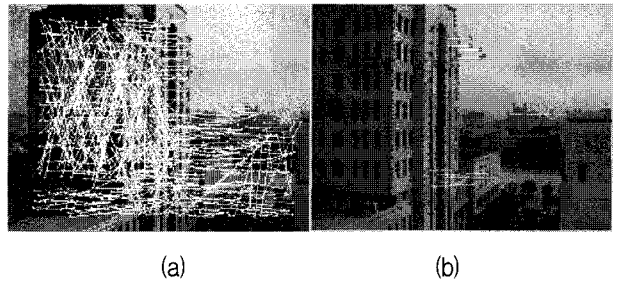


그림 9. 대응점 추출 결과
(a) SSD 결과, (b) EM을 이용한 결과
Fig. 9. The results of extraction of corresponding points
(a) The result of SSD, (b) The result of EM

320×240이다. 알고리즘은 Microsoft Visual C++ 6.0을 사용하여 구현하였다. 입력 영상은 삼각대에 카메라를 고정한 후 영상을 획득하고, 나머지 영상은 카메라의 각도를 변화 후 획득 하였다.

그림 7은 각도가 다른 입력 영상들을 나타내었다. 그림 8은 입력 영상들에서 SUSAN 알고리즘을 이용하여 각각의 특징점을 추출하여 영상에 표현한 결과이다.

추출된 특징점을 이용하여 영상들 간의 대응점들을 결정한다. 대응점들은 추출된 특징점 사이의 상관관계를 구하여 상관관계가 높은 데이터로 결정한다. 상관관계의 최소비용함수는 SSD를 이용하여 대응점들을 결정 하였다.

그림 9는 대응점을 추출한 결과들을 나타내었다. 그림 9(a)는 SSD의 결과로 인한 대응점들을 추출한 결

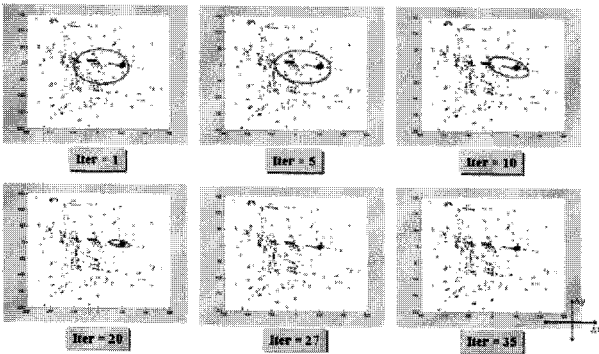
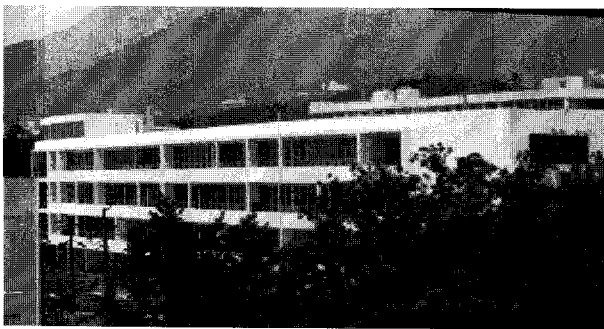


그림 10. 반복 수행에 의한 EM 수렴 과정
Fig. 10. Iteration process of EM convergence process.



(a)



(b)

그림 11. 영상정합 결과
Fig. 11. The results of the image matching.

과이다. 그림 9(b)는 (a)중에서 EM의 결과로 최종으로 구해진 μ, σ^2 에 대해 μ 를 중심으로 σ 의 범위 내에 존재하는 데이터들을 추출한 결과를 나타내었다.

그림 10은 EM과정을 거치면서 대응점들이 있을 확률이 높은 곳으로 μ, σ^2 가 수렴하는 과정을 나타내었다. 그림 10에서 타원영역이 EM 알고리즘 과정을 거치면 μ, σ^2 가 한 곳으로 수렴하는 것을 볼 수 있다.

그림 9의 (b)에서 구해진 대응점들을 이용하여 H를 구하고, 추정된 H를 이용하여 두 이미지를 warping^[9]한다. 다음으로 blending 과정^[10]을 수행하여 영상들을 하나의 영상으로 정합하였다.

표 1. 대응점 추출의 수행시간 비교.

Table 1. Comparison of Processing Time. [sec]

	RANSAC	EMSAC
Elapsed Time	11.84±2.21	1.22±0.11

그림 11은 본 연구에서 제안한 EMSAC을 이용한 영상정합 결과를 나타내고 있다.

표 1은 대응점을 추출하는데 있어 RANSAC 알고리즘과 본 연구에서 제안한 EMSAC 알고리즘의 수행 시간을 비교하여 표로 나타낸 것이다. 실험 결과는 15개의 영상에 대한 평균 시간을 나타내었다.

