

---

# FCM을 이용한 3차원 영상 정보의 패턴 분할

김은석\* · 주기세\*\*

The Pattern Segmentation of 3D Image Information Using FCM

EUNSEOK KIM\* · KISEE JOO\*\*

## 요 약

본 논문은 공간 부호화 패턴들을 이용하여 3차원 얼굴 정보를 정확하게 측정하기 위하여 초기 얼굴 패턴 영상으로부터 이미지 패턴을 검출하기 위한 새로운 알고리즘을 제안한다.

획득된 영상이 불균일하거나 패턴의 경계가 명확하지 않으면 패턴을 분할하기가 어렵다. 그리고 누적된 오류로 인하여 코드화가 되지 않는 영역이 발생한다. 본 논문에서는 이러한 요인에 강하고 코드화가 잘 될 수 있도록 FCM 클러스터링 방법을 이용하였다. 패턴 분할을 위하여 클러스터는 2개, 최대 반복횟수는 100, 임계값은 0.00001로 설정하여 실험하였다.

제안된 패턴 분할 방법은 기존 방법들(Otsu, uniform error, standard deviation, Ridler and Calvard, minimum error, Lloyd)에 비해 8 - 20%의 분할 효율을 향상시켰다.

## ABSTRACT

In this thesis, to accurately measure 3D face information using the spatial encoding patterns, the new algorithm to segment the pattern images from initial face pattern image is proposed.

If the obtained images is non-homogeneous texture and ambiguous boundary pattern, the pattern segmentation is very difficult. Furthermore, the non-encoded areas by accumulated error are occurred. In this thesis, the FCM(fuzzy c-means) clustering method is proposed to enhance the robust encoding and segmentation rate under non-homogeneous texture and ambiguous boundary pattern. The initial parameters for experiment such as clustering class number, maximum repetition number, and error tolerance are set with 2, 100, 0.0001 respectively.

The proposed pattern segmentation method increased 8 - 20% segmentation rate with conventional binary segmentation methods.

## 키워드

CNN, Tim3D face information, spatial encoding patterns, non-homogeneous texture, ambiguous boundary, FCM e-multiplexing, Pre · Post processor, OTA, Pipeline

## I. 서 론

영상처리에 있어서 영상분할 단계는 영상 분석 및 계측에 가장 중요한 역할을 하고 있으며 가장 어려운 과제

중의 하나이다. 영상분할은 영상을 밝기, 색상, 텍스처(texture), 모션 등의 특징값을 유사한 영역으로 나누는 것을 말한다. 일반적으로 영상 내에 존재하는 특정 객체를 인식하거나 분석하기 위해서는 그 객체의 영역만을 정확

---

\* 제노시스  
\*\* 목포해양대학교

하게 추출할 필요가 있기 때문에 영상 분할은 여러 영상 처리 분야의 기초적인 연구로써 진행되고 있다.

영상에서 동질성을 갖는 부분들끼리 특성화시키는 방법으로는 경계선(boundary) 및 영역(region) 기반 방법으로 크게 구분할 수 있다.

경계선 기반 방법에서는[1][2] 전처리 과정을 통하여 입력 영상의 영역 경계 정보를 강조하고, 임계치 방법을 통하여 윤곽 성분을 추출하게 된다. 많은 윤곽검출방법들이 연구되어 왔으나, 대상물의 실제 경계선에 해당되는 윤곽성분을 정확하게 검출하는 것은 힘들며, 자연영상에서는 잡음 등으로 인한 다양한 형태의 윤곽성분이 존재하기 때문에 잡음에 의한 영향을 최소화하는 것이 필수적이다.

경계선 기반 방법으로는 연속된 영상 프레임에서 경계선 추출을 위한 비용을 정의하고 비용을 최소화하는 연결화소들을 추출하여 항공 사진에서 도로, 산등성이 등 변형될 수 있는 물체의 테두리를 효과적으로 추적 및 정합할 수 있는 동적 프로그램 기법이 되었다[3]. 또한 가장 기본적이고 고전적인 방법으로 이진화를 위하여 이산 확률 밀도 및 분산이 많이 이용되었다[4].

