

## Relaxation을 이용한 2次元 物體의 形狀매칭에 關한 研究

正會員 郭 允 植\* 正會員 李 大 寧\*\*

## A Study on Shape Matching of Two-Dimensional Object using Relaxation

Yun Sik Kwak\*, Dae Young Lee\*\* *Regular Members*

## 要 約

本 論 文 은 2次元 物體의 形狀 매칭에 關한것으로 多角近似化된 單순 2次元 物體에 適 用 하 였 다. 많 은 形 狀 매칭 方 法 論 이 數 學 的 벡터의 表 現 에 基 礎 를 두 고 確 率 的 인 패턴 認 識 을 使 用 하고 있 다. 抽 出 된 形 狀 의 多 樣 性 과 많 은 데 이 타 량 은 形 狀 의 全 體 的 인 構 造 의 關 係 를 나 타 내 는 데 短 點 을 갖 고 있 다. 本 論 文 에 서 는 映 像 을 多 角 近 似 的 過 程 을 通 하 여 Relaxation 라벨링 技 術 을 利 用 함 으 로 써 形 狀 매칭 의 短 點 을 解 決 하 였 다.

## ABSTRACT

This paper presents shape matching of two-dimensional object. This shape matching is applied to two-dimensional simple closed curves represented by polygons.

A large number of shape matching procedures have proposed based on the view that shape can be represented by a vector of numerical features, and that this representation can be matched using techniques from statical pattern recognition. The varieties of features that have been extracted from shapes and used to represent them are numerous. But all of these feature-based approaches suffer from the shortcoming that the descriptor of a segment of a shape do not ordinarily bear any simple relations hip to the description for the entire shape.

We solve the segment matching problem of shape matching, defined as the recognition of a piece of a shape as approximate match to a part of large shape, by using relaxation labeling technique.

## I. 序 論

映 像 理 解 의 한 領 域 으 로 contour 만 으 로 表 現 된 物

\* 忠 州 產 業 大 學 컴 퓨 터 공 학 科

\*\* 慶 熙 大 學 校 電 子 工 學 科

Dept. of Electronic Engineering Kyunghee University

論 文 番 號 : 93-14 (接 受 1992. 10. 2)

體 의 形 狀 (shape) 을 이 해 하 는 方 法 에 는 모 델 의 形 狀 과 物 體 의 近 似 的 으 로 매 칭 하 여 認 識 하 는 方 法 과 모 델 의 部 分 形 狀 을 物 體 의 部 分 形 狀 과 近 似 的 으 로 매 칭 하 여 認 識 하 는 方 法 이 있 는 데 本 論 文 은 後 者 의 方 法 에 속 하 며 세 그 멘 트 (segment) 매 칭 이 라 고 한 다.

形 狀 매 칭 은 Feder 와 Freeman 이 Chain-code cor-

relation 方法으로 처음 시도하였으나 아래와 같은 物體의 變形에 매칭하는데 問題點이 發生하였다.<sup>1)2)3)4)13)14)</sup>

- 1) 回轉(rotation)에 의한 物體의 變形
- 2) 局部的인 形狀의 왜곡에 의한 物體의 變形
- 3) 크기(scale)의 變化에 의한 物體의 變形

이러한 問題點을 解決하는 方法으로 形狀을 작은 領域으로 나누어 그들의 여러가지 特徵을 比較하여 매칭하는 方法들이 研究되었으나, 이들 方法들은 部分的인 形狀이 全體形狀에 대한 關係를 나타내지 못하는 短點이 있다.<sup>5)6)7)8)</sup>

本 論文은 物體의 contour를 多角近似化(Polygonal Approximation)하여 連續的인 線分(Line segment)으로 物體의 形狀을 表現하고, 모델과 物體의 각 線分들의 特徵들을 比較한 局部的的(context)에 의해 라벨過程에서 發生하는 모호성(Ambiguity)과 不一致性을 점진적으로 除去시켜 正確한 라벨을 갖도록 反復 遂行하였다.<sup>10)12)</sup>

따라서 本 論文에서는 Relaxation 技法을 利用하여 形狀의 어떤 한 線分을 다른 線分들과의 關係를 記述하여 라벨을 割當하므로 局部的인 特性에 의한 매칭의 短點을 補完하여 더 좋은 라벨의 結果를 얻게 하였다.

## II. Contour 抽出

物體와 背景 사이의 境界인 Contour은 농담값의 不連續性에 의해 檢出된 輪廓에서 contour만을 追跡함으로 抽出할 수 있다. 따라서 輪廓에서 contour를 抽出하기 때문에 아래와 같은 問題를 考慮해야한다.

- 1) 輪廓 檢出
- 2) 追跡의 對象이 되는 境界點과 始作點의 決定
- 3) 追跡과 갭(Gap)의 處理

本 論文은 輪廓 方向을 利用하여 contour를 抽出하기 때문에 方向性이 잘 나타나고 雜音에 강한 Prewitt 연산자를 利用하였다.<sup>11)14)</sup>

候補境界點은 追跡의 對象이 될 수 있는 境界點으로 어떤 輪廓의 값이 문턱값보다 크고 그 輪廓의 方向과 직교하는 두 點의 값보다 큰 값이다. 이러한 候補境界點은 檢出된 輪廓의 폭을 가늘게 하여 追跡의 對象이 되는 境界點을 줄여줌으로서 追跡을 容易하게 하는 일종의 細線化된 輪廓이다. 候補境界點을 그

들의 平均값 보다 큰 값을 갖는 候補境界點을 강한 境界點(super boundary point)으로 分類한다.

- 1) 강한 境界點(super boundary point)
- 2) 8개 주위의 點중 하나 이상이 강한 境界點
- 3) 8개 주위의 點 모두가 追跡(tracking)이 안된 境界點

追跡過程은 始作點에서 順方向(Forward)으로 追跡하여 더 이상 追跡이 안될 경우에 다시 始作點에서 逆方向(Backward)으로 追跡한다. 한 始作點에서 모든 追跡이 完了되면 다시 새로운 始作點을 찾아 위의 過程을 反復하여 映像 全體에 대하여 追跡을 한다.<sup>17)</sup>

追跡 方法은 그림 1와 같이 現在 境界點의 輪廓 方向에 따라 다음 境界點의 候補 A, B, C중 가장 큰 값을 갖는 候補境界點으로 追跡하며, 이때 크기가 같은 경우가 發生하면 中間點인 B로 追跡한다.

