

위험기계의 자동화를 위한 2차원 영상의 군집화 기법 비교 연구

Comparison of Clustering Methods in 2D Image for the Atomation of Dangerous Machine

이 지 용* · 이 병 곤**
Ji-Yong Lee · Byung-Kon Lee

ABSTRACT

In this study, clustering of black BADUK stones' image were performed to recognize the individual stone from its closely spaced and partially occluded image. And the clustering performance was compared between the classical methods and fuzzy C-means method.

As a result, 2 BADUK stones' image was segmented precisely in every methods, but more than 3 stones the segmentation was depended on its shape. Fuzzy C-means method could be segmented correctly to 4 stones regardless of its shape, and it could be applied to the unknown number of clusters.

1. 서 론

프레스등 위험기계작업의 근원적인 안전대책중의 하나는 자동화하는 것으로, 일반적으로 박판소재는 자동송급장치를 이용하여 자동화하는데, 2차 가공물이나 절단된 소재는 이를 이용할 수 없다. 본인 등은 이러한 작업에 로봇과 CCD카메라를 이용한 영상처리 시스템을 이용하여 물체의 형태와 위치를 인식하고 로봇으로 소재송급을 자

동화하는 연구를 수행하였다¹⁾. 그러나, 물체가 근접해 있는 경우 영상처리를 행하면 여러 개의 물체가 한 개의 물체로 인식되는 오류를 범하게 되어 영상의 군집화(clustering) 또는 분할(segmentation) 등 별도의 처리가 필요하다. 본 연구에서는 흑색 바둑알의 영상을 이용하여 물체의 갯수를 알고 있는 경우와 모르는 경우에 대한 기존의 군집화 방법들과 최근 제안된 퍼지법(Fuzzy C-means)을 이용하여 분할성능 및 장단점을 비교, 분석하여 적

* 충북대학교 대학원 안전공학과

** 충북대학교 안전공학과

합한 방법을 찾고자 한다.

2. 영상처리

영상입력장치로 CCD카메라를 사용하고 아날로그 입력영상을 영상처리보드(frame grabber)를 이용하여 해상도 256×256, 256단계의 명암차를 갖는 디지털영상으로 바꾸어, 임계값을 기준으로 2치화 영상(binary image)으로 변환한다. 임계값의 결정은 두 그룹간의 분산을 최대로 하는 값을 임계값으로 하는 Otsu의 방법²⁾을 이용하였고, 물체의 외곽선만을 찾는 윤곽선처리를 하고 이 윤곽선에 대하여 각종 분할 방법을 적용하여 분할하고, 각각의 분할 영역(물체)의 중심좌표를 찾는다. 이 중심좌표값을 로봇트에 전송하여 로봇트가 물체의 위치를 인식하여 집을 수 있도록 한다.

3. 영상분할

기존의 영상분할 방법은 Bow³⁾의 제시에 따라 분류하였다.

3.1 분할 갯수를 아는 경우

3.1.1 최소자승거리법(minimization of sum of squared distance)

모든 화소(x)에 대하여 식(1)과 같이 클러스터(cluster)의 중심(z)까지의 거리 제곱의 합을 최소화하는 것으로,

$$\min \sum (x-z_j)^2 \dots\dots\dots (1)$$

- 1) 임의의 두점을 초기 클러스터의 중심으로 정하고, 모든 화소에 대해 2개의 클러스터 중심까지의 거리를 구하여 거리가 가까운 쪽으로 화소를 분류한다.
- 2) 같은 클러스터로 분류된 화소들에 대하여 거리의 평균을 구해 새로운 클러스터의 중심을 구한다.
- 3) 위 과정을 반복하여 새로 구한 클러스터 중심과의 차이가 일정값보다 작으면 종료한다.

