

## 탄성변형에너지 측도를 이용한 부분적으로 가려진 이진 객체의 인식

문영인\*, 구자영\*\*

# Recognition of Partially Occluded Binary Objects using Elastic Deformation Energy Measure

Young-In Moon \*, Ja-Young Koo \*\*

### 요약

주어진 이진영상 안에 존재하는 객체를 인식하기 위해서는 영상분할과 패턴정합 과정을 거친다. 영상 내의 이진 객체들이 서로 분리되었다는 조건 하에서는 면적, 경계선의 길이, 또는 그들 사이의 비례 등과 같은 대상 전체의 특징을 기술하는 전역적 특징을 이용해서 객체를 인식할 수 있지만 객체들이 서로에 의해 부분적으로 가려져 있으면 전역적 특징은 사용될 수 없고 점, 선분 등 객체의 부분을 기술하는 국지적 특징들을 이용해서 인식해야 한다. 본 논문에서는 모델의 경계선상의 곡률이 큰 점들을 추출하여 특징점으로 삼고, 그 가운데 두 점을 택하여 하나의 국지적 특징으로 사용한다. 또한 모델과 입력영상에서 각기 추출된 국지적 특징들을 비교하여 정합함으로써 부분적으로 가려진 객체를 인식하는 방법을 제안하고 있다. 특징점의 쌍으로 표현되는 국지적 특징을 서로 비교함에 있어서 두 점간의 거리와 양 특징점에서의 그래디언트 벡터의 사이 각을 일치시키는데 필요한 탄성변형 에너지를 이용하여 국지적 특징 사이의 유사도를 정의한다. 인식대상 객체 상의 한 특징점의 레이블을 다른 특징점의 레이블들이 얼마나 지지하는 지를 계산함으로써 부분적으로 가려진 객체를 안정적으로 인식하는 방법을 제안한다. Kimia-25 데이터에 대한 실험 결과 최대 클리크 알고리즘의 4.5배의 속도로 동일한 인식률을 얻음을 보였다.

▶ Keywords : 쌍별 지정 그래프, 유력점 검출, 탄성에너지, 이웃으로부터의 지지 값

### Abstract

Process of recognizing objects in binary images consists of image segmentation and pattern matching. If binary objects in the image are assumed to be separated, global features such as area, length of perimeter, or the ratio of the two can be used to recognize the objects in the image. However, if such an assumption is not valid, the global features can not be used but local features such as points or line

•제1저자 : 문영인 •교신저자 : 구자영

•투고일 : 2014. 8. 20, 심사일 : 2014. 9. 5, 게재확정일 : 2014. 9. 27.

\* 단국대학교 컴퓨터학과 졸업(Dept. of Computer Science and Engineering, Dankook University)

\*\* 단국대학교 소프트웨어학과(Dept. of Software Science, Dankook University)

segments should be used to recognize the objects. In this paper points with large curvature along the perimeter are chosen to be the feature points, and pairs of points selected from them are used as local features. Similarity of two local features are defined using elastic deformation energy for making the lengths and angles between gradient vectors at the end points same. Neighbour support value is defined and used for robust recognition of partially occluded binary objects. An experiment on Kimia-25 data showed that the proposed algorithm runs 4.5 times faster than the maximum clique algorithm with same recognition rate.

▶ Keywords : pair-wise assignment graph, dominant point detection, elastic deformation energy, neighbour support value

## I. 서론

주어진 영상 안에 사전에 학습된 대상이 존재하는지를 판단하고, 존재한다면 그 위치와 방향을 결정하는 것은 산업적 응용을 비롯한 컴퓨터 비전 시스템에서 일반적으로 사용되는 과정이다. 이러한 시스템을 위한 훈련과정에서는 인식의 대상이 되는 모델들의 특징이 추출되며 이후의 인식과정을 위해서 저장된다. 이후의 온라인 인식과정에서는 영상에서 특징들이 추출되고 사전에 저장된 모델들의 특징들과 비교됨으로써 최상의 정합결과를 찾는다. 이때 어떤 특징을 사용할지와 그 특징들을 어떻게 비교할지에 따라 인식 방법이 다양해진다.

