

개미 군락 시스템을 이용한 개선된 에지 검색 알고리즘

김 인 겸[†] · 윤 민 영^{**}

요 약

개미 군락 시스템(Ant Colony System, ACS)은 조합 최적화 문제 중의 하나인 방문 판매원 문제에(Traveling Salesman Problem, TSP) 간단하게 응용할 수 있고 좋은 결과를 보여주었으며 최근에는 영상처리 분야의 패턴 인식, 영상 추출, 에지 검색 등에 응용되고 있다. 에지 검색은 검색된 에지를 이용하여 문서 분류, 문자 인식, 얼굴 인식 등과 같은 분야에서 다양하게 응용될 수 있다. 기존의 연산자 위주의 에지 검색 기법들은 에지를 명확하게 검색한다고 해도 이 검색 결과를 이용하여 다음 단계의 영상처리를 위해서는 그 목적에 맞도록 새로운 후처리 작업을 거쳐야 한다는 단점이 있다. 본 연구에서는 개미 군락 시스템의 특성을 이용하여 에지의 명확한 검색뿐 아니라, 좀 더 안정적이고 (robustness) 유연성을(flexibility) 갖는 에지 검색 기법을 제안하며 실제 디지털 영상에 적용하였을 때 만족할 만한 결과를 얻을 수 있었다.

키워드 : 개미 군락 시스템, 영상 처리, 에지 검색

Improved Edge Detection Algorithm Using Ant Colony System

Inkyeom Kim[†] · Minyoung Yun^{**}

ABSTRACT

Ant Colony System(ACS) is easily applicable to the traveling salesman problem(TSP) and it has demonstrated good performance on TSP. Recently, ACS has been emerged as the useful tool for the pattern recognition, feature extraction, and edge detection. The edge detection is widely utilized in the area of document analysis, character recognition, and face recognition. However, the conventional operator-based edge detection approaches require additional postprocessing steps for the application. In the present study, in order to overcome this shortcoming, we have proposed the new ACS-based edge detection algorithm. The experimental results indicate that this proposed algorithm has the excellent performance in terms of robustness and flexibility.

Key Words : Ant Colony System, Image Processing, Edge Detection

1. 서 론

메타 휴리스틱 탐색 방법 중의 하나인 개미 군락 시스템(Ant Colony System, ACS)은 개미 집단이 먹이를 발견한 후 목적지까지 가장 빠른 경로를 찾아내어 운반하는 집단행동을 모방한 탐색 알고리즘이다. 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. Dorigo[1] 등에 의해서 제안된 ACS는 방문 판매원 문제[2, 3], 라우팅 문제[4], 배정 문제, 스케줄링 문제 등과 같은 조합 최적화 문제에 응용되어 왔다. 또한 최근에는 영상처리 분야의 패턴 인식, 영상 추출, 에지 검색

[5-7] 등에 응용되고 있다.

영상처리에서 에지 검색은 많은 연구가 활발하게 진행되고 있는 분야로써, 영상의 객체들에 대한 경계선을 추출하고 지역화(localize) 하는 것을 말한다. 에지 검색은 검색된 에지를 이용하여 문서 분류, 문자 인식, 얼굴 인식 등과 같은 분야에서 다양하게 응용될 수 있으므로 효율적이고 명확하게 에지를 검색할 수 있는 알고리즘은 매우 중요하다. 널리 알려진 에지 검색 방법들로는 기울기 방식(gradient-based method)을 이용한 Sobel 연산자, 가장 많이 사용되는 Canny 연산자, 그리고 2차 미분 기법을 이용한 라플라스(Laplace) 연산자 등을 들 수 있다[8]. 그러나 이러한 연산자 위주의 에지 검색 기법들은 에지를 명확하게 검색한다고 해도 이 검색 결과를 이용하여 다음 단계의 영상처리를 위해서는 그 목적에 맞도록 새로운 후처리 작업을 거쳐야 한다는 단점이 있다.