Fig. 1(a)는 2개의 흑색 바둑알이 붙어 있는 경우의 2치화 영상이고, (b)는 영상처리 결과로 윤곽선을 2개로 분할하여 명암도를 다르게 표시하고, 각각의 중심좌표를 점으로 표시하였으며, 바

둑알 2개의 경우는 다른 모든 방법에서도 잘 분할되었다. 영상처리는 모든 화소에 대해 적용하지 않고 윤곽선의 화소들에만 적용하여 486PC (66MHz)에서 약 0.3초 정도로 처리시간이 크게 단축되었다. (c)는 바둑알 3개가 정삼각형 형태, (d)는 역삼각형 형태로 물체 중심을 비교적 정확하게 구할 수 있었으며 그림에서 분할된 윤곽선의 명암도가 다른 것을 확인할 수 있다. (e)는 바둑알 4개가 정사각형 형태, (f)는 십자(+)형태로, (e)의 경우는 정확한 분할이 되지 않아 중심을 찾지 못하였으나, (f)의 경우는 비교적 분할이 잘 되었다. 이 방법은 클러스터의 중심이 순차적으로 바뀌는 것으로, 초기에 선택된 클러스터 중심의 위치와 데이터의 형상에 따라 영향을 받는다. (g)는 바둑알이 3개가 일렬로 붙어 있는 경우로 비교적 정확하게 분할되었으나, (h)의 4개인 경우는 부정확하게 분할되었다.

3.1.2 ISODATA알고리즘(Iterative Self-Organizing Data Analysis Techniques Algorithm)⁴⁾

- 1) 임의의 점을 클러스터의 중심으로 정한 후 화소들을 클러스터에 포함시키고 클러스터의 중심을 계산한다.
- 2) 클러스터의 샘플 갯수를 조사하여, 한 클러스터의 최소 샘플 갯수(η)보다 적으면 그 클러스터는 삭제한다.
- 3) 각각의 클러스터들의 표준편차를 구하고 이것이 허용최대값(σ)보다 크고, 샘플의 평균거리가 전체 샘플들의 중심에서의 평균거리보다 크면 2개의 클러스터로 분할한다.
- 4) 클러스터들간의 거리를 계산하여 요구되는 최대거리(δ)보다 작으면 클러스터를 합한다. 위의 요구조건을 만족하고, 원하는 클러스터 갯수가 될 때까지 위 과정을 반복한다.

이 알고리즘은 반복실험을 통하여 클러스터의 최소샘플갯수, 최대허용표준편차, 클러스터 사이의 최대거리 등을 정해 주어야 하며, 본 연구에서는 η 는 2개, σ 는 8, δ 는 7로 정하였다.

Fig. 2(a)는 3개가 정삼각형, (b)는 역삼각형 형태로 비교적 정확하게 분할되어 물체의 중심을 찾았으나 삼각형 형태에 따라서 분할에 영향을 주었다. (c)는 4개가 정사각형 형태, (d)는 십자형태로, 3.1.1절의 최소자승거리법과는 반대로 (c)의

경우는 비교적 정확하게 분할하고 중심을 구하였고, (d)의 경우는 분할이 제대로 되지 않았고 중심은 윤곽선 바깥에 찾아졌다. 이 방법은 클러스터들의 표준편차를 구해 이것이 최대값보다 크면 2개의 클러스터로 분할하는데 분할은 x축, y축 방향으로 분할되기 때문에 (d)와 같은 결과가 생기게 된다. 그러나, (e), (f)와 같이 바둑알이 일렬로 붙어 있는 경우에도 최소자승거리법과는 달리

비교적 정확하게 분할하고 중심을 구하였다.

3.2 분할 갯수를 모르는 경우

3.2.1 샘플 선택법

(Adaptive sample set construction)

