

일부가 가리워진 2 차원 물체의 형상 정합 알고리즘

(A Shape Matching Algorithm for Occluded
Two-Dimensional Objects)

朴 忠 洙*, 李 商 郁*

(Choong Soo Park and Sang Uk Lee)

要 約

본 논문에서는 다른 물체와 겹쳐지거나, 짐승의 영향을 받아 형태가 변형된 2차원 물체를 모델과 정합시키는 문제를 다루었으며, 정합은 물체의 둘레를 다각형 근사화시킨 선분을 모델과 정합시킴으로써 이루어진다. 정합을 수행시키기 위하여, stochastic labeling 기법과 가설을 세우고 검증하는 기법을 결합시킨 알고리즘을 제안하고, 주어진 가설에 의하여 일관된 라벨 할당의 정의에 부합되는 정합을 반복적인 확률값 경신 과정없이 간단하게 수행시킬 수 있는 기법을 제안하였다.

제안한 알고리즘은 가리워짐, 크기 변화, 위치 및 방향 변화등이 일어난 경우에도 우수한 정합 성능을 발휘함을 여러가지 실험을 통해 보였다.

Abstract

This paper describes a shape matching algorithm for occluded or distorted two-dimensional objects. In our approach, the shape matching is viewed as a segment matching problem. A shape matching algorithm, based on both the stochastic labeling technique and the hypothesis generate-test paradigm, is proposed, and a simple technique which performs the stochastic labeling process in accordance with the definition of consistent labeling assignment without requiring an iterative updating process of probability values is also proposed.

Several simulation results show that the proposed algorithm is very effective when occlusion, scaling or change of orientation has occurred in the object.

I. 서 론

형상 인식을 위해서는 미지의 물체에서 어떤 특징을 추출하여 이것을 미리 저장해 놓은 모델의 특징

과 비교하여 미지의 물체가 어느 모델에 속하는지 결정하는 방법이 가장 일반적이다. 이때 미지의 물체에서 모델의 모든 부분이 왜곡되지 않고 나타난다면 물체의 면적, 반경, 두께, 둘레의 길이, 후리에(fourier) 계수, 모멘트와 같은 전역적인 특징을 이용하여 그 물체의 종류를 알아낼 수 있으며 이런 특징은 물체의 위치, 방향 변화에 관계없이 일정하다는 장점이 있다.^[1] 그러나, 이런 전역적인 특징은 물체의

*正會員, 서울大學校 制御計測工學科

(Dept. of Control and Instrumentation Eng.,
Seoul Nat'l Univ.)

接受日字: 1990年 9月 17日

일부가 다른 물체와 겹쳐져 있을 경우에는 무용한 것이 된다. 따라서 한 화면에 여러 물체가 동시에 나타나 서로 닿거나 겹쳐져 있는 상황에서 물체를 인식하기 위해서는 물체의 지역적인 특징을 이용할 수 밖에 없으며, 이런 지역적인 특징을 이용하여 일부가 가리워지거나 왜곡이 생긴 2차원 물체를 인식하기 위하여 stochastic labeling 기법이나,^[2,3,4] 가설을 세우고 검증하는 기법이 이용된다.^[5,6]

Stochastic labeling 기법을 이용한 대표적 형상 정합 알고리즘으로는 Bhanu가 제안한 계층적 형상 정합 기법이 있는데,^[4,7] 이 방법은 물체에 크기 변화 및 회전 혹은 병진 이동이 일어났을 경우 뿐만 아니라, 다른 물체가 겹쳐지거나 잡음등의 영향으로 물체의 모양에 상당한 변화가 생겼을 경우에도 적용될 수 있다는 장점이 있어 다양한 환경에서 효율적으로 이용될 수 있다. 그러나, 이 방법은 선분 정합이 인접한 2~3개 선분 사이의 관계에 바탕을 두고 이루어지므로 물체의 전역적인 특징을 잘 반영하지 못하여, 많은 계산량에 비하여 정합 결과가 정확하지 않다는 단점이 있다. 본 논문에서는 [4]의 이와 같은 문제점을 해결하기 위하여, stochastic labeling 기법과 가설을 세우고 이 가설에 의한 정합 결과에 의해 가설을 검증하는 기법^[5,6]을 결합시킨 효율적인 2 차원 물체 인식 알고리즘을 제안하였다. 또한 stochastic labeling 기법을 가설을 세우고 검증하는 기법에 적용함으로써 생기는 계산상의 부담을 줄이기 위하여, 주어진 가설에 의하여 [8]에서 정의한 일관된 라벨 할당(consistent labeling assignment)의 정의에 부합되는 정합을 간단하게 수행시킬 수 있는 기법을 제안하였다.

본 논문의 II 장에서는 일반적인 stochastic labeling 기법과, 이것을 선분 정합에 적용시킨 [4]의 문제점에 대하여 논하고 이를 바탕으로 선분 정합 알고리즘을 제안하였다. III 장에서는 시뮬레이션 결과를 제시하고 정합 성능을 [4]의 알고리즘과 비교하였으며, IV 장에서 결론을 제시하였다.