영상 처리의 응용분야에 따라서는 검색된 에지의 굵기나

[†] 정 회 원 : 성결대학교 정보통신공학부 부교수

^{**} 정 회 원 : 성결대학교 정보통신공학부 부교수

논문접수 : 2006년 1월 18일, 심사완료 : 2006년 5월 8일

범위에 따라서 응용분야가 달라질 수 있으므로 좀 더 유연성 있는 에지 검색 기법이 요구되어지는 것이 현실이다. 또한 특별한 목적을 위한 에지 검색은 변수들의 값을 다양하게 변형시킴으로써 에지를 추가적으로 얻는 작업도 필요한데, 본문에서는 개미 군락 시스템을 적용하여 좀 더 안정적이고(robust) 유연성을(flexible) 갖는 에지 검색 기법을 제안한다.

본 논문은 다음과 같이 구성되었다. 제2장은 기본 아이디어가 되는 ACS 알고리즘과 에지 검색에 대한 기존의 연구를 요약하고 3장에서는 ACS를 에지 검색에 응용하는 알고리즘을 소개한다. 제4장은 제안한 ACS를 실험하여 결과를 분석하며 마지막으로 5장에서는 본 연구 결과를 요약하고 연구 방향을 제시한다.

2. 관련된 연구들

2.1 개미 군락 시스템

ACS로 해결할 수 있는 문제들은 가중 그래프(Weighted graph) $G=(V, E)$ 로 표현될 수 있다. V 는 정점들의 집합으로 $|V|=n$ 이며 E 는 연결선들의 집합을 나타낸다. 연결선들은 페로몬의 흔적을 따라서 경로(trail)를 구성하고 τ_{ij} 는 연결선 (i, j) 에 누적된 페로몬의 양을 나타내며, 정점 i 에서 직접 정점 j 로 이동할 수 있는 가능성의 정도를 나타낸다. 한 쌍의 정점 (i, j) 사이의 거리를 d_{ij} 할 때, 휴리스틱 정보는 $\eta_{ij} = 1/d_{ij}$ 로 표현한다. 각 개미들은 무작위로 정해진 출발 정점에서 탐색을 시작하여 아직 방문하지 않은 정점들 중에서 τ_{ij} 와 η_{ij} 에 의하여 정점을 선택하고 모든 정점들의 탐색이 완료되면 다시 출발 정점으로 돌아가서 하나의 경로를 완성하게 된다. 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 구성하게 된다. 이 과정에서 하나의 연결선이 경로에 추가 될 때마다 지역 페로몬 갱신 규칙(Local Pheromone Updating Rule)에 의하여 페로몬의 양을 수정하고 경로가 완성되면 현재까지 발견된 경로들 중에서 최소 경로인 전역 최적 경로에(Global Pheromone Updating Rule) 대해서만 다시 페로몬을 갱신시키게 된다[9, 10].

경로 구성 규칙은 개미 k 가 정점 i 에서 다음 정점 j 를 선택할 확률을 다음과 같이 계산한다.

$$p_{ij}^k = \frac{[\tau_{ij}][\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{i \in N_i^k} [\tau_{il}][\eta_{il}]^\beta}, \quad \text{if } j \in N_i^k \quad (2.1)$$

여기서 β 는 연결선 (i, j) 에 대한 페로몬의 양 τ_{ij} 와 휴리스틱 정보 η_{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 갱신은 개미가 해를 위한 경로를 구성하면서 연결선 (i, j) 를 선택할 때마다 수식 (2.2)을 적용하여 해당 연결선의 페로몬 양을 갱신하는 것을 말한다.

$$\tau_{ij} = (1 - \xi)\tau_{ij} + \xi \tau_0 \quad (2.2)$$

변수 ξ 는 $0 < \xi < 1$ 을 만족하며 실험적으로 $\xi = 0.1$ 일 때 성능이 가장 좋은 것으로 나타났다[4]. τ_0 는 초기 페로몬의 양을 나타낸다.