영역기반 방법으로는 클러스터링(clustering) 방법, 영역분리 및 병합(split & merge)방법과 영역확장(region growing)방법이 널리 이용되고 있다. 클러스터링 방법으로는 비교적 구현이 간단한 K-means방법과 퍼지 소속함수를 이용한 C-means(FCM) 클러스터링 방법이[5] 이용되고 있다.

본 논문은 공간부호화를 이용하여 3차원 얼굴 형상을 측정하는 과정 중에 만들어지는 각각의 영상에서 이미지 패턴을 정확하게 추출하기 위한 세그먼테이션 방법을 연구한다. 공간부호화를 이용한 3차원 얼굴 형상 측정 방법은 정규화된 12개의 패턴을 갖는 광을 얼굴에 투사하여 각각의 패턴을 갖는 영상을 획득하고 이 영상을 영역 분할하여 부호화로 만들어 3차원 얼굴 형상을 측정하는 방법이다. 12개의 패턴 영상은 256그레이 레벨의 명암도로 구성되어 있으며 패턴과 배경과의 명암도가 일정하게 분포되어 있지 않은 영역이 있다. 그리고 이미지 패턴의 경계부분 명암도 차이가 크지 않은 영역과 패턴 내에 잡음이 존재한다. 이러한 문제점을 가지고 있는 경우 임계치를 기준으로 분할하는 방법으로는 검출의 어려움이 많다. 따라서 본 논문에서는 줄무늬 폭이 가늘어져도 패턴 분할이 가능한 FCM 클러스터링 방법을 이용한다.

## II. FCM를 이용한 공간부호화 패턴 분할

3차원 정보를 추출하기 위해서는 여러 가지 방법이 있으나 본 논문에서는 12개의 다른 패턴 영상을 이용한 공간부호화[5][6] 방법에 대하여 서술한다. 공간부호화 시스템은 다음 그림 1과 같다. 12개의 패턴 영상은 그레이 레벨 명암도로 구성되어 있으며 패턴 영상과 배경의 명암도가 균일하게 분포되어 있지 않은 영역이 존재한다. 그리고 패턴의 경계부분의 명암도 차이가 크지 않은 영역이 존재할 뿐만 아니라 패턴 내에 잡음이 존재한다. 이러한 문제점을 가지고 있는 경우 클래스간 분산을 최대화시키는 임계값을 기준으로한 분할방법[4][8]으로는 검출의 어려움이 많다. 그래서 패턴과 배경의 정확한 분할을 위하여 FCM 클러스터링 방법[7][9]을 사용한다.

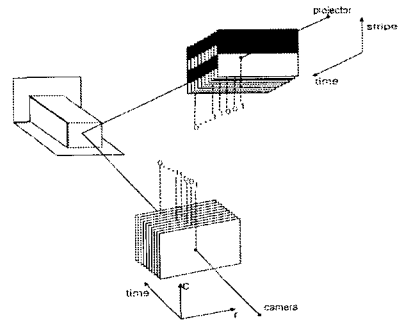


그림 1. 공간부호화 시스템  
Fig. 1. The spatial encoding system

### 2.1 FCM 클러스터링 목적함수

클러스터링(clustering)이란 데이터 분류를 위하여 사용되는 것으로 데이터의 내부가 비슷한 패턴, 속성, 형태 등의 기준을 통해 데이터를 분류하여 내부의 구조를 찾아내는 것이다. 클러스터링방법에는 대표적으로 Hard C-Means (HCM) 클러스터링 방법, Fuzzy C-Means(FCM) 클러스터링 방법, Mountain 클러스터링 방법, Subtractive 클러스터링 방법(SCM) 등이 있다. 본 논문에서는 FCM 클러스터링 방법을 사용하여 영상을 분할한다.