II. 제안한 선분 정합 알고리즘

본 논문에서는 다각형 근사화된 모델 T와 미지의 물체 O가 식(1)과 같이 각각 N개, (L-1)개의 선분으로 이루어져 있을 경우, 모델의 선분 T(i) (i=1, 2, ..., N)를 미지의 물체의 선분 O(k) (k=1, 2, ..., L-1)나 Nil class O(L)로 정합시키는 문제를 고찰하였다.

$$T = (T(1), T(2), \dots, T(N)) \quad (1)$$

$$O = (O(1), O(2), \dots, O(L-1), O(L))$$

여기서 Nil class로 정합된다는 것은 모델 T의 선분 T(i)가 미지의 물체 O의 어느 선분에도 정합되지 않는다는 것을 의미한다.

이런 문제는 물체 T(i)에 라벨 O(k)를 할당하는 labeling 문제로 볼 수 있으며, 본 논문에서 제안한 알고리즘은, [8]에서 제안한 일관된 정합의 정의를 이용하여, 이 정의에 일치하는 정합을 수행하는 것을 목적으로 한다.

1. Stochastic labeling 기법

라벨 k가 물체 i에 할당되는 확률을 p(i, k), 라벨 l이 물체 j에 할당되는 것이 라벨 k가 물체 i에 할당되는 것에 미치는 상대적 영향을 나타내는 양립 함수값을 c(i, k, j, l)로 나타낼 때, 확률값 p(i, k)는 식(2a)와 같이 정의되는 확률 공간 K의 한 원소이다.^[8]

$$K = \{ P \in R^{NL} : P = (P_1, \dots, P_N) \} \quad (2a)$$

여기서, N은 물체의 수, L은 가능한 라벨의 수이며 확률 벡터 P₁는 식(2b)와 같이 정의된다.

$$P_i = (p(i, 1), \dots, p(i, L)) \in R^L \quad (2b)$$

한편, 확률 공간 K의 원소 p(i, k)는 식(2c)를 만족한다.

$$0 \leq p(i, k) \leq 1 \quad \text{for all } i, k$$

$$\sum_{k=1}^L p(i, k) = 1 \quad \text{for all } i \quad (2c)$$

[8]에서는 확률 배정 P ∈ K에 의해 주어지는, 라벨 k가 물체 i에 할당되는 것에 대한 ‘support’ s(i, k; P)를 식(3)과 같이 정의하였다.

$$s(i, k; P) = \sum_{j=1}^N \sum_{l=1}^L c(i, k, j, l) \cdot p(j, l) \quad (3)$$

그리고, P가 확률 공간상의 모든 확률 배정 V에 대하여 식(4)와 같은 조건을 만족시키면 일관된 라벨 할당, 즉 일관된 정합이 이루어진다고 정의하였다.

$$p(i, k) \cdot s(i, k; P) \geq v(i, k) \cdot s(i, k; P) \quad i=1, \dots, N \quad (4)$$

식(3), (4)에 의해 일관된 정합을 수행하기 위해서는, 일관된 정합이 이루어졌을 경우의 확률 배정 P를 미리 알고 있어야 한다는 모순이 있다. 따라서 P의 추정값 P'에 의해 구한 s(i, k; P')를 이용하여 반복적으로 일관된 정합이 이루어졌을 경우의 확률 배정 P를 구하는 여러 알고리즘들이 제안되어 있다.^[8,9,10]

위에서 설명한 선분 정합 문제에 이와 같은 stochastic labeling 기법을 적용할 경우, 식(3)의 정의대로

모든 j, l 쌍을 고려하여 support값을 구한다는 것은 정합이 이루어지지 않는 $(T(j), O(l))$ 의 쌍들이 $T(i)$ 가 $O(k)$ 에 정합되는지 판단하는데 영향을 끼친다는 의미가 된다. 즉, 전혀 관련이 없는 정보가 support값에 영향을 미쳐 결과적으로 정합 성능을 저하시키며, 계산량이 필요없이 증가하게 된다. [4]에서는 이런 문제점을 해결하기 위하여 식(3)에서의 j 값을 $(i-1), (i+1)$ 로 고정시키고 $T(j)$ 와 가장 정합될 가능성이 높은 1, 2개의 $O(l)$ 에 대해서만 $c(i, k, j, l) \cdot p(j, l)$ 값을 구하여 support 값을 구하였다. 그러나 이 경우에도, 초기 확률 배정이 잘못되어 $T(j)$ 와 정합될 가능성이 높다는 $O(l)$ 이 잘못된 경우가 있으므로 이 경우도 $T(i)$ 가 $O(k)$ 로 정합되는데 있어서 아무 관련이 없는 정보가 support 값에 포함되게 된다. 또한, j 를 $(i-1), (i+1)$ 로 고정시킨다는 것은 support 값이 국부적인 모양의 유사성에만 의존함을 의미하며, support 값과 확률 배정 \mathbf{P} 를 이용하여 구성한 전역적인 평가 기준(global criterion)의 국부적 최대값을 반복적으로 구해 나감으로써 얻어진 [4]의 정합 결과를 검토해 보면 이런 문제 때문에 잘못된 정합이 이루어지는 경우가 자주 일어남을 알 수 있으며, 이와 같은 사실은 [4]의 결론에도 언급되어 있다.

