

論文98-35S-12-7

선형특징을 사용한 불변 영상정합 기법

(Invariant Image Matching using Linear Features)

朴世濟*, 朴榮泰*

(Se Je Park and Young Tae Park)

요약

두개의 영상을 정합하는 것은 많은 컴퓨터 시각장치의 응용과정 중 기본적인 과정이다. 본 논문에서는 선형특징을 사용한 정합기법으로서 회전각도와 크기비율에 불변한 영상정합 기법을 제안한다. 영상은 edge 검출, 세선화, 선형화 과정에 의해 선형 세그멘트의 집합으로 묘사된다. 세그멘트 사이의 각도차이와 새로운 거리척도에 의한 크기비율을 사용해 Hough 공간에서 최대로 일치하는 변환 파라메터를 추정한다. 추정된 파라메터는 1단계 relaxation과 Hough 기법으로 이루어진 고속 선형특징 정합과정에 의해 검증된다. 제안한 기법은 변환 파라메터에 대한 사전정보를 필요로 하지 않으며 추출된 선형 세그멘트 크기의 변화에 민감하지 않은 특성과 기준의 relaxation 기법에 비해 빠른 처리속도를 가진다.

Abstract

Matching two images is an essential step for many computer vision applications. A new approach to the scale and rotation invariant scene matching, using linear features, is presented. Scene or model images are described by a set of linear features approximating edge information, which can be obtained by the conventional edge detection, thinning, and piecewise linear approximation. A set of candidate parameters are hypothesized by mapping the angular difference and a new distance measure to the Hough space and by detecting maximally consistent points. These hypotheses are verified by a fast linear feature matching algorithm composed of a single-step relaxation and a Hough technique. The proposed method is shown to be much faster than the conventional one where the relaxation process is repeated until convergence, while providing matching performance robust to the random alteration of the linear features, without a priori information on the geometrical transformation parameters.

I. 서론

두개의 영상을 정합하는 것은 많은 컴퓨터 비전의 응용에 있어 매우 중요한 과정이다. Grey 영상에는 정합에 적합하지 않은 불필요한 정보를 많이 포함하고 있으므로 신뢰도가 높은 영상 정합을 위해서는 영상을

간결하게 묘사하는 기법을 필요로 한다. 영상을 묘사하는 기법으로는 영역에 기반한 기법과 edge 정보에 의한 기법이 널리 쓰인다. 영역에 기반한 기법에서는 영상을 동질 영역의 집합으로 분할하는 Segmentation 기법이 사용되며 RAG(Region Adjacency Graph)^[10]와 같은 기법에 의해 분할된 영역의 기하학적 상호 관계를 묘사한다. edge에 기반한 기법^[6,7,8]에서는 동질 영역을 나누는 경계선에 의해 영상을 묘사한다. 간결한 묘사를 위해 경계선을 선형 특징의 집합으로 재구성할 수도 있다.

* 正會員, 延熙大學校 電子工學科

(Department of Electronics Engineering, Kyung Hee University)

接受日字: 1998年5月25日, 수정완료일: 1998年11月2日

영역에 기반한 정합에서 자주 사용되는 특징들은 밝기, 결, 크기, 단순한 형태 정도, 영역 사이의 상호 위치 등이다. 이들 특징들은 영역들의 기하학적 특성과 결합되어 ARG(Attributed Relation Graph)^[13]를 생성하며 생성된 두개 영상의 ARG는 그래프 정합^[13,14] 알고리즘을 사용하여 정합된다. edge에 기반한 정합^[7,8]에서는 선 세그멘트의 방향, 크기 및 기하학적 연관성 등을 사용하여 모델과 scene의 양립도(Compatibility)를 계산하고 양립도가 최대인 정합된 세그멘트 쌍들을 검색한다. 다른 시간대 또는 다른 조명상태에서 얻어지는 두개의 영상에서 추출된 특징들은 같은 지역의 영상에서도 영상의 대비도, 가시성 등에 의해 많은 변화가 있을 수 있기 때문에 특징의 국부적인 특성만을 사용하여 정합된 세그멘트 쌍들을 검출하기 어렵다. 따라서 실제적인 컴퓨터 시각장치의 구현을 위해선 특징의 변화에 강한 정합 알고리즘을 필요로 한다. 세그멘트의 상호 관련정보에 기초한 relaxation^[1-8] 기법은 모델과 scene 영상사이의 낮은 정합도를 갖는 세그멘트 쌍들을 제거하는 과정을 수렴할 때까지 반복하는 기법으로서 정합 쌍을 찾는데 널리 쓰이고 있다. 제안된 대부분의 기법에서는 모델과 scene 영상사이의 회전각도와 크기비율에 대한 대략적인 사전 정보가 주어짐을 가정한다. 예를 들어 Medioni와 Nevatia^[8]는 위의 가정 하에 모델 세그멘트와 i번째 scene 세그멘트 사이의 양립도 $C(i,j)$ 를 사용하였다. Sliding window 방법을 사용하여 계산된 $C(i,j)$ 는 i번째 scene 세그멘트가 j번째 모델 세그멘트와 정합되었을 때 정합된 다른 쌍들의 수를 의미한다.