전역 페로몬 갱신은 모든 개미들이 각각의 경로를 찾은 후, 지금까지 발견된 경로들 중에서 최적 경로 T^{bs} 에 대하여만 다음 수식 (2.3)에 의하여 페로몬을 갱신하는 방법이다.

$$\tau_{ij} = (1 - \rho)\tau_{ij} + \rho \Delta_{ij}^{bs}, \quad \forall (i, j) \in T^{bs} \quad (2.3)$$

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

2.2 ACS를 적용한 에지 검색

Nezamabadi-pour, Saryazdi, Rashedi는 [7]에서 ACS를 에지 검색에 적용하였다. 입력 영상은 2차원 그래프로 표현되어 영상의 각 화소들은 정점으로 나타내었다. 개미들은 화소와 화소 사이를 순회하면서 방문한 화소는 페로몬으로 표시한다. 초기 단계에서는 m 개의 개미가 무작위로 각 화소에 위치한다. 모든 화소의 값은 0.0001로 초기화 한다. 개미가 한 정점에서 이웃의 8개의 다른 정점으로 이동할 때 다음 수식 (2.4)를 이용하여 이동 확률을 결정한다. 개미 k 가 정점 (r, s) 에서 정점 (i, j) 로 이동 할 확률은 다음과 같다.

$$p_{ij}^k = \begin{cases} \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_u \sum_v (\tau_{uv})^\alpha (\eta_{uv})^\beta} & \text{if } (i, j) \text{ and } (u, v) \in \text{admissible nodes} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2.4)$$

$r-1 \leq i, u \leq r+1, s-1 \leq j, v \leq s+1$

화소 (i, j) 에 대한 휴리스틱 정보 $\eta_{i,j}$ 는 다음과 같이 정의 하였다.

$$\eta_{i,j} = \frac{1}{I_{Max}} \times \text{Max} \left[\begin{array}{l} |I(i-1, j-1) - I(i+1, j+1)|, \\ |I(i-1, j+1) - I(i+1, j-1)|, \\ |I(i, j-1) - I(i, j+1)|, \\ |I(i-1, j) - I(i+1, j)| \end{array} \right] \quad (2.5)$$

각 단계마다 페르몬은 다음과 같이 갱신되었다.

$$\tau_{(i,j)}(new) = (1 - \rho)\tau_{(i,j)}(old) + \Delta\tau_{(i,j)} \quad (2.6)$$

여기서

$$\Delta\tau_{(i,j)} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{(i,j)}^k \text{ 이고}$$

$$\Delta\tau_{(i,j)}^k = \begin{cases} \eta_{(i,j)} & \text{if } \eta_{(i,j)} \geq b \text{ and } k\text{th ant displaces} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

이때 b 는 threshold 값을 나타낸다. 개미가 선택하지 않은 화소는 페르몬이 기하급수적으로 감소한다. 검색에서 발생할 수 있는 stagnation 현상을 방지하기 위하여 페르몬의 최소값을 τ_{min} 으로 정하는데, $\tau_{min} > 0$ 이므로 어느 화소를 선택할 확률이 0일 경우는 발생하지 않는다.

3. 제안한 에지 검색 알고리즘

본 연구에서 제안한 에지 검색 알고리즘은 Dorigo[2]에 의해서 TSP 문제에 적용되었던 기존의 ACS 알고리즘을 디지털 영상에 응용하여 영상의 에지 영역에 축적된 페르몬으로 에지를 검색하도록 하였다. τ_{ij} 는 화소 (i, j) 에 누적된 페르몬의 양을 나타내고 이것은 특정 화소 (i, j) 에서 다른 화소로 이동할 수 있는 가능성의 정도를 나타낸다. 디지털 영상의 휴리스틱 정보 $\eta_{ij} = d_{ij}$ 로 표현하며 d_{ij} 는 화소 (i, j) 와 주변 화소들 간의 휘도(intensity)의 차이를 나타낸다. τ_{ij} 와 η_{ij} 는 각각 페르몬 행렬과 휴리스틱 정보 행렬에 저장된다. 각 개미들은 무작위로 정해진 임의의 화소에서 검색을 시작하여 아직 검색하지 않은 화소들 중에서 τ_{ij} 와 η_{ij} 에 의하여 다음 검색할 화소를 선택하고, 검색된 화소마다 매 단계 페르몬 갱신이 수행되며 정해진 단계(step)만큼의 검색이 수행되면 모든 개미들은 자신들이 검색한 화소에 대한 페르몬을 갱신하게 된다.