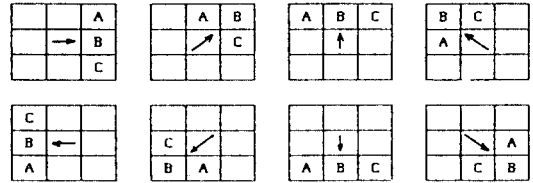


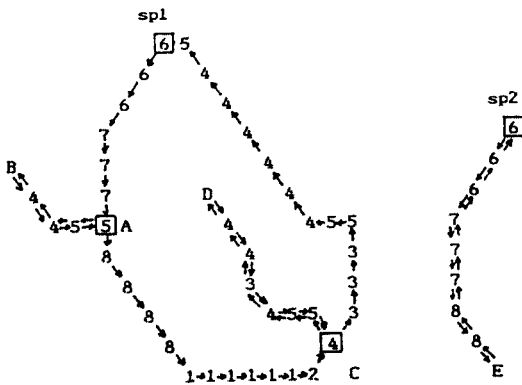
그림 1. 다음 境界點 候補  
Fig. 1. next boundary point

一般的으로 候補境界點은 細線化의 效果에 의하여 1~5개의 갭(Gap)이 發生하는데, 이런 갭은 連續的인 追跡을 中斷시키므로 countour의 抽出을 어렵게 한다. 本 論文은 Prewitt 演算者의 特徵을 利用하여 간단한 方法으로 갭을 除去하여 連續的으로 追跡하게 하였다. 즉, 그림 2의 Prewitt 연산 結果와 같이 檢出된 輪廓은 方向性이 一定하고 폭이 두껍기 때문에 現在 境界點의 方向으로 계속 追跡하므로 境界點을 除去하였다. 이때 5개 以上의 갭이 發生할 경우에는 갭을 除去하지 않고 追跡을 中斷한다.

모든 追跡過程이 完了된 狀態에서 物體의 contour가 閉曲線으로 抽出되지않을 경우에는 抽出된 contour를 다시 追跡하여 그림 3의 A와 C에서와 같이 中斷된 點에서 逆追跡(backtracking)을 하여 새로운 길로 追跡하였다. 逆追跡은 그림 3의 경우와 같이 contour에 連結된 짧은 曲線을 除去하는 效果를 갖는다.



그림 2. 追跡過程  
Fig. 2. Process of tracking



추적과정 : sp1 → A → B → A → C → D → C → sp1  
(A방향 5 → 7) (C방향 4 → 2)  
sp2 → E → sp2

그림 3. 逆追跡에 의한 輪廓 抽出  
Fig. 3. Backtracking for edge extraction

追跡에 의해 抽出된 曲線이 개曲線일 경우와 物體內의 閉曲線일 경우에는 雜音으로 간주하여 除去하

였고, 그 이외의 閉曲線이 抽出될 경우 contour로 간주하여 數學的 處理가 容易한 8方向 체인(chain)으로 코드화 한다.

### III. 多角近似化

多角近似化의 方法에는 여러가지가 있으나, 本論文은 contour의 曲을 變化와 cornerity에 의해 corner를 檢出하는 過程과 檢出된 corner가 정점(vertex)인가를 決定하는 連結過程으로 나누어 近似化하였다.<sup>15)16)</sup>

#### III-1. 檢出과 連結

n개의 체인으로 連結된 物體의 contour A<sup>n</sup>는 다음과 같이 表示한다.

$$A^n = C_i^n + 1 \quad (1)$$

ai = a1, a2, ..., an : 체인코드

s개의 체인으로 連結된 부체인을 L<sub>j</sub><sup>s</sup>로 表示하면

$$L_j^s = C_{i=j-s+1}^j a_i \quad (2)$$

j = 1, 2, 3, ..., n

L<sub>j</sub><sup>s</sup>의 x, y成分은 다음과 같다.

$$X_j^s = \sum_{i=j-s+1}^j a_{ix} \quad Y_j^s = \sum_{i=j-s+1}^j a_{iy} \quad (3)$$

여기서 a<sub>ix</sub>, a<sub>iy</sub>는 ai의 x, y成分으로 -1, 0, 1의 값을 갖는다.

L<sub>j</sub><sup>s</sup>의 角度 θ<sub>j</sub><sup>s</sup>는 아래와 같다.

$$\theta_j^s = \text{Tan}^{-1}(Y_j^s / X_j^s) \quad (4)$$

曲率(curvature)은 두 개의 이웃한 角度의 差를 平均하여 두 배한 값으로 定義한다.

$$\delta_j^s = 2 \left[ \frac{(\theta_{j+1}^s - \theta_j^s) + (\theta_j^s - \theta_{j-1}^s)}{2} \right] \quad (5)$$

이때 s의 길이를 增加하면 스무스(smooth)가 增加하여 雜音을 除去하는 效果를 갖는다.

그림 4에서 두 개의 直線 AB, DC와 曲線 BD로 이루어진 曲線에서 L<sub>j</sub><sup>s</sup>의 값은 다음과 같다.

$J < B$ 인 경우 0의 값을 갖는다.  
 $B \leq J \leq D+s$ 인 경우 0의 값을 갖지 않는다.  
 $J > D+s$ 인 경우 0의 값을 갖는다.

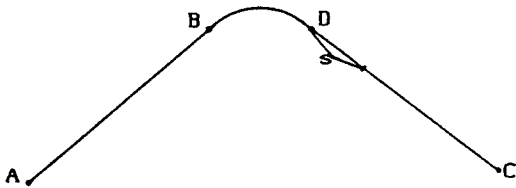


그림 4. 두 직선과 곡선으로 이루어진 곡선의 corner  
 Fig. 4. corner of curvature with two line & curvature

따라서 corner는 3개의 영역 즉,  $\delta_j^s$ 가 0이 아닌 영역에서 존재한다.

