

# 개미 군락 시스템을 이용한 영역 분류 알고리즘

김 인 겹<sup>†</sup> · 윤 민 영<sup>††</sup>

## 요 약

본 연구에서는 개미 군락 시스템을 이용하여 디지털 영상의 영역을 분류하는 방법을 제안하였다. 개미 군락 시스템(Ant Colony System, ACS)은 조합 최적화 문제뿐 아니라 최근에는 영상처리 분야의 패턴 인식, 영상 추출, 에지 검색 등에 응용되고 있다. 디지털 영상처리에서 영역 분류는 영상 정보를 처리하는 분석 및 인식 분야에서 가장 중요한 단계중의 하나로 알려져 있으며, 잘 분류된 영역은 디지털 영상 부호화나 영상 분석 혹은 영상 인식과 같은 응용분야에서 더 좋은 결과를 얻을 수 있도록 해준다. 기존의 영상 처리에서의 영역 분류는 고정된 변수에 의하여 처리되어서 후처리 작업들이 필요하였으며 그 결과 또한 영상의 특성에 따라 변화하였다. 그러나 본 연구에서는 개미의 무작위성을 이용함으로써 영상에 어느 정도의 변화가 발생하더라도 여전히 안정적인 결과를 얻을 수 있었다. 이러한 안정성과 유연성은 영상을 촬영하는 동안 발생할 수 있는 여러 종류의 잡음에 대하여 안정적인 상태를 유지할 수 있을 것이며 동영상내에서 급한 움직임에 의한 흐려짐에 대한 보상도 이루어 질 수 있을 것으로 기대한다.

키워드 : 개미 군락 시스템, 영역 분류, 에지 검색

## A Classification Algorithm Using Ant Colony System

Inkyeom Kim<sup>†</sup> · Minyoung Yun<sup>††</sup>

### ABSTRACT

We present a classification algorithm based on ant colony system(ACS) for classifying digital images. The ACS has been recently emerged as a useful tool for the pattern recognition, image extraction, and edge detection. The classification algorithm of digital images is very important in the application areas of digital image coding, image analysis, and image recognition because it significantly influences the quality of images. The conventional procedures usually classify digital images with the fixed value for the associated parameters and it requires postprocessing. However, the proposed algorithm utilizing randomness of ants yields the stable and enhanced images even for processing the rapidly changing images. It is also expected that, due to this stability and flexibility of the present procedure, the digital images are stably classified for processing images with various noises and error signals arising from processing of the drastically fast moving images could be automatically compensated and minimized.

Key Words : Ant Colony System, Classification, Edge Detection

### 1. 서 론

Dorigo[1] 등에 의해서 제안된 개미 군락 시스템(Ant Colony System, ACS)은 메타 휴리스틱 탐색 방법 중의 하나로써 방문 판매원 문제와 같은 조합 최적화 문제를 해결하기 위하여 응용되어 왔다[2,3,4]. ACS는 개미 집단이 먹이를 발견한 후 목적지까지 가장 빠른 경로를 찾아내어 운반하는 집단행동을 모방한 것이다. 개미들이 목적지까지 먹이를 운반할 때 그 경로를 따라서 페로몬(pheromone)을 남기게 되고 개미들은 페로몬의 흔적이 강한 곳을 선택하게

되므로 결국은 대부분의 개미들이 가장 빠른 경로를 찾게 된다는 논리이다[10,11]. 최근에는 ACS가 영상처리 분야의 패턴 인식, 영상 추출, 에지 검색[5,6,7] 등에 응용되고 있다.

디지털 영상처리에서 영역 분류는 영상 정보를 처리하는 분석 및 인식 분야에서 가장 중요한 단계중의 하나로 알려져 있으며, 영역 분류의 주된 목적은 영상 내에서 같은 성질을 갖는 영역을 찾아서 구분하는 것이다. 디지털 영상에서 영역을 잘 구분하는 것은 특정 영역에 적합한, 다양한 알고리즘을 선택할 수 있는 기회를 제공할 뿐만 아니라 구분된 영역을 이용하여 디지털 영상 부호화나 영상 분석 혹은 영상 인식과 같은 많은 응용분야에서 더 좋은 결과를 얻을 수 있도록 해준다. 그러나 사람의 시각 체계가 느낄 수 있을 정도의 완벽한 영역구분은 아직까지 이루어지지 못하

<sup>†</sup> 정 회 원 : 성결대학교 정보통신공학부 부교수  
<sup>††</sup> 정 회 원 : 성결대학교 정보통신공학부 교수  
논문접수 : 2008년 1월 16일  
수 정 일 : 2008년 3월 7일  
심사완료 : 2008년 3월 9일

고 있으며 컴퓨터 비전 분야에서 주요 주제로 연구가 진행되고 있다.

영역 분류 기법은 크게 공간 영역에서의 분류와 주파수 영역에서의 분류로 구분할 수 있다. 일반적으로 영상 정보에서는 경계선이 존재하는 영역을 중요 영역으로 인식하며 경계선 영역의 정보 손실은 영상 정보의 선명도에 커다란 영향을 미치게 된다. 이렇게 경계선을 위주로 영역을 분류하여 영상 내의 여러 잡음들 중에서 영역을 정확하게 구분할 수 있는 알고리즘이 [8]에서 제안되었으며 그러한 영역 분류를 통하여 영상의 부호화 효율을 높인 기법을 보여 주었다. 입력된 영상은 블록화하여 처리하며 각각의 블록은 에지가 존재하는 경계선 영역이 존재하는지를 영역분류 기법을 이용하여 분류한다. 이때 경계선 영역은 수직 경계선 영역과 수평 경계선 영역으로 나누며 각 영역 분류는 블록 내 화소 값들의 차이에 대한 분산(차분산)을 이용한다.