본 논문에서 다루는 이진 객체의 인식문제에 있어서는 영상 내의 객체들이 서로 겹쳐지는 것을 허용하는지, 또는 그렇지 않은지에 따라 사용될 수 있는 특징이 한정된다. [1] 객체들이 서로 겹쳐지지 않는다는 전제가 성립하면 면적, 경계선, 또는 그들 사이의 비례 등과 같은 대상 전체의 특징을 기술하는 전역적 특징(global feature)을 이용해서 객체를 인식할 수 있다. 그러나 객체들이 부분적으로 서로 겹쳐지는 것을 허용한다면 전역적 특징이 사용될 수 없고 점, 선분 등 객체의 일부분의 특징을 기술하는 국지적 특징(local feature)을 이용해서 인식해야 한다. [2][3][4]

객체를 윤곽선 상의 곡률이 큰 특징점들의 집합으로 표현하면 객체의 인식문제는 영상으로부터 추출된 특징점들의 집합과 모델에서 추출된 특징점들의 집합 사이에 기하학적 위치 관계가 서로 같은 최대의 부분집합을 찾는 문제로 환원된다. 이 문제의 수학적 해결은 위의 두 집합 사이에 쌍별 지정 그

래프(pair-wise assignment graph)를 구성하고 최대 클리크(maximum clique)를 찾는 것인데 [5][6] 노드의 수가 늘어남에 따라서 계산량이 기하급수적으로 증가하는 단점을 갖는다. 윤곽선 상의 곡선 세그먼트를 래디얼 벡터(radial vector)로 표현하여 스트링 매칭을 하는 접근을 택하기도 하지만 [7] 이렇게 표현되는 곡선 세그먼트는 가려질 가능성이 크다는 단점을 갖는다. 본 논문에서는 탄성변형 에너지와 이웃 점들의 레이블로부터의 지지도를 이용한 부분적으로 가려진 객체의 인식방법을 제안하고 있다.

2장에서는 곡률을 이용한 특징점의 추출과 쌍별 특징벡터의 추출과정을 기술한다. 3장에서는 탄성변형에너지를 이용한 특징벡터의 유사도를 정의하고 이를 이용한 이웃 특징점 레이블의 지지를 기반으로 하는 인식방법을 제안한다. 4장에서는 공개된 이진영상 데이터베이스에 대해서 제안된 알고리즘을 적용하고 그 성능을 실험한다. 마지막으로 5장에서는 결론을 기술한다.

## II. 특징점과 특징벡터의 추출

### 2.1 특징점의 추출

이진영상 내에 존재하는 대상을 모델에 정합하기 위해서 우선 이진영상과 모델을 점의 집합으로 표현한다. 이를 위해서 이진영상으로부터 윤곽선을 추출하고 그 경계를 따라 곡률이 큰 점들이 선택한다. 이진영상의 윤곽선은 매개변수  $t$ 를 이용해서  $C = [X(t), Y(t)]$ 로 나타낼 수 있다. 이때 곡률은 식(1)과 같다 [8][9].

$$K(t, \sigma) = \frac{\dot{X}(t, \sigma) \ddot{Y}(t, \sigma) - \ddot{X}(t, \sigma) \dot{Y}(t, \sigma)}{(\dot{X}^2(t, \sigma) + \dot{Y}^2(t, \sigma))^{3/2}} \quad (1)$$

이 식에서  $X(t, \sigma) = X(t) * G(t, \sigma)$ 인데  $*$ 는 컨벌루션 연산자이고  $G(t, \sigma)$ 는 표준편차  $\sigma$ 의 가우시안 함수이다. 기호들의 의미는 식(2)와 같다.

$$\begin{aligned} \dot{X}(t, \sigma) &= \frac{\partial}{\partial t}(X(t) * G(t, \sigma)) \\ \ddot{X}(t, \sigma) &= \frac{\partial^2}{\partial t^2}(X(t) * G(t, \sigma)) \\ \dot{Y}(t, \sigma) &= \frac{\partial}{\partial t}(Y(t) * G(t, \sigma)) \\ \ddot{Y}(t, \sigma) &= \frac{\partial^2}{\partial t^2}(Y(t) * G(t, \sigma)) \end{aligned} \quad (2)$$

그림 1은 식(1)을 이용해서 특징점들을 검출한 예를 보인다.