그러나 만약 우리가 명백히 정합이 이루어지는 몇 개의 선분 쌍 (j, l) 을 안다면, [8]의 일관된 정합의 정의에 일치되는 선분 정합을 수행하는 것은 간단한 문제가 된다. 즉, 먼저 정합이 이루어진 (j, l) 쌍들을 모아 정합이 이루어진 선분들의 집합 M 을 구성한 후 M 에 속하는 (j, l) 쌍만 이용하여 support 값을 구한다. 이때 $(j, l) \in M$ 인 $p(j, l)$ 값은 1이며, support값을 구하는 과정을 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$s(i, k; \mathbf{P}) = \sum_{(j, l) \in M} c(i, k, j, l) \quad (5)$$

정합이 이루어진 선분들의 집합 M 을 이용하여 식(5)와 같이 구해진 support 값은 식(4)에 필요한 $s(i, k; \mathbf{P})$ 의 타당한 추정값이라 할 수 있으며, 만약 $s(i, k; \mathbf{P})$ 의 값을 예측할 수 있다면 일반적인 stochastic labeling 과정에서와 같이 반복적으로 \mathbf{P} 의 성분들을 경신시켜나가는 복잡한 과정 없이도 일관된 정합을 수행시킬 수 있다. 왜냐하면, $s(i, k; \mathbf{P})$ 의 값을 안다면 식(4)의 조건을 만족시키는 \mathbf{P} 는, [11]에서의 knapsack 문제의 해법 중 가장 큰 이득(profit)을 가지는 물건부터 선택하는 greedy method를 이용하여, 가장 큰 $s(i, k; \mathbf{P})$ 값에 대응하는 $p(i, k)$ 값을 1로 해 줌으로써 간단히 구할 수 있기 때문이다.

그러므로, 제한한 알고리즘에서는 [5, 6]등에서 사

용한 가설을 세우고 이 가설에 의하여 정합을 수행하는 기법을 이용하여, 모델의 선분 $T(j)$ 가 미지의 물체의 선분 $O(l)$ 에 정합된다는 가설 $(M = \{(j, l)\})$ 이라는 가설)을 세우고, 이 가설과 식(4), (5)의 정의에 의한 stochastic labeling 기법에 의하여 선분 정합을 수행하였다.

2. 가설의 설정

정합될 가능성이 있는 선분 쌍 $(T(j), O(l))$ 을 선택함으로써 하나의 가설이 설정된다. 모델의 선분 $T(j)$ 와 대상 물체의 선분 $O(l)$ 이 정합될 가능성이 있는지 판단하기 위해서는 $T(j)$ 와 $O(l)$ 이 주위 2개의 선분과 이루는 모양의 유사성을 비교한다. 모양의 유사성을 비교하기 위한 판단 기준으로 본 논문에서는 주위 선분과 이루는 기울기의 차 및 길이의 비를 이용하였다.

먼저 주위 선분과 이루는 기울기의 차를 이용한 Φ 가 임계값 Th_1 보다 작은 $T(j)$ 와 $O(l)$ 은 정합될 수 있다고 판단한다. Φ 의 정의는 식(6)에 나타내었으며, 이 식에서 사용한 $\theta(1), \theta(2), \theta(3), \theta(4)$ 의 정의는 그림 1에 제시하였다.

$$\Phi = \text{maximum}(|\theta(1) - \theta(3)|, |\theta(2) - \theta(4)|) \quad (6)$$

식(6)에서 $|\theta(1) - \theta(3)|, |\theta(2) - \theta(4)|$ 의 최대값을 이용한 것은 $T(j)$ 와 $O(l)$ 이 정합된다고 판단되기 위해서는 인접한 양쪽 선분과 이루는 모양이 모두 비슷해야 함을 의미한다.