일반적으로  $\delta_j^s$ 의 값은映像의 조명상태와 샘플링 그리고 量子化에 따른 雜音으로 0의 값을 갖지 않는다. 이를 補完하기 위하여  $\delta_j^s$ 의 값이  $\text{Tan}^{-1}(1/s)$ 보다 작은 경우  $\delta_j^s$ 를 0으로 간주한다. 그림 5의 각 곡선에서 corner의 존재는 다음과 같다.

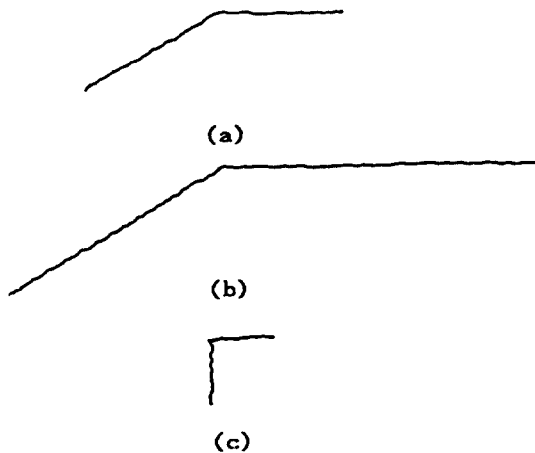


그림 5. corner의 존재가 不確實한 곡선의 예  
 Fig. 5. example of curvature

그림 a)는 짧은 직선 성분과 작은 曲率變化로 corner가 존재하지 않는다.

그림 b)는 작은 曲率變化를 갖지만 긴 직선 성분을 갖기 때문에 corner가 존재한다.

따라서 j에서 cornerity  $K_j$ 는 길이의 제곱근과 곡

률 변화에 比例하게 구한다.

$$K_j = \sqrt{t_1} \times \sum_{v=1}^{j+s} \delta_v^s \times \sqrt{t_2} \quad (6)$$

$$t_1 = \max\{t : \delta_{j-v}^s \in (-\Delta, \Delta), \forall 1 < v < t\}$$

$$t_2 = \max\{t : \delta_{j+s+v}^s \in (-\Delta, \Delta), \forall 1 < v < t\}$$

$$\Delta = \text{Tan}^{-1}(1/s)$$

s의 增加로 인해 스무스(smooth)가 增加되어 많은 corner가 除去되는 短點을 갖기 때문에 이를 補完하기 위해 s를 減少하면 두 개의 짧은 線分 사이의 角度가 180도에 근접(10도)하는 경우가 發生된다. 이런 두 線分을 하나의 線分으로 連結함으로써 s의 減少에 의해 發生하는 잘못된 corner를 除去하였다.

#### IV. Relaxation을 利用한 形狀매칭과 確率벡터

多角近似化된 모델과 物體를 각각 T, O라 하면 아래와 같이 表示한다.

$$T = (T_1, T_2, \dots, T_n) \quad (7)$$

$$O = (O_1, O_2, \dots, O_{l-1})$$

$T_i, O_k$  : line segment

$i = 1, 2, \dots, n$

$k = 1, 2, \dots, l-1$

物體의 모든 성분  $O_k (k = 1, \dots, L-1)$ 와  $O_k$ 의 線分에 속하지 않는  $O_l$ (Nil class)에 라벨을 붙여 라벨의 集合  $\{O_1, O_2, \dots, O_{l-1}, O_l\}$ 을 만든다. 모델의 각 성분  $T_i (i = 1, \dots, N)$ 는 物體에 대하여 L개 라벨들을 가지며 또한 모델  $T_i$ 는 라벨  $O_k (k = 1, \dots, L)$ 가  $T_i$ 에 대한 確率의 推定(estimation) 값  $P_i(k)$ 를 갖는다.

$T_i$ 가 갖는 모든 라벨의 確率 推定값들의 集合을 確率벡터( $\vec{P}_i$ )라 定義하며 아래와 같다.

$$\vec{P}_i = [P_i(1), \dots, P_i(L)]^T \quad (8)$$

이때  $\sum_{k=1}^L P_i(k) = 1$ 이고  $P_i(k) > 0$  조건을 만족해야 한다.

이러한 라벨은 그들 자신의 라벨의 모호성(ambiguity)을 갖으며, 또한 이웃하는 線分들의 라벨 사이에 不一致性(inconsistency)를 갖는다. 모델과 物體

의 局部的인 構造와 이웃하는 라벨들의 確率 推定값으로 이웃 線分들과의 關係를 나타내며 이를 兩立벡터( $\vec{q}_i$ )라 한다.

兩立벡터와 確率벡터로 確率의 推定값을 새롭게 設定하여 라벨에 대한 모호성과 不一致性을 除去한다.

兩立벡터 ( $\vec{q}_i$ )는 線分  $T_i$ 의 라벨  $k$ 와 이웃하는 線分  $T_j$ 의 라벨  $k'$ 과의 關係에서 아래와 같은 3가지의 役割을 한다.

- 1)  $k'$ 이  $k$ 와 兩立하면 즉, 이웃하는 線분에 대하여 함께 發生된다면  $P_i(k')$ 은  $P_i(k)$ 에 대해서 陽 (+)로 作用한다.
- 2)  $k'$ 이  $k$ 와 兩立하지 않으면 즉, 하나가 發生하면 다른 것은 發生될 수 없다면  $P_j(k')$ 은  $P_k(k)$ 에 대해 陰 (-)으로 作用한다.
- 3)  $k'$ 과  $k$ 가 어떤 關係도 없다면  $P_i(k')$ 은  $P_i(k)$ 로 아무런 作用도 하지 않는다.

이와 같은 라벨간의 相互作用은 Relaxation 過程에서 나타나며, 兩立벡터와 現在 確率벡터에 의해 새로운 確率벡터인 차기 確率벡터를 決定한다.

차기 確率벡터가 單位벡터이면 즉, 모델成分  $T_i$ 가 하나의 라벨 ( $Ok$ )에 대해서 確率의 推定값이 1이고 나머지 라벨에 대해서 0의 값을 가지면 모델  $T_i$ 는  $Ok$ 로 라벨이 割當된다.