본 논문에서는 회전각도와 크기비율에 대한 사전 정보가 주어지지 않은 경우의 선형특징에 의한 영상정합 기법을 제시하며 그 주요 기법은 1) 선형특징 추출, 2) Intradistance ratio를 사용한 Hough 공간에서의 회전각도 θ 와 크기비율 μ 의 추정, 3) Single-step relaxation과 Hough 기법^[11]에 의한 정합 세그멘트 쌍 검색, 4) θ 와 μ 의 최적화 등의 과정으로 구성된다. 본 논문에서 제안한 영상정합 기법은 새로운 거리척도인 Intradistance ratio의 도입에 의해 추출된 선 세그멘트의 길이에 민감하지 않은 특성을 가지고 있다.

II. 영상묘사기법

선형특징을 추출하는 정교한 알고리즘들이 있지만 본 논문은 후처리 과정에서 추출된 선 세그멘트의 길이에 민감하지 않은 정합 능력을 구현하는 데 그 목적 이 있으므로 다음과 같은 과정으로 구성된 간단한 선형 특징 추출을 사용하였다.

선형특징 추출기법:

단계 1 : 5x5 Babu-Navatia edge mask^[9]를 사용한 edge 검출.

단계 2 : edge 히스토그램의 상위 15 %의 임계치에 의한 2진 영상생성.

단계 3 : Pavlidis 알고리즘에 의한 세선화^[12].

단계 4 : 연결된 edge 점의 검색과 작은 연결점들의 제거.

단계 5 : Iterative end-point fit^[12] 알고리즘에 의한 선형 세그멘트 생성.

단계 2에서 최적의 임계치는 영상의 대비도와 복잡도에 따라 다르지만 본 논문에서는 15%의 고정 비율을 사용하였고 분할된 edge 성분의 연결(Linking) 과정은 생략되었다. 전처리 과정에서의 불완전한 선형 특징 만으로도 강력한 정합 알고리즘을 구현할 수 있기 때문이다. 그럼 4는 위의 과정을 적용한 선형특징 추출기법의 예를 나타낸다.

III. 파라메터 추정기법

scene과 모델의 선 세그멘트 집합을 $A=\{a_i | 1 \leq i \leq n\}$, $B=\{b_j | 1 \leq j \leq m\}$ 로 나타낸다. a_i 는 scene의 i번째 세그멘트를 나타내며 b_j 는 모델의 j번째 세그멘트를 나타낸다. a_i 의 2개 끝점은 a_i^1, a_i^2 로 표시한다. b_j 의 경우도 마찬가지 방법으로 표시한다. a_i 와 b_j 가 정합될 가능성은 $P(i,j)$ 로 표시하며 1 또는 0의 값을 갖는다. 정합의 목적은 $P(i,j)=1, \sum_k P(k,j)=1, \sum_s P(i,s)=1$ 의 조건을 만족하며 기하학적으로 일치하는 쌍(i, j)을 찾는데 있다. 전처리 과정에서 추출된 세그멘트의 길이는 영상의 크기와 반드시 비례하지는 않기 때문에 두 개의 영상의 크기비율을 추정하는 것은 일종의 Maximal clique^[15]

¹ 검색기법으로서 간단한 문제가 아니다. 따라서 세그

멘트의 각도차이와 세그멘트 중심점 사이의 거리 비율을 사용하여 대략적인 회전각도 θ 와 크기비율 μ 를 추정하는 기법을 다음과 같이 제안한다.

θ 와 μ 의 추정기법:

단계 1: 모든 (i, j)쌍에 대해 각도 차이 θ_{ij} 를 계산한다.

단계 2: θ_{ij} 의 Hough 공간상의 모든 Bin θ_p 에 대해 {

bin θ_p 에 속하는 세그멘트의 집합을 G_γ 라 표시한다.

G_γ 에 속한 모든 쌍(i, j)와 (k, s)의 모든 조합에 대해 {

$$\mu_{jks} = d(\bar{a}_i, \bar{a}_k) / d(\bar{b}_j, \bar{b}_s) \text{ 를 계산한다.}$$

여기서, \bar{a}_i 는 i번째

scene 세그멘트의 중간점, \bar{b}_j 는 j번째

모델 세그멘트의 중간점을

나타내고, $d(\cdot, \cdot)$ 는 두 점 사이의 거리를 나타낸다.

}

μ_{jks} Hough 공간에서 p번째 bin의 누적값과 크기비율을 각각

δ_{jp} , μ_{jp} 로 표시한다.