- 1) 첫번째 화소(x)를 클러스터 중심(z)으로 정한다.
- 2) 그 다음 화소를 취하여 클러스터 중심까지의

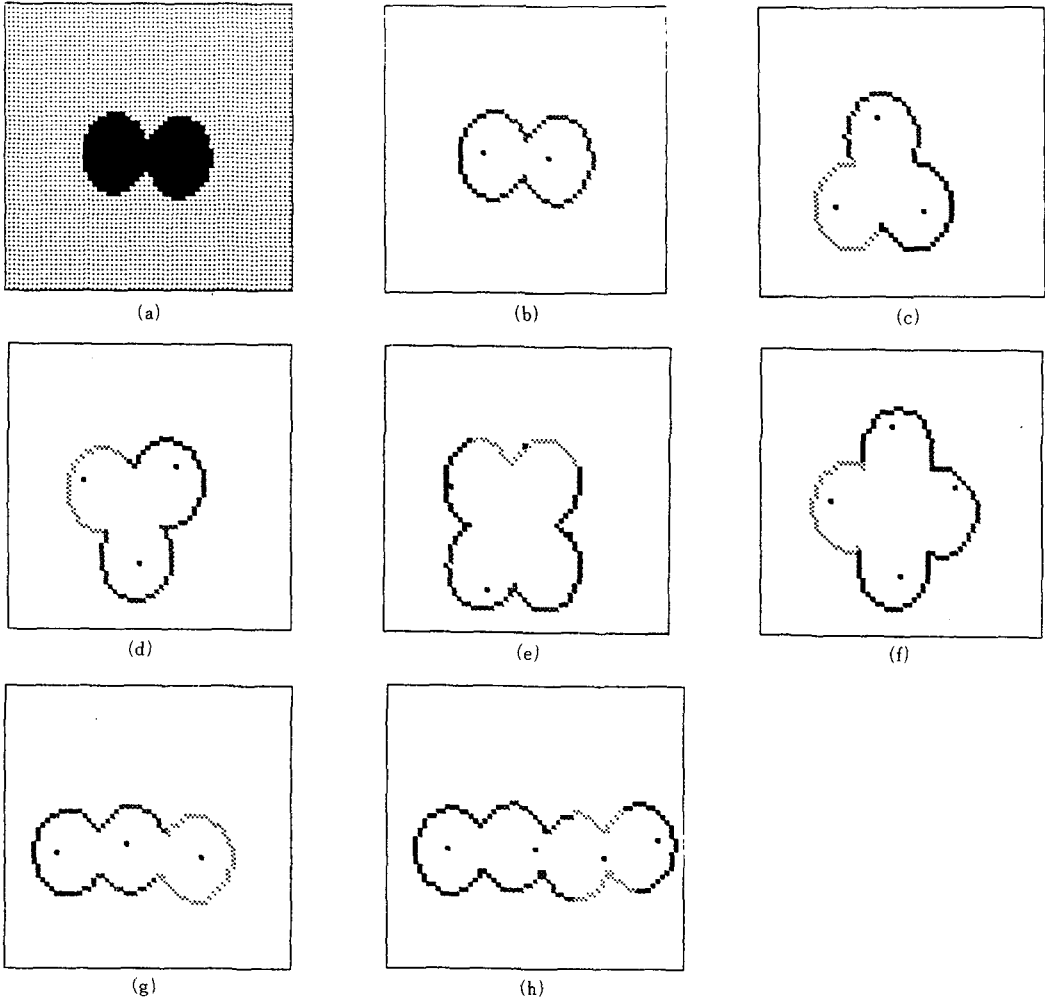


Fig. 1 Image clustering results with minimization of sum of squared distance

거리(d)를 구하고, 거리가 식(2)의 임계치($\theta \tau$)보다 작으면 클러스터에 포함시키고, 크면

새로운 클러스터를 생성한다.
 $d(x, z) < \theta \tau \quad 0 \leq \theta \leq 1 \dots \dots \dots (2)$