FCM 클러스터링 방법은 하나의 클러스터에 속해져 있는 각각의 데이터 점을 소속 정도에 의해서 표현한다. 그리고 클러스터에 대한 데이터의 소속 정도를 일일이 열거하여 데이터를 분류하는 알고리즘이다. FCM 클러스터링은  $n$  개의 벡터  $x_i, i=1, \dots, n$ 의 집합을  $c$  개의 퍼지 그룹들로 분할하고, 비유사성 측정의 비용함수가 최소가 되는

각각의 그룹 안에서 클러스터의 중심을 찾는다. FCM 클러스터링에 대한 목적함수는 다음과 같다.

$$J(u_{ik}, v_i) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m (d_{ik})^2 \quad (1)$$

$$d_{ik} = \|x_k - v_i\| = \left[ \sum_{j=1}^l (x_{kj} - v_{ij})^2 \right]^{1/2}$$

$$v_i = \{v_{i1}, v_{i2}, \dots, v_{il}, \dots, v_{id}\}$$

여기서,  $u_{ik}$ 은 0과 1 사이의 값으로  $i$ 번째 클러스터에 속해 있는  $x_k$ 의  $k$ 번째 데이터의 소속정도로 영상분할에 적용한다면 각 픽셀의 화소 값에 해당한다. 그리고  $v_i$ 는  $i$ 번째 클러스터 중심 벡터로 각 클러스터의 픽셀 화소 값에 해당한다.  $j(j=1, \dots, l)$ 는 특정 공간상의 변수이고,  $m$ 은 소속함수의 퍼지성의 정도에 대한 영향을 나타내는 지수의 가중치이다. 이 값은  $m \in [1, \infty)$ 와 같은 범위를 가지고 있으며, 분류 과정에서 퍼지성의 양을 제어하는 파라미터이며 일반적으로 2로 설정된다.

식 (1)의 목적함수를 최소화하기 위해서  $v_i$ 와  $u_{ik}$ 로 분해하면 다음 식 (2), (3)과 같다.

$$v_{ij} = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_{kj}}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m} \quad (2)$$

$$u_{ik} = \frac{(1/\|x_k - v_i\|^2)^{1/m-1}}{\sum_{j=1}^c (1/\|x_k - v_j\|^2)^{1/m-1}} \quad (3)$$

$$= \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{x_k - v_i}{x_k - v_j} \right)^{2/m-1}} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{2/m-1}}$$

### 2.2 FCM 클러스터링 알고리즘

FCM 클러스터링 알고리즘은 주어진 위치로부터 시작해서 목적함수를 최소로 접근하기 위해서 반복적인 접근 방법을 사용한다. 4단계 반복 알고리즘은 다음과 같다.

단계 1) 클러스터의 개수  $c(2 \leq c < n)$ 를 정하고 지수의 가중치  $m(1 \leq m < \infty)$ 을 선택한다. 초기 소속함수  $U^{(0)}$ 을 초기화 한다. 알고리즘 반복 횟수를  $r(r=0, 1, 2, \dots)$ 로 표시한다.

단계 2) 식 (2)를 이용하여 퍼지 클러스터 중심  $\{v_i | i=1, 2, \dots, c\}$ 을 계산한다.

단계 3) 다음 식(4)를 이용하여 새로운 소속 함수  $U^{(r+1)}$ 을 계산한다.

$$u_{ik}^{(r+1)} = \frac{1}{\sum_{j=1}^c \left( \frac{d_{ik}^{(r)}}{d_{jk}^{(r)}} \right)^{2/m-1}} \quad \text{for } I_k = \phi \quad (4)$$

여기서,  $I_k = \{i | 2 \leq c < n, d_{ik}^{(r)} = 0\}$

$$T_k = \{1, 2, \dots, c - I_k, \sum_{i \in I_k} u_{ik}^{(r+1)} = 1\}$$

단계 4) 식 (4)를 계산한 후 식 (5)를 이용하여 만일  $\Delta > \epsilon$ 이면  $r=r+1$ 로 정하고 단계 2로 가서 알고리즘을 반복 수행한다.  $\Delta \leq \epsilon$ 이면 알고리즘을 종료한다. 여기서  $\epsilon$ 은 임계값을 나타낸다.