}

단계 3 : 회전각도와 크기비율의 추정 값으로서 δ_{jp} 의 큰 값과 연관된 θ_p 와 μ_{jp} 를 선택한다.

단계 1에서 각도차이를 계산함에 있어서 각 세그멘트의 방향은 세그멘트의 시작점에 따라 180° 차이가 날 수 있다. 영상의 방향성을 전혀 모르기 때문에 각도 값은 0° 에서 180° 사이로 표준화해야 한다. 예를 들어 -45° 값은 135° 로 표준화한다. 단계 2에서 accumulator의 가장 큰 수와 관련 있는 θ_p 의 값은 모델과 scene 사이의 각도차이의 초기 추정값으로 사용할 수 있지만 오직 각도 정보만 사용하기 때문에 이 추정값은 올바른 값이 아닐 수도 있다. 이 추정값의 신뢰도를 검사하기 위해서 단계 2의 Hough 기법에서 크기 정보를 사용한다. θ_p 과 연관된 G_γ 에 속하는 모델과 scene 세그멘트 사이의 다중 대응의 예를 그림 1에 보인다. 최적의 각도 차이 θ 를 찾는 문제는 쌍들 사이의 크기비율이 최대로 일치할 때의 최대 Clique를 찾는 문제와 같다. 세그멘트의 길이는 영상

의 크기와 반드시 비례하지는 않기 때문에 거리 척도로서 세그멘트의 크기비율 $|a_i|/|b_j|$ 를 사용할 수 없다. 따라서 본 논문에서는 scene 세그멘트 쌍 (i, j)와 모델 세그멘트 쌍 (k, s)에 대한 Intradistance 비율 $\lambda_{jks} = d(\bar{a}_i, \bar{a}_k) / d(\bar{b}_j, \bar{b}_s)$ 를 사용한다.

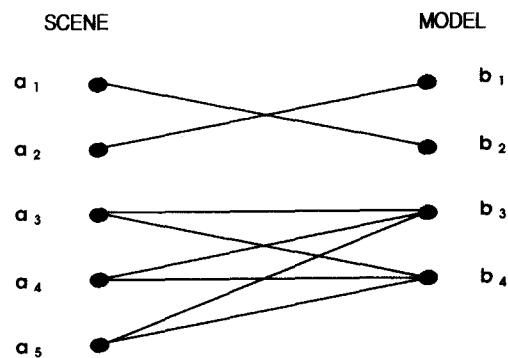
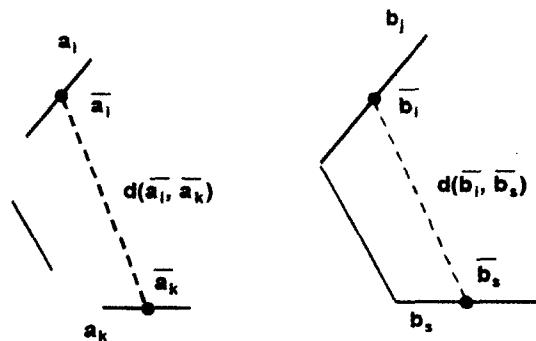


그림 1. 다중대응의 예

Fig. 1. Example of many-to-many correspondence.



SCENE MODEL

$$\text{intradistance ratio} = d(\bar{a}_i, \bar{a}_k) / d(\bar{b}_j, \bar{b}_s)$$

$$\text{interdistance ratio} = |a_i| / |b_j| \text{ or } |a_k| / |b_s|$$

그림 2. intradistance 비율의 예

Fig. 2. Example of intradistance ratio.

그림 2의 예에서와 같이 선형특징이 완벽하지 않을 경우에도 Intradistance 비율은 크기비율을 근사적으로 예측할 수 있음을 알 수 있다. 이 경우 두개의 특징쌍의 모든 조합에 대한 Intradistance 비율은 $\lambda_{1221}, \lambda_{1323}, \lambda_{1324}, \lambda_{1423}, \lambda_{1424}, \lambda_{1523}, \lambda_{1524}, \lambda_{2313}, \lambda_{2314}, \lambda_{2413}, \lambda_{2414}, \lambda_{2513}, \lambda_{2514}, \lambda_{3434}, \lambda_{3534}, \lambda_{4534}$ 와 같다. δ_{jp} 값이 클수록 θ_p 의 가정 하에 μ_{jp} 과 유사한 크기비율을 가지는 많

은 세그멘트 쌍이 존재함을 알 수 있으므로 $\delta_{\gamma p}$ 의 큰 값과 연관된 θ_r 와 μ_{rp} 는 모델과 scene 사이의 크기 비율과 회전각도의 초기 추정정보로 사용할 수 있다.

IV. 영상정합기법

위에서 계산된 회전각도 θ_r 와 크기비율 μ_{rp} 는 다음과 같은 정합과정에 의해 검증된다.