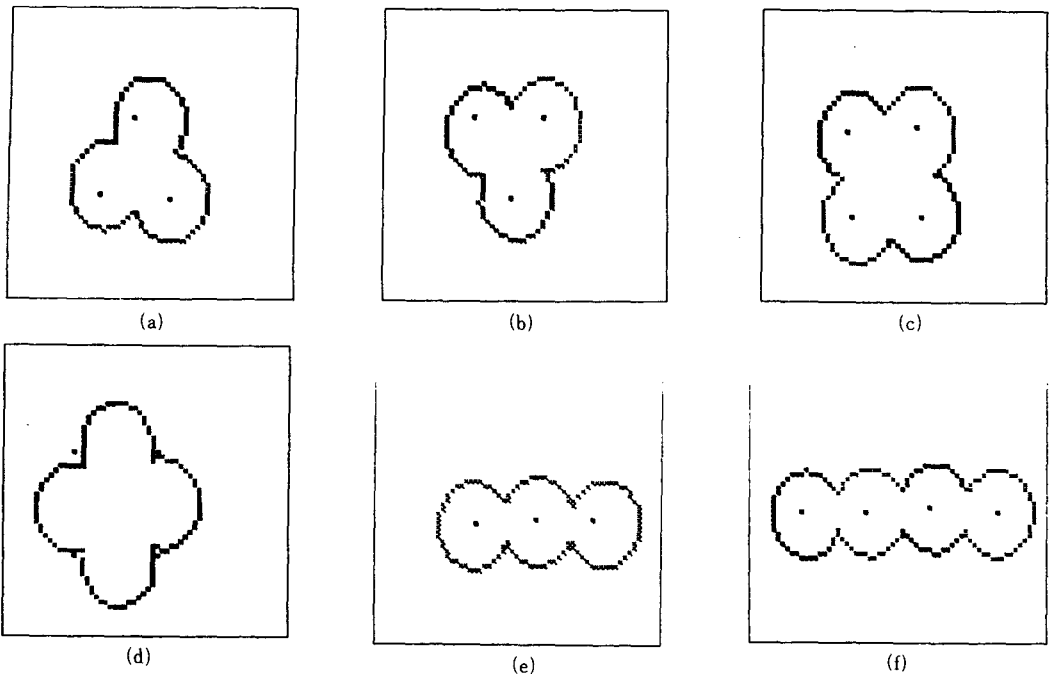


Fig. 2 Image clustering results with ISODATA

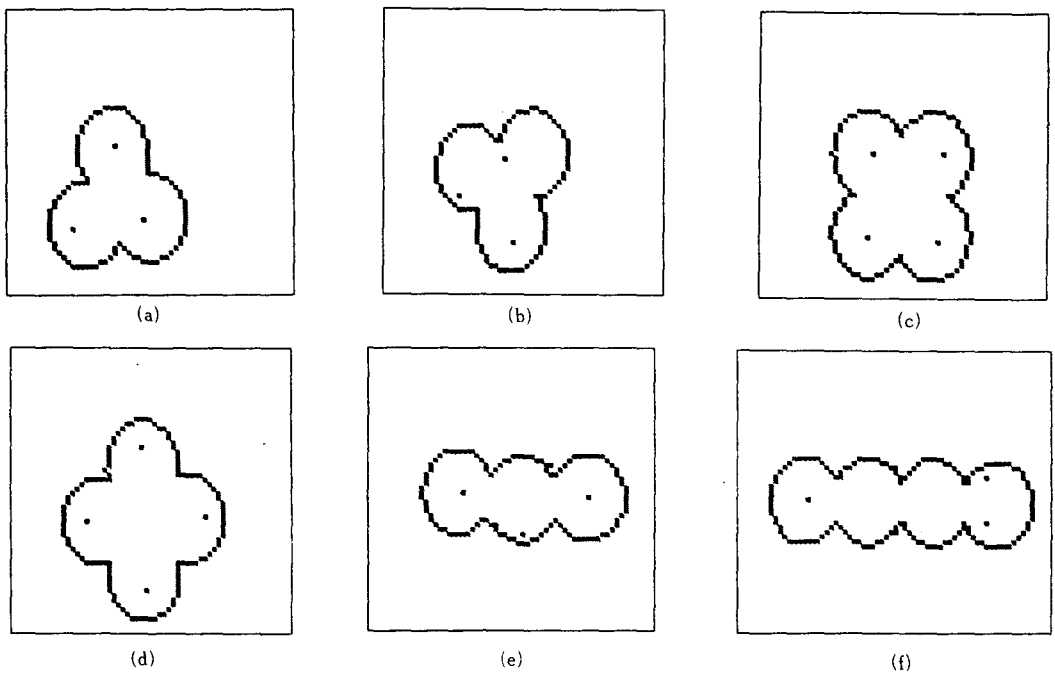


Fig. 3 Image clustering results with adaptive sample set algorithm

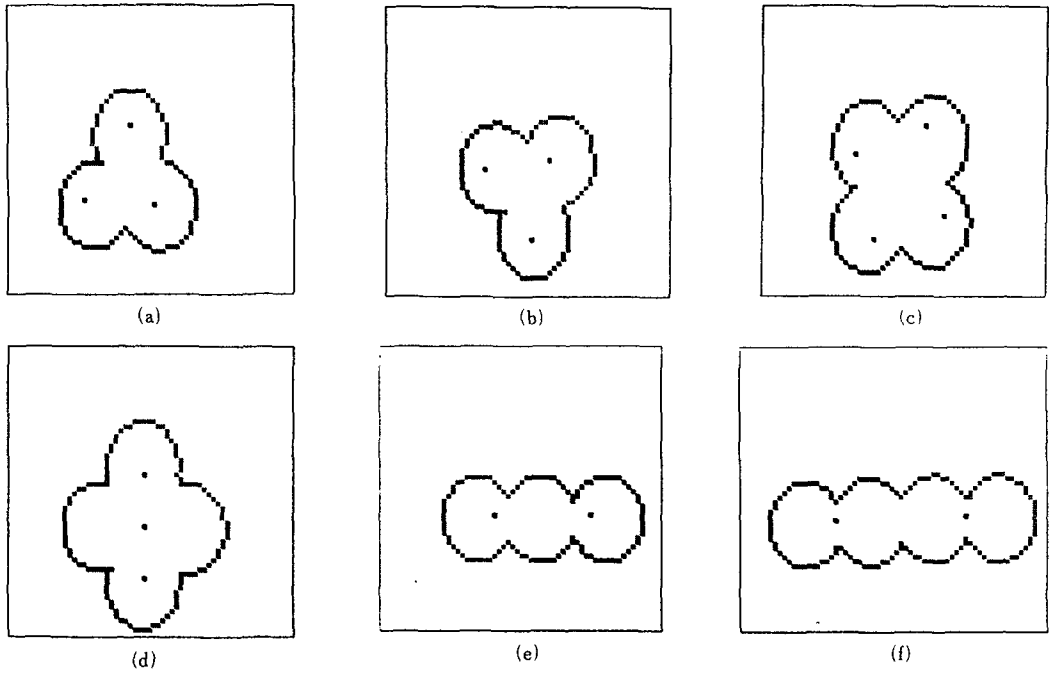


