

# 물체인식을 위한 영상분할 기법과 퍼지 알고리즘을 이용한 유사도 측정

김동기\* · 이성규\* · 이문욱\*\* · 강이석\*\*\*  
(2003년 4월 11일 접수, 2003년 12월 31일 심사완료)

## An Image Segmentation Method and Similarity Measurement Using Fuzzy Algorithm for Object Recognition

Dong-Gi Kim, Seong-Gyu Lee, Moon Wook Lee and E-Sok Kang

**Key Words:** Image Segmentation(영상분할), Similarity(유사도), Region-Growing(영역확장)  
Clustering(군집화), Compactness(조밀도)

### Abstract

In this paper, we propose a new two-stage segmentation method for the effective object recognition which uses region-growing algorithm and k-means clustering method. At first, an image is segmented into many small regions via region growing algorithm. And then the segmented small regions are merged in several regions so that the regions of an object may be included in the same region using typical k-means clustering method. This paper also establishes similarity measurement which is useful for object recognition in an image. Similarity is measured by fuzzy system whose input variables are compactness, magnitude of biasness and orientation of biasness of the object image, which are geometrical features of the object. To verify the effectiveness of the proposed two-stage segmentation method and similarity measurement, experiments for object recognition were made and the results show that they are applicable to object recognition under normal circumstance as well as under abnormal circumstance of being.

### 1. 서론

영상처리를 이용한 물체인식 기법은 생산성 향상 및 작업공정의 무인화를 목적으로 널리 이용되고 있다. 최근, 영상처리 기법은 화소의 질적 향상 및 처리시간 최적화, 효율적인 특징요소의 추출 등 다양한 방법<sup>(1~5)</sup>으로 시도되고 있다. 특히, 영상 데이터의 특징에 따라 대상 영상을 여러 영역으로 나누는 영역분할 기법은 군집화, 퍼

지, 유전자 알고리즘 등과 함께 응용되어 최적화를 위한 연구가 진행되고 있다.<sup>(2~4)</sup>

D. N. Chun 등은 fuzzy-c-means (FCM) 알고리즘에 의하여 분할된 영상에 유전자 알고리즘을 적용하고, 영상 분할의 질을 극대화하는 방법을 제시하였으며,<sup>(2)</sup> H. Frigui 등은 종래의 부분적 군집화가 지니는 단점 등을 보완하기 위하여 계층적 군집화 기법의 장점을 조합한 경쟁 군집화 알고리즘을 개발하여 이를 거리영상의 분할에 적용하였다.<sup>(3)</sup> 또한 R. Porter 등은 웨이블릿을 이용하여 각 화소에 대한 최적의 특징요소를 자동적으로 선택하는 기법을 개발하여 영상 내의 결 영역을 효과적으로 분할하였다.<sup>(4)</sup>

본 연구에서는 물체에 대한 영상과 배경을 효과적으로 구분함으로써 물체 인식을 행하는 방법을 제안한다. 이를 위해서 대상 영상에 영역확장

---

† 책임저자, 회원, 다이모스(주)  
E-mail : dgk@dymos.co.kr  
TEL : (041)661-7834 FAX : (041)661-7445  
\* 충남대학교 대학원 기계설계공학과  
\*\* 특허청  
\*\*\* 회원, 충남대학교 기계설계공학과

---

알고리즘<sup>(5,6)</sup>과 k-means clustering 기법을 적용하여 영역을 분할하고, 퍼지(fuzzy) 알고리즘을 도입하여 분할된 영역과 물체와의 유사도를 판별하는 물체인식에 관한 방법을 제안한다.

## 2. 영상분할

### 2.1 영역확장(Region-growing) 알고리즘

영상분할 방법은 히스토그램 등의 통계적인 방법, 윤곽선에 의한 방법, 영역에 의한 방법 등으로 크게 분류된다. 본 연구에서는 영역에 의한 영상분할 방법의 하나인 영역확장 알고리즘을 채택하여 획득된 원영상에 대하여 영역분할을 행하였다. 영역확장 알고리즘은 먼저 영상 내에서  $n$  개의 초기점을 영역으로 선택한 다음, 초기점 주위 영상이 주어진 등질 조건을 만족할 경우, 이 영역을 주위로 확장시켜 나감으로써 영상을  $n$  개의 영역으로 분할하는 방법이다. 영역확장에 의하여 분할된 영상  $R$ 는 다음 조건을 만족한다.<sup>(5)</sup>