개미 군락 시스템을 이용하여 영상 내의 영역을 구분하는 작업은 특정한 영역 분할(segmentation)과 관련되어 이미 몇몇 연구에서 논의 되었다[6,9]. 기존의 연구들은 동질(homogeneous)의 영역을 기준으로 분할하는 작업을 수행하였으나 본 논문에서는 ACS를 응용하여 영상 내에 존재하는 영역별 휘도(intensity)를 이용하여 영상의 영역을 크게 다섯 부분으로 구분(classification)함으로써 영상처리를 필요로 하는 많은 분야에서 이용할 수 있는 영역 분류 알고리즘을 제안한다. 또한 본 연구에서는 기존의 영역 분류 시스템의 방법인 정확한 기준점을 정하여 수행하는 이분법적인 영역 분류가 아니라 무작위성을 가지고 있는 개미들의 움직임에 의하여 발견되어지는 영역을 획득하는 좀 더 안정적이고(robust) 유연성을(flexible) 갖는 시스템을 제안한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되었다. 제2장은 기본 아이디어가 되는 개미 군락 시스템에 대하여 간단하게 소개하고 3장에서는 ACS 알고리즘을 영역분류 시스템에 응용하는 방법을 제안한다. 제4장은 제안한 시스템을 실험하여 결과를 분석하며 마지막으로 5장에서는 본 연구 결과를 요약하고 연구 방향을 제시한다.

## 2. 개미 군락 시스템

개미 군락 시스템은 경로 구성 규칙, 지역 페로몬 갱신과 전역 페로몬 갱신으로 구성된다. ACS로 해결할 수 있는 문제들은 일반적으로 가중 그래프(Weighted graph)  $G=(V, E)$ 로 표현될 수 있다. 가중 그래프를 구성하는 정점의 개수가  $n$ 이라 하면  $V$ 는 정점들의 집합으로  $|V|=n$ 이며  $E$ 는 연결선들의 집합을 나타낸다. ACS의 초기 단계에서는  $m$ 개의 개미들이 ( $m \leq n$ ) 무작위로  $m$ 개의 정점에 위치한다. 개미들은 경로 구성 규칙(Tour Construction Rule)에 의하여 다음 방문 정점을 반복적으로 선택하여 경로를 구성하고 이 과정에서 하나의 연결선이 경로에 추가 될 때마다 지역 페로몬 갱신 규칙에(Local Pheromone Updating Rule)의하여 페로몬의 양을 수정한다. 경로가 완성되면 현재까지 발견된 경

로들 중에서 최소 경로인 전역 최적 경로에 (Global Pheromone Updating Rule) 대해서만 다시 페로몬을 갱신시키게 된다. 각각의 단계에 대한 설명은 다음과 같다.

**경로 구성 규칙**은 개미  $k$ 가 정점  $i$ 에서 다음 정점  $j$ 를 선택할 확률을 수식 (1)과 같이 계산한다.

$$p_{ij}^k = \frac{[\tau_{ij}][\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} [\tau_{il}][\eta_{il}]^\beta}, \quad \text{if } j \in N_i^k \quad (1)$$

여기서  $\beta$ 는 연결선  $(i, j)$ 에 대한 페로몬의 양  $\tau_{ij}$ 와 휴리스틱 정보  $\eta_{ij}$ 에 대한 상대적 중요도를 결정하는 변수이고  $N_i^k$ 는 개미  $k$ 가 방문할 수 있는 정점들 중에서 아직 방문하지 않은 정점들의 집합을 나타낸다.

**지역 페로몬 갱신**은 개미가 해를 위한 경로를 구성하면서 연결선  $(i, j)$ 를 선택할 때마다 수식 (2)를 적용하여 해당 연결선의 페로몬 양을 갱신하는 것을 말한다.

$$\tau_{ij} = (1 - \xi)\tau_{ij} + \xi \tau_0 \quad (2)$$

변수  $\xi$ 는  $0 < \xi < 1$ 을 만족하며  $\tau_0$ 은 초기 페로몬의 양을 나타낸다. 실험적으로  $\xi = 0.1$ 일 때 성능이 가장 좋은 것으로 나타났다[4].

**전역 페로몬 갱신**은 모든 개미들이 각각의 경로를 찾은 후, 지금까지 발견된 경로들 중에서 최적 경로  $T^{bs}$ 에 대하여만 다음 수식 (3)에 의하여 페로몬을 갱신하는 방법이다.

$$\tau_{ij} = (1 - \rho)\tau_{ij} + \rho \Delta_{ij}^{bs}, \quad \forall (i, j) \in T^{bs} \quad (3)$$

$\Delta_{ij}^{bs}$ 는 연결선  $(i, j)$ 가 최적 경로에 속하였을 경우  $(i, j)$ 에 더해지는 페로몬의 양이다.  $\rho$ 는 페로몬의 증발률(evaporation rates)으로써 연결선에 저장되었던 페로몬은  $\rho$ 에 의해서 감소된다. ACS는 지역 페로몬 갱신에 의하여 정체(stagnation)되는 것을 방지하는 한편 전역 페로몬 갱신에 의하여, 최적의 경로로 선택된 경로는 최적의 결과를 줄 수 있는 경로라는 것을 보장하고 있다.

## 3. 제안한 영역 분류 알고리즘

본 연구에서 제안한 알고리즘은 기존의 ACS 알고리즘을 [12] 디지털 영상에 적용하여 에지 영역에 남겨진 페로몬으로 영역 분류를 수행한다.  $\tau_{ij}$ 는 특정 화소  $(i, j)$ 에서 다른 화소로 이동할 수 있는 가능성의 정도를 나타내며 화소  $(i, j)$ 에 누적된 페로몬과 같다. 휴리스틱 정보는  $\eta_{ij} = d_{ij}$ 로 표현하며  $d_{ij}$ 는 화소  $(i, j)$ 와 주변 화소들 간의 휘도의 차이를 나타낸다.  $\tau_{ij}$ 와  $\eta_{ij}$ 는 각각 페로몬 행렬과 휴리스틱 정보 행렬에 저장된다. 각 개미들은 임의의 화소에서 검색을 시작하여 아직 검색하지 않은 화소들 중에서  $\tau_{ij}$ 와  $\eta_{ij}$ 에 의하여 다음 검색할 화소를 선택하고, 검색된 화소마다 매 단계 페로몬

**algorithm:** ACS\_for\_Edge\_Detection\_and\_Classification {

Initialize Data;

**while** (not terminate) {

place  $m$  ants at  $M \times N$  pixels;

**repeat** (for each ant)

apply *search construction rule* for detecting edges;

apply *local pheromone updating rule* on detected edges;

**until** (construct a solution)

apply *global pheromone updating rule* for edges;

apply *local pheromone updating rule* for each class;

apply *global pheromone updating rule* for each class;

apply *evaporation rule* for each class;

}

}

(그림 1) 알고리즘: ACS for Edge detection and Classification

갱신이 수행되며 정해진 단계(step)만큼의 검색이 수행되면 모든 개미들은 자신들이 검색한 화소에 대한 페로몬을 갱신하게 된다. 디지털 영상의 영역은 평탄영역, 수평영역, 수직영역, 좌경사영역, 우경사영역과 같은 다섯 개의 영역으로 구분되어지며 이러한 영역을 구분하기 위하여 각각의 페로몬 행렬을 형성한다.