여기서 선택된 $(T(j), O(l))$ 쌍들 중에서 선분의 길이비를 이용하여 식(7)과 같이 정의된 α 가 임계값 Th_2 보다 작은 것들을 구해 이것을 가설로 채택한다.

$$R = d(l)/d(j) \quad (7a)$$

$$R1 = \begin{cases} \frac{R \cdot d(j-1)}{d(l-1)} & \text{if } R \cdot d(j-1) \geq d(l-1) \\ \frac{d(l-1)}{R \cdot d(j-1)} & \text{if } R \cdot d(j-1) < d(l-1) \end{cases} \quad (7b)$$

$$R2 = \begin{cases} \frac{R \cdot d(j+1)}{d(l+1)} & \text{if } R \cdot d(j+1) \geq d(l+1) \\ \frac{d(l+1)}{R \cdot d(j+1)} & \text{if } R \cdot d(j+1) < d(l+1) \end{cases} \quad (7c)$$

$$\alpha = \text{maximum}(R1, R2) \quad (7d)$$

여기서 $d(\cdot)$ 는 선분의 길이를 나타내며, 식(7d)에서 최대값을 취한 것도 Φ 를 구하는 과정에서 최대값을 취한 것과 마찬가지로 이유이다.

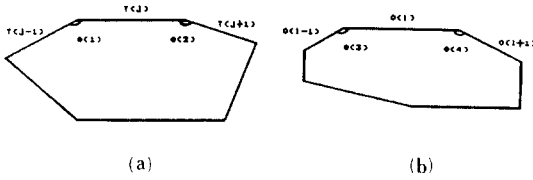


그림 1. 사용된 부호의 정의
(a) 모델 (b) 미지의 물체

Fig. 1. Definition of the used notation.
(a) model, (b) object.

3. Stochastic labeling 기법을 이용한 가설의 검증
T(j)가 O(l)에 정합된다는 가설을 검증하기 위해서는 정합이 이루어진 선분 쌍들의 집합 M을 $\{(j, l)\}$ 으로 정하고, 식 (5)에 의해 support 값을 구한후, greedy method에 의해 식 (4)의 일관된 정합의 정의에 맞도록 모델의 선분들을 미지의 물체에 정합시켜 나간다. 이때 정합이 이루어진 선분쌍은 집합M에 포함시키고, 아직 정합이 이루어지지 않은 모델의 선분을 정합시키는 과정에는 경신된 집합 M을 이용한다.

구체적인 가설 검증 과정은 다음과 같다.

가) $p(i, k)$ 의 초기값 할당

모델의 선분 T(i)와 미지의 물체의 선분 O(k)가 정합될 확률 $p(i, k)$ 의 초기값은 식 (8)에 의해 할당한다.

$$p(i, k) = \frac{1}{\mu + |\theta(1) - \theta(3)|} \quad \begin{matrix} i=1, \dots, N \\ k=1, \dots, L-1 \end{matrix} \quad (8)$$

여기서 $\theta(1), \theta(3)$ 의 의미는 그림 1에서 정의한 것과 같으며, $p(i, Nil)$ 의 값으로는 0을 할당한다. 이것은 뒤에 설명되지만, $p(i, Nil)$ 값은 정합 과정에 아무 영향도 미치지 않기 때문이다. 다음으로 $p(i, k)$ 의 초기값들을 각 i 에 대한 합이 1이 되도록 정규화시킨다.

확률값 $p(i, k)$ 의 초기값은 주위 선분과 이루는 기울기 차만을 이용하여 구한 값이기 때문에 신뢰도가 낮다. 따라서, $p(i, k)$ 의 초기값이 정합 결과에 미치는 영향을 감소시키기 위하여 μ 값을 크게한다. 이것은 식 (8)에서 알 수 있듯이, μ 값이 커짐에 따라 $|\theta(1) - \theta(3)|$ 값의 차에 따른 $p(i, k)$ 값의 변화가 작아지기 때문이다.

나) 양립 함수값의 계산

양립 함수 $c(i, k, j, l)$ 은 T(j)와 O(l)이 정합되었을 경우, T(i)와 O(k)가 정합될 수 있는지를 1 이하의 값으로 나타낸다. 양립 함수 $c(i, k, j, l)$ 이 1이라는 것

은 T(j)가 O(l)에 정합된 정보에 의하면 T(i)와 O(k)가 정확히 정합됨을 의미하며, 음의 값을 가지는 것은 T(i)가 O(k)에 정합되지 않는 것을 의미한다. 양립 함수값 $c(i, k, j, l)$ 을 구하기 위해서는 A1, A2, D1, D2, L1 5개의 값을 이용하였다.

A1, A2는 그림 2의 (a), (b)에 정의된 $a1, a2, a3, a4$ 를 이용하여 구하며, 그 정의는 각각 식 (9a), (9b)와 같다.

$$A1 = \begin{cases} |a1 - a2| & \text{if } |a1 - a2| < 180 \\ |a1 - a2| - 180 & \text{if } |a1 - a2| \geq 180 \end{cases} \quad (9a)$$

$$A2 = \begin{cases} |a3 - a4| & \text{if } |a3 - a4| < 180 \\ |a3 - a4| - 180 & \text{if } |a3 - a4| \geq 180 \end{cases} \quad (9b)$$

여기서 A2는 T(i)의 T(j)에 대한 상대적 위치와 O(k)의 O(l)에 대한 상대적 위치를 방향면에서 비교해본 것이다.