1. 양립계수 (Compatibility measure)

같은 지형의 영상이라도 촬영한 시간이 다르면 잡음과 변화에 의해서 scene의 선 세그멘트가 모델의 선 세그멘트와 똑같이 일치하지 않을 수도 있다. 그럼 3은 전형적인 예를 보여 주는데 여기서 모델 세그멘트 b_j 와 b_s 는 비록 완벽하게 일치하지는 않지만 영상 세그멘트 a_i , a_k 에 기하학적으로 대응된다. 크기, 회전 불변 정합에 있어서 b_j 는 b_j^1 가 a_i^1 와 일치되도록 크기, 회전 변환되어 (회전각도 θ_r , 크기비율 μ_{rp}) 선 세그멘트 L_1 을 생성한다. 같은 방법으로 b_j^2 가 a_i^2 와 일치되도록 크기, 회전 변환되어 선 세그멘트 L_2 을 생성하게 된다. b_j 가 a_i 에 정합되었을 때 (a_k, b_s) 의 정합정도 $F(i, j, k, s)$ 를 다음과 같이 설정하였다.

$$F(i, j, k, s) = \min(\max(D(L_1, a_k^1), D(L_1, a_k^2)), \\ \max(D(L_2, a_k^1), D(L_2, a_k^2)))$$

여기서, $D(L_n, P)$ 는 점 P 로부터 L_n 까지의 수직 거리를 나타낸다. b_j 가 a_i 에 정합되었을 때 b_s 가 a_k 에 정합되는 관계는 서로 대칭적이지 않기 때문에 $F(k, s, i, j)$ 도 함께 검증되어야 한다. 만일 $F(i, j, k, s)$ 와 $F(k, s, i, j)$ 가 미리 정해진 임계치 T_1 보다 작다면 이것은 a_i 와 b_j 사이의 기하학적인 관계가 a_k , b_s 의 관계와 유사함을 의미한다. 따라서 b_j 가 a_i 에 정합되었는지는 다음과 같은 양립계수 $C(i, j)$ 에 의해 결정된다.

$$C(i, j) = \sum_{(k, s)} S(F(i, j, k, s) - T_1) \cdot S(F(k, s, i, j) - T_1) \\ S(x) = \begin{cases} 1 & \text{for } x < 0, \\ 0 & \text{for } x > 0. \end{cases}$$

즉, $C(i, j)$ 는 i번째 scene 세그멘트가 j번째 모델 세

그멘트와 정합되었을 때 정합된 다른 쌍들의 수를 의미한다. T_1 이 클수록 정합척도는 완화되고 작을수록 강화된다. 실험에서는 T_1 을 10개의 화소로 정했다. a_i 가 b_j 에 정합될 가능성 $P(i, j)$ 는 1로 초기화된다. $P(i, j)$ 는 relaxation에 의해 의미 있는 값에 수렴하도록 처리된다. 즉, 모든 (i, j) 에 대해 $C(i, j)$ 를 계산하고 $C(i, j)$ 가 주어진 임계치 Q (예를 들면 모델 선 세그멘트들의 총수의 10 %정도) 보다 낮을 경우 a_i 와 b_j 의 정합 정도가 낮으므로 $P(i, j)=0$ 으로 만들어 그 쌍은 정합대상에서 제거된다. 이와 같은 과정은 $P(i, j)$ 가 수렴 될 때까지 반복된다. 이러한 relaxation 기법은 모델과 scene 사이의 일대일 대응을 보장하지는 못하기 때문에 이 모호함을 해결하기 위해서는 다음의 Step 4, 5와 같은 후처리 과정을 필요로 한다.

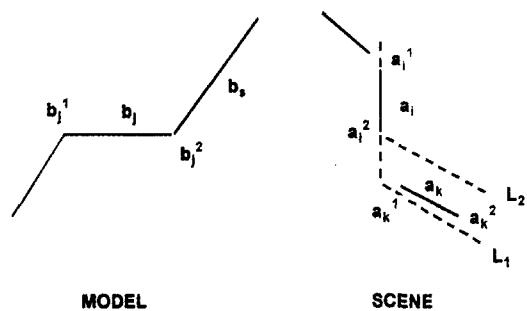


그림 3. 불변 정합을 위한 양립계수 계산

Fig. 3. Computing Compatibility Measure for Invariant Matching.