디지털 영상에 대한 영역 분류를 수행하기 위해서는 먼저 에지 검색이 수행되어야 한다.  $m$ 개의 개미들이 ( $m \leq n$ ) 무작위로  $m$ 개의 화소에 위치한 후 주어진 검색 규칙에 의하여 다음 검색할 화소를 반복적으로 선택하며 에지 검색을 수행하게 된다. 이 과정에서 화소가 선택될 때마다 지역 페로몬 갱신 규칙에 의하여 페로몬 양을 수정하게 된다. 한 사이클(64 단계)의 검색이 모두 끝난 후에는 그때까지 진행된 개미의 진행 경로를 따라서 페로몬을 갱신 하게 된다. 이 과정을 (그림 1)에 나타내었다.

### 3.1 검색 규칙

개미  $k$ 가 화소  $(i, j)$ 에서 다음 화소  $(f, h)$ 를 선택할 때에는 수식 (4)의 *pseudo-random proportional* 규칙에 따른다.

$$(f, h) = \begin{cases} \arg \max J, & \text{if } q \leq q_0; \\ \arg \max J, & \text{if } q \geq q_0 \text{ and } J \leq q_1; \\ \arg \min J, & \text{if } q \geq q_0 \text{ and } J > q_1; \end{cases} \quad (4)$$

여기서  $q$ 는  $[0, 1]$  사이의 균일 분포를 갖는 무작위 변수이며  $q_0$ 는  $0 \leq q_0 \leq 1$  을 만족하는 변수로써 본 연구에서는  $q_0 = 0.9$ 로 설정하였다.  $J$ 는 다음 수식 (5)에서 계산되는 확률 분포에 의하여 선택되는 무작위 변수이다.  $q_1$ 은 0.5로 설정하였고 다음 화소의 검색 확률이 일정한 값을 넘어서는 경우에 적용하기 위한 변수로써 동질의 영역을 검색하기 위하여 사용하였다. 수식 (5)는 개미  $k$ 가 화소  $(i, j)$ 에서 다음 화소  $(f, h)$ 를 선택할 확률을 나타내며  $\alpha$ 는  $(i, j)$ 에 대한 페

로몬의 양  $\tau_{ij}$ 에 대한 중요도를,  $\beta$ 는 휴리스틱 정보  $\eta_{ij}$ 에 대한 상대적 중요도를 결정하는 변수이다.  $N_i^k$ 와  $N_j^k$ 는 개미  $k$ 가 검색할 수 있는 화소들 중에서 아직 검색하지 않은 화소들의 집합을 나타낸다.

$$p_{(ij), (fh)}^k = \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{f \in N_i^k} \sum_{h \in N_j^k} [\tau_{(i+f)(j+h)}]^\alpha [\eta_{(i+f)(j+h)}]^\beta}, \quad \text{if } f \in N_i^k \text{ \& } h \in N_j^k \quad (5)$$

수식 (5)에 의하면 화소  $(i, j)$ 로부터  $(f, h)$ 를 선택할 확률은 페로몬의 양  $\tau_{ij}$ 와 휴리스틱 정보  $\eta_{ij}$ 에 의해서 결정된다.  $\eta_{ij}$ 는 소벨(Sobel) 연산자와 라플라스(Laplacian) 연산자로 계산한 결과 값 중에서 큰 값을 이용한다. 각 개미는 페로몬 값이 크면서 화소 간의 값 차이가 가장 큰 화소  $(f, h)$ 를 다음 검색할 화소로 선택한다. 만일  $\beta=0$ 이면 페로몬 정보에 의존해서만 다음 검색 화소가 결정되므로 일반적으로  $\beta \geq 1$ 이며,  $\alpha=0$ 이면 휴리스틱 정보에만 의존하므로  $\alpha \geq 1$ 이 되어야 한다.

### 3.2 지역 페로몬 갱신 방법

본 연구가 제안한 영역 분류 시스템에서는 두 번의 지역 페로몬 갱신이 수행된다. 먼저 개미가 화소  $(i, j)$ 를 선택할 때마다 수식 (6)을 적용하고 해당 화소의 페로몬을 갱신하여 에지 검색을 수행한다.

$$\tau_{ij} = (1 - \xi)\tau_{ij} + \xi \eta_{ij} \quad (6)$$

$\eta_{ij}$ 는 화소  $(i, j)$ 와 이웃 화소들 간의 차이를 나타내며 8-이웃을 기준으로 검색한다. 수식 (6)을 적용하면 화소  $(i, j)$ 를 선택할 때마다 그 화소에 해당되는 페로몬의 양  $\tau_{ij}$ 가 감소하게 되어서 다른 개미들이 그 화소를 선택할 확률을 낮추어 준다. 이렇게 함으로써 개미들이 아직 선택되지 않은 다른 화소들을 선택할 수 있는 확률을 높여서 모든 개미들이 같은 화소를 선택하는 현상인 정체를 막아준다.

에지 검색이 끝난 후, 영역 분류를 위하여 각 영역별로 개미가 방문한 화소에 대한 페로몬을 수식 (7)을 적용하여 갱신한다.

$$\tau_{ij}^c = (1 - \xi)\tau_{ij}^c + \xi d_{ij}^k \quad (7)$$

수식 (7)의  $d_{ij}^k$ 는 디지털 영상의 영역을 구분하기 위한 각도를 계산할 수 있는 값으로 설정하며 개미  $k$ 가 진행하는 방향을 나타낸다.  $\tau_{ij}^c$ 의  $c$ 는 각각의 분류된 영역을 의미하며 다섯 영역에 대한 영역별 지역 페로몬 갱신을 수행한다. 각 영역의 구분은 개미가 한 화소씩 전진하면서 발생한 방향에 의하여 결정된다. 개미는 8-이웃을 기준으로 움직이므로 360도의 방향성을 가지고 있지만 상하는 같은 영역으로 구분하기 때문에 0도부터 180도까지의 방향으로 움직인다고 설정하였다. 그러나 전체 영상에서 보면 각 화소별로 개미

의 방향을 알아내는 것은 쉽지 않기 때문에 본 연구에서는 개미가 이동한 경로가 10이 된 경우를 기준으로 방향을 계산하였다. 즉 step이 10이 될 때마다 처음과 열 번째 단계의 위치를 확인하여 방향을 설정하였다. 이때 설정된 방향에 의하여 영역  $c$ 가 결정되며 각 영역별로 지역 페로몬 갱신을 수행하였다.