디지털 영상이 $M \times N$ 개의 화소로 구성되어 있다면, ACS의 초기 단계에서는 m 개의 개미들이 무작위로 m 개의 화소에 위치한다. 개미들은 주어진 검색 규칙에 의하여 검색할 화소를 반복적으로 선택하며 에지 검색을 수행한다. 이 과정에서 화소가 선택될 때마다 지역 페르몬 갱신 규칙에 (Local Pheromone Updating Rule) 의하여 페르몬 양을 수정하고 한 사이클(64 단계)의 검색이 모두 끝난 후에는 그때까지 발견된 화소들 중에서 다시 페르몬을 갱신 하게 된다. 이 과정을 (그림 3.1)에 나타내었다.

3.1 검색 규칙

개미 k 가 화소 (i, j) 에서 다음 화소 (l, h) 을 선택할 때에

$$(l, h) = \begin{cases} \arg \max J, & \text{if } q \leq q_0; \\ \arg \max J, & \text{if } q \geq q_0 \text{ \& } J \leq q_1; \\ \arg \min J, & \text{if } q \geq q_0 \text{ \& } J > q_1; \end{cases} \quad (3.1)$$

algorithm: ACS_for_Edge_Detection {

Initialize Data;

while (not terminate) {

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

repeat (for each ant)

apply search construction rule to find edges;

apply local pheromone updating rule;

until (construct a solution)

apply global pheromone updating rule;

apply evaporation rule;

}

}

(그림 3.1) 알고리즘:ACS_for_Edge_Detection

는 수식 (3.1)의 pseudo-random proportional 규칙에 따른다. 여기서 q 는 $[0, 1]$ 사이의 균일 분포를 갖는 무작위 변수이며 q_0 는 $0 \leq q_0 \leq 1$ 을 만족하는 변수이다. J 는 다음 수식 (3.2)에서 계산되는 확률 분포에 의하여 선택되는 무작위 변수이다. q_1 은 다음 화소의 검색 확률이 일정한 값을 넘어서는 경우에 적용하기 위한 변수로써 homogeneous한 영역을 검색하기 위해서 필요하다. 수식 (3.2)는 개미 k 가 화소 (i, j) 에서 다음 화소 (l, h) 를 선택할 확률을 나타내며 α 는 화소 (i, j) 에 대한 페르몬의 양 τ_{ij} 에 대한 중요도를, β 는 휴리스틱 정보 η_{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.

$$p_{(i,j),(l,h)}^k = \frac{[\tau_{ij}]^\alpha [\eta_{ij}]^\beta}{\sum_{l \in N_i^k} \sum_{m \in N_j^k} [\tau_{(i+l)(j+h)}]^\alpha [\eta_{(i+l)(j+m)}]^\beta}, \quad (3.2)$$

if $l \in N_i^k$ & $m \in N_j^k$

수식 (3.2)에 의하면 화소 (i, j) 로부터 (l, m) 을 선택할 확률은 페르몬의 양 τ_{ij} 와 휴리스틱 정보 η_{ij} 에 의해서 결정된다. η_{ij} 는 [7]에서 사용한 수식 (2.6)을 이용하여 계산한다. 각 개미는 페르몬 값이 크면서 화소 간의 값 차이가 가장 큰 화소 (l, m) 을 다음 검색할 화소로 선택한다. 만일 $\beta = 0$ 이면 페르몬 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 페르몬 갱신 방법

개미가 화소 (i, j) 를 선택할 때마다 수식 (3.3)을 적용하여 해당 화소의 페르몬을 갱신한다.

$$\tau_{ij} = (1 - \xi)\tau_{ij} + \xi \eta_{ij} \quad (3.3)$$

변수 ξ 는 $0 < \xi < 1$ 을 만족하며 실험적으로 $\xi = 0.1$ 일 때 성능이 가장 좋은 것으로 알려져 있다. η_{ij} 는 화소 (i, j) 와 이웃 화소들 간의 차이를 나타내며 8-neighbour를 기준으로 검색한다. 수식 (3.3)을 적용하면 개미가 화소 (i, j) 를 선택할 때마다 그 화소에 해당된 페로몬의 양 τ_{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 stagnation을 막아준다.