2. 고속 영상정합 기법

Relaxation과 Hough 기법에 의한 영상정합기법:

Step 1: Initialize $P(i, j)=1$, for all (i, j) ;

Step 2: for all (i, j) pairs {

```
if ( $P(i, j)=1$ ) {
    Compute the compatibility
    measure  $C(i, j)$ ;
    if ( $C(i, j) < Q$ )  $P(i, j)=0$ ;
```

}

Step 3: Transform geometrically b_j 's to the scene using μ_{rk} and θ_r ;

Apply Hough distance technique for all (i, j) pairs having $P(i, j)=1$;

Detect Δx and Δy associated with the largest number of accumulator;

$P(i, j)=0$ for all (i, j) pairs if $d(a_i, b_j)$ is not similar to Δx and Δy ;

Step 4: for all $j \{$
 If ($\sum_i P(i,j) > 1$) select (k,j) pair,
 where $C(k,j)$ is the maximum,
 and $P(i,j)=0$, for all other pairs;
 }
 Step 5: for all $i \{$
 If ($\sum_j P(i,j) > 1$) select (i,s) pair,
 where $C(i,s)$ is the maximum,
 and $P(i,j)=0$, for all other pairs;
 }
 Step 6: Compute the rotation angle by
 averaging the angle difference
 for all (i,j) pairs having $P(i,j)=1$;
 Compute the translation vector
 $(\Delta x, \Delta y)$ such that minimizes the
 mean square error of the distance
 between a_i and transformed
 b_j for all (i,j) pairs having
 $P(i,j)=1$;

relaxation 정합은 모든 세그멘트 쌍에 대해 수렴이 될때까지 반복과정이 수행되어야 하기 때문에 매우 느린 속도를 가진다. 정합 과정을 고속화하기 위해서 Step 2에서 1회의 relaxation을 수행하고 모델의 선 세그멘트 중 최소한 한 개 이상의 scene 세그멘트와 대응되는 모델의 선 세그멘트를 다음과 같이 scene 좌표계로 변환한다.

$$\begin{aligned}x' &= \mu_{np} \cdot \cos(\theta_r) \cdot x - \mu_{np} \cdot \sin(\theta_r) \cdot y \\y' &= \mu_{np} \cdot \sin(\theta_r) \cdot x + \mu_{np} \cdot \cos(\theta_r) \cdot y\end{aligned}$$

여기서, (x', y') 와 (x, y) 는 scene과 모델의 좌표를 나타낸다. scene과 모델의 변환된 선 세그멘트의 중간 점 사이의 거리를 $(\Delta x, \Delta y)$ 로 표시한다. 변환된 모델 세그멘트와 일치하는 scene 세그멘트 사이의 거리는 모든 정합 쌍에 대해 유사해야 하기 때문에 $(\Delta x, \Delta y)$ Hough 공간에서 최대 누적기 값과 연관된 세그멘트 쌍들이 선택된다. 일대일 대응을 보장하기 위하여 Step 4와 Step 5에서 가장 큰 양립계수 $C(k,j)$, 혹은 $C(i,s)$ 와 연관된 쌍을 제외하고 다중 대응 쌍들을 제거시킨다. 초기에 추정된 회전각도 θ 와 이동ベ터 $(\Delta x, \Delta y)$ 는 다중 대응 상태에서 추정된 값이므로 실제의 변환 파라미터와의 오차가 크다. 따라서 파라미터의 정확도를 높이기 위해 Step 6에서 일대일 대응되는 쌍들로부터 다시 계산된다.

V. 실험결과 및 고찰

본 연구의 선형특징에 의한 영상정합 알고리즘은 SPARC 20 워크스테이션 환경에서 MOTIF를 이용한 C로 구현하였다. 그림 4에서 보인 일련의 과정에서 와 같이 Babu-Nevatia edge 마스크를 사용하고 edge 영상 히스토그램의 상위 15%의 임계치에 의한 2진 edge 영상을 생성하였다. 세선화 된 edge 점들 중 연결된 edge 점들의 집합은 End-point filt 알고리즘에 의해 그림 4(d)에서 보는 바와 같은 조각 선형 세그멘트로 근사화 된다. 이 과정에서 10 pixel 이하의 길이를 가지는 작은 선 세그멘트는 제거된다.

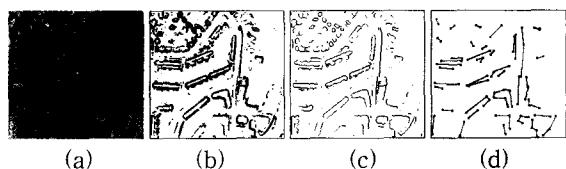


그림 4. 선형 특징 추출의 예:

Fig. 4. Example of extracting linear features:

- (a) scene, (b) Threshholded edge image (15%), (c) Thinned edge image, (d) Linearly approximated image.