### 3.3 전역 페로몬 갱신 방법

전역 페로몬 갱신은 모든 개미들이 각각의 정해진 step을 수행한 후, 그 때까지 검색된 화소들의 집합인  $H^{sp}$ 에 대하여 다음 수식 (8)을 이용하여 페로몬을 갱신하는 방법이다. 즉 검색된 에지에 대해서 페로몬을 갱신한다.

$$\tau_{ij} = (1-\rho)\tau_{ij} + \rho \Delta\tau_{ij}^{sp}, \quad \forall (i,j) \in H^{sp} \quad (8)$$

$\rho$ 는 페로몬의 증발율(evaporation rates)로써 화소에 저장되었던 페로몬은  $\rho$ 에 의해서 감소된다. 일반적으로  $\rho=0.1$  일 때 가장 좋은 성능을 보여준다.  $\Delta\tau_{ij}^{sp}$ 는 화소  $(i,j)$ 를 방문하였을 경우  $(i,j)$ 에 더해지는 페로몬의 양으로 수식 (9)와 같이 계산하였다.

$$\Delta\tau_{ij}^{sp} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k, \quad (9)$$

$$\Delta\tau_{ij}^k = \begin{cases} \eta_{ij}, & \text{if } (i,j) \text{ is visited by ant } k \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$\Delta\tau_{ij}^k$ 는 개미  $k$ 가 디지털 영상을 검색하면서 방문한 영역에 존재하는 화소  $(i,j)$ 에 대한 휴리스틱 정보를 나타낸다. 전역 페로몬 갱신이 지역 페로몬 갱신과 동일한 형태로 이루어짐에도 불구하고 전역 최적 경로를 이용하여 생성된  $\Delta\tau_{ij}^{sp}$ 의 값은 항상 이전의  $\tau_{ij}$  보다 큰 값을 갖게 되는데 이것은  $\Delta\tau_{ij}^k$ 가  $m$ 개의 휴리스틱 정보를 합한 값이기 때문이다. 위의 수식 (8)은 검색된 에지에 대한 페로몬을 갱신하기 위해서 사용되었고 그와 함께 검색된 영역에 대하여 각 영역별 전역 페로몬 갱신은 다음 수식 (10)에 의해서 수행된다.

$$\tau_{ij}^c = (1-\rho)\tau_{ij}^c + \rho \Delta\tau_{ij}^{cs}, \quad \forall (i,j) \in H^{sp} \quad (10)$$

여기서  $\Delta\tau_{ij}^{cs}$ 는 화소  $(i,j)$ 가 방문된 경우, 영역  $c$ 의 화소  $(i,j)$ 에 더해지는 페로몬의 양이다.

$$\Delta\tau_{ij}^{cs} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^{ck}, \quad (11)$$

$$\Delta\tau_{ij}^{ck} = \begin{cases} d_{ij}^k / 180, & \text{if } (i,j) \text{ has same direction with } c \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$\Delta\tau_{ij}^{ck}$ 은 개미가 방문하고 있는  $(i,j)$ 가 현재의 영역  $c$ 와 동일한 방향을 가지고 있을 경우에 얻어지는 페로몬 양이다.

$d_{ij}^k$ 는 현재  $(i,j)$ 에서 개미  $k$ 가 지나간 방향을 나타낸다.

### 3.4 페로몬 증발

지역 페로몬 갱신은 검색된 현재 위치에서의 페로몬 갱신이며 전역 페로몬 갱신은 검색이 이루어진 영역에 대해서 수행되는 페로몬 갱신이다. 페로몬의 증가와 감소를 반복하여 수행함에도 불구하고 일정시간이 지나면 개미들이 한번 검색한 곳을 계속해서 검색하게 되어서 페로몬이 누적되는 문제가 발생하게 된다. 그 이유는 개미들이 검색을 활발하게 수행할수록 전 영역에 걸쳐서 페로몬이 증가하기 때문이다. 이러한 경우에는 정체에 빠질 수 있으므로 페로몬의 자연 증발을 구현하여야 한다. 다음 (12)는 에지에 대한 페로몬 증발 수식이다. 여기서  $I$ 는 전체 영상을 의미하며 증발율  $\rho=0.1$ 을 적용하였다.

$$\tau_{ij} = (1-\rho)\tau_{ij}, \quad \forall (i,j) \in I \quad (12)$$

페로몬 증발을 수행함으로써 아직 검색되지 않은 영역에 대한 검색 확률을 높여 주어서 화소 값 차이가 강한 에지뿐만 아니라 약한 에지들까지도 검색할 수 있도록 한다. 영역에 대한 페로몬 증발은 수식 (13)과 같이 표현한다. 이때 증발율은 에지 검색과 동일하게 설정하였다.