모델의 모든 線分  $T_i(i=1, \dots, N)$ 에 대해서 라벨이 割當되면 매칭은 完了되고 그렇지 않을 경우 다시 反復 修行하여 새로운 確率벡터를 구한다.

모델의 각 線分  $T_i$ 는 物體의 라벨들에 대해 初期確率을 갖는다. 初期確率は 모델  $T_i$ 와 物體  $Ok$ 의 여러 가지 特徵들을 比較하여 구한다.

모델  $T_i$ 와 物體  $Ok$ 사이의 類似性을 구하면

$$M(T_i, Ok) = \sum_{p=1}^P |f_{ip} - f_{op}| W_p \quad (9)$$

$P$ 는 特徵들의 갯수  
 $f_{ip}$ 는 모델  $T_i$ 의  $P$ 번째 特徵값  
 $f_{op}$ 는 物體  $Ok$ 의  $P$ 번째 特徵값  
 $W_p$ 는  $P$ 번째 特徵의 가중치

이때 모델  $T_i$ 와 物體  $Ok$ 가 완전히 매칭되면  $M(T_i, Ok)$ 의 값은 0이 되고 서로 매칭이 안될수록  $M(T_i, Ok)$ 의 값은 커진다.

따라서 初期確率 ( $P_i^{(0)}(k)$ )는  $1/(1+M(T_i, Ok))$ 에

比例하며 그들의 값은 1이 되도록 正規化한다.

$Ol$ (Nil class)에 대한 初期 確率값은 모든 모델의 線분에 대해서 一定한 상수값을 가진다. 이 상수값은 物體의 線분이 모델의 線분에 매칭될 수 있는 수에 反比例하기 때문에 物體에 대한 사전의 情報가 必要하다.

一般的으로  $Ol$ 의 초기 確率값은 0.05에서 0.3사이의 값을 가지며 라벨의 割當을 빨리 될수 있게 하는 役割을 한다.

#### IV-1. 兩立函數와 兩立벡터

모델의 한 線분과 그 주위 線分 사이의 局部的인 構造가 物體의 어떤 부분과 어느 정도 類似한가를 나타내는 函數를 兩立函數(Compatibility function)라 正義하며  $C$ 로 表示한다.

$$C : S_3 \times O^3 \quad (10)$$

$$S_3 = \{(Ti, Ti-1, Ti+1)\} \quad i = 1, \dots, N$$

$$O^3 = \{(Ok, Ol, Om)\} \quad k, l, m = 1, \dots, L$$

兩立函數  $C(Ti, Ok, Ti-1, Ol, Ti+1, Om)$ 를 간단히  $C(i, k, i-1, l, i+1, m)$ 로 表示한다.  $C(i, k, i-1, l, Ti+1)$ 와  $(Ok, Ol, Om)$ 로 이루어진 局部的인 構造의 의해 구하는데, 本論文에서는 그림 6과 같이 모델의 線분을 物體의 線분에 座標 이동시켜 구한 座標 函數들  $TR1 : Ti \rightarrow Ok, TR2 \rightarrow Ol, TR3 : Ti+1 \rightarrow Om$ 에 의한 誤差들  $M(TR1(Ti+1), Ol), M(TR1(Ti+1), Om), M(TR2(Ti), Ok), M(TR2(Ti+1), Om), M(TR3(Ti), Ok), M(TR3(Ti-1), Ol)$ 의 平均에 反比例하게 兩立函數를 求한다. 즉,

$$C(i, k, i-1, l, i+1, m) = (1 / (1 + \text{平均誤差})) \quad (11)$$

部的인 構造가 類似하며 0에 接近할수록 類似性이 낮아진다.  $Ol$ (Nil class)에 대한 兩立函數의 값은 다음과 같다.

$$C(i, k, i-1, Nil, i+1, m, Nil) = P_i(k)$$

$$C(i, Nil, i-1, l, i+1, m) = P_i(Nil) \quad (12)$$

$$C(i, k, i-1, Nil, i+1, m) = C(i, k, i+1, m)$$

$$C(i, k, i-1, l, i+1, m, Nil) = C(i, k, i-1, l)$$

여기서  $C(i, k, i+1, m)$ 와  $C(i, k, i-1, l)$ 은 두 線

分 사이의 局部的인 構造에 의해 求하며  $C(i, k, i-1, i+1, m)$ 를 求할 때와 같은 方法으로 求한다.

주위 線分의 構造와 주위 線分의 確率에 의해서 어떤 線分의 라벨과 그 주위 線分들의 라벨과의 關係를 나타내는 벡터를 兩立벡터  $(\vec{q}_i)$ 로 定義한다.

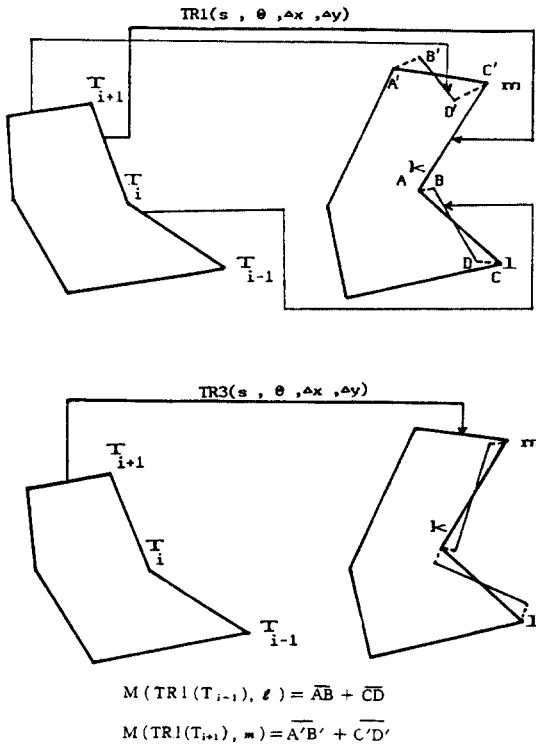


그림 6. 매칭오차  
Fig. 6. matching error

#### IV-2. 評價函數와 차기確率 決定

모델의 각 線分  $T_i$ 은 라벨  $(\vec{p}_i)$ 와 그 주위 線分의 라벨  $(\vec{q}_i)$ 와의 不一致性(inconsistency)이 存在하며 線分  $T_i$  自身에 대한 라벨  $(\vec{p}_i)$ 의 모호성(ambiguity)이 存在한다. 라벨의 一致性和 모호성을 測定하는 函數를 評價函數(criterion function)라 定義한다.