$$\Delta = \|U^{(r+1)} - U^{(r)}\| = \max_{i,k} |u_{ik}^{(r+1)} - u_{ik}^{(r)}| \quad (5)$$

### III. 실험결과

3차원 정보추출을 위하여 프로젝터에서 12개의 다른 패턴을 투영하면 얼굴에 반사되어 패턴이 변형되게 된다. 이 변형된 각각의 패턴을 카메라로 획득한 후 획득된 이미지로부터 코드화를 위하여 각각의 이미지를 분할하여 변형된 패턴들을 추출하여야 한다. 그러나 획득된 이미지에서 패턴과 배경과의 명암도가 일정하게 분포되어 있지 않은 영역이 존재할 뿐만 아니라 패턴 경계부분의 명암도 차이가 크지 않은 영역도 존재한다. 이러한 조건에 강인한 분할 방법으로 FCM 클러스터링 방법을 2장에서 소개하였다. 다음 그림 2는 프로젝터에서 얼굴에 12개의 패턴을 사영시킨 후 변형된 패턴들을 카메라로 획득한 이미지들이다.

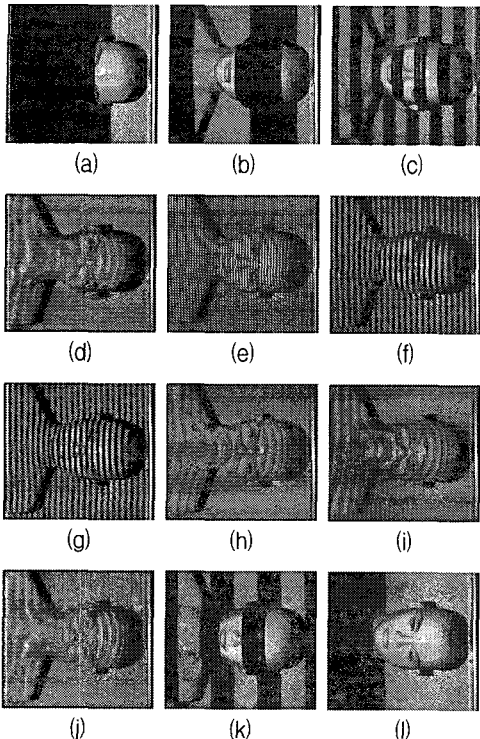


그림 2. 획득된 12개의 패턴 영상들  
 Fig. 2. The obtained 12 pattern images

획득된 12개의 패턴 영상으로부터 코드화를 위하여 각각의 이미지를 분할하여 변형된 패턴들을 추출하여야 한다. 각각의 이미지 패턴을 분할하는 방법은 2.2절에서 기술한 클러스터링을 이용한 방법을 사용하였다. 그림 3은 Otsu 방법을 사용하여 구한 표 1의 임계값으로 12개의 패턴을 추출한 이미지들이고 그림 4는 FCM 클러스터링 방법을 사용하여 임계값이 0.00001보다 작을 때 까지 반복한 결과를 나타낸 것이다. 그리고 기존 알고리즘들과 클러스터링 알고리즘의 성능을 비교하기 위해서 매칭 계수를 이용하였으며 표 2에서 결과를 보여주고 있다. 또한 그림 5는 각각의 알고리즘들을 이용하여 코드화한 이미지들이다. 표 2에서 매칭 계수가 가장 큰 알고리즘은 FCM 클러스터링 방법이고 다음으로 K-means 클러스터링 방법이다. 그리고 기존 방법 중에는 표준편차 방법이 가장 근접하게 접근하였다. 그림 5의 (h)와 (i)를 보면 두 클러스터링 방법 모두 이상적인 값에 근접하였으나 FCM 클러스터링 방법이 보다 분할이 잘 되었다.