표 1. 그림 5에서의 θ 와 μ 의 추정

Table 1. Estimation of θ and μ on Fig. 5.
(True $\theta = 70^\circ$, $\mu = 0.67$)

Estimated θ	Accumulator value	Estimated μ	Reliability Measure δ
104	346	0.53	576
61	434	0.58	1330
4	414	0.70	582
144	334	0.67	328
161	426	0.62	747
90	329	0.73	302
75	469	0.81	2192*
48	381	0.42	1273
19	345	0.74	534
33	339	0.50	609

그림 5(a)와 (d)에서 주어진 항공 영상의 모델과 scene에 대해 위에서 제시한 기법을 사용하여 추정된 θ 와 μ 는 표 1과 같다. Hough 공간에서의 bin들의 허용범위는 θ 에 대해선 10° , μ 에 대해선 0.2로 설정하였다. μ -Hough 공간에서 최대의 누적기 값 δ 와 관련된 θ 와 μ 는 75° 와 0.81인 반면 실제의 θ 와 μ 값은 70° 와 0.67이다. 정합과정을 거쳐 검출된 일대일 대응된 선 세그멘트 쌍으로부터 θ 와 μ

를 다시 계산함으로써 위의 오차를 정정할 수 있다. 정정된 θ 와 μ 는 71.7° 와 0.69 이며 이들은 실제 파라메터 값에 근접한 값이다. 그럼 5(c)와 (f)는 일대 일 대응된 선 세그멘트를 나타낸다. 모델의 선 세그멘트를 계산된 $\theta, \mu, (\Delta x, \Delta y)$ 를 사용하여 scene 좌표계에 변환하여 중첩시킨 세그멘트를 그림 5(g)와 (i)에 보인다.

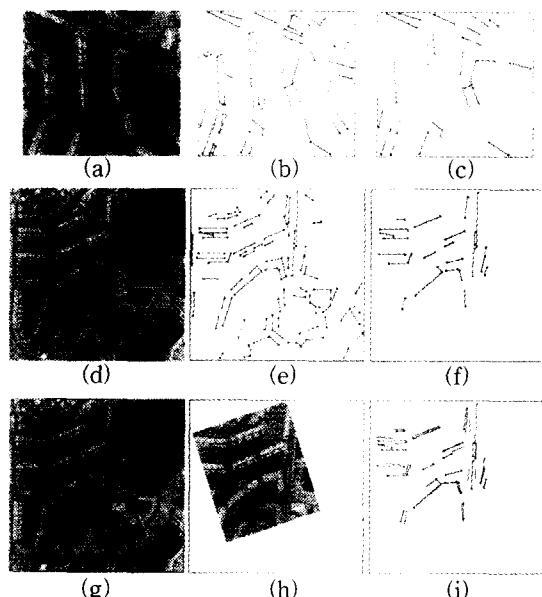


그림 5. 고속 알고리즘을 사용한 항공영상 정합의 예 ($\mu = 0.67, \delta = 70^\circ$)

Fig. 5. Example of Aerial scene Matching using Fast Algorithm.

(a) Model 영상, (b)Model 선 세그멘트, (c) 정합된 model 선 세그멘트, (d)scene 영상, (e)scene 선 세그멘트, (f)정합된 scene 선 세그멘트, (g)중첩된 영상, (h)변환된 영상, (i)변환된 선 세그멘트.

두 번째 정합결과 예를 그림 6과 표 2에 보인다. δ 의 최대 값과 관련된 θ 와 μ 의 값은 130° 와 0.75인 반면 실제의 값은 -90° 와 0.67 이다. 이것은 δ 의 최대 값과 관련된 θ 와 μ 값이 실제의 값과 반드시 일치하지는 않음을 의미한다. 그러나, 88° 와 0.66, 즉 두 번째로 큰 δ 와 관련된 θ 와 μ 는 실제의 값에 근접함을 알 수 있다. 여기서 각 세그멘트의 각도 차는 0° 와 180° 로 정규화 되었기 때문에 88° 의 추정 값에 대해서는 88° 와 -92° 에 대한 검증을 필요로 한다. 상당히 큰 δ 값에 관련된 파라메터들이 유력한 파라메터가 될 수 있으므로 이들 값들은 정합

과정에서 검증된다. δ 값이 서로 비슷하면서 큰 경우가 다수 존재하는데 그 이유는 영상에서의 선 세그멘트 정보가 뚜렷하지 않기 때문이다. 따라서 영상에 대한 사전정보가 주어지지 않은 경우 주어진 임계치보다 큰 δ 와 관련된 파라메터 값들은 모두 정합에서 검증되어야 한다. 낮은 임계치를 사용할 경우 신뢰성은 높아지지만 정합 속도는 느려진다. 실험에서는 임계치로서 δ 의 최대 값의 80%를 사용하였다. 80%의 임계치를 사용한 경우 변환 파라메터가 다른 40여개의 영상에 대한 실험결과 모든 영상에 대해 성공적인 정합을 이룰 수 있었다. 이는 제안된 방법이 회전각도와 크기비율을 효과적으로 추정할 수 있음을 보여주고 있다. 또한 제시된 정합기법의 장점은 추출된 세그멘트의 길이가 영상의 크기에 반드시 비례하지 않더라도 세그멘트 쌍들이 기하학적으로 유사한 특징을 서로 가졌다면 정합이 가능하다는 점에 있다. 실제의 응용에서 추출된 세그멘트는 영상의 촬영 조건에 따라 불규칙적으로 변화하기 때문에 이와 같은 강력한 정합기법은 실제적인 응용 분야에서 필수적이다.