3.3 전역 페로몬 갱신

전역 페로몬 갱신은 모든 개미들이 각각의 정해진 단계를 수행한 후, 그 때까지 검색한 화소들의 집합인 H^{sp} 에 대하여만 수식 (3.4)에 의하여 페로몬을 갱신하는 방법이다.

$$\tau_{ij} = (1 - \rho)\tau_{ij} + \rho \Delta\tau_{ij}^{sp}, \quad \forall (i, j) \in H^{sp} \quad (3.4)$$

$\Delta\tau_{ij}^{sp}$ 는 화소 (i, j) 를 방문하였을 경우 (i, j) 에 더해지는 페로몬의 양으로써 수식 (3.5)와 같이 정의된다.

$$\Delta\tau_{ij}^{sp} = \sum_{k=1}^m \Delta\tau_{ij}^k, \quad (3.5)$$

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

$\Delta\tau_{ij}^k$ 는 개미 k 가 디지털 영상을 검색하면서 방문한 화소 (i, j) 에 대한 휴리스틱 정보를 나타낸다. ρ 는 페로몬의 증발율(evaporation rates)으로써 화소에 저장되었던 페로몬은 ρ 에 의해서 감소된다. 일반적으로 $\rho = 0.1$ 일 때 가장 좋은 성능을 보여준다.

3.4 페로몬 증발

지역 페로몬 갱신은 화소가 검색된 현재 위치에서의 페로몬 갱신을 말하며 전역 페로몬 갱신은 검색이 이루어진 영역에 대해서 페로몬 갱신이 수행되는 것을 말한다. 이러한 방법에 의하여 페로몬의 증가와 감소를 반복적으로 수행함에도 불구하고 일정시간이 지나면 개미들이 한번 검색한 화소를 계속해서 검색하는 상황이 발생하여 페로몬이 누적된

다. 이 문제를 해결하기 위하여 전체 영역에 대한 페로몬의 증발이 필요하다. 페로몬이 누적되는 현상은 개미들이 활발하게 활동할수록 영상의 전 영역에 걸쳐서 페로몬이 증가하기 때문에 발생한다. 이러한 경우에는 검색을 수행하는 과정에서 stagnation에 빠질 수 있기 때문에 페로몬의 자연 증발 현상을 구현하여야 한다. 다음 수식 (3.6)은 페로몬 증발에 대한 수식이다. 여기서 I 는 전체 영상을 의미하며 증발율 $\rho = 0.1$ 을 적용하였다.

$$\tau_{ij} = (1 - \rho)\tau_{ij}, \quad \forall (i, j) \in I \quad (3.6)$$

페로몬 증발을 수행함으로써 아직 검색되지 않은 영역에 대한 검색 확률을 높여 주어서 화소 값 차이가 강한 에지뿐만 아니라 약한 에지들까지도 검색할 수 있도록 한다.

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, 8] 알려진 최적의 값들을 사용하였고, 영상처리를 위한 특별한 변수들은 여러 번의 실험을 통하여 발견된 최적의 값으로 결정하였으며 각각 다음과 같다.

$$\xi = 0.1, \rho = 0.1, \alpha = 2, \beta = 3, q_0 = 0.9, q_1 = 0.25, m = 1000, SR = 64.$$