$$\tau_{ij}^c = (1-\rho)\tau_{ij}^c, \quad \forall (i,j) \in I \quad (13)$$

### 3.5 영역 분류

위의 과정을 거쳐서 생성된 페로몬 정보는 영역을 구분하기 위해서 사용되며 다섯 개의 영역으로 분류된다. 원 영상에서 휘도의 최소값이 240 이상인 영역은 평탄영역으로 구분하였는데 그 이유는 휘도가 240보다 큰 경우에는 영역의 차이를 인식할 만큼의 변화가 없기 때문이다. 각각의 영역은 디지털 영상처리에서 표준으로 사용하는 소영역의 크기인  $8 \times 8$ 을 기준으로 하였다. 이 소영역에 대한 영역을 구분하기 위하여 평탄영역을 제외한 다음 네 가지의 영역별 페로몬 행렬의 정보를 비교한다. 네 개의 영역별 행렬로부터 페로몬 정보를 획득하여 각각 동일 위치의 소영역내 페로몬의 평균을 계산하고 그 값이 가장 큰 영역을 현재의 소영역이 속하는 영역으로 분류하였다. 즉 각 영역별 평균을 계산한 후 수직 영역의 값이 가장 큰 경우라면 현재의 소영역은 수직 영역으로 분류가 될 것이다. 또한 동일한 평균이 발생하는 경우에는 수평을 최우선순위로 설정하고 좌경사, 수직, 그리고 우경사영역 순으로 처리하였다. 이렇게 설정한 이유는 발생확률이 상대적으로 적은 영역의 평균이 큰 경우에는 현재의 소영역을 바로 그 영역으로 설정하기 위한 것이다. 위에서 설명한 간단한 방법으로 영역을 구분할 수 있는 이유는 이미 개미가 검색해서 얻어진 영역별 정보가 있기 때문이다. 가장 큰 값이 아닌 평균값을 택한 이유는 개미가 움직이는 영역에서 정체가 발생할 수 있는 경우를 대비하여 설정하였다.

#### 4. 실험 및 결과 분석

본 연구에서 제안한 알고리즘을 구현하기 위한 실험 환경은 Enterprise RedHat 2.1 (PentiumIV 1.7GHz, 768MB)을 사용하였으며 프로그램 수행을 위한 변수들은 기존의 ACS 연구들에서[2,3,9] 알려진 최적의 값들을 사용하였고, 영상처리를 위한 특별한 변수들은 여러 번의 실험을 통하여 발견된 최적의 값으로 결정하였으며 각각 다음과 같다.

$$\xi=0.1, \rho=0.1, \alpha=2, \beta=3, q_0=0.9, q=0.5, m=1000, SR=64$$

페로몬의 초기 값은  $\tau_0 = 1/(SR \times I_{max})$ 로 계산하였다. 여기서  $SR$ 은 한 번의 검색 사이클을 구성하는 64단계를 말하며 각 개미들이 한 번의 사이클을 마치기 위한 작업시간을 변수  $t$ 로 표현하였다. 한 사이클 즉 64단계의 검색이 끝나게 되면  $t$ 는 1씩 증가되고  $t$ 가 20이 되는 경우를 종료 조건으로 설정하였다. 개미의 수인  $m$ 값을 설정하기 위하여  $m$ 을 300, 500, 1000, 1500, 2000으로 변화시켜가면서 실험을 수행하였다. 그 결과 수행시간은 사이클 횟수에 더 밀접한 연관이 있고 개미의 수는 수행시간과 직접적인 연관을 갖지 않음을 알 수 있었다. 즉, 사이클의 횟수가 적은 경우에는 개미의 수가 많을 때 좋은 결과를 얻지만 이 실험은 수렴될 때까지 수행하므로 개미의 개수는 실험 결과에 큰 영향을 미치지 않았다. 본 실험에서는 영상 크기의 다양성을 고려하여  $m=1000$ 으로 정하였다.

영상에 무작위로 위치한 개미가 에지 검색을 수행하는 초기단계에는 모든 화소에 대한 페로몬의 양이 동일하므로 검색 수행 과정에서 찾아지는 에지들이 분명하게 나타나지 않지만 시간이 지날수록 에지들이 명확하게 나타나는 것을 볼 수 있었다. ACS에서 개미들이 임의의 지역으로 이동하는 작업은 일반적으로 휴리스틱 정보만을 이용하지만, 실험 결과 휴리스틱 정보만을 이용하는 경우 만족할만한 결과를 얻지 못하였으므로 본 연구에서는 수식 (4)의  $q_0$ 와  $q_1$ 의 값으로 검색 위치를 설정하였다.  $q_1$ 을 이용하는 경우 배경영역에서만 개미가 검색을 수행할 수도 있는 위험 요소가 존재하지만 무작위성을 지원하는  $q_0$ 를 같이 사용함으로써 더 명확한 에지를 검색할 수 있는 것을 확인하였다.