Fig. 4 Image clustering results with Batchelor & Wilkins algorithm

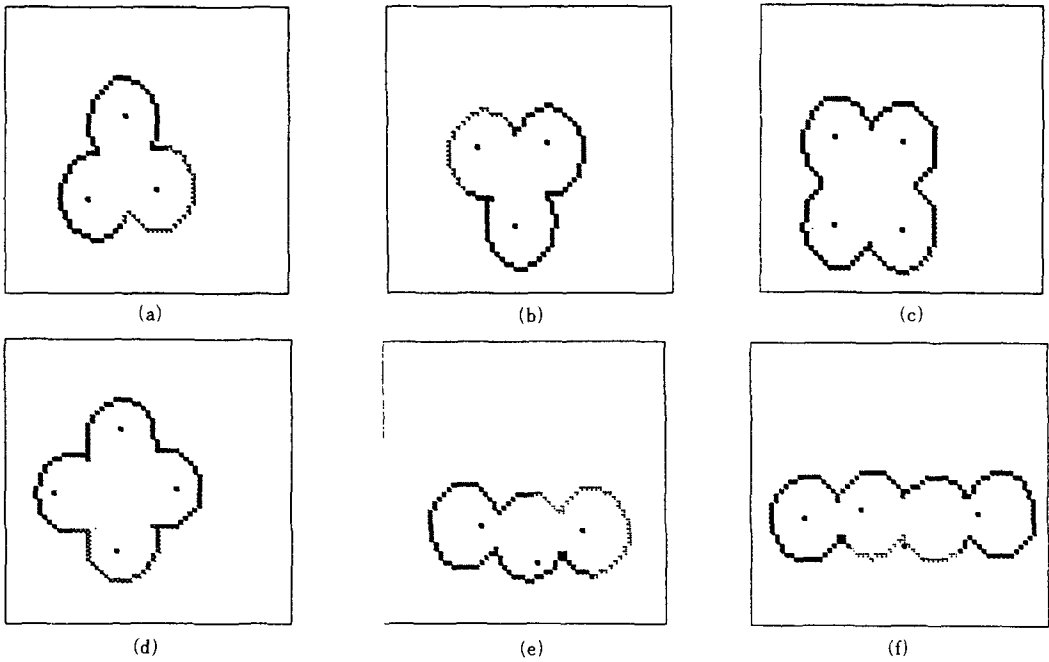


Fig. 5 Image clustering results with fuzzy C-means algorithm

3) 화소가 클러스터에 포함될 때 마다 중심과 분산을 계산하고, 모든 화소가 클러스터에 포함될 때까지 반복한다.