$$R = \bigcup_{j=1}^n R_j, \quad R_j \cap R_k = \phi, \quad j \neq k \quad (1)$$

영역확장 알고리즘은 초기점을 임의로 선택하고 이를 기준으로 영역을 확장시킴으로써 초기점을 어떻게 선택하는가에 따라 영역분할 결과가 크게 달라질 수 있다.<sup>(7)</sup> 이러한 변동성이 큰 문제점을 개선하기 위하여 본 연구에서는 한 개의 화소로 이루어진 초기점을 선택하지 않고 두 개의 화소 이상으로 이루어진 작은 영역으로부터 더 큰 영역으로 영역을 확장하는 방법을 사용하였다. 먼저 영상  $R$  내의 임의의 점  $P$ 를 선택하고,  $P$ 점과 이웃하는 4개의 점에 대한 밝기 강도의 차이를 구하여 그 차이가 최소인 점과 임의의 점을 Fig. 1과 같이 병합한다. 이때 밝기 강도 차이가 최소인 점이 다수일 경우에는 그 중에서 하나를 임의로 선택한다.

영상 내의 모든 점에 대하여 이와 같은 방법을 적용하여 영상을 2개 이상의 화소로 구성된 다수의 작은 영역으로 분할하고, 분할된 작은 영역들을 병합하여 보다 큰 영역으로 확장한다.

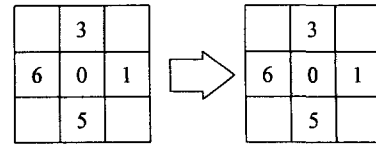


Fig. 1 An example of segmentation on an initial point

이때의 병합기준으로는 영역 경계에서의 밝기 강도,  $P_{bound}$ 의 차이와 영역 사이의 평균 밝기 강도,  $R_{mean}$ 의 차이를 이용한다. 즉, 영역 경계에서의 평균 밝기 강도 차이와 임의의 점  $R_l, R_m$ 에서의 밝기 강도 차이가 각각의 역치(threshold value)  $T$  이하인 경우에는 약한 경계 화소(weak edge pixel)로 간주하고 그 보다 큰 경우에는 강한 경계 화소(strong edge pixel)로 간주한다. 이를 식으로 표현하면 식 (2)와 같다.  $T_R, T_P$ 는 각각 영상  $R$ 과 임의의 점  $P$ 에 대한 밝기 강도 역치를 의미한다.

$$\begin{aligned} &\text{If } R_{l,mean} - R_{m,mean} \leq T_R \\ &\text{and } P_{l,bound} - P_{m,bound} \leq T_P \\ &\text{then } \textit{weak edge pixel}, \\ &\text{else } \textit{strong edge pixel}, \\ &\text{for } l \neq m, P_l \in R_l, P_m \in R_m \quad (2) \end{aligned}$$

우선적으로, 서로 이웃하는 두 영역의 전체 경계 화소 수에 대한 약한 경계 화소 수의 비율을 구하고, 그 비율에 따라 영역의 병합 여부를 결정한다. 즉, 약한 경계 화소 수의 비율이 역치보다 클 경우는 두 영역을 병합한다. 이에 대한 표현은 식 (3)과 같다. Fig. 2는 이러한 병합과정을 설명하고 있다.

$$\begin{aligned} &\text{If } \frac{E_w}{E_T} > T_{edge}, \\ &\text{then } \textit{merge}, \\ &\text{else } \textit{not merge} \quad (3) \end{aligned}$$

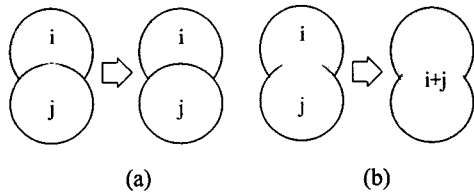


Fig. 2 A strong edge (a) and a weak edge (b)

여기서,  $E_T$ 는 두 영역 사이의 전체 경계 화소의 수,  $E_W$ 는 두 영역 사이의 약한 경계 화소의 수,  $T_{edge}$ 는 역치이다. 영역확장 알고리즘은 영역 분할 기준 데이터가 그레이 레벨을 갖는 밝기 값으로 한정되기 때문에 동일한 물체가 여러 개의 영역으로 분할될 수 있다<sup>(1)</sup>. 본 연구에서는 이러한 문제점을 해결하기 위하여 영역확장 알고리즘 방법으로 분할된 영역에 k-means clustering 기법을 적용하여 동일한 물체의 영역이 하나의 영역으로 병합되도록 하였다.