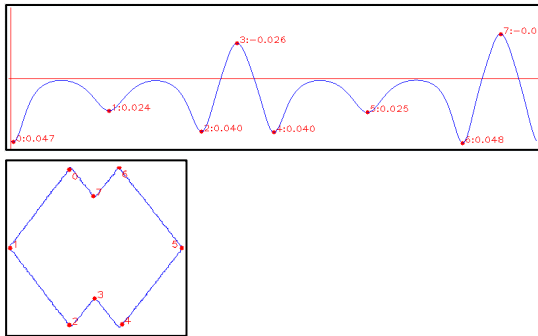


그림 1.  $\sigma = 30$ 인 경우에서 특징점 추출  
Fig. 1. Extraction of feature points when  $\sigma = 30$

### 2.2 특징벡터의 추출

윤곽선 상에서의 곡률이 큰 점들을 특징점으로 추출한 후 그 점에서의 위치와 그래디언트 벡터(gradient vector)가 식(3)과 같이 저장된다.

$$(x_i, y_i, v_{ix}, v_{iy}) \quad (3)$$

여기서  $x_i, y_i$ 는  $i$ 번째 특징점의 위치를 나타내고  $v_{ix}, v_{iy}$ 는 그 점에서의 그래디언트 벡터의 성분을 나타낸다. 국지적 패턴 정합을 위해서 각 특징점의 쌍들에 대해서 식(4)

와 같이 쌍별 특징벡터가 추출된다.

$$(i, j, d_{ij}, \theta_{ij}) \quad (4)$$

여기서  $i, j$ 는 두 특징점의 첨자이고  $d_{ij}$ 는 두 점의 거리를 나타내며  $\theta_{ij}$ 는 두 점에서의 그래디언트 벡터의 사이 각을 나타내며 식(5)와 같이 계산된다.

$$\theta_{ij} = \cos^{-1} \left( \frac{v_{ix} v_{jx} + v_{iy} v_{jy}}{\sqrt{v_{ix}^2 + v_{iy}^2} \sqrt{v_{jx}^2 + v_{jy}^2}} \right) \quad (5)$$

이와 같이 추출된 쌍별 특징(pair-wise feature)들이 부분적으로 가려진 모델의 검출을 위해서 사용된다.

## III. 탄성변형 에너지를 이용한 객체 레이블링

### 3.1 탄성변형 에너지를 이용한 유사도

식(4)에서 추출된 쌍별 특징벡터를 그림으로 나타내면 그림2와 같다. 하나의 특징벡터를 구성하는 두 개의 특징점은 선형 스프링으로 연결되어 있으며 특징점에 연결된 그래디언트 벡터는 비틀림 스프링으로 연결되었다고 가정한다. 그러면 두 특징벡터 사이의 상이도를 하나의 특징벡터를 다른 특징벡터에 일치시키는데 필요한 탄성 변형 에너지 즉, 선형 스프링의 수축 에너지와 비틀림 스프링의 비틀림 에너지의 합으로 정의할 수 있다.[10]

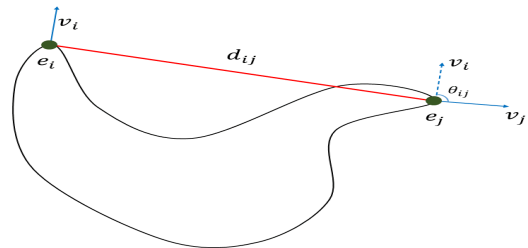


그림 2. 그림으로 나타낸 쌍별 특징벡터  
Fig. 2. Graphical presentation of a pair-wise feature vector

입력영상에서의 한 특징벡터  $(i, j, d_{ij}, \theta_{ij})$ 를 모델에서의 한 특징벡터  $(k, l, d_{kl}, \theta_{kl})$ 에 일치시키는데 필요한 에너지  $E_{ij}(k, l)$ 은 식(6)과 같다.

$$E_{ij}(k, l) = E_s + E_d = \frac{1}{2}k_s\Delta l^2 + \frac{1}{2}k_d\Delta\theta^2 \quad (6)$$

이 식에서  $E_s$ 는 수축 에너지이고,  $E_d$ 는 비틀림 에너지이다.  $k_s$ 는 수축 탄성계수이고,  $k_d$ 는 비틀림 탄성계수이다. 그리고  $\Delta l = \|d_{ij} - d_{kl}\|$ ,  $\Delta\theta = \|\theta_{ij} - \theta_{kl}\|$ 이다.