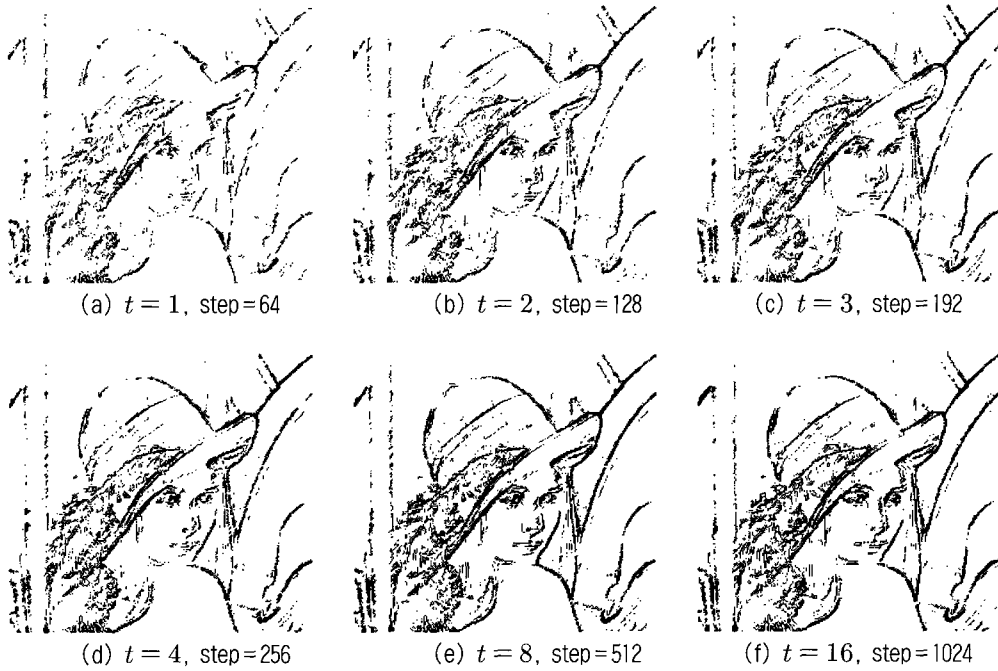
페로몬의 초기 값은 $\tau_0 = 1/(SR \times I_{max})$ 로 계산하였다. 여기서 SR 은 한 번의 검색 사이클을 구성하는 64단계를 말하며 각 개미들이 한 번의 사이클을 마치기 위한 작업시간을 변수 t 로 표현하였다. 한 사이클 즉 64단계의 검색이 끝나게 되면 t 는 1씩 증가되고 t 가 100이 되는 경우를 종료 조건으로 설정하였다.

(그림 4.1)은 $m = 1000$ 개의 개미를 영상에 무작위로 위치시켜 검색을 초기화한 것을 나타낸다. 이 초기화는 한 번의 검색 사이클이 끝난 후 t 를 증가시키면서 매번 새롭게 설정하여 stagnation에 빠지는 것을 방지하도록 하였다.

영상에 무작위로 위치한 개미가 에지 검색을 수행하는 초기 단계에는 모든 화소에 대한 페로몬의 양이 동일하므로 검



(그림 4.1) 원 영상에 $m = 1000$ 개의 개미를 무작위로 초기화 시킨 영상



(그림 4.2) 주기 t 에 따른 에지 검색 결과

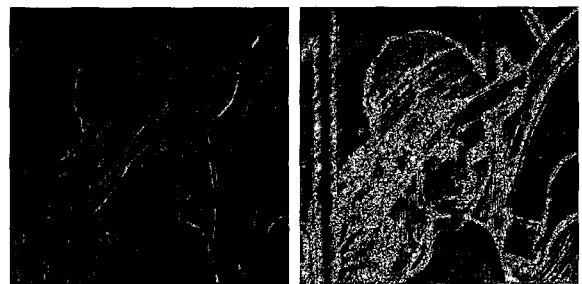
색 수행 과정에서 찾아지는 에지들이 분명하게 나타나지 않지만 시간이 지날수록 에지들이 명확하게 나타나는 것을 볼 수 있었다. ACS에서 개미들이 임의의 지역으로 이동하는 작업을 수행하는 기준은 일반적으로 휴리스틱 정보만을 이용하지만, 실험 결과 휴리스틱 정보만을 이용하는 경우 만족할만한 결과를 얻지 못하였으므로 본 연구에서는 수식 (3.1)의 q_0 와 q_1 을 기준으로 검색 위치를 설정하였다. q_1 을 이용하는 경우 배경영역에서만 개미가 검색을 수행할 수도 있는 위험 요소가 존재하지만 무작위성을 지원하는 q_0 를 같이 사용함으로써 더 명확한 에지를 검색할 수 있는 것을 확인하였다.