2.2 k-means clustering에 의한 영역병합

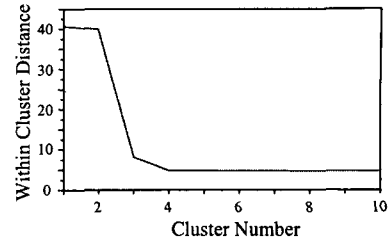
분할된 영역에 대하여 동일물체를 하나의 영역으로 병합하기 위한 영상 분할 방법으로는 주로 영상 데이터의 특정 성질에 따라 영상 데이터를 비계층적으로 군집화한 후 분할하는 k-means clustering 또는 fuzzy c-means clustering(FCM) 기법 등이 제시되어 있다.<sup>(8)</sup> 본 연구에서는 계산의 편리성으로 인하여 군집화에 많이 이용되고 있는 k-means clustering 기법을 선정하였다.

2.2.1 군집 수의 결정

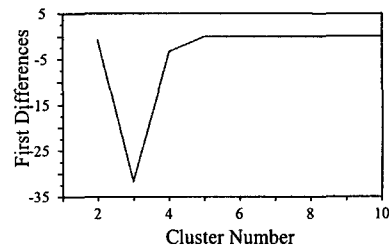
최적의 군집 수를 결정하는데 있어서 R. Porter는 효과적인 방법을 제시하였다<sup>(6)</sup>. 이러한 방법은 군집의 중심과 군집 내에 존재하는 각각의 화소 간의 거리 합으로 정의된 군집 내의 거리 (within-cluster distance)가 최소가 되도록 군집의 수를 결정하는 것이다. 군집내의 거리  $W_k$ 는 식 (4)와 같다.

$$W_k = \frac{1}{N} \sum_{k=1}^K \sum_{s \in V_k} d(y_k, X_s) \quad (4)$$

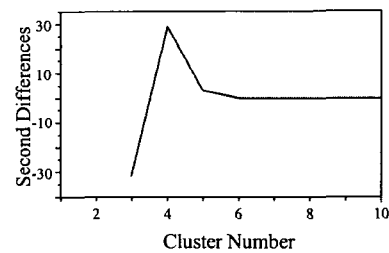
여기서,  $N$ 은 모든 화소의 수이고,  $d(y_k, X_s)$



(a) The change of within-cluster distances



(b) The first differences of within-cluster distances



(c) The second differences of within-cluster distances

Fig. 3 Determination of cluster number

는 군집의 중심점  $y_k$ 와 군집 내 임의의 점  $X_s$  간의 거리이다. Fig. 3은 군집의 수를 결정하는 과정으로 Fig. 3의 (a)가 임의의 영상에 대하여 군집 수 변화에 대한 군집 내 거리의 변화를 보인다고 가정하면 군집 내 거리는 초기에 급격히 감소하다가 어느 군집 수에서부터 안정화되어 거의 변화하지 않는다. 즉, 군집 내 거리는 안정화 이후, 군집의 수에 거의 영향을 받지 않으므로 군집 내 거리가 안정화되는 시작점은 차분법으로

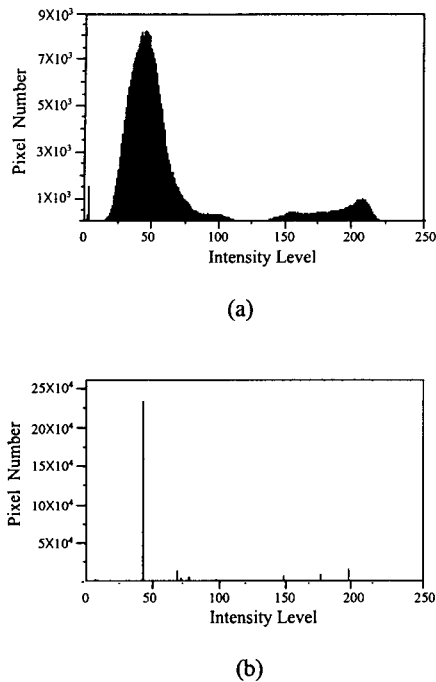


Fig. 4 The histograms of an image before and after applying region-growing algorithm