탄성 에너지를 특징 벡터 사이의 상이도로 사용할 때는 절대적인 크기보다는 상대적 차이에 의미가 있으므로 탄성변형 에너지를 식(7)과 같이  $R_{ij}(k, l)$ 로 다시 정의하면,

$$R_{ij}(k, l) = \frac{2E_{ij}(k, l)}{k_s + k_d}, \alpha = \frac{k_s}{k_s + k_d} \quad (0 \leq \alpha \leq 1) \quad (7)$$

식(8)과 같이 된다.

$$R_{ij}(k, l) = \alpha\Delta l^2 + (1 - \alpha)\Delta\theta^2 \quad (8)$$

여기서  $\alpha$ 는  $k_s$ 와  $k_d$ 의 상대적 크기를 정해주는 상수 값이다.  $\alpha$  값을 이용하여 수축 탄성계수와 비틀림 탄성계수의 비를 조절함으로써 특징점 사이의 거리정보와 특징점에서의 그라디언트 벡터정보의 상대적 가중치를 조절할 수 있다. 그러나 우리가 필요한 것은 상이도에 반비례하는 유사도이므로 유사도를 식(9)와 같이  $S_{ij}(k, l)$ 로 정의한다.

$$S_{ij}(k, l) = R_{MAX} - R_{ij}(k, l) \quad (9)$$

여기서  $R_{MAX}$ 는 상이도의 최댓값을 나타내는 충분히 큰 상수이다.

### 3.2 탄성에너지와 이웃의 지지에 기반한 레이블링

미지의 영상에서  $r$ 번째 모델의 존재여부를 결정하는 문제를 생각해 보자. 여기서 입력영상을 표현하는 점의 집합을  $A = \{e_1, e_2, \dots, e_n\}$ 로 나타내고  $r$ 번째 모델을 나타내는 점의 집합을  $A_r = \{\lambda_1, \lambda_2, \dots, \lambda_m\}$ 로 나타낼 수 있다. 여기서  $e_i \in A$ 와  $\lambda_k \in A_r$ 는 각기 입력영상과 모델영상에서 추출된 특징점들이다. 이때 주어진 영상에서  $r$ 번째 모델을 찾

는 것은 기하학적 위치관계가 서로 간에 같은  $A$ 와  $A_r$ 의 부분집합들을 구하는 것으로 볼 수 있다.

입력영상  $A$ 에 대한 레이블링(labeling)  $L$ 은  $A_r$ 의 부분 집합을  $A$ 의 각 원소에 할당하는 것으로서 식(10)과 같이 정의한다[9].

$$L = \{(e_i, \lambda_k) \mid e_i \in A, \lambda_k \in A_r\} \quad (10)$$

$(e_i, \lambda_k) \in L$ 은 하나의 특징점 레이블이다. 일반적으로 레이블링  $L$ 은 같은  $e_i$ 와 다른  $\lambda_k$ 를 갖는 특징점 레이블들을 허용한다. 즉, 입력영상의 하나의 특징점  $e_i$ 에 대해서  $r$ 번째 모델에 속한 하나 이상의 특징점들이 정합 되는 것을 허용한다. 그러한 레이블링 가운데 식(11)의 조건을 만족하는 레이블링을 명백한 레이블링(unambiguous labeling)이라고 한다.

$$(((e_i, \lambda_k) \in L) \wedge ((e_j, \lambda_l) \in L)) \rightarrow ((i \neq j) \wedge (k \neq l)) \quad (11)$$

여기서  $\wedge$ 와  $\vee$ 는 각기 AND와 OR 연산자를 나타낸다. 이 식이 의미하는 바는 입력영상의 하나의 특징점이 둘 이상의 모델 특징점에 정합되지 않고 모델의 한 특징점이 둘 이상의 입력영상의 특징점에 정합되지 않을 때 그 레이블링을 명백한 레이블링이라고 부른다는 것이다.