그림 2의 (b), (c)에 $d1, d2, d3, d4$ 의 정의를 도시하였으며, 이 값들을 이용한 D1, D2의 정의를 식 (9c),

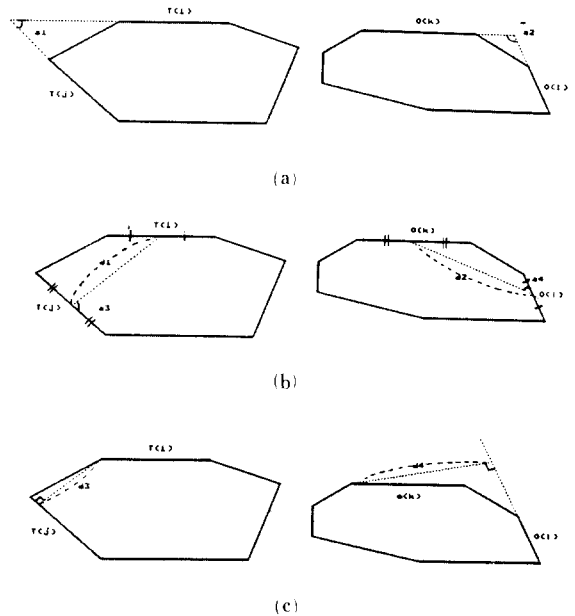


그림 2. 사용된 부호의 정의
(a) a1, a2의 정의
(b) a3, a4 및 d1, d2의 정의
(c) d3, d4의 정의

Fig. 2. Definition of the used notation.
(a) definition of a1 and a2,
(b) definition of a3, a4, d1 and d2,
(c) definition of d3 and d4.

(9d)에 제시하였다.

$$D1 = |r \cdot d1 - d2| / d2 \quad (9c)$$

$$D2 = |r \cdot d3 - d4| / d4 \quad (9d)$$

여기서 r 은 모델과 미지의 물체의 크기비를 나타내며, 정합된 선분들의 집합 M 에 속하는 모든 $T(i)$, $O(k)$ 쌍들을 이용하여 구한다. $D1$ 은 $T(i)$ 의 $T(j)$ 에 대한 상대적 위치와 $O(k)$ 의 $O(l)$ 에 대한 상대적 위치를 거리면에서 비교해본 것이다.

$L1$ 은 선분 $T(i)$ 의 길이 l_i 와 선분 $O(k)$ 의 길이 l_k 간의 상대적인 차이를 나타내며 정의는 식(9e)와 같다.

$$L1 = |r \cdot l_i - l_k| / l_k \quad (9e)$$

각도의 차이를 이용한 $A1$, $A2$, 상대적인 거리의 차를 이용한 $D1$, $D2$, 상대적인 길이의 차를 이용한 $L1$ 의 임계값은 각각 A_i , D_i , L_i 로 표시하며, $A1$, $A2$, $D1$, $D2$, $L1$ 값중 임계값보다 큰 것이 있으면 양립 함수 $c(i, k, j, l)$ 의 값에 음의 상수 Ω 를 할당한다. 이것은 정합된 선분 쌍 $(T(j), O(l))$ 이 $T(i)$ 가 $O(k)$ 에 정합되지 않는 방향으로 영향을 미친다는 것을 의미한다.

$A1$, $A2$, $D1$, $D2$, $L1$ 값이 모두 임계값보다 작을 경우에는 식(10)에 의해 양립 함수값을 계산한다.

$$c(i, k, j, l) = w_1 \cdot (1 - A1/A_i) + w_2 \cdot (1 - A2/A_i) + w_3 \cdot (1 - D1/D_i) + w_4 \cdot (1 - D2/D_i) + w_5 \cdot (1 - L/L_i) \quad (10)$$

여기서 w_1, w_2, w_3, w_4, w_5 는 합이 1인 가중치이다.

식(10)과 같이 정의된 양립 함수 $c(i, k, j, l)$ 은 모델의 선분 $T(i)$, $T(j)$ 가 이루는 기하학적인 모양과 미지의 물체의 선분 $O(k)$, $O(l)$ 이 이루는 기하학적인 모양의 차이를 정량적으로 표현한 것으로, $c(i, k, j, l)$ 값이 양수인것은 정합된 선분 쌍 $(T(j), O(l))$ 이 $T(i)$ 가 $O(k)$ 에 정합되는 방향으로 영향을 미친다는 것을 의미하며, 음수인 것은 정합되지 않는 방향으로 영향을 미친다는 것을, 0인 것은 아무 관련이 없음을 의미한다. 한편 Nil class에 관련된 양립 함수값(예: $c(i, k, j, Nil)$, $c(i, Nil, j, l)$ 등)은 모두 0으로 하며, 이것은 모델의 한 선분이 Nil class로 정합되는 것은 모델의 다른 선분이 어디로 정합되는지에 대해 아무 영향도 미치지 않는다는 것을 의미한다.