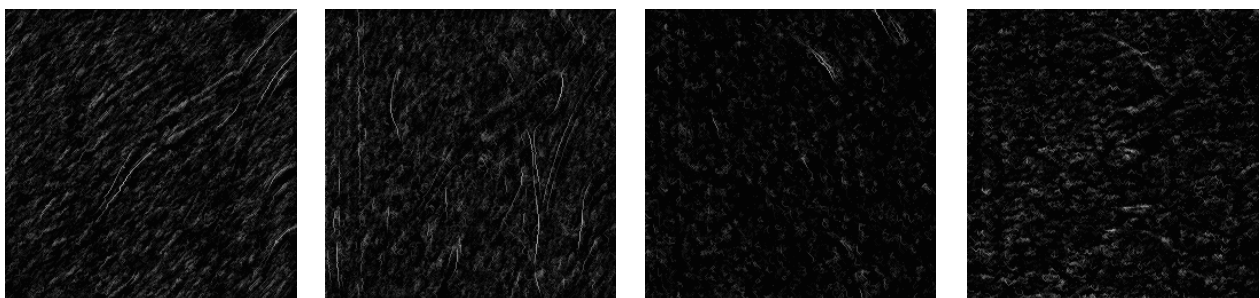


(a) Lena (b) Cameramen

(그림 2) 에지 검색 수행 후의 에지 영상

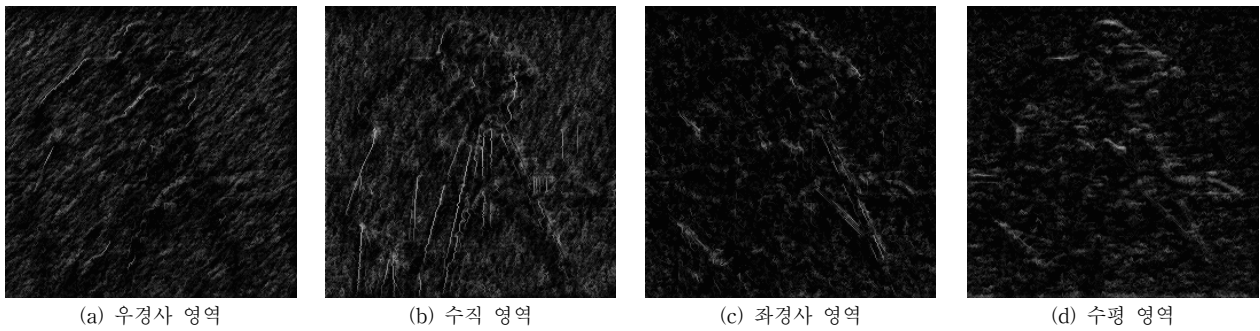
(그림 2)는 일반적으로 영상처리에 많이 사용되는 영상인 Lena와 Cameramen에 대하여 ACS를 사용한 에지 검색 단계에서 최종적으로 얻어진 에지 영상이다. (그림 2)의 에지 영상과 Lena와 Cameramen의 원 영상을 평탄 영역을 구분하기 위하여 사용 한다. (그림 3)은 (그림 2)(a)에 대한 각각의 영역을 분류한 영상이다. 그림에서 보면 개미는 아주 넓은 영역을 검색하며 실제로 움직인 방향에 따라서 정보가 축적되는 것을 볼 수 있다. 에지 검색 과정에서 필요한 휴리스틱 정보를 계산하기 위해 소벨 연산자와 라플라스 연산자를 이용하여 그 중 큰 값을 적용함으로써 개미는 필요한 정보만을 검색하는 것을 (그림 2)에서 볼 수 있었다. 이 결과에 의하면 ACS를 이용하는 에지 검색 방법이, 기존의 방법보다 더욱 정확한 에지를 검색할 수 있다는 것을 이미 확인하였다[12]. 즉, 개미의 무작위성을 이용하여 영상정보의 에지를 검색하였고 검색된 에지가 기존의 검색 방법에 비하여 안정적인 결과를 얻을 수 있었으므로 이러한 에지 검색을 통하여 영역 분류를 시행한 ACS 기법이 또한 안정적이고 효율적이라는 사실을 알 수 있다.

(그림 3)을 보면 개미는 특정 영역만을 검색하는 것이 아니라 영상의 전체 영역에서 검색을 수행하는 것을 알 수 있다. (그림 3)에서 잠움처럼 보이는 흰색 영역이 검색을 수행한 영역이다. 에지를 검색하기 위해서는 휴리스틱 정보가 가장 중요하고 영역 분류를 수행하기 위해서는 개미에 의해서 축적되는 페로몬이 휴리스틱 정보보다 더 중요한 역할을 한다는 것을 알 수 있다. (그림 3)에서 보면 Lena는 대부분이 우경사 영역과 수직 영역으로 구성된 영상임을 알 수 있다.

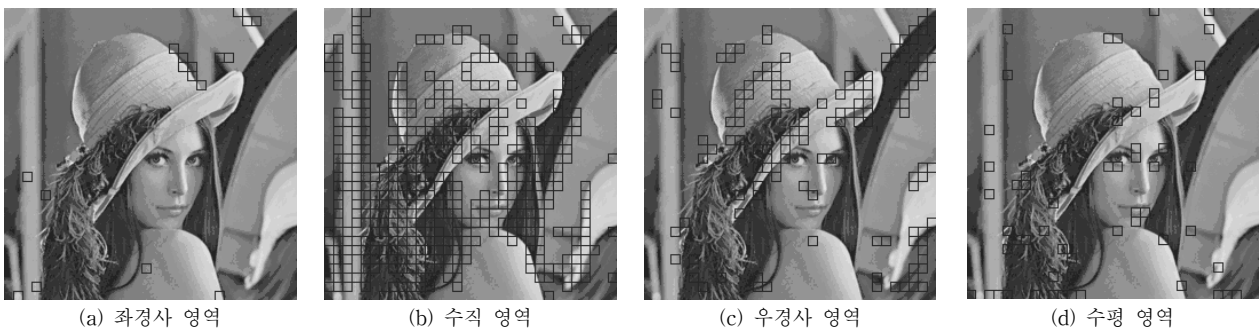


(a) 우경사 영역 (b) 수직 영역 (c) 좌경사 영역 (d) 수평 영역

(그림 3) Lena에 대한 영역 분류



(그림 4) Camera man에 대한 영역 분류



(그림 5) Lena의 영역분류 결과

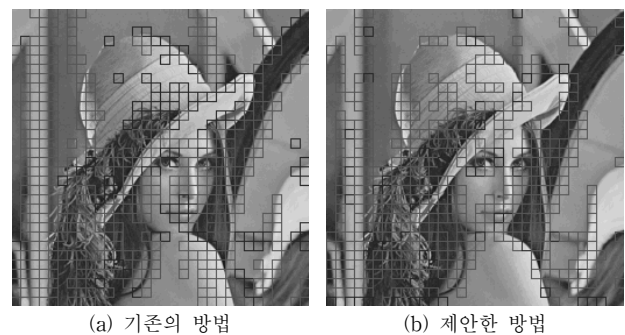
ACS에서 개미의 움직임은 *pseudo-random proportional* 규칙을 따르므로 휴리스틱 정보와 페로몬 정보를 이용하여 수식 (5)로 계산된 확률 중에서 가장 큰 값을 갖는 방향으로 이동한다. (그림 4)는 Cameraman 영상에 적용하여 영역 분류를 수행한 결과를 보여준다. 전체적으로 올바른 방향성을 가지고 있는 것을 볼 수 있다.

본 연구에서 제안한 방법은 개미에 의해서 검색된 에지 정보를 이용하므로 휘도의 차분산 만으로 수행되는 기존의 영역 분류 방법에 비하여 유연성 있는 결과를 보여 주고 있다. 배경영역으로 인식되어야 할 Lena의 어깨 부분도 기존의 방법을 사용하면 수직영역으로 인식하는 결과를 보여주고 있다. 이것은 단순히 휘도만을 이용하여 영상을 처리했기 때문에 사람의 시각체계와 맞지 않는 문제점을 가지고 있기 때문이다. 또한 고정된 변수와 정적인 휘도를 사용함으로써 영상 내의 작은 변화에도 영향을 받게 되어 있는 기존의 방법과는 달리 본 연구에서 제안한 기법은 개미의 무작위성을 함께 가지고 있으므로 어느 정도의 변화에는 영향을 받지 않는 안정적인 영역 분류 방법이다.