기존의 방법인 RANSAC과 본 연구에서 제안하는 EMSAC 알고리즘을 비교하면 수행 시간이 훨씬 짧았음을 알 수 있었다.

표 1과 그림 11의 결과를 통하여 EMSAC은 기존의 알고리즘보다 빠른 시간 내에 깨끗한 영상정합 결과를 얻을 수 있음을 확인 할 수 있었다.

IV. 결 론

본 논문에서는 대응점들을 추출하기 위한 새로운 방법인 EMSAC 알고리즘을 제안하였다. 기존의 방법인 RANSAC 알고리즘은 임의의 데이터를 선택하여 최적의 해를 추정하는 기법으로 많은 반복 처리 과정을 수행하여야 한다. 반복 수행으로 인하여 최적의 해를 얻기 위해서는 상당한 시간이 소요된다. 이러한 문제점을 해결하기 위하여 EM과 RANSAC 알고리즘을 결합한 EMSAC 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 RANSAC에서 임의의 N개의 데이터를 무작위로 선택하는 것이 아니라 EM 알고리즘을 이용하여 한계오차 범위 내에 있을 확률이 높은 N개의 대응점을 선택하도록 하는 것이다. 확률적으로 최적의 해가 존재할 수 있는 데이터 영역에서 해를 구함으로써 반복 과정을 대폭 줄일 수 있었다. EMSAC 알고리즘은 반복적인 선택을 줄여 좀 더 안정적이고 처리 속도가 빠른 대응점들을 추출 할 수 있었다. 또한, EM 알고리즘에서 국부적인 최대 우도값을 가질 경우 검증 과정을 통해 반복 수행하므로 전체적인 최대 우도값을 찾아 갈 수 있었다.

본 논문에서 제안하는 알고리즘을 응용하여 처리 속도가 빠른 영상 정합 및 움직이는 물체에 대한 위치 추정에 응용할 수 있다.

참 고 문 헌

[1] P. H. S Torr and D.W Murray, "Statistical detection of independent movement from a moving camera," *Image and Vision Computing*, vol. 11, no. 4, pp. 180-187, 1993.

[2] G. Xu and Z. Zhang, Epipolar geometry in stereo, motion and object recognition, *Kluwer Academic Publishers*, 1996.

[3] M. A. Fischler and R. C. Bolles, "Random sample consensus: A paradigm for model fitting with applications to image analysis and automated cartography," *Comm. of the ACM*, vol. 24, no. 6, pp. 381-395, Jun. 1981.

[4] H. Akaike. "Information theory and an extension of the maximum likelihood principle," *2nd International Symposium on Information Theory*, Armenia, 1971.

[5] E. Malis and R. Cipolla, "Multi-view constraints between collineations: application to self-calibration from unknown planar structures," *In European Conference on Computer Vision*, June 2000.

[6] Perez, M. M.; Dennis, T. J., "An adaptive implementation of the SUSAN method for image edge and feature detection," *International Conference on Image Processing*, vol. 2, pp. 394 - 397, Oct. 1997.

[7] G. Borgefors, "Distance Transformations in Digital Images," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 34, pp. 344-371, 1986.

[8] D. W. Paglieroni, "Distance Transforms: Properties and Machine Vision Applications," *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, vol. 54, no. 1, pp. 56-74, Jan. 1992.

[9] Yuille, A., Ferraro, M., Zhang, T., "Surface shape from warping," *IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition*, pp. 846 - 851, June 1997.

[10] DeCarlo, D., Metaxas, D., "Adaptive shape evolution using blending," *Fifth International Conference on Computer Vision*, pp. 834 - 839, June 1995.

저 자 소 개



예수영(정회원)
1996년 동서대학교 전자공학과 학사 졸업.
1998년 부산대학교 전자공학과 석사 졸업.
2004년 부산대학교 의공학협동과정 박사 졸업.

2006년 현재 부산대학교 의학전문대학원 BK21 고급의료인력양성 사업단 연구교수
<주관심분야 : 신호처리, 영상처리, 패턴인식, 의공학>



전아영(학생회원)
2006년 인제대학교 의용공학과 학사 졸업.
2007년 부산대학교 의공학협동과정 재학
<주관심분야 : 의공학, 신호처리>



전계록(정회원)
1978년 부산대학교 전자공학과 학사 졸업
1981년 부산대학교 전자공학과 석사 졸업
1992년 동아대학교 전자공학과 박사 졸업

1990년 부산대학교병원 의공학과 주임교수
<주관심분야 : 신호처리 및 계측, 의공학>



남기곤(정회원)
1977년 부산대학교 전자공학과 학사 졸업
1981년 부산대학교 전자공학과 석사 졸업
1989년 부산대학교 전자공학과 박사 졸업

1990년 부산대학교 전자공학과 교수,
부산대학교 컴퓨터 및 정보통신 연구소 연구원
<주관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 신호처리, 컴퓨터 비전>