다) 가설의 검증

$T(j)$ 가 $O(l)$ 에 정합된다는 가설을 검증하기 위해서는, 정합이 이루어진 선분들로 이루어지는 집합 M 의 초기 상태를 $M = \{(j, l)\}$ 로 설정하고, 식(5)에 의

해 support 값 $s(i, k)$ 를 계산한 후, greedy method에 의해 식(4)에 의해 주어지는 일관된 정합의 정의에 일치하는 정합을 수행해 나간다. 이때, $s(i, Nil)$ 값은 항상 0이 된다(왜냐하면, $c(i, Nil, k, l) = 0$). 이 과정에서, 정합이 이루어지는 $(T(j), O(l))$ 쌍은 집합 M 에 포함시켜 나가며, Nil class로 정합되는 것은 정합되지 않은 것으로 간주한다. 이 과정에서 대상 물체의 한 선분 $O(l)$ 에 정합되는 모델의 선분이 2개 이상이 되면, 그 중 $p(i, k) \cdot s(i, k)$ 의 값이 최대가 되는 1개의 $T(i)$ 만 $O(k)$ 로 정합된다고 판정하고, 나머지는 Nil class로 할당한다. 모든 가설에 대해 이와 같은 작업을 수행한 후, 많은 수의 선분을 정합시키는 가설들 중, 정합 결과를 나타내는 M 에 속하는 선분쌍들의 support값의 평균이 가장 큰 가설을 올바른 것이라고 판정한다. 이것은 집합 M 에 속하는 선분쌍들의 support값의 평균이, 정합된 선분쌍들이 이루는 기하학적 모양의 유사도를 나타내기 때문이다.

마지막으로, 선택된 가설에 의해 구해진 집합 M 을 이용하여, 다시 한번 위에서 설명한 정합 과정을 수행하여 최종적인 정합 결과를 얻게 된다.

III. 실험 결과 및 검토

III 장에서는 제안한 알고리즘의 성능을 평가하기 위한 실험 결과를 제시하고 그 성능을 [4]의 알고리즘과 비교하여 보았다. [4]의 알고리즘과의 객관적인 비교를 위하여, 데이터는 [4, 7]에서 사용한 것과 동일한 것을 사용하였으며, [4, 7]에서 제시한 결과와 제안한 알고리즘을 사용하여 얻은 결과를 비교, 검토하였다. [4, 7]에서 인용한 결과들은 모두 가리워진 2차원 물체를 인식하기 위한 알고리즘을 적용시켜 얻어진 것들이다.

실험에서 사용한 $Th1$, $Th2$, Ω , A_i , D_i , L_i 의 값은 각각 30°, 1.3, -0.5, 20°, 0.4, 0.7이며, 가중치 w_1, w_2, w_3, w_4, w_5 의 값은 모두 0.2이다.

가) 예 1

그림 3에서 대상 물체 (b)는 모델 (a)에 다른 물체가 겹쳐져 있는 것이며, 크기 변화가 일어났음을 알 수 있다. 제안한 알고리즘에서 가설의 숫자는 24개이며, 가설의 검증 결과, 채택된 가설은 $T(1)$ 이 $O(1)$ 로 정합된다는 것이다. 정합결과와 [4]에서 제시한 결과는 표 1과 같다. 제안한 알고리즘에 의해서는 모델의 선분 $T(5)$, $T(6)$ 이 대상 물체에 정합되지 않는다고 판단되었는데, 이는 충분히 옳다고 볼 수 있는 결과이다. 그림 3과 같이 명백한 물체에 대해서는 [4]와 제안한 알고리즘 모두 정확한 정합을 수행

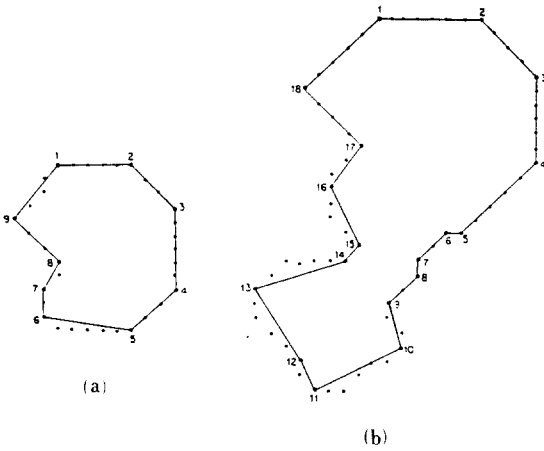


그림 3. 모델과 미지의 물체
 (a) 모델:선분 수=9
 (b) 대상 물체:선분 수=18
 Fig. 3. Model and object.
 (a) model:number of segments=9,
 (b) object:number of segments=18.