구할 수 있다. 시작점은 군집 내 거리를 2차 차분하여 2차 차분값이 최대가 되는 점임을 알 수 있다. Fig. 3(b)와 (c)는 각각 Fig. 3(a)의 1차 차분, 2차 차분한 결과를 나타낸다. Fig. 3의 예에서 최소 군집의 수는 4이다.

### 2.2.2 영역병합

영역확장 알고리즘에 의하여 분할된 영역에 k-means clustering 기법을 적용하여 구해진 군집의 수만큼 분할된 영역을 병합한다.

Fig. 4는 원영상에 대하여 영역확장 알고리즘을 적용하기 전후의 밝기 강도의 분포를 보여주고 있다. 그런데 밝기 강도가 Fig. 4(a)와 같이 넓은 범위에 걸쳐 분포되어 있을 경우 k-means clustering 기법에 의하여도 효과적인 군집화를 달성하기가 어려우나 원영상에 대하여 영역확장 알고리즘을 적용한 경우에는 유사한 위치 조건과 밝기 강도를 갖는 화소들이 Fig. 4의 (b)와 같이 평균 밝기 강도로 집중되어 효과적인 군집화가 가능하게 된다.

### 3. 퍼지 알고리즘을 이용한 유사도 측정

유사도는 모델과 대상체 사이의 유사한 정도를 표현하는 척도로서 물체의 분류 문제에서 효과적으로 사용된다.<sup>(9)</sup> 따라서, 본 연구에서는 물체와 영상의 모든 분할 영역 사이의 유사한 정도를 나타내기 위하여 유사도를 사용하였고, 분할된 영상과 대상 물체간의 유사도를 측정하기 위하여 퍼지 알고리즘을 적용하였다. 퍼지 알고리즘의 멤버십 함수는 조밀도, 편향방향, 편향크기의 차이를 입력변수로 한다.

퍼지 알고리즘의 퍼지화는 멤버십 함수의 등급을 구하는 과정으로, 본 논문에서는 식 (2)의 조건을 만족하는 이등변 삼각형 구조의 멤버십 함수를 사용하여 높이가 1.0인 삼각형과 입력 값이 교차하는 지점의 높이의 비를 구하여 멤버십 함수의 등급으로 사용한다.

$$W = |c - a| = |c - b| \quad (5)$$

여기서,  $W$ 는 각 멤버십 함수의 폭의 값이고  $a$ ,  $c$ ,  $b$ 는 각각 삼각형의 밑변의 좌측 꼭지점, 중심점, 우측 꼭지점의 값이다.

#### 3.1 물체영역의 형상적 특징 및 유사도 측정

물체인식에 있어서 물체와 분할영역이 서로 유사한가를 판단하는 기법으로써 분할 영역 또는 물체의 형상적 특징을 이용하는 것이 효과적이다. 본 논문에서는 형상적 특징으로 분할영역의 조밀도, 편향방향 및 편향크기로 결정하였으며 이들의 값들을 퍼지 알고리즘의 입력변수로 사용하여 물체의 형상 특징이 유사도에 반영되도록 하였다. 조밀도(compactness)  $C_C$ 는 식 (6)과 같이 정의된다.<sup>(7)</sup>

$$C_C = \frac{(\text{perimeter})^2}{\text{area}} \quad (6)$$

본 연구에서는  $4\pi$ 로 나눈 조밀도에 대한 상대적 조밀도  $C_C'$ 은 원에서 최소 값을 가지므로 항상 1보다 크다

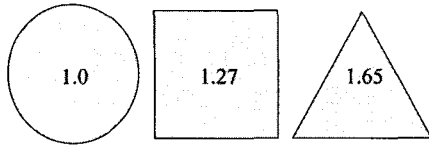


Fig. 5 The relative compactness  $C_C'$  of circle, square and triangle

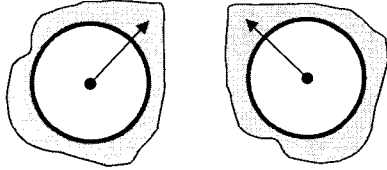


Fig. 6 Concept of biasness

식 (7)은 원에 대한 상대적 조밀도로서 Fig. 5는 원과 정사각형, 정삼각형의 관계를 보여주고 있다.