$\vec{p}_i$ 와  $\vec{q}_i$ 와의 相異度(difference)의 總合으로 局部的 一致성을 定義하면

$$C_i = \cos \theta_i = \frac{\vec{p}_i \cdot \vec{q}_i}{\|\vec{p}_i\|^2 \|\vec{q}_i\|^2} \quad (14)$$

이 때  $\vec{p}_i = \vec{q}_i$  이면  $\cos \theta_i = 1$ 이고 最大의 一致성을

가지며,  $\cos \theta_i$  값이 0에 接近하면 不一致性是 增加된다. quadratic 엔트로피를 利用하여 모호성을 定義하면,

$$H_i = \sum_{l=1}^l P_i(1)(1-P_i(1)) = 1 - \|\vec{p}_i\|^2$$

$$H_i' = \|\vec{q}_i\|^2 \quad (15)$$

이 때  $H_i'$ 가 1에 近接할수록 엔트로피는 減少되므로 모호성이 減少된다. 따라서 最大의 一致性和 最小의 모호성을 갖는 경우는 식 (14)와 식 (15)의 곱이 最大일 경우이다.

$$C_i * H_i' = \frac{\vec{p}_i \cdot \vec{q}_i}{\|\vec{q}_i\|^2} \quad (16)$$

$C_i * H_i'$ 의 값은  $\vec{p}_i = \vec{q}_i$  이고  $\vec{p}_i$ 가 단위벡터일 때, 最大가 된다. 局部的인 一致性和 모호성을 測定하는 評價函數를 다음과 같이 定義한다.

$$J_i' = \|\vec{q}_i\|^2 C_i * H_i' = \vec{p}_i \cdot \vec{q}_i \quad (17)$$

차기確率  $(\vec{p}_i^{(n+1)})$ 은 現在의 確率  $(\vec{p}_i^{(n)})$ 보다 더 높은 評價函數의 값을 갖게 하여 現在 確率보다 不一致性和 모호성이 더 減少된 確率이다. 따라서 차기確率은 評價函數의 값을 最大가 되게 하므로 求할 수 있다.

Gradient Pojection 方法을 利用하여 評價函數를 最大가 되게 하는 問題를 解決하면<sup>9)18)</sup>

$$\frac{\partial J}{\partial p_i(k)} = q_i(k) + \sum_{j=i+1, i-1} \frac{1}{D_j} [Q_j(k) - D_j' \vec{p}_j \cdot \vec{q}_j] \quad (18)$$

여기서

$$Q_{i-1}(k) = \vec{p}_{i-1}^T C \vec{p}_{i-2}$$

$$Q_{i+1}(k) = \vec{p}_{i+1}^T ID \vec{p}_{i+2}$$

$$D_{i-1} = \frac{\partial D_{i-1}}{\partial p_i(k)} = \vec{x}^T C \vec{p}_{i+2}$$

$$D_{i+1} = \frac{\partial D}{\partial p_i(k)} = \vec{x}^T ID \vec{p}_{i+2}$$

$$D_{i-1} = \sum_1^l Q_{i-1}(1)$$

$$D_{i+1} = \sum_1^l Q_{i+1}(1)$$

C, ID는  $L \times L$  행렬이며 이들이 (11, 12)의 성분은 각각  $C(i-1, 1, i2, 12, i, k)$ ,  $C(i+1, 11, i+2, 12, i, k)$ 이고  $\vec{x}^T = [1, 1, \dots, 1]$ 이다.

차기 確率  $\vec{p}_i^{(n+1)}$ 는 다음과 같이 求한다.

$$\vec{p}_i^{(n+1)} = \vec{p}_i^{(n)} + \rho_i^{(n)} \vec{p}_i^{(n)} \left[ \frac{\partial J^{(n)}}{\partial \vec{p}_i} \right] \quad i=1, 2, \dots, N$$

$$P_i \left[ \frac{\partial J^{(n)}}{\partial \vec{p}_i} \right] = \frac{\partial J^{(n)}}{\partial p_i} - \frac{1}{L} \sum_{k=1}^L \frac{\partial J^{(n)}}{\partial p_i(k)} = \vec{A}_i^{(n)} \quad (19)$$

이 때  $\rho_i$  값은 다음과 같다.

$$\rho_i = \alpha \cdot \min_i \left[ \max_k \rho_i^{(n)}(k) \right] \quad (20)$$

여기서  $\alpha$ 는 0과 1사이의 상수값을 갖는다.

### V. 實驗 및 考察

本 論文에서는 實驗映像으로 256 그레이레벨을 갖는  $160 \times 160$ 의 도파관 부품과  $180 \times 180$ 의 공구映像을 使用하였다.

物體의 形狀을 抽出하기 위해서 각 實驗映像은 Prewitt 연산자를 利用하여 輪廓의 크기와 方向을 구한 다음 追跡하여 contour를 抽出하였다. 이렇게 抽出된 contour을 곡률과 Cornerity를 利用하여 多角近似化 함으로써 物體의 形狀을 連續的인 線分으로 나타내었다.

그림 7에서 11까지의 각 그림에서 a)는 原映像이고, b)는 原映像에서 物體의 contour를 抽出한 結果이며 c)는 抽出된 contour를 多角近似化한 結果이다. 이때 多角近似化된 각 線分の 頂點에 라벨을 붙였고 각 라벨은 다음 頂點까지의 線分을 表示한다.

매칭過程에서 初期確率は 內角만을 比較하여 모호성과 不一致性을 크게 하였고 Nil class의 초기確率は 모든 실험에 0.1로 주었다. 모델의 모든 線분에 라벨이 割當될 때까지 反復 修行하며 매 反復시에 새로운 確率을 설정하였다.