이 방법은 알고리즘이 간단하여 적은 계산으로 분할이 가능한 장점이 있으나, 임계치($\theta \tau$)를 조건으로 주어야 하는데, 이 값에 따라 결과가 틀려지므로 반복 실험하여 적합한 값을 찾아야 한다. 본 연구에서 사용한 바둑알은 영상이 원형으로서, $\theta=1$ 로 하고, 클러스터직경 τ 는 반복실험하여 바둑알의 영상직경 16보다 약간 작은 11로 정하였다.

Fig. 3(a)는 3개가 정삼각형, (b)는 역삼각형 형태로서, (a)의 경우는 비교적 정확하게 분할되었으나, (b)의 경우는 분할은 되었으나 정확히 중심점을 찾지 못하였다. (c)는 4개가 정사각형, (d)는 십자형태로 모두 잘 분할되었다. (e), (f)는 각각 3개, 4개가 일렬로 붙어 있는 경우로 분할이 제대로 되지 않았고, (e)는 4개, (f)는 5개로 분할되었다.

3.2.2 Batchelor & Wilkins법

- 1) 임의의 화소를 첫번째 클러스터 중심으로 정하고 이 화소로부터 가장 먼 화소를 두번째 클러스터 중심으로 놓는다.
- 2) 전체 화소들의 두 중심까지의 거리를 구하여 거리가 짧은 중심의 클러스터에 포함시키고 이들 거리중에서 가장 긴 거리가 1)의 두 중심간 거리의 1/2보다 더 크면 그 화소를 세번째 클러스터로 설정하고 반복하며, 그렇지 않으면 알고리즘을 종료한다.

이 방법은 샘플선택법과 달리 아무런 계산조건을 필요로 하지 않는다.

Fig. 4(a)는 3개가 정삼각형, (b)는 역삼각형인 경우로 모두 정확하게 물체의 중심점을 찾았다. (c)는 4개가 정사각형 형태로 비교적 분할이 잘 되어 중심을 잘 찾았으나 (d)의 십자형태에서는 3개의 클러스터로 부정확하게 분할되었다. (e), (f)는 각각 3개, 4개가 일렬로 붙어 있는 경우로 정확히 분할되지 않고 모두 2개의 클러스터로 분할되었다.

3.3 퍼지법(Fuzzy C-means Clustering Algorithm)

퍼지 집합에 대한 오차 제곱의 합으로 표시되는 목적함수(J_m)를 최소화하여 데이터 집합을 분할하는 방법이다^{5,6)}.

$$J_m = \sum_{i=1}^n \sum_{k=1}^c (U_{ik})^m \|x_k - v_i\|^2 \dots\dots\dots (3)$$

여기서, U_{ik} 는 소속함수(membership function), v_i 는 클러스터의 중심, n 은 데이터의 갯수, c 는 클러스터의 갯수이다.

$$U_{ik} = \left\{ \sum_{j=1}^c \left\{ \frac{\|x_k - v_j\|}{\|x_k - v_i\|} \right\}^{2/(m-1)} \right\}^{-1} \dots\dots\dots (4)$$

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (U_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (U_{ik})^m} \dots\dots\dots (5)$$

- 1) 클러스터 수 c 를 $2 \leq c \leq n$ 의 범위에서 고정하고 $U_{ik}^{(p)}$ 를 임의로 초기화 하는데, $\sum_{i=1}^c (U_{ik}) = 1$ 이 되도록 임의로 정한다.
- 2) $U_{ik}^{(p-1)}$ 와 식(5)를 이용하여 클러스터의 중심 v_i 를 계산한다.
- 3) v_i 와 식(4)를 이용하여 소속함수 $U_{ik}^{(p)}$ 를 다시 계산한다.
- 4) $|U_{ik}^{(p)} - U_{ik}^{(p-1)}| \leq \epsilon$ 을 만족하면 끝내고, 그렇지 않으면 2)로 반복 계산한다.