$$C_C' = \frac{C_C}{4\pi} \quad (7)$$

그러나, 상대적 조밀도는 영역의 넓이와 둘레에 의하여 그 값이 결정되므로 Fig. 6과 같이 물체가 놓인 상태 또는 형상이 전혀 다른 경우에도 동일한 값을 가지는 오류를 범할 수 있으므로 치우침 방향과 치우침 크기를 형상특징으로 함께 고려하였다. Fig. 6에서 원은 영역의 도심에서 영역 내의 모든 점까지의 평균 거리를 나타내며, 화살표는 원 외부에 있는 모든 점의 평균 분포방향인 편향방향을 나타낸다. 영역 내의 모든 점의 평균 거리  $D_{avg}$ 는 식 (8)과 같이 나타낼 수 있다.

$$D_{avg} = \frac{1}{N_S} \sum d(y_k, p) \quad (8)$$

여기서,  $N_S$ 는 영역 내의 모든 점의 수이고  $d(y_k, p)$ 는 영역의 도심  $y_k$ 와 영역 내의 점  $p$  간의 거리를 나타낸다. 영역의 편향방향  $C_{SA}$ 는 식 (9)와 같이 정의된다.

$$C_{SA} = \frac{\tan^{-1} 2(d_y, d_x)}{2\pi} \quad (9)$$

여기서,  $2\pi$ 는 영역 내의 점의 수에 따라 그 값이 변하지 않도록 정규화하기 위한 값이다.

영역 내에서  $d(y_k, p) > D_{avg}$ 인 영역 내의 모든 점을  $p_{out}$ 이라 하고 그 점의 수를  $N_{out}$ 이라 할 때  $d_x$ 와  $d_y$ 는 식 (10)과 같이 정의된다.

$$d_x = \frac{1}{N_{out}} \sum \text{sign}(p_{out,x} - y_{k,x})(p_{out,x} - y_{k,x})^2$$

$$d_y = \frac{1}{N_{out}} \sum \text{sign}(p_{out,y} - y_{k,y})(p_{out,y} - y_{k,y})^2 \quad (10)$$

영역의 편향크기는 영역 내의 모든 점에 대한 평균거리 보다 먼 거리에 있는 점의 거리 비를 나타낸다. 이를 정의하면 식 (11)과 표현된다.

$$C_{SM} = \frac{\sqrt{|d_x| + |d_y|}}{D_{avg}} \quad (11)$$

### 3.2 퍼지입력변수 및 추론규칙

퍼지입력 변수로는 편향크기의 차이  $D_{CSM}$ , 조밀도의 비율  $R_{CC}$ , 편향방향의 차이  $D_{CSA}$ 를 사용한다. 관계식은 다음과 같이 표현된다.

$$D_{CSM} = |C_{SM,1} - C_{SM,2}| \quad (12)$$

$$R_{CC} = \frac{C_{C',1}}{C_{C',2}} \quad \text{단, } C_{C',1} < C_{C',2} \quad (13)$$

$$D_{CSA} = |C_{SA,1} - C_{SA,2}| \quad (14)$$

입력 멤버쉽 함수는 Fig. 7, Fig. 8, Fig. 9와 같이 구성한다. Fig. 7은 편향크기의 차이  $D_{CSM}$ 이 0에 가까울 수록 유사도가 높고, 1에 가까울수록 유사도가 낮도록 하였으며, Fig. 8은 조밀도 비율  $R_{CC}$ 가 1에 가까울 수록 높은 유사도를 부여하도록 멤버쉽 함수를 구성하였다. Fig. 9는 편향방향의 차이가 0, 1인 경우, 양자가 동일 방향임을 의미하므로 0과 1에 가장 높은 유사도와 중간 값인 0.5에 가장 낮은 유사도를 부여하였다.