특징점 레이블 강도  $p(i, k)$ 는 특징점 레이블  $(e_i, \lambda_k)$ 에 할당된 수치로서 입력영상의 특징점  $e_i$ 가 모델의 특징점  $\lambda_k$ 에 정합될 강도를 나타내는 것이다.  $p(i, k)$ 는 그림3과 같이 입력영상과 모델의 특징점 사이의 정합에 의해서 결정된다. 여기서  $T$ 는 사전에 정의된 임계값이다.

표 1. 특징점 레이블 강도의 결정  
Table 1. Determining the intensities of feature point labels

```

initialize  $p(i, k) = 0$ , for  $1 \leq i \leq n, 1 \leq k \leq m$ 
for each object feature  $(i, j, d_{ij}, \theta_{ij})$ 
  begin
    find every model feature  $(k, l, d_{kl}, \theta_{kl})$ 
    which satisfies  $S_{ij}(k, l) > T$ 
    if such a model feature is found
      begin
         $p(i, k) += S_{ij}(k, l)$ 
         $p(j, l) += S_{ij}(k, l)$ 
      end
    end
  end

```

특징점 레이블  $(e_i, \lambda_k)$ 가 이웃하는 특징점 레이블과의 관계 속에서 얼마나 지지를 받고 있는지를 나타내는 지지도 (support value)  $q(i, k)$ 는 식(12)와 같이 계산된다.

$$q(i, k) = \sum_{S_j(k, l) > T} p(j, l) \quad (12)$$

이웃으로부터의 지지도에 근거한 명백한 레이블링 알고리즘은 표 2와 같다. 이렇게 구해진  $L$ 은 기하학적 관계가 동일한 입력 영상의 부분집합과 모델 영상의 부분집합 사이의 일대일 대응관계를 나타내므로 이 관계를 이용해서 입력 영상 안에서 모델의 위치와 회전각을 구할 수 있다.

정합된 모델의 모델 좌표계에서의 무게중심을  $\mathbf{c}_m$ 이라고 할 때 해야 할 일은 입력영상에서 이 점에 대응하는 점  $\mathbf{c}_i$ 와 회전각을 구하는 것이다. 정합된 모델의 특징점 가운데 임의의 두 점을  $\mathbf{p}_a$ 와  $\mathbf{p}_b$ 라고 하고 이에 대응되는 입력영상의 두 점을 각각  $\mathbf{q}_a$ 와  $\mathbf{q}_b$ 라고 하면, 양 끝점들을 연결하는 두 개의 벡터  $\mathbf{v}_m = \mathbf{p}_b - \mathbf{p}_a = [v_{mx}, v_{my}]$ 와  $\mathbf{v}_i = \mathbf{q}_b - \mathbf{q}_a = [v_{ix}, v_{iy}]$ 가 정의된다. 동차좌표계에서 이동 변환을  $\mathbf{T}$ , 회전 변환을  $\mathbf{R}$ 로 나타내면  $\mathbf{c}_m$ 과  $\mathbf{c}_i$ 의 관계는 식 (13)과 같다.

$$\mathbf{c}_i = \mathbf{T}(\mathbf{q}_a)\mathbf{R}(\theta)\mathbf{T}(-\mathbf{p}_a)\mathbf{c}_m \quad (13)$$

이것을 행렬로 표현하면,

$$\begin{bmatrix} x_{ci} \\ y_{ci} \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 10 & x_{qa} \\ 0 & 1 & y_{qa} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \cos\theta & -\sin\theta & 0 \\ \sin\theta & \cos\theta & 0 \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} 10 - x_{pa} \\ 0 & 1 - y_{pa} \\ 0 & 0 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x_{cm} \\ y_{cm} \\ 1 \end{bmatrix} \quad (14)$$

따라서

$$\begin{aligned} x_{ci} &= \cos\theta(x_{cm} - x_{pa}) - \sin\theta(y_{cm} - y_{pa}) + x_{qa} \\ y_{ci} &= \sin\theta(x_{cm} - x_{pa}) + \cos\theta(y_{cm} - y_{pa}) + y_{qa} \end{aligned} \quad (15)$$