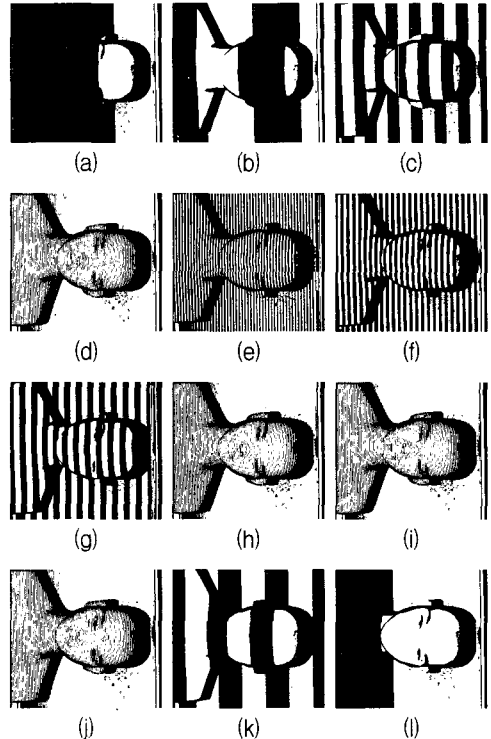
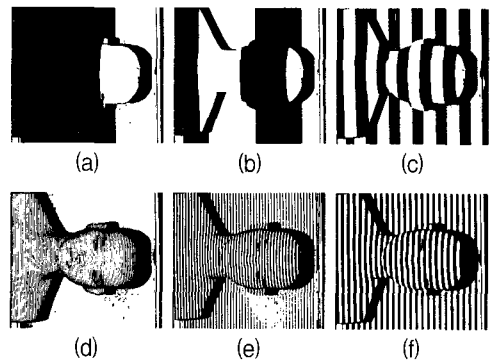


그림 3. Otsu 방법을 사용한 12패턴 분할  
 Fig. 3. The 12 pattern segmentation using Otsu method.

기존 방법에서 효율이 가장 떨어지는 알고리즘은 Uniform Error와 Minimum Error이다. 그림 5의 (c)는 Uniform Error 알고리즘으로 구한 이미지로 임계값이 너무 높게 검출되어서 조명으로 인한 그림자 영역과 경계영역에서 코드화가 되지 않았다. 그리고 (f)는 Minimum Error 알고리즘으로 임계값이 너무 낮게 검출되어서 코드화가 거의 되지 않았다.



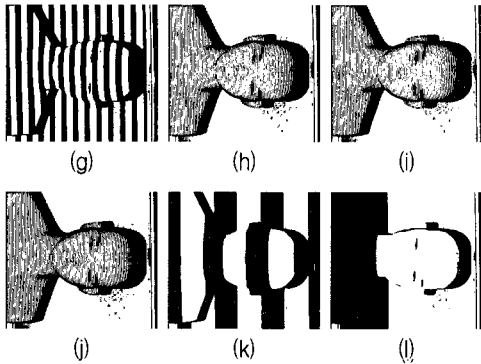


그림 4. FCM 방법을 사용한 12패턴 분할

Fig. 4. The 12 pattern segmentation using FCM method

표 1. Otsu와 FCM방법의 처리시간과 임계값.  
Table 1. The processing time and threshold of the Otsu and the FCM method.