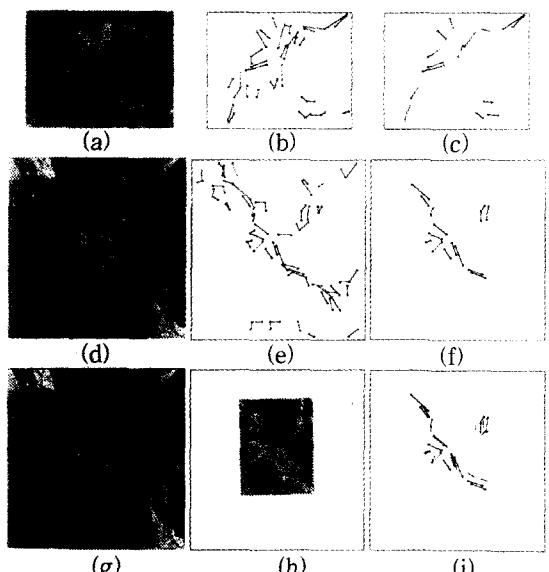


그림 6. 고속 알고리즘을 사용한 항공영상 정합의 예 ($\mu = 0.67, \delta = -90^\circ$)

Fig. 6. Example of Aerial scene Matching using Fast Algorithm.

(a) Model 영상, (b)Model 선 세그멘트, (c) 정합된 model 선 세그멘트, (d)scene 영상, (e)scene 선 세그멘트, (f)정합된 scene 선 세그멘트, (g)중첩된 영상, (h)변환된 영상, (i)변환된 선 세그멘트.

표 2. 그림 6에서의 θ 와 μ 의 추정

Table 2. Estimation of θ and μ on Fig. 6.
(True $\theta = -90^\circ$, $\mu = 0.67$)

Estimated θ	Accumulator value	Estimated μ	Reliability Measure δ
114	223	0.56	223
168	164	0.58	111
130	231	0.75	287*
16	202	0.88	88
88	205	0.66	257
50	149	0.88	106
74	166	0.72	191
144	202	0.87	178
35	188	0.66	69
0	177	0.81	148
100	175	0.38	236
156	161	1.09	127
120	133	0.40	85

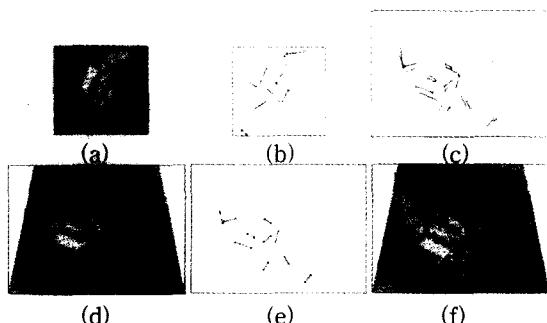


그림 7. 경사진 영상에의 정합 예:

Fig. 7. Example of Matching to Slant View Image: (a) Model 영상, (b) 정합된 model 선 세그멘트, (c) 변환된 선 세그멘트, (d) scene 영상, (e) 정합된 scene 선 세그멘트, (f) 중첩된 영상.

제안된 정합 알고리즘은 single-step relaxation과 Hough기법으로 구성되어 있으며 기존의 relaxation에 의한 정합결과를 표 4와 5에 비교하였다. 위의 두 가지 영상에 대해 고속알고리즘은 relaxation과 동일한 정합결과를 보인 반면 빠른 정합속도를 보인다. 선 세그멘트의 불규칙적인 변화에 강건한 특성을 실험하기 위해 경사각도에서 본 영상과의 정합을 시도하였다. 그림 7에서와 같이 영상의 왼쪽과 오른쪽에 가까운 세그멘트의 각도가 많이 (35° 정도) 변화되었기 때문에 정합 세그멘트의 수는 상당히 줄어들지만 일부분의 선 세그멘트만으로도 육안으로 확인할 수 있는 정

합결과를 얻을 수 있었다.

표 3. 세가지 영상에서의 선형특징 추출

Table 3. Linear Feature Extraction on Three Image Sets.

Image Set	Linear Features		CPU Time(sec)		Rotation Angle(θ)	Scale Factor(μ)
	Model	scene	Model	scene		
Fig. 5	54	87	2.90	3.95	70°	0.67
Fig. 6	36	66	2.40	4.54	-90°	0.67

표 4. 그림 5에서의 정합 수행 결과 비교

Table 4. Comparison of Matching Performance on Fig. 5.