여기서

$$\cos\theta = \frac{\mathbf{v}_m \cdot \mathbf{v}_i}{\|\mathbf{v}_m\| \|\mathbf{v}_i\|} = \frac{v_{mx} v_{ix} + v_{my} v_{iy}}{\sqrt{v_{mx}^2 + v_{my}^2} \sqrt{v_{ix}^2 + v_{iy}^2}}$$

$$\sin\theta = \text{sgn}(v_{mx} v_{iy} - v_{my} v_{ix}) \sqrt{1 - \cos^2\theta} \quad (16)$$

$$\text{sgn } x = \begin{cases} -1 & (x < 0) \\ 0 & (x = 0) \\ 1 & (x > 0) \end{cases}$$

표 2. 탄성변형에너지와 이웃으로부터의 지지를 이용한 명백한 레이블링 알고리즘

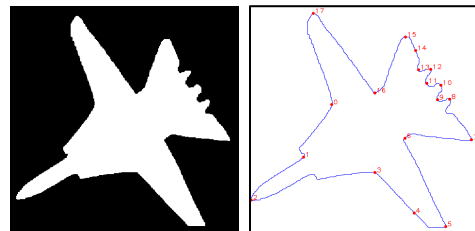
Table 2. Unambiguous labeling algorithm using elastic deformation energy and neighbour support values

```

L = { } : initial unambiguous labeling
K = A × Ai : initial set of candidate labels
do while (K ≠ { })
  begin
    select the label (ei, λk) such that
      q(i, k) > q(j, l) for any (ej, λl) ∈ K
    L = L ∪ {(ei, λk)}
    K = K - {(ej, λl) | (Sij(k, l) < T) ∨ (j = i) ∨ (l = k)}
  end

```

그림 3-그림 5는 위의 알고리즘의 적용사례를 보여준다. 그림 3은 검출하고자 하는 모델영상과 모델에서 추출된 특징점을 보인다. 그림 4는 모델이 검출되어야 할 세 개의 객체들이 서로 겹쳐진 입력영상과 추출된 특징점들을 보인다. 표 3은 탄성변형 에너지를 사용하여 입력영상 내에서의 모델영상의 특징점과의 정합을 보여주는 것으로 정합된 모델 번호, 검출된 모델의 특징점의 갯수, 정합된 특징점의 갯수, 정합된 특징점들의 순서쌍, 모델 좌표계에서의 무게중심, 입력영상에서 정합된 모델의 무게중심, 정합된 모델의 회전각, 수행시간을 나타내고 있다. 그림 5는 알고리즘의 실행결과 검출된 부분적으로 가려진 모델의 무게중심의 위치와 회전각을 보인다.



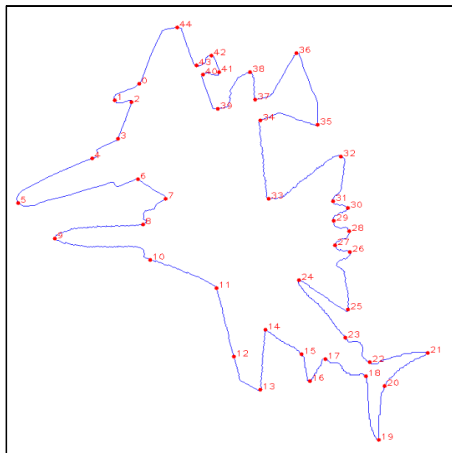
(a) 모델영상 (b) 모델의 특징점

그림 3. 모델영상과 특징점

Fig. 3. A model image and its feature points



(a) 입력영상



(b) 입력영상의 특징점들

그림 4. 입력영상과 특징점

Fig. 4. Input image and its feature points

13	30
14	31
16	32
17	33
18	38
Center in model : 305 , 239	
Center in object : 532 , 464	
Rotation: 29.4	
Running Time(second) : 0.201138	



(a) 인식된 부분적으로 가려진 객체

center	$x = 532$
	$y = 464$
rotation	$29.4^\circ$

(b) 인식된 객체의 무게중심과 회전각

그림 5. 부분적으로 가려진 객체의 인식

Fig. 5. Recognition of partially occluded object

표 3. 실행 결과

Table 3. Execution result

matched model # : 4	
# of model feature points : 19	
# of matched feature points : 16	
model	object
1	8
2	9
3	10
4	11
5	12
6	13
8	25
9	26
10	27
11	28
12	29