|    | Otsu 방법 |       | FCM 클러스터링 방법 |     |        |
|----|---------|-------|--------------|-----|--------|
|    | 임계값     | 시간(초) | 중심1          | 중심2 | 시간(초)  |
| 1  | 70      | 0.015 | 20           | 108 | 3.468  |
| 2  | 62      | 0.015 | 21           | 90  | 3.438  |
| 3  | 50      | 0.015 | 22           | 91  | 3.688  |
| 4  | 62      | 0.015 | 28           | 61  | 4.969  |
| 5  | 51      | 0.015 | 28           | 84  | 4.219  |
| 6  | 59      | 0.015 | 28           | 62  | 5.250  |
| 7  | 59      | 0.015 | 33           | 72  | 5.000  |
| 8  | 50      | 0.015 | 28           | 71  | 5.000  |
| 9  | 62      | 0.015 | 25           | 87  | 3.953  |
| 10 | 51      | 0.015 | 28           | 61  | 5.015  |
| 11 | 60      | 0.016 | 21           | 89  | 3.437  |
| 12 | 66      | 0.015 | 21           | 100 | 3.687  |
| 합  |         | 0.181 |              |     | 51.124 |
| 평균 |         | 0.015 |              |     | 4.260  |

표 2. 얼굴에 투영된 패턴에 대한 임계값 알고리즘들의 매칭 계수.

Table 2. Matching coefficient of pattern images projected on face using thresholding algorithms.

| 영상 \ 방법 | Otsu   | Uniform Error | Standard Deviation | Ridler and Calvard | Minimum Error | Lloyd  | FCM    | k-means |
|---------|--------|---------------|--------------------|--------------------|---------------|--------|--------|---------|
| 1       | 0.9695 | 0.9673        | 1.0000             | 0.9695             | 0.9557        | 0.9733 | 1.0000 | 0.9965  |
| 2       | 0.9694 | 0.9345        | 0.9892             | 0.9718             | 0.9569        | 0.9739 | 0.9985 | 1.0000  |
| 3       | 0.9798 | 0.8940        | 0.9685             | 0.9509             | 0.9605        | 0.9535 | 0.9955 | 0.9886  |
| 4       | 0.7008 | 0.6459        | 0.8461             | 0.9161             | 0.8961        | 0.8809 | 0.9941 | 0.9830  |
| 5       | 0.9597 | 0.8143        | 0.9352             | 0.9048             | 0.9457        | 0.9152 | 0.9893 | 0.9745  |
| 6       | 0.8086 | 0.6751        | 0.8701             | 0.9251             | 0.8871        | 0.8989 | 1.0000 | 0.9887  |
| 7       | 0.7811 | 0.6933        | 0.8205             | 0.7811             | 0.8829        | 0.7910 | 0.9285 | 0.8833  |
| 8       | 0.9479 | 0.7225        | 0.8947             | 0.9479             | 0.8693        | 0.9230 | 1.0000 | 1.0000  |
| 9       | 0.9197 | 0.8467        | 0.9450             | 0.9235             | 0.9603        | 0.9269 | 0.9837 | 0.9742  |
| 10      | 0.9341 | 0.6797        | 0.8727             | 0.9341             | 0.8747        | 0.9032 | 1.0000 | 0.9946  |
| 11      | 0.9737 | 0.9253        | 0.9855             | 0.9737             | 0.9630        | 0.9758 | 0.9973 | 1.0000  |
| 12      | 0.9422 | 0.8325        | 0.9384             | 0.9422             | 0.9755        | 0.9422 | 0.9841 | 0.9796  |
| 평균      | 0.9072 | 0.8026        | 0.9222             | 0.9284             | 0.9273        | 0.9215 | 0.9892 | 0.9803  |

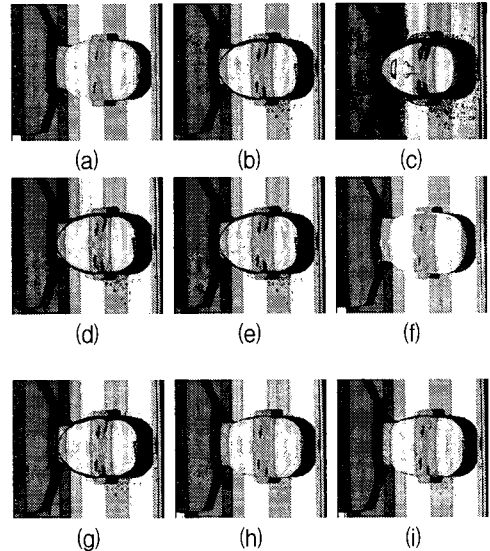


그림 5. 기존 알고리즘들을 사용한 코드화된 이미지  
(a)Optimized code image (b)Otsu, (c)Uniform Error, (d)Standard Deviation, (e)Ridler and Calvard, (f)Minimum Error, (g)Lloyd, (h)FCM clustering, (i)K-means clustering

Fig. 5. Pattern coded images using conventional algorithms.