(그림 5)는 본 연구에서 제안한 기법을 Lena에 적용하여 얻은 영역 분류 결과 전체적으로 올바른 결과를 보여주고 있다. (그림 5)(c)의 왼쪽부분을 보면 수직영역으로 보이는 부분이 우경사 영역으로 탐색된 것을 볼 수 있는데, 이것은 원본 영상의 수직 경계 부분이 서서히 변하고 있기 때문에 나타나는 결과이다. 이 수직 영역은 좌우의 여러 단계를 거쳐서 형성되므로 특정 부분의 경우 수직 방향과 좌우 방향의 휘도 값의 변화가 번갈아 가면서 크게 나타나는 부분이

존재한다. 따라서 한번은 수직으로 한번은 오른쪽으로 이동하는 현상을 나타내게 되는 경우가 발생하는 것이다. (그림 5)(c)는 그 값의 변화가 발생하는 부분에 대하여 개미가 추적한 결과를 보여주고 있다. 그러나 대부분의 경우는 (그림 5)(b)에서 보여주는 것과 같이 수직선 방향의 값 차이가 크기 때문에 수직선 영역으로 구분되는 것을 볼 수 있다.

(그림 6)은 영역 분류를 통하여 부호화 효율을 향상시킨 기법과 비교하기 위하여 수평과 수직 영역으로 분류된 결과만을 보여주는 그림이다. 이미 앞에서도 설명한 바와 같이 기존의 방법은 영상정보의 평균과 그 영상정보의 실제 값에 대한 차이로부터 분산을 계산하여 영상의 복잡도를 결정한 후, 수평영역과 수직영역 그리고 평탄영역으로 구분하여 영상을 분류하였다[8]. 기존의 방법을 사용한 (그림 6)(a)는 우경사 영역과 좌경사 영역 중에서 각도가 큰 것들까지 모두 포함하고 있어서 본 연구에서 제안한 방법인 (그림 6)의 (b)



(그림 6) 기존의 방법과 제안한 방법과의 비교



(a) 기존의 방법 (b) 제안한 기법

(그림 7) 어두운 영상에 대한 비교

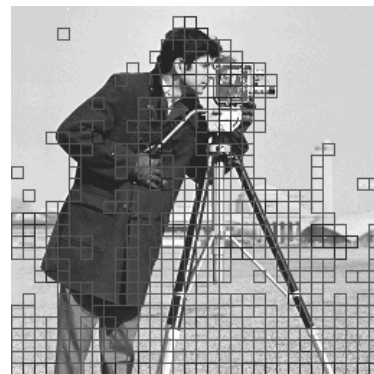
보다 더욱 많은 영역을 표시하고 있는 것을 볼 수 있다. Lena의 오른쪽 위를 보면 기존의 방법은 수평영역이나 수직 영역으로 볼 수 없는 우경사 영역도 수평과 수직영역 안에 포함 시키고 있지만 본 연구에서 제안한 기법에서는 그러한 오류가 적은 것을 볼 수 있다.

(그림 7)과 (그림 8)은 이러한 결과를 보여주고 있다. (그림 7)은 Lena에 감마연산을 수행하여 어두운 영상을 만들어서 영역 분류를 수행한 결과이다. 기존의 방법은 어둡거나 밝아지면서 원 영상에서 검색했었던 수평 수직 성분을 검색하지 못하는 결과를 보여 주었다. 밝은 영상보다는 어두운 영상에서 검색 성능이 더 저하되는 것을 알 수 있다. 특히 Lena 영상의 오른쪽 윗부분은 제안한 방법과는 다르게 수평과 수직 영역으로 검색하지 않은 것을 알 수 있다. 이것은 휘도만을 이용하여 영역 분류를 수행하기 때문에 발생하는 문제이다. 차분산을 이용하였음에도 불구하고 휘도의 차이에 의하여 영향을 받는 것을 확인하였다. 반면에 본 연구에서 제안한 기법은 어두운 영상에서 얻어진 수평과 수직 영역에 대한 정보가 거의 손실 없이 유지되어 안정적인 영역분류를 수행하고 있는 것을 볼 수 있다. 이러한 특성은 개미가 가지고 있는 positive feedback과 negative feedback의 특성에 의하여 실험 환경이 좋지 않을 때에도 안정적인 결과를 나타내 주는 것으로 판단된다.

(그림 8)에서 보는 것처럼 감마 연산을 수행하여 매우 밝은 영상을 만들어 영역 분류를 수행한 결과, 제안한 기법은 원 영상에 적용한 경우에도 검출하지 못했던 모자 윗부분을 수직영역으로 인식함으로써 오히려 더 좋은 영역 분류 결과

를 보여 주었다. 모자가 수직영역으로 인식되는 이유는 수직영역에 대한 정보와 수평영역에 대한 정보의 평균값에서 수직영역의 평균이 아주 미세한 차이지만 더 큰 값을 가지게 되는 경우에 수직영역으로 판단하도록 구성되었기 때문이다. (그림 8)의 (c)는 매우 밝은 Lena로부터 수직영역으로 분류된 영상이다. 원본의 수직영역 분류보다 더 진하게 모자의 윗부분이 형성된 것을 볼 수 있다. 오른쪽 윗부분의 사선 부분도 수직영역에서 나타나고 있으나 우경사 영역으로 구해진 값이 더 크기 때문에 수평수직 성분으로는 인식되지 않는 것을 알 수 있다.

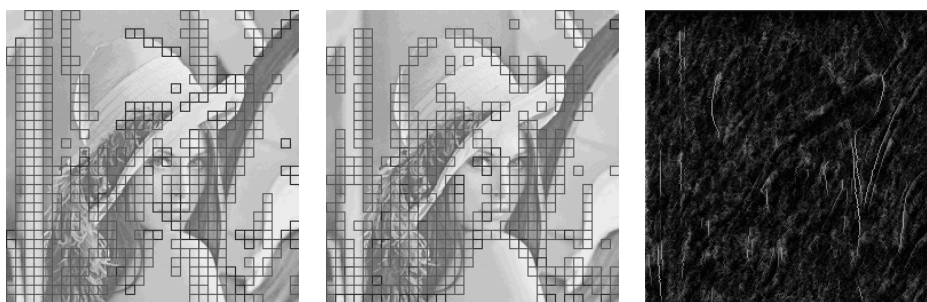
(그림 9)는 본 연구에서 제안한 기법을 Cameraman 영상에 적용하여 수평과 수직 영역을 함께 분류하여 얻은 결과를 보여준다. 잔디가 뾰족하게 솟아 오른 바닥은 거의 대부분이 수직영역으로 분류된 것을 볼 수 있는데 본 연구에서는 여러 값들이 섞인 혼합영상에 대한 분류를 고려하지 않았기 때문에 이와 같은 결과가 나오는 것이다. 뒤쪽의 흐릿한 빌딩 영역까지도 수직 영역으로 분류하고 있는 것을 확인할 수 있다.