#### IV. 실험결과 및 성능비교

제안된 알고리즘의 성능을 평가하기 위하여 아래 그림 6의 Kimia-25 데이터베이스[11]가 사용되었다. Kimia-25 데이터베이스는 25개의 모델 영상으로 구성되며 각 영상에서 추출된 특징점의 평균 개수는 21개이다. 이 데이터베이스 영상은 다른 데이터베이스 영상[7][12][13]에 비하여 윤곽선이 적당히 복잡하고 검출된 특징점의 평균 개수 또한 보통 수준이다. 임의의 값으로 회전되고 이동된 모델을 검출하는 실험을 위해서 각각 500x500, 900x900 크기의 모델영상과 입력 영상들이 사용되었다. 실험을 위해서 그림 10의 13개의 테스트 입력 영상들이 사용되었으며 제안된 방법의 성능이 최

대클리크 알고리즘[5][6]과 비교되었다. 실험에 사용한 컴퓨터 시스템의 CPU는 Intel Core i5-2520, 2.50GHz이고 OS는 Windows7을 사용하였다.

표 4는 Kimia-25 데이터베이스로부터 만들어진 13개의 테스트 영상에 대한 두 가지 알고리즘 인식률과 수행 속도를 보여준다. 두 방법 모두 100%의 인식률을 보이고 있으나 제안된 방법의 실행 속도가 약 4.5배 빠름을 보여주고 있다.

표 4. 제안된 알고리즘과 최대클리크 알고리즘의 성능 비교  
Tabel 4. Performance comparison of two algorithms

Kimia-25 데이터베이스	제안된 알고리즘	최대클리크
평균 인식률	100%	100%
평균 수행속도 (단위: sec)	0.3251	1.4462

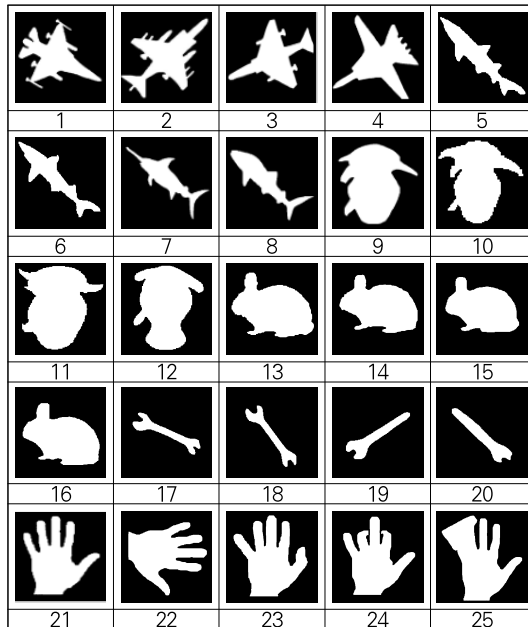


그림 6. Kimia-25 데이터베이스  
Fig. 6. Kimia-25 database

## V. 결론

본 논문에서는 이진영상 안에 존재하는 부분적으로 가려진 객체를 안정적으로 인식하기 위한 방법이 제안되었다. 주어진

이진영상의 경계선을 따라 곡률이 큰 점들을 추출하여 입력영상을 기술하는 특징점으로 사용하였다. 그 특징점들 가운데 두 점을 쌍별로 선택하여 하나의 국지적 특징벡터를 구성하였다. 하나의 특징벡터는 두 개의 특징점과 그 점들에서 이진영상의 그래디언트 벡터의 사이각으로 구성된다. 이 특징벡터들이 사전에 추출되어 저장된 모델 영상의 특징벡터들과 비교됨으로써 특징점 레이블 강도  $p(i,k)$ 가 계산되고 이를 이용해서 이웃으로부터의 레이블 지지도  $q(i,k)$ 를 정의하고 계산하였다.

이때 하나의 특징벡터를 구성하는 두 개의 특징점은 선형 스프링으로 연결되어 있으며 특징점에 연결된 그래디언트 벡터는 비틀림 스프링으로 연결되었다고 가정함으로써 두 개의 특징벡터를 일치시키기 위한 탄성변형 에너지를 계산하여 이를 두 특징벡터의 유사도를 측정하는 데 사용하였다. 특징점 사이의 거리 뿐만 아니라 특징점에서의 그래디언트 벡터까지 특징을 비교하는데 이용함으로 보다 정밀한 정합이 가능해졌다.