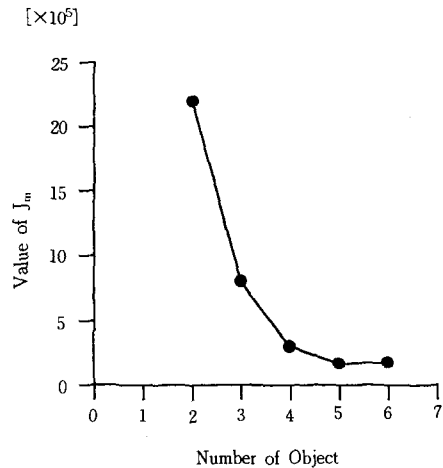


Fig. 6 Number of targets in input image

Fig. 5(a)는 3개가 정삼각형, (b)는 역삼각형, (c)는 4개가 정사각형, (d)는 십자형태로, 삼각형이나 사각형 모두 분할이 잘 되어 형태에 대한 영

항이 적음을 알 수 있다. 그러나, (e), (f)와 같이 3개, 4개가 일렬로 붙어 있는 경우는 분할이 잘 되지 않았다.

퍼지법은 분할 갯수를 모르는 경우에도 적용할 수 있는데, Fig. 6은 Fig. 5(c)의 입력영상에 대한 예이다. 식(3)의 평가함수(J_m)를 계산하여 그 기울기가 급격히 변화할 때를 최적의 갯수로 결정하는데, 그림에서 물체의 갯수가 증가함에 따라 J_m 의 값이 물체갯수 4개까지는 급격히 감소하다가 그 이후 완만해지므로 4개로 정할 수 있음을 보여 준다.

4. 결 론

영상처리결과, 흑색 바둑알 2개의 경우는 모든 방법에서 잘 분할되었으나 3개 이상에서는 형태에 따라 현격한 차이를 나타낸다. 최소자승거리법이나 ISODATA법은 모두 3개까지는 잘 분할되었으나 4개인 경우, 정사각형 형태는 ISODATA법, 십자형태는 최소자승거리법에서만 잘 분할되고, 일렬로 붙어 있는 경우는 ISODATA법이 최소자승거리법보다 잘 분할된다. 샘플선택법은 3개의 경우 형태에 따라 분할이 잘 되지 않으나, Batchelor & Wilkins법은 형태에 관계없이 잘 분할되고, 4개인 경우 적합한 조건을 주면 샘플선택법이 Batchelor & Wilkins법 보다 잘 분할되고, 일렬로 붙어 있는 경우는 두 방법 모두 정확히 분할되지 않는다. 퍼지법은 일렬로 붙어 있는 경우를 제외하면 4개까지는 형태에 관계없이 모두 정확히 분할되어 형태에 대한 영향이 적으며 분할 갯수를 모르는 경

우에도 적용할 수 있다.

이 논문은 1994년 충북대학교 학술연구재단 연구비에 의하여 연구되었습니다.

참 고 문 헌

- 1) 이지용, 이병곤, 로봇트와 화상처리를 이용한 위험기계의 loading 작업, 산업안전학회지, pp. 31~39, 1994.
- 2) N. Otsu, A threshold selection method from gray level histograms, IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Vol. SMC-9, pp. 62~66, 1979.
- 3) Sing-Tze Bow, Pattern Recognition & Image Preprocessing, Marcel Dekker, 1992.
- 4) D.L. Davies, D.W. Bouldin, A Cluster Separation Measure, IEEE Trans. Pattern Anal. Mach. Intell., Vol. PAMI-1, No. 2, pp. 224~227, 1979.
- 5) M.M. Trivedi, J.C. Bezdek, Low-level segmentation of aerial images with fuzzy clustering, IEEE Trans. Syst., Man, Cybern., Vol. SMC-16, No. 4, pp. 589~598, 1986.
- 6) 김수환, 강경진, 이태원, 확장된 Fuzzy Clustering 알고리즘을 이용한 자동목표물 검출, 전자 공학논문집, 제28권, B권, 제10호, pp. 96~105, 1991.