표 1. 그림 3에 대한 정합 결과
 (19는 Nil class를 나타낸다)
 Table 1. Matching results of fig. 3.
 (19 indicates the Nil class)

모델의 단위	정합된 선분	
	[4]의 결과	제안한 방법의 결과
1	1	1
2	2	2
3	3	3
4	4	4
5	5	19
6	15	19
7	16	16
8	17	17
9	18	18

함을 알 수 있다.

나) 예 2

그림 4의 대상 물체 (b)는 모델 (a)에 다른 물체가 겹쳐져 있는 것이며, 예1에서와 마찬가지로 크기 변화가 있다. 가설의 숫자는 46개이며, 채택된 가설은 T(6)이 O(10)으로 정합된다는 것이다. 정합 결과와 [4]의 결과는 표 2에 제시하였다. [4]의 결과에서 T(16), T(24)가 O(14)로 정합된 것은 잘못된 것이며, 이것은 앞

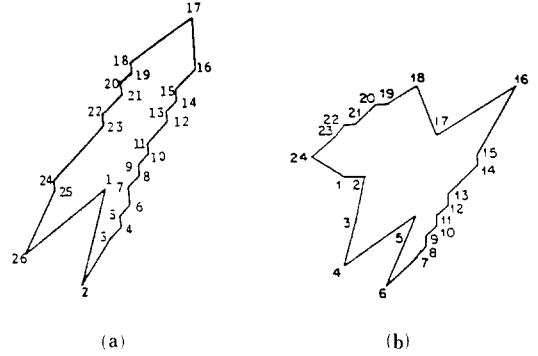


그림 4. 모델과 미지의 물체
 (a) 모델:선분 수=26
 (b) 대상 물체:선분 수=24
 Fig. 4. Model and object.
 (a) model:number of segments=26,
 (b) object:number of segments=24.

표 2. 그림 4에 대한 정합 결과
 (25는 Nil class를 나타낸다)
 Table 2. Matching results of fig. 4.
 (25 indicates the Nil class)

모델의 단위	정합된 선분	
	[4]의 결과	제안한 방법의 결과
1	5	5
2	6	6
3	7	7
4	8	8
5	25	9
6	25	10
7	25	11
8	25	12
9	25	13
10	25	25
11	25	25
12	25	14
13	25	25
14	25	25
15	25	25
16	14	25
17	25	16
18	25	25
19	25	25
20	25	25
21	25	25
22	25	25
23	25	22
24	14	2
25	25	3
26	25	4

에서 설명했듯이 국부적인 모양의 유사성에만 의존하여 support 값을 구했기 때문이다. 제안한 알고리즘이 [4]의 알고리즘보다 3배 정도의 모델 선분을 정확히 대상 물체의 선분으로 정합시켰다.

다) 예 3

그림 5에서 대상 물체 (b)는 모델 (a)에 따른 물체가 겹쳐져 있는 것이다. 대상 물체에 나타나는 모델은 크기 변화가 일어났을 뿐만 아니라, 다각형 근사화 과정에서 임계값을 조정함으로써, 둘레의 모양에 많은 변화가 일어나 있다. 제안한 알고리즘에서 가설의 숫자는 54개이며, 채택된 가설은 T(25)가 O(5)에 정합된다는 것이다. [7]의 결과를 검토해 보면 T(5), T(7), T(17), T(18)이 잘못 정합되었음을 알 수 있다. 제안한 알고리즘도 T(16), T(17) 등을 대상 물체에 정합시키지 못하였으나, [7]에 비하면 2배 정도의 모델 선분을 미지의 물체에 정확히 정합시켰다.

제안한 알고리즘과 [4]의 기법의 복잡성에 대한 모델을 세우는 것은 매우 어려운 일이다. 그 이유는 [4]의 경우 화률값 경신 과정이 반복됨에 따라 많은 화률값이 0이 되어 복잡성이 감소되어 나가며, 제안한 알고리즘의 경우에는 정합이 이루어졌다고 판정된 선분들의 집합 M에 속하는 원소의 수에 의해 알고리즘의 복잡성이 좌우되고, 가설의 갯수에 의해 계산량이 가변적이기 때문이다. [4]에서 가장 많은 계산량을 필요로 하는 것은 화률값 경신을 위한 기울기 (gradient) 계산 부분으로 [4]의 결론에 의하면, 영상 영역화 및 특징 추출 과정을 포함한 전체 계산량의 70% 정도가 이 과정에 소요된다. 제안한 알고

표 3. 그림 5에 대한 정합 결과 (29는 Nil class를 나타낸다)
Table 3. Matching results of fig. 5. (29 indicates the Nil class)

모델의 단위	정합된 선분 [7]의 결과 제안한 방법의 결과	
1	7	7
2	8	8
3	9	29
4	29	9
5	22	29
6	29	29
7	22	29
8	29	29
9	29	13
10	29	29
11	29	14
12	29	15
13	29	29
14	29	29
15	29	29
16	29	29
17	6	29
18	9	29
19	29	29
20	29	29
21	29	29
22	29	29
23	29	29
24	29	4
25	5	5
26	6	6