計算時間을 短縮하기 위하여 確率의 推定값이 0.9 이상인 경우는 1로 처리하였고 양립函數  $C(i, k, i-1, 1, i+1, m)$ 의 1과 m의 範圍를 k에 대해 두번째 이웃한 線分까지로 限定하였다.

모델의 각 線분에 割當된 라벨의 結果를 매 反復시에 가장 높은 確率을 갖는 라벨과 그 確率로, 이를 각 表에 나타내었고 割當된 라벨이 物體의 총 線分の 7

수보다 큰 수는 라벨이 割當되지 않는 경우를 表示한다.

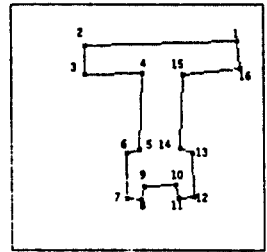
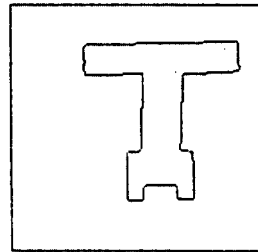
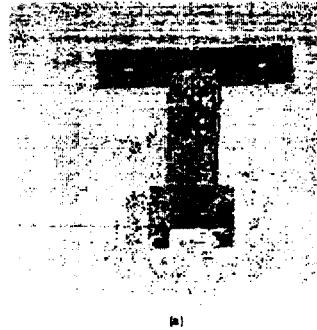


그림 7. 모델 1

Fig. 7. model 1

a)原映像 b)輪廓 c)多角近似化

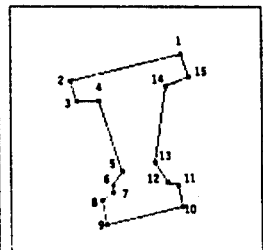
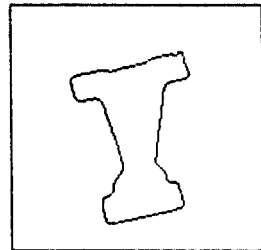


그림 8. 모델 2

Fig. 8. model 2

a)原映像 b)輪廓 c)多角近似化

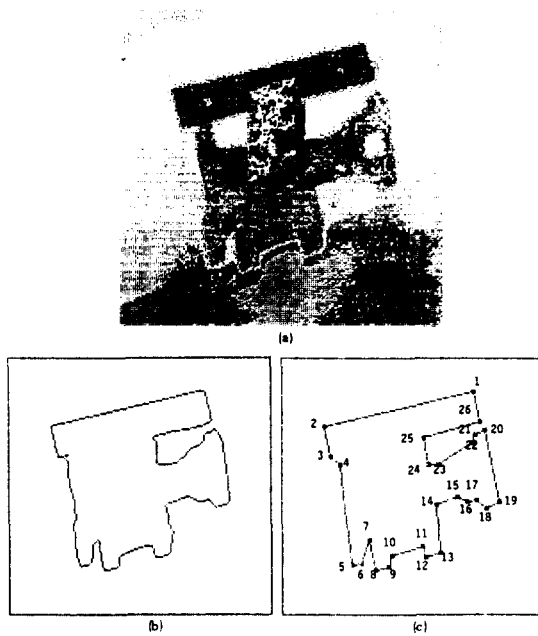


그림 9. 겹친 부품  
Fig. 9. Overlap image  
a) 原映像 b) 輪廓 c) 多角近似化

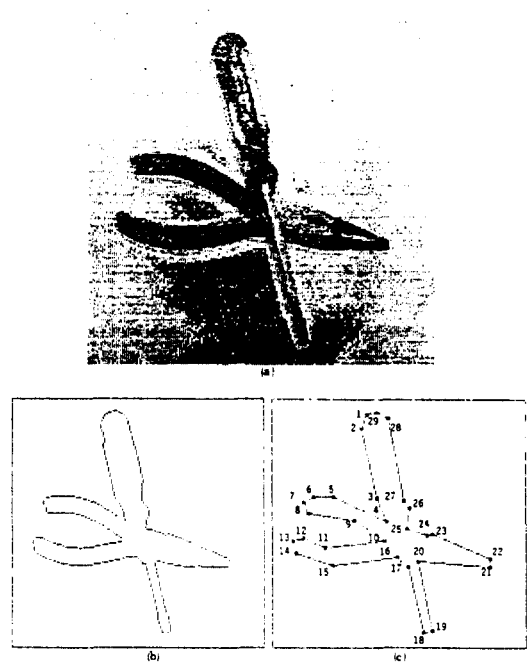


그림 11. 겹친공구  
Fig. 11. Overlap image  
a) 原映像 b) 輪廓 c) 多角近似化

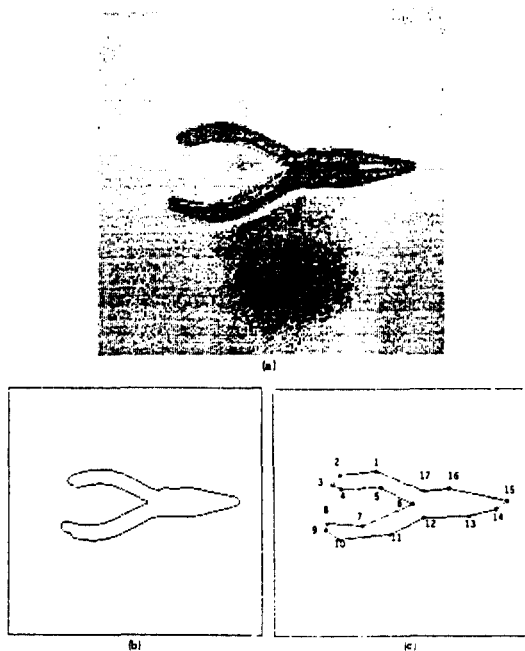


그림 10. 모델 3  
Fig. 10. model 3  
a) 原映像 b) 輪廓 c) 多角近似化

表 1은 모델 1에 겹친 부품을 매칭하여 얻은 라벨의 결과이며, 表 2는 모델 2에 겹친 부품을 매칭하여 얻은 라벨의 결과이며, 表 3은 모델 3에 겹친 공구를 매칭하여 얻은 라벨의 결과이다.