#### IV. 결론

정확한 3차원 정보 추출을 위하여 잡음이 존재한 공간 부호화 패턴을 검출하기 위해 FCM 클러스터링 알고리즘을 제안하였다.

기존의 이진화 분할 방법들은 이미지를 분할하는 시간이 빠르고 명암도의 경계가 분명하면 분할 효율이 높은

장점을 가지고 있다. 그러나 3차원 물체의 표면이 불균일하거나 패턴과 바탕 화면의 경계가 뚜렷하지 않으면 분할하기 어려웠다. 그리고 12장의 패턴 영상에서 잘못된 분할로 인한 누적된 오류로 잘못된 코드화 영역이 발생하였다. 이러한 문제를 해결하기 위해서 FCM 클러스터링 방법을 제안하여 기존방법들에 비해 8 - 20% 정도의 분할 효율을 높여서 좌표 추출의 정확성을 높였다.

참고문헌

[1] W. Y. Ma and B. S. Manjunath, "Edge Flow : a Framework of boundary detection and image segmentation", Proc. Of CVPR, pp.744-749, 1997

[2] H. K. Choi, T. Jarkrans et al., "Image Analysis Based Grading of Bladder Carcinoma. Comparison of Object, Texture and Graph Based Methods and Their Reproducibility", Analytical Cellular Pathology. Vol.15, pp. 1-18, 1997.

[3] D. Geiger, A. Gupta, L. A. Costa, and J. Vlontzos, "Dynamic programming for detecting, tracking, and matching deformable contours", IEEE Trans. PAMI, Vol. 17, No. 3, pp. 294-302, 1995.

[4] Otsu, N., "A threshold selection method from gray-level histograms", IEEE Trans. System Man Cybern, Vol. 9, pp62 - 66, 1979.

[5] R. J. Valkenburg and A. M. McIvor, "Accurate 3D measurement using a structured light system," *Image and Vision Computing*, 1997.

[6] A. M. McIvor and R. J. Valkenburg, "Calibrating a structured light system", in *Image & Vision Computing New Zealand*, (Lincoln, Canterbury), pp. 167-172, Industrial Research Limited, Aug. 1995.

[7] Ronald W. Schafer, Victor Maojo, "Image Segmentation using Intraregion averaging techniques", *Optical Engineers*, Vol 37, No. 11, pp. 2926-2936, 1998.

[8] Liju Dong, Ge Yu, "An optimization-based approach to image binarization", *Computer and Information Technology*, The Fourth International Conference on 14-16, pp. 165 - 170, Sept. 2004.

[9] L. Goutte, M. Hansen, M. Liptrot, E. Rostrup, "Feature space clustering for fMRI meta analysis", *Human Brain Mapping*, vol. 13, pp.165-183, 2001.

저자소개

주 기 세(KISEE JOO)



1998. 2 한양대학교 공과대학  
산업공학과 졸업(공학사)  
1992. 5 Texas A&M Univ. (공학석사)  
1996. 2 고려대학교 산업공학과 졸업  
(공학박사)

1997.3 - 현재 목포해양대학교 해상운송시스템학부 정보  
시스템전공 부교수

※관심분야: 3차원 영상처리, 물류자동화, 데이터베이스

김 은 석(EUNSEOK KIM)



1999년 대불대학교 산업공학과 (공  
학사)  
2001년 목포해양대학교 해양정보통  
신 (공학석사)

2006년 아주대학교 산업공학과 (공학박사)

※관심분야: 컴퓨터 비전, 제어계측, 인공지능