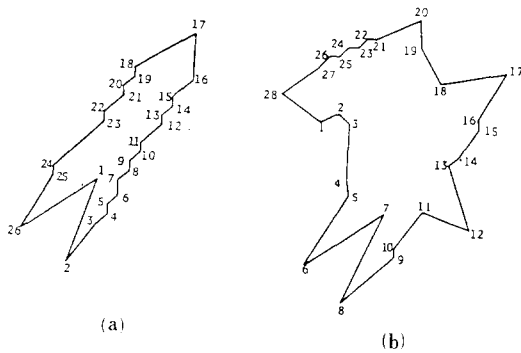


그림 5. 모델과 미지의 물체
(a) 모델: 선분 수 = 26
(b) 대상 물체: 선분 수 = 28

Fig. 5. Model and object.
(a) model: number of segments = 26,
(b) object: number of segments = 28.

리즘에서는 기울기 계산 과정이 필요없으므로, 가설의 갯수를 효율적으로 제한함으로써 [4]의 계산량을 감축시킬 수 있다.

IV. 결 론

본 논문에서는 일부가 가리워지거나, 잡음등의 영향을 받아 물체의 형태에 많은 왜곡이 생긴 2차원 물체를 인식하기 위하여 stochastic labeling 기법과 가설을 세우고 검증하는 기법^{15,6)}을 결합시킨 2차원 선분 정합 알고리즘을 제안하였다. 제안한 알고리즘은 국부적인 모양의 유사성에 의존하여 정합을 수행하는 [4]의 stochastic labeling 기법을 이용한 알고리즘과 달리, 설정된 가설을 이용하여 물체의 전체적인 구조를 고려하는 정합을 수행한다. 주어진 가설에 의한 최적의 정합 결과를 얻기 위해서는 stochastic labeling 기법을 이용하여, [8]에서 정의한 일관

된 정합이 이루어지도록 하였다. 또 제안한 방법에서는 여러 가설을 검증하기 위하여 많은 stochastic labeling 과정을 수행하여야 하므로, greedy method^[11]를 이용하여 간단하게 일관된 정합을 수행시킬 수 있는 방법을 제시하였다.

제안한 2차원 형상 정합 알고리즘은 모델의 형태가 많이 변형되어 나타난 대상 물체에, 크기, 위치, 방향 변화에 관계없이 모델을 정합시킬 수 있으며, 정합의 정확도가 [4]의 알고리즘보다 우수함을 여러가지 실험을 통해 확인할 수 있었다.

參 考 文 獻

- [1] D.H. Ballard, C.M. Brown, *Computer Vision*, New Jersey: Prentice-Hall, 1982.
- [2] A. Rosenfeld, R.A. Robert and S.W. Zucker, "Scene labeling by relaxation operations," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybernet.*, vol. SMC-6, pp. 420-433, June 1976.
- [3] L.S. Davis, "Shape matching using relaxation techniques," *IEEE Trans. Pattern Anal., Match. Intell.*, vol. PAMI-1, pp. 60-72, Jan. 1979.
- [4] B. Bhanu and O.D. Faugeras, "Shape matching of two-dimensional objects," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-6, pp. 137-156, March 1984.
- [5] N. Ayache and O.D. Faugeras, "HYPER: A new approach for the recognition and position of two-dimensional objects," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-8, pp. 44-54, Jan. 1986.
- [6] M.W. Koch and R.L. Kashyap, "Using polygons to recognize and locate partially occluded objects," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-9, pp. 483-494, July 1987.
- [7] B. Bhanu, "Shape matching and image segmentation using stochastic labeling," *Image Processing Inst., Univ. Southern California*, Aug. 1981.
- [8] R.A. Hummel and S.W. Zucker, "On the foundations of relaxation labeling processes," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-5, pp. 267-287, May 1983.
- [9] J.L. Mohammed, R.A. Hummel and S.W. Zucker, "A gradient projection algorithm for relaxation methods," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-3, pp. 267-287, May 1983.
- [10] O.D. Faugeras and M. Berthod, "Improving consistency and reducing ambiguity in stochastic labeling: An optimization approach," *IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell.*, vol. PAMI-3, pp. 412-424, July 1981.
- [11] E. Horowitz and S. Sahni, *Fundamentals of Computer Algorithms*, Maryland: Computer Science Press, 1978.

著 者 紹 介



朴 忠 洙 (正會員)

1964年 8月 1日生. 1987年 2月 서울대학교 제어계측공학과 졸업. 1989年 2月 서울대학교 대학원 제어계측공학과 졸업. 공학석사 학위 취득. 1989年 3月 - 현재 서울대학교 대학원 제어계측공학과 박사과정 재학중. 주관심분야는 디지털 신호처리, 컴퓨터 비전 등임.

李 商 郁 (正會員) 第25卷 第7號 參照

현재 서울대학교 제어계측공학과 부교수