매칭에 의한 라벨의 결과를 表1의 경우와 같이 物體와 모델의 근사화된 形狀이 매우 類似할 때 완벽한 라벨의 결과를 가질 수 있으나 이와 같은 경우는 매우 예외적이며 一般的으로는 샘플링과 조명상태 등에 의한 映像 자체의 誤差와 多角近似化에 의한 誤差 때문에 抽出된 物體의 形狀을 一定하게 나타내지 못한다. 이런 原因들에 의해 라벨을 갖는 線分의 수도 적고 또한 잘못된 라벨이 發生한다. 本 實驗에서는 Relaxation 技法을 利用하여 物體의 여러가지 狀態 특히 겹친 物體에서도 좋은 라벨의 결과를 가짐을 立證 하였으나, 反復的인 遂行에 의해 處理 時間이 길어진다는 短點을 가지고 있다.



<表 1> 모델 1에 접친부품을 매칭한 라벨의 結果

수행횟수 모델선분	Label(작품)					
	1	2	3	4	5	6
1	11(0.60)	11(0.69)	11(0.72)	11(0.76)	11(0.83)	11(1.00)
2	20(0.32)	8(0.48)	27(0.51)	27(0.70)	27(0.82)	27(1.00)
3	9(0.29)	21(0.37)	9(0.51)	9(0.75)	9(1.00)	9(1.00)
4	10(0.34)	10(0.57)	10(0.77)	10(1.00)	10(1.00)	10(1.00)
5	11(0.25)	11(0.56)	11(0.51)	27(0.67)	27(0.74)	27(1.00)
6	27(0.20)	19(0.38)	27(0.40)	27(0.61)	27(0.78)	27(1.00)
7	20(0.34)	8(0.52)	8(0.64)	8(0.78)	8(0.85)	8(1.00)
8	9(0.54)	9(0.83)	9(1.00)	9(1.00)	9(1.00)	9(1.00)
9	10(0.68)	10(0.84)	10(1.00)	10(1.00)	10(1.00)	10(1.00)
10	11(0.61)	11(1.00)	11(1.00)	11(1.00)	11(1.00)	11(1.00)
11	12(0.55)	12(0.70)	12(1.00)	12(1.00)	12(1.00)	12(1.00)
12	11(0.22)	13(0.50)	13(0.49)	13(0.68)	13(0.83)	13(1.00)
13	9(0.36)	9(0.57)	14(0.52)	27(0.63)	27(0.78)	27(1.00)
14	10(0.51)	10(0.68)	27(0.60)	27(0.71)	27(0.80)	10(1.00)
15	11(0.40)	11(0.59)	11(0.67)	27(0.73)	27(0.76)	27(1.00)
16	26(0.59)	26(0.81)	26(0.80)	26(1.00)	26(1.00)	26(1.00)

COMPUTATION TIME = 00:01:18

<表 2> 모델 2에 접친부품을 매칭한 라벨의 結果

수행횟수 모델선분	Label(작품)					
	1	2	3	4	5	7
1	11(0.42)	19(0.55)	19(0.49)	27(0.64)	27(0.80)	27(1.00)
2	20(0.47)	20(0.43)	20(0.78)	20(1.00)	20(1.00)	20(1.00)
3	9(0.47)	21(0.60)	9(0.52)	13(0.56)	27(0.68)	27(1.00)
4	10(0.28)	10(0.54)	14(0.49)	14(0.50)	27(0.71)	27(1.00)
5	15(0.75)	15(1.00)	15(1.00)	15(1.00)	15(1.00)	15(1.00)
6	16(1.00)	16(1.00)	16(1.00)	16(1.00)	16(1.00)	16(1.00)
7	17(1.00)	17(1.00)	17(1.00)	17(1.00)	17(1.00)	17(1.00)
8	18(0.48)	18(0.74)	18(0.85)	18(1.00)	18(1.00)	18(1.00)
9	19(0.37)	19(0.68)	19(1.00)	19(1.00)	19(1.00)	19(1.00)
10	20(0.45)	20(0.45)	20(0.71)	20(0.73)	20(1.00)	20(1.00)
11	9(0.33)	21(0.41)	21(0.55)	21(0.51)	21(0.72)	21(1.00)
12	21(0.29)	27(0.30)	27(0.54)	27(0.63)	27(0.79)	27(1.00)
13	16(0.41)	10(0.50)	10(0.44)	10(0.72)	10(0.83)	10(1.00)
14	11(0.56)	11(0.44)	11(0.80)	11(0.78)	11(1.00)	11(1.00)
15	18(0.37)	12(0.55)	18(0.51)	27(0.66)	27(0.76)	27(1.00)

COMPUTATION TIME = 00:01:23

<表 3> 모델 3에 접친공구를 매칭한 라벨 結果

수행횟수 모델선분	Label(작품)						
	1	2	3	4	5	8	
1	25(0.32)	5(0.76)	5(0.69)	5(0.77)	5(0.83)	5(1.00)	
2	6(0.42)	29(0.52)	6(0.62)	6(0.77)	6(1.00)	6(1.00)	
3	11(0.30)	7(0.83)	7(0.75)	7(1.00)	7(1.00)	7(1.00)	
4	8(0.64)	8(0.79)	8(1.00)	8(1.00)	8(1.00)	8(1.00)	
5	9(0.59)	9(1.00)	9(1.00)	9(1.00)	9(1.00)	9(1.00)	
6	10(0.67)	10(1.00)	10(1.00)	10(1.00)	10(1.00)	10(1.00)	
7	11(0.39)	11(1.00)	11(1.00)	11(1.00)	11(1.00)	11(1.00)	
8	12(0.42)	12(0.65)	12(0.81)	12(1.00)	12(1.00)	12(1.00)	
9	13(0.27)	13(0.68)	13(1.00)	13(1.00)	13(1.00)	13(1.00)	
10	21(0.22)	30(0.35)	30(0.49)	30(0.60)	30(0.73)	30(1.00)	
11	30(0.20)	3(0.42)	3(0.54)	30(0.50)	30(0.61)	30(1.00)	
12	4(0.25)	4(0.72)	4(1.00)	4(1.00)	4(1.00)	4(1.00)	
13	25(0.30)	5(0.67)	5(0.51)	30(0.66)	30(0.76)	30(1.00)	
14	6(0.30)	6(0.53)	30(0.40)	30(0.54)	30(0.70)	30(1.00)	
15	30(0.20)	7(0.58)	30(0.69)	30(0.70)	30(0.84)	30(1.00)	
16	23(0.31)	5(0.47)	30(0.44)	30(1.50)	30(1.73)	30(1.00)	
17	30(0.20)	24(0.72)	4(0.56)	30(0.58)	30(0.60)	30(1.00)	