특징점 사이의 거리와 그래디언트 벡터의 사이각의 차이라는 두 개의 서로 다른 물리량의 상대적 중요도를 하나의 매개변수  $\alpha$ 로 간편하게 조정할 수 있도록 하였다. 이와 같은 과정을 통해서 계산된 이웃으로부터의 지지값들로부터 명백한 레이블링을 구한 결과 안정된 인식을 할 수 있음을 보일 수 있었다. Kimia-25 데이터베이스에 대해서 제안된 알고리즘을 적용한 결과 최대 클리크 알고리즘의 4.5배의 속도로 동일한 인식률을 얻을 수 있었다.

## 참고문헌

- [1] Zhang, G., and Chu, J., "Recognition Partially Occluded Object from a Line Drawing," Journal of Computer, Vol. 6, No. 8, pp. 1740-1747, August 2011.
- [2] Gu, C., and Hung, W., Tao, J., Shang, L., Zhu, Z. K., "Efficient object recognition method based on hierachical representation", IEEE International Conference on Robotics and Biomimetics, pp. 358-368, December 2013.
- [3] Cootes, T., Cooper, D., Taylor, C., and Graham, J., "Trainable method of parametric shape description," Journal of Image Vision Computing, Vol. 10, No. 5, pp. 289-294, June 1992.
- [4] Donoser, M., Riemenschneider, H., and Bischof, H., "Efficient partial shape matching of outer

- contours," ACCV 1, 5994, pp. 281-292, 2010.
- [5] Zhang, Q., Sun, J., Tsang, E., "An Evolutionary Algorithm With Guided Mutation for the Maximum Clique Problem," IEEE Trans Evolutionary Computation, Vol. 9, No. 2, pp. 192-200, April 2005.
- [6] Trefftz, C., Santamaria-Galvis, A., Cruz, R., "Parallelizing an algorithm to find the maximal clique on interval graphs on graphical processing units.", IEEE International Conference on EIT, pp. 100-102, 2014.
- [7] Horáček, O., Kamenický, J., and Flusser, J., "Recognition of partially occluded and deformed binary objects," Pattern Recognition Letters, 29, pp. 360-369, February 2008.
- [8] Mokhtarian, F. and Ung, Y. K., Wang, Z., "Automatic fitting of digitised contours at multiple scales through the curvature scale space technique," Computer & Graphics, Vol. 29, Issue 6, pp. 961-971, December 2005.
- [9] Moon, Y. I., Koo, J. Y., "Recognition of Partially Occluded Binary Objects using Support Values between Dominant Point Labels," Journal of Korean Institute of Information Scientists and Engineers. Vol. 38, No. 7, pp. 387-391, July 2011.
- [10] Won, B. H., Koo, J. Y., "An Improved Object Detection Method using Hausdorff Distance based on Elastic Deformation Energy," Journal of The Korea Society of Computer and Information, Vol 12, No 2, pp. 71-75, March 2007.
- [11] Sharvi, D., Chan, J., Teck, H., and Kimia, B. B., "Symmetry-based indexing of image database," IEEE Workshop on Content-Based Access of Image and Video Libraries, pp. 56-62, 1998.
- [12] Jain, A. and Vailaya, A., "Shape-Based Retrieval: A Case Study with Trademark Image Database," Pattern Recognition, Vol. 3, Issue 9, pp. 1369-1390, Sep. 1998.
- [13] Jamkhandikar, D., Mytri, V. D., "CSS Based

Trademark Retrieval System", International Conference on Electronic Systems, Signal Processing and Computing Technologies, pp. 129-133, Jan. 2014.

## 저 자 소 개



### 문 영 인

1990: 단국대학교  
수학교육과 이학사.  
1995: 단국대학교  
전산통계학과 이학석사.  
2011~현재: 단국대학교  
컴퓨터학과 공학박사  
관심분야: 컴퓨터비전  
Email : myi98@hanmail.net



### 구 자 영

1977: 서울대학교  
전자공학과 공학사.  
1980: 한국과학기술원  
전기및전자공학과 공학석사.  
1986: 한국과학기술원  
전기및전자공학과 공학박사.  
현 재: 단국대학교  
소프트웨어학과 교수  
관심분야: 컴퓨터비전  
Email : jykoo@dankook.ac.kr