Algorithm	Matched Pairs	Matching Time (sec)	Computed Angle(θ)	Computed Scale(μ)	Translation vector($\Delta x, \Delta y$)
Relaxation	25	22.0	71.7°	0.69	(-14.8, -2.4)
Fast Matching	25	11.9	71.7°	0.69	(-14.8, -2.4)

표 5. 그림 6에서의 정합 수행 결과 비교

Table 5. Comparison of Matching Performance on Fig. 6.

Algorithm	Matched Pairs	Matching Time(sec)	Computed Angle(θ)	Computed Scale(μ)	Translation vector ($\Delta x, \Delta y$)
Relaxation	15	7.2	-91.0°	0.63	(21.1, 25.0)
Fast Matching	15	5.0	-91.0°	0.63	(21.1, 25.0)

VI. 결 론

Hough기법에 의해 두개의 영상사이의 변환 파라미터를 추정하는 새로운 방법과 relaxation에 의한 선형 정합 알고리즘을 제시하였다. relaxation 정합과정에서 기하학적으로 유사한 특징을 갖는 선형특징들에 의한 다중 대응 쌍들은 Hough 공간에서 최대로 일치하는 이동벡터를 검색함으로써 일대일 대응되는 정합 쌍을 검출할 수 있다. 본 논문에서 제시된 기법은 Intra-distance 비율을 사용하기 때문에 전처리 과정에서 추출된 선 세그멘트 길이의 변화에 민감하지 않은 특성을 가지고 있다. 선 세그멘트 정보가 뚜렷하지 않은 영상에서는 실제의 변환 파라메터가 Hough 공간에서 반드시 최대 누적기 값을 갖지는 않지만 상대적으로 큰 값을 유지하므로 Hough 공간에서 누적기 값이 클 경우의 변환 파라메터에 대한 검증을 필요로 한다. 누적기 최대 값의 80% 보다 큰 누적기에 관련된 회전 각도, 크기비율을 정합과정에서 모두 검증할 경우, 변

한 파라미터가 주어지지 않은 40여개의 영상에 대한 실험결과 모든 영상에 대해 성공적인 정합을 이룰 수 있었다. 이것은 본 논문에서 제안한 파라미터 추정기법이 효과적임을 보인다.

참 고 문 헌

- [1] A. Rosenfeld, R. Hummel, and S. Zucker, scene labeling by relaxation operations, *IEEE Trans. System man Cybernet. SMC-6*, 420-453, (1976).
- [2] O. Faugeras and K. Price, Semantic description of aerial images using stochastic labeling, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., PAMI-3*, 638-642, (1981).
- [3] C. Wang, H. Sun, S. Yada, and A. Rosenfeld, Some experiments in relaxation image matching using corner features, *Pattern Recognition*, **16**, 167-182, (1983).
- [4] K. E. Price, Hierarchical matching using relaxation, *Comput. Graphics and Image Processing*, **34**, 66-75, (1986).
- [5] L. Kitchen and A. Rosenfeld, scene analysis using region-based constraints filtering, *Pattern Recognition*, **17**, 189-203, (1984).
- [6] K. Price, Relaxation matching techniques - A comparison, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., PAMI-7*, 617-623, (1986).
- [7] J. K. Cheng and T. S. Huang, Image registration by matching relational structures, *Pattern Recognition*, **23**, 21-33, (1990).
- [8] G. Medioni and R. Nevatia, Matching images using linear features, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., PAMI-6*, 675-685, (1984).
- [9] R. Nevatia and K. R. Babu, Linear feature extraction and description, *Comput. Graphics and Image Processing*, **33**, 257-269, (1980).
- [10] M. Suk and S. Oh, Region adjacency and its application to object detection, *Pattern Recognition*, **19**, 161-167, (1986).
- [11] D.H. Ballard, Generalizing the Hough transform to detect arbitrary shapes, *Pattern Recognition*, **13**, 111-122, (1981).
- [12] T. Pavlidis, Algorithms for Graphics and Image Processing, *Computer Science Press*, (1982).
- [13] L. G. Shapiro and R. M. Haralick, Structural descriptions and inexact matching, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., PAMI-5*, 504-519, (1981).
- [14] M. A. Eshra and K. S. Fu, An image understanding system using attributed symbolic representation and inexact graph matching, *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell., PAMI-5*, 604-617, (1986).
- [15] M. Han and D. Jang, The use of maximum curvature points for the recognition of partially occluded objects, *Pattern Recognition*, **23**, 21-33, (1990).

저 자 소 개



朴世濟(正會員)

1996年 2月 경희대학교 전자공학과
(학사), 1998年 2月 경희대학교 전자공학과(석사), 1998年 3月 ~ 현재 경희대학교 전자공학과 박사과정.
주 관심 분야는 컴퓨터 비전,
디지털 영상처리 등임.

朴榮泰(正會員) 第33卷第3號參照

현재 경희대학교 전자공학과 부교수