다음 (그림 4.2)는 사이클 t 에 따른 에지 검색 결과를 보여준다.

(그림 4.2) (a)는 1000마리의 개미가 검색영역을 한 번 검색한 후 즉, 사이클이 한 번 끝난 후의 결과를 보여주는 것으로 영상의 기본적인 윤곽선이 제대로 검색되어짐을 볼 수 있다. 한 번의 검색 사이클만으로도 에지들을 제대로 찾은 것을 알 수 있다. 배경 영역은 한번만 검색되어지므로 페로몬의 자연 증발 현상(evaporation)에 의하여 배경이 제거되어 화면으로는 보이지 않게 된다. 반면에 에지 영역에는 많은 개미들이 방문하고 그 흔적으로 페로몬이 축적되는 것을 알 수 있다. 그러나 검색 초기단계에서는 에지 영역이 존재한다고 하더라도 지속적인 검색과정에서 생기는 페로몬의 자연 증발 현상으로 인하여 그 영역이 희미해지는 결과를 나타낼 수도 있다. (그림 4.2)의 (e)와 (f)에서 볼 수 있듯이 $t=8$ 과 $t=16$ 사이 즉 step = 512 이상에서는 검색된 에지 영역에 대한 변화가 콧등과 같은 세밀한 영역 이외에는 거의 나타나지 않는데, 이러한 현상은 반복되는 페로몬의 생

성과 소멸 과정에서 새로 검색되는 에지 영역이 감소되기 때문이다. $t=10$ 이상에서 일어나는 에지 영역은 $t=8$ 일 때와 거의 차이가 없다.

아래의 (그림 4.3)은 각 주기 별로 얻어진 에지 영역의 차이를 보여주고 있다. 그 중 (a)는 $t=1$ 과 $t=10$ 의 차이를 나타내는데 왼쪽 부분은 두 사이클에서 생성된 영상의 차이를 나타내고 오른쪽은 그 차이를 확대하여 보여준다. 그림 (b)는 $t=10$ 과 $t=100$ 의 차이를 보여준다. 그림의 왼쪽 부



(a) $t=1$ 과 $t=10$ 의 차이



(b) $t=10$ 과 $t=100$ 의 차이

(그림 4.3) 각 주기 별로 얻어진 에지 영역의 차이

분을 보면 (a)가 (b)보다 더 많은 차이를 보여 주는데, 그 이유는 에지 검색 알고리즘이 매우 빠른 시간 안에 원하는 에지를 검색한다는 것을 의미한다. 실제 프로그램 수행 시 t 의 값이 20을 넘지 않아도 명확한 에지를 검색하는 것을 확인 할 수 있었다.

(그림 4.3)에서 $t=10$ 과 $t=100$ 의 차이가 존재하는 것은 $t=100$ 일 때의 결과가 좋아서가 아니라 에지를 계속적으로 검색해 나가는 개미들의 활동여부에 따라서 결정되어지는 것을 알 수 있다. 실제로 휴리스틱정보를 너무 강조하는 경우에는 영상에 존재하는 미세한 정보를 놓치고 마는 경우가 발생한다. (그림 4.4)는 그 예를 보여 준다. 일반적인 ACS 알고리즘에서는 β 가 휴리스틱 정보에 영향을 미침에도 불구하고 전체적인 결과에는 영향을 주지 않는 것으로 알려져 있으나 디지털 영상의 경우에는 β 를 크게 하면 개미가 검색해야 할 곳을 검색하지 못하는 문제가 발생하여 stagnation에 빠질 수도 있다.