COMPUTATION TIME = 00:01:50

## VI. 結 果

本論文은 局部的인 매칭 方法으로 物體의 contour을 多角近似化하여 連續的인 線分으로 表現하고 모델과 物體를 이루는 각 線分들의 特徵을 比較하여 物體의 回轉이나 크기 그리고 局部的인 衣曲에 相關없이 매칭 할 수 있게 하였으며 세그먼트간의 關係는 Relaxation 技法을 利用하여 記述하였다. Relaxation 기법은 局部的인 特徵에 의한 매칭의 短點을 補充하기 위해서 주위 線分과의 相關關係를 利用하며, 라벨의 正確한 割當을 위해 反復 遂行한다.

Relaxation을 利用한 局部的인 매칭으로 여러가지 原因에 의해 變形된 物體의 形態에 대해서도 效果的으로 매칭할 수 있으나 一般的으로 映像 자체가 갖는 여러가지 衣曲과 多角近似化에 의한 誤差로 物體를 이루는 線分들이 一定하게 抽出되지 않기 때문에 잘못된 라벨이 發生된다.

本實驗에서는 Relaxation技法을 利用하여 物體의 여러가지 狀態, 특히 접친 物體에서도 좋은 結果를 가짐을 立證하였으나 反復的인 遂行에 의해 處理時間이 길어진다는 短點을 가지고 있다.

따라서, 課題로 잘못된 라벨의 處理와 매칭 時間의 短縮 그리고 3次元 物體의 매칭을 위한 具體的인 適用方法 등이 남아 있다.

## 참 고 문 헌

1. A. Rosenfeld and A. Kak, "Digital Picture Processing," Academic Press, 1976.
2. W.K. Pratt, "Digital Image Processing," Wiley, New York, 1978.
3. E.L. Hall, "Computer Image Processing and Recognition," Academic Press, 1979.
4. R.C. Gonzalez and Paul Wintz, "Digital Image Processing," Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1977.
5. T.Pavlidis, "Structural Pattern Recognition," Springer-Verlag, N.W., 1977.
6. R.Nevatia, "Machine Perception," Prentice Hall, 1982.
7. W.A. Perkins, "A Model-Based Vision System for Industrial Parts," IEEE Transactions of Computers, C-27, No.2, pp.126~143, Feb. 1978.

8. W.A. Perkins, "Simplified Model-Based Part Locator," Proceedings, 5th International Conference on Recognition, pp.260~263, IEEE, 1980.
9. B. Bhanu, O.D. Faugeras, "Shape Matching of Two Dimensional Objects," IEEE Trans. PAMI, vol.6, pp.137~156, Mar. 1984.
10. L.S Davis, "Shape matching using relaxation technique," IEEE Trans. Comput., vol. C-22, pp.60~72, Jan. 1979.
11. E. Persoom and K.S. Fu, "Shape discrimination using Fourier descriptor," IEE Trans. Syst., Manh., Cybern., vol. SMC-7, pp. 170~179, 1977.
12. A.Rosenfeld, R. Hummel, and S. Zuker, "Scene labeling by relaxation operations," IEEE Rrans. Syst., Man., Cybern., vol. SMC-6, pp. 170~179, 1976.
13. H. Freeman, "On the encoding of arbitrary geometric configurations," IRF Trans. Elecctron. Comput. vol., EC-120, pp.260~288, 1961.
14. H. Freeman & L.S. Davis, "A Corner Finding algorithm for Chain-Coded Curves," IEEE Transactions on Computers, pp.297~303, Mar. 1977.
15. U.Montanary, "A note on minimal length polygonal approximation to digitizes contour," Communications of ACM 13, No.1, pp.41~47, Jan. 1970.
16. Urs, Ramer, "An Iterative Procedure for the Polygonal Approximation of plane curves," CGIP, pp.244~256, 1972.
17. B.D. Chen & P.Siy, "Forward/Backward Contour Tracing with Feedback," IEEE Tr-ans. PAMI, vol.3, May. 1987.
18. J.B. rosen, "The gradient projection method for nonlinear programming part I. Linear constraints," J. Soc. Indust. Appl. Math. vol. 8, pp.181~217, Mar. 1960.



郭 允 植(Yun Sik Kwak) 정회원  
 1962년 2월 17일생  
 1980년 3월~1984년 3월: 충주대학  
 교 전자공학과 졸업  
 1984년 9월~1986년 8월: 경희대학  
 교 일반대학원 석사졸  
 업  
 1988년 3월~1991년 3월: 경희대학  
 교 대학원 박사과정  
 수료

1991년 5월~현재: 충주산업대학 컴퓨터공학과 재직중  
 ※관심분야: 디지털 신호처리 컴퓨터 비전, 지식베이스,  
 패턴인식

李 大 寧(Dai Young Lee) 正會員  
 1940年 3月 18日生  
 1968年 9月~1970年 3月: 캘리포니  
 아洲 立大學院(工學  
 碩士)  
 1976年 9月~1979年 9月: 延世大學  
 校 大學院 電子工學科  
 (工學博士)

1971年 9月: 慶熙大學校 工科大學電子工學科 助教授  
 1977年 3月: 慶熙大學校 工科大學電子工學科 副教授  
 1982年 3月~現在: 慶熙大學校 工科大學電子工學科 教授  
 1988年 1月~現在: 本 學會理事