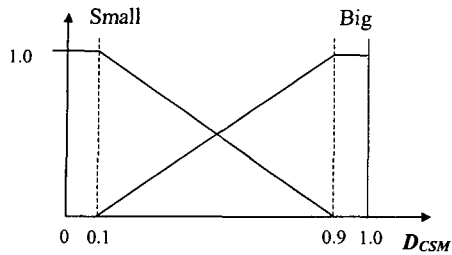


Fig. 7 The fuzzy membership function of  $D_{CSM}$

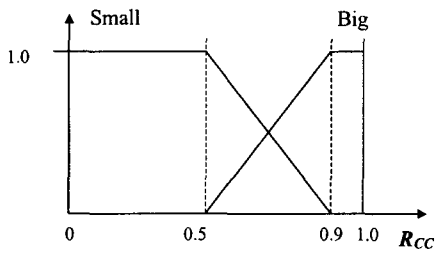


Fig. 8 The fuzzy membership function of  $R_{CC}$

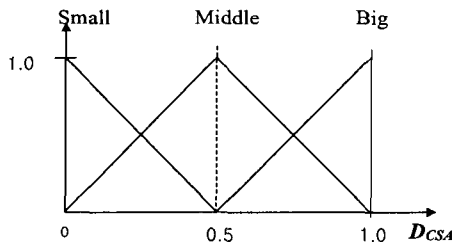


Fig. 9 The fuzzy membership function of  $D_{CSA}$

Table 1 Fuzzy reasoning rule

| $D_{CSM}$ | $R_{CC}$ | $D_{CSA}$ |        |     |
|-----------|----------|-----------|--------|-----|
|           |          | Small     | Middle | Big |
| Small     | Small    | 0.4       | 0.2    | 0.4 |
|           | Big      | 1.0       | 0.7    | 1.0 |
| Big       | Small    | 0.0       | 0.0    | 0.0 |
|           | Big      | 0.5       | 0.3    | 0.5 |

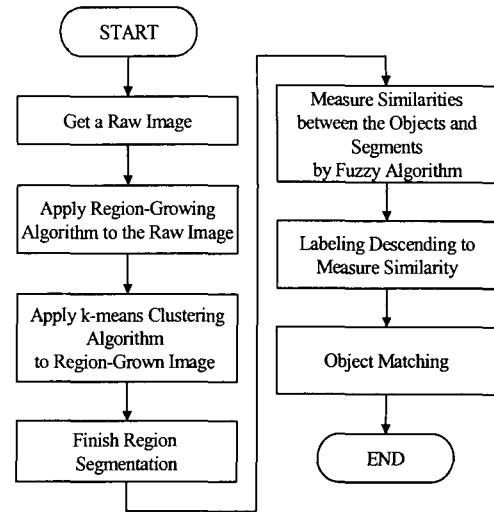


Fig. 10 Flowchart for the experiment

퍼지 알고리즘의 출력, 즉 물체와 대상 영역 사이의 유사도는 Table 1의 규칙에 따라 생성된다. 여기서는 Takagi-Sugeno 방법을 사용하였다.

#### 4. 실험결과

본 논문에서 제안된 방법의 유효성을 검증하기 위하여 주위 환경에서 쉽게 접할 수 있는 컵, 사각주 등을 인식 대상으로 실험하였다. CCD 카메라로 획득한 영상은 640×480의 화소수를 지니며, 실험 순서는 Fig. 10과 같다.

##### 4.1 크기변환 및 회전에 따른 영향

물체의 크기의 변화에 따른 영향을 알아보기 위하여 물체를 서로 다른 거리에서 촬영한 영상을 획득한 다음, 이들 영상에 대하여 유사도를 측정하였다.

Fig. 11(a), (b)는 각각 변화에 대한 결과 알아보기 위해서 대상체를 각각 45, 90cm의 거리에서 촬영한 영상이며, 상측은 원영상, 하측은 제안된 방법에 의하여 영역분할된 영상이다. Fig. 11의 실험결과는 Table 2와 같다. 결과에서 형상특징의 값들이 거의 변화가 없으며 동일 형상과는 99% 이상의 유사도를 보이고 있음을 알 수 있다.