(그림 9) 수직영역 분류

### 5. 결론

기존의 영상 처리에서의 영역 분류는 고정된 변수에 의하여 처리되었다. 그러나 사람의 시각체계에 의존하는 디지털 영상 정보는 고정된 값만으로 결과를 얻으면, 많은 후처리 작업들이 필요하였으며 그 결과 또한 영상의 특성에 따라



(a) 기존의 방법 (b) 제안한 기법 (c) 수직영역분류

(그림 8) 밝은 영상에 대한 비교

변하였다. 본 논문에서 제안한 기법은 개미 군락 시스템을 이용하여 영상의 에지를 먼저 검색한 후 개미들이 이동한 경로에 대한 정보를 이용하여 방향을 구하고 그 방향 성분을 최적의 해를 찾기 위한 휴리스틱 정보로 사용하였으며 그 결과 영상 내에서 각 방향을 나타내는 영역을 분류할 수 있었다. ACS를 이용한 특정 영역 분할에 관련된 연구는 있었지만 영역 분류 기법은 본 논문에서 최초로 제안하는 것으로 실험 결과를 통하여 ACS를 이용한 영역 분류가 가능함을 확인하였으며 제안한 기법을 사용하여 기존의 화소를 이용한 영역 분류 기법보다 안정적이며 유연성 있는 결과를 얻을 수 있는 것을 확인하였다.

또한 본 연구에서 제안한 개미 군락 시스템을 이용한 디지털 영역 분류 시스템은 영상의 불필요한 부분은 버리고 필요한 부분을 취하여 영역 분류의 성능을 향상시키는 것을 확인하였다. 기존의 방법은 고정된 값들의 조합에 의해서 영역 분류가 수행되므로 영상에 대한 정보가 조금만 변하여도 오류가 발생하여 정확한 분류를 수행하지 못하는 영역들이 많이 나타났다. 그러나 개미의 무작위성을 이용한 영역 분류 기법은 영상에 어느 정도의 변화가 발생하더라도 여전히 안정적인 결과를 보여주었다. 이러한 속성은 영상을 촬영하는 동안 발생할 수 있는 여러 종류의 잡음에 대하여 안정적인 상태를 유지할 수 있을 것이며 동영상내에서 급한 움직임에 의한 흐려짐에 대한 보상도 이루어 질 수 있을 것으로 기대한다. 앞으로 ACS는 영상 분석이나 영상 인식 혹은 영상 부호화 등에 적용할 수 있으며 좋은 성능을 보여줄 수 있을 것으로 기대한다.

**참 고 문 헌**

[1] Dorigo, M. and Maniezzo, V., and Colorni, A., "The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B, Vol.26, No.1, 1996, pp.1-13, 1996.

[2] Dorigo, M., and Gambardella, L. M., "Ant Colonies for the Travelling Salesman Problem," BioSystems 43, pp.73-81, 1997.

[3] Yun, M., and Kim, I., "Improved Ant Colony System Using Subpath Information for the Travelling Salesman Problem," Research on Computing Science, Advances in Artificial Intelligence Theory, Vol.16, pp.185-194, 2005.

[4] Dorigo, M., Caro, G. D., and Gambardella, L. M., "Ant Algorithms for Discrete Optimization," Artificial Life, Vol. 5, No.3, pp.137-172, 1999.

[5] Ramos, V., and Almeida, F., "Artificial Ant Colonies in Digital Image Habitats: A Mass Behaviour Effect Study on Pattern Recognition," Proc. of ANTS'2000-International Workshop on Ant Algorithms, pp.113-116, 2000.

[6] Ramos, V., Muge, F., and Pina, P., "Self-Organized Data and Image Retrieval as a Consequence of Inter-Dynamic

Synergistic Relationships in Artificial Ant Colonies," Hybrid Intelligence Systems, Vol.87, 2002.

[7] Nezamabadi-pour, H., Saryazdi, S., and Rashedi, E., "Edge detection using ant algorithms," Soft Computing, August 1, 2005.

[8] Kim, I. K., Jeong, Y. and Park, K. T., "The Block-Based Preprocessing System For The Coding Performance Improvement," IEEE Trans. on Consumer Electronics, Vol.44, No.3, pp.1048-1053, August, 1998.

[9] Liu, J. and Tang, Y. Y., "Adaptive Image Segmentation with Distributed Behavior-Based Agents," IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.21, No.6, pp.544-551, June, 1999.

[10] Dorigo, M. and Stutzle T., Ant Colony Optimization, MIT Press, 2003.

[11] Bonabeau, E., Dorigo, M., and Theraulaz, G., Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems, Oxford University Press, 1999.

[12] 김인걸, 윤민영, "개미 군락 시스템을 이용한 개선된 에지 검색 알고리즘", 정보처리학회 논문지, 제13-B권, 제3호, pp. 315-322, 2006.



**김 인 걸**

e-mail : kik@sungkyul.edu  
 1990년 연세대학교 전자공학과 학사  
 1992년 연세대학교 전자공학과 공학석사  
 1997년 연세대학교 전자공학과 공학박사  
 1996년~1998년 안양과학대학 전임강사  
 1998년~현 재 성결대학교 정보통신공학부  
 부교수

관심분야 : 인공지능, 영상처리



**윤 민 영**

e-mail : alabama@sungkyul.edu  
 1989년 Univ. of Alabama in Huntsville,  
 MS in Computer Science  
 1993년 Univ. of Alabama in Huntsville,  
 Ph.D in Computer Science  
 1994년 Alabama A&M University,  
 Assistant Professor

1995년~현 재 성결대학교 정보통신공학부 교수  
 관심분야 : Swarm Intelligence, Algorithm Analysis