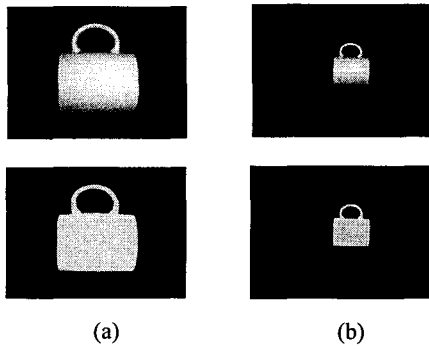


Fig. 11 The images of different scales

Table 2 The criteria and similarity for Fig. 11

|                      | $C_{SM}$ | $C_{C'}$ | $C_{SA}$ | similarity |
|----------------------|----------|----------|----------|------------|
| target region of (a) | 0.360    | 2.611    | -0.246   | 0.997      |
| target region of (b) | 0.375    | 2.598    | -0.246   |            |

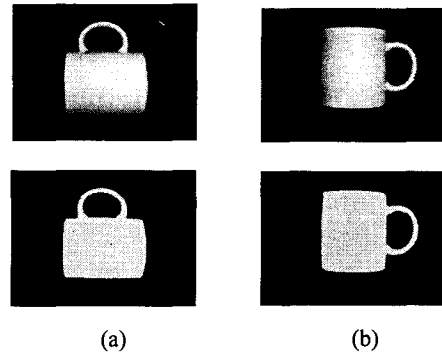


Fig. 12 The images of different rotations

Table 3 The criteria and similarity for Fig. 12

|                      | $C_{SM}$ | $C_{C'}$ | $C_{SA}$ | similarity |
|----------------------|----------|----------|----------|------------|
| target region of (a) | 0.360    | 2.611    | -0.246   | 0.853      |
| target region of (b) | 0.369    | 2.600    | -0.001   |            |

Fig. 12는 Fig. 11의 원 물체를 90°회전시켜 획득한 영상이다. 이에 대한 회전변화의 실험결과는 Table 3과 같다. 여기서도 유사도는 Table 1의 규칙에 따른다. 편향각도의 차이에 따라 편향방향 크기의 차이는 180°일 때 0.7, 0°일 때 1.0 사이의 선형성을 지니므로 Table 3에서 보이는 편향각도 0.246을 보간법에 의하여 계산하면 대략 90°회전되어 있음을 알 수 있다. Table 3의 형상 특징 값들을 비교하면 회전전에 비하여 편향각도의 수치는 크게 나타나지만 조밀도와 편향크기의 변화량이 미소하여 원 영상과는 85%이상의 높은 유사도를 보인다.

4.2 조명에 따른 영향

조명변화에 대한 실험에서는 정량적인 측정이 어려운 조도를 변화시키는 대신 균등한 조명상태에서 카메라 조리개의 열림 정도를 변화시켰다.

Fig. 13은 벽면과 바닥면의 명암이 다른 환경에서 대상물체에 대한 원영상과 영역분할된 영상을 나타낸다. Fig. 13(a), (b) 및 (c)는 각각 조리개의 구경을 F2.2, F4 및 F5.6으로 조절하여 얻은 영상으로서, 이는 (a)가 (b) 영상 밝기의 2배,

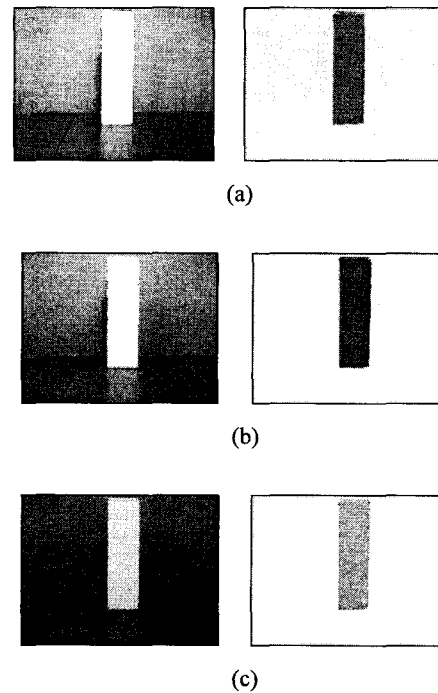


Fig. 13 The images of different light conditions and the segmented images

Table 4 The criteria for three images of Fig. 13

|                      | $C_{SM}$ | $C_C'$ | $C_{SA}$ | similarity |
|----------------------|----------|--------|----------|------------|
| target region of (a) | 0.074    | 2.280  | -0.292   | 0.925      |
| target region of (b) | 0.155    | 1.892  | -0.264   | 0.865      |
| target region of (c) | 0.116    | 2.090  | -0.268   | 0.872      |

(b)가 (c) 영상 밝기의 2배임을 의미한다.

Table 4는 이때 획득한 세 개 영상에서의 편향 크기, 상대적 조밀도, 편향각도에 대한 특성인자를 보인다. 특성인자 값들의 수치차이는 다소 존재하지만 유사성 판별에는 큰 차이가 나타나지 않았다. 따라서, 제안한 알고리즘은 일정 범위내의 조명변화에 대해서도 충분한 강건성이 유지됨을 알 수 있다.

## 5. 결론

본 논문에서는 원영상에 대하여 영역확장 알고리즘을 적용하여 영역분할을 행하고 영상을 k-means clustering에 의하여 병합하는 방법에 대하여 소개하였다.

영역확장 알고리즘은 영상 데이터의 위치 정보와 밝기 정보를 모두 이용함으로써 영역분할에 있어서는 등질성을 제공하나, 다수의 작은 영상으로 분할되기 때문에 물체영역과 배경영역을 효과적으로 구분할 수 없다는 문제점을 지니고 있다. 따라서 본 논문에서는 k-means clustering 기법을 적용하여 이러한 작은 영역들을 효과적으로 병합하여 물체영역을 배경영역과 효과적으로 구분할 수 있도록 하였다. 또한 제안한 방법으로 물체인식의 가능성을 검증하기 위하여 퍼지 알고리즘을 적용한 유사도를 측정하였다.

실험을 통하여 물체의 크기, 회전, 조명변화가 존재하는 물체인식이 어려운 환경 하에서도 동일 물체를 판별하는 높은 유사도 측정치를 얻음으로써 제안한 알고리즘이 물체인식 방법에 효과적임을 입증하였다.

## 참고문헌

- (1) Dong-Gi Kim, Wan-Jae Lee and E-Sok Kang, 2001, "Object Recognition Using Hausdorff Distance and Image Matching Algorithm," *Transaction KSME, A*, Vol. 25, No. 5, pp. 841~849.
- (2) Chun, D. N. and Yang, H. S., 1996, "Robust Image Segmentation Using Genetic Algorithm with a Fuzzy Measure," *Pattern Recognition*, Vol. 29, No. 7, pp. 1195~1211.
- (3) Frigui, H. and Krishnapuram, R., 1997, "Clustering by Competitive Agglomeration," *Pattern Recognition*, Vol. 30, No. 7, pp. 1109~1119.
- (4) Porter, R. and Canagarajah, N., 1996, "A Robust Automatic Clustering Scheme for Image Segmentation Using Wavelets," *IEEE Trans. on Image Processing*, Vol. 5, No. 4, pp. 662~665.
- (5) Maeda, J., Novianto, S., Saga, S., Suzuki, Y. and Anh, V. V., 1999, "Rough and Accurate Segmentation of Natural Images Using Fuzzy Region-Growing Algorithm," *IEEE Proceedings of the 1999 International Conference on Image Processing*, Vol. 3, pp. 227~231.
- (6) Taubin, G., 1991, "Estimation of Planar Curves, Surfaces, and Nonplanar Space Defined by Implicit Equations with Application to Edge and Range Segmentation," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 13, No. 11, pp. 1115~1138.
- (7) Gonzales, R. C. and Woods, R. E., 1992, "Digital Image Processing," Addison Wesley.
- (8) Bezdek, J. C., 1981, "Pattern Recognition with Fuzzy Objective Function Algorithms," Plenum Press, New York.
- (9) Chidananda Gowda K. and Ravi, T. V., 1995, "Divisive Clustering of Symbolic Objects Using the Concepts of both Similarity and Dissimilarity," *Pattern Recognition*, Vol. 28, No. 8, pp. 1277~1282.