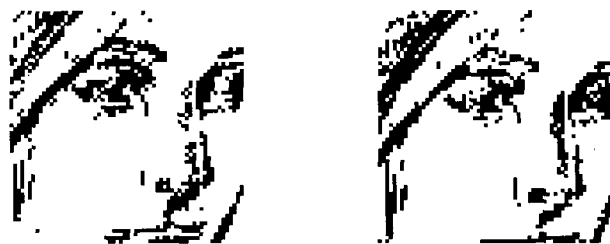
(그림 4.4)는 α 를 1로 고정한 후 β 에 변화를 주면서 얻은 결과 그림이다. 그림 (b)에서 보는 것처럼 β 의 값이 큰 경우는 눈의 윤곽이 뚜렷하지 않는 것을 볼 수 있다. 그 부분은 개미가 검색을 수행하지 않았다는 것을 의미한다. 개미가 검색을 수행했다고 해도 페로몬의 자동 증발 현상에 의하여 페로몬이 축적되지 않았다는 것을 보여준다. 그러나 콧등에서는 β 가 클수록 에지 들이 좀 더 명확하게 보여 짐을 알 수 있다. 또한 볼 부분도 β 가 커질수록 특정한 에지에 집중하는 현상이 나타나므로 stagnation이 발생하게 될 것이다. 이와 같이 어떤 특정한 부위가 더 진해지고 또한 다른 부위는 정보가 발생하지 않는 문제를 방지하기 위하여 변수가 적절하게 설정 되어야 한다.

본 연구에서 α 를 1로 β 를 10으로 정하여 실험한 결과

노동자 부분은 육안으로 확인하여 좋은 결과를 나타내나 얼굴 표면에 존재할 수 있는 희미한 그림자들은 모두 사라지는 것을 확인할 수 있었다. 또한 α 를 10으로 하고 β 를 1로 정한 경우는 노동자 부분이 거의 인식되지 않음을 볼 수 있었다. 본 연구에서는 반복 실험을 수행한 후 가장 좋은 결과를 얻을 수 있는 변수를 설정하여 실험을 수행하였다. α 를 1에서 5까지 변화시키면서 동시에 β 를 1에서 5까지 수행하여 나온 결과로부터 변수들의 값을 결정하였다. (그림 4.4)에서 보여주는 것과 같이 에지 영역에 대한 올바른 검색을 수행할 수 있는 적절한 변수를 설정하여 α 는 2로 β 는 3으로 설정하여 모든 실험을 수행하였다.

다음 (그림 4.5)는 α 와 β 의 값을 변화시키면서 얻은 결과를 확대한 것이다. 그림 (a)처럼 α 가 1로 고정되면 휴리스틱 정보에 많이 의존한다는 의미이며 검색 결과에는 많은 에지들이 포함된다. 그러나 무조건적으로 많은 에지는 의미가 없다. 그림 (b)와 (c)에서 보는 것처럼 α 와 β 를 바꾸어 주면 β 가 클수록 휴리스틱 정보를 많이 제공하지만 α 를 적절하게 설정해 주면 너무 과도하지 않으면서도 적절한 에지들을 검색할 수 있다. 눈뿐만이 아니라 콧등에서도 서로 다른 결과를 보여주는데 α 가 더 큰 경우는 콧등의 에지 정보가 많이 약해진 것을 알 수 있다. 그러면서 노동자 부분의 에지 정보는 과도하게 많이 퍼져 있는 것을 볼 수 있는데 이것은 페로몬이 휴리스틱 정보보다 더 큰 값을 가지기 때문에 발생한 것이라고 볼 수 있다. 원본 영상의 에지 정보와 비교하여 가장 근사한 형태를 나타내는 결과를 통하여 α 값과 β 값을 결정하였다.

(그림 4.6)은 Lena, cameraman, 그리고 face 영상에 대하여 본 연구에서 제안한 알고리즘을 적용하여 얻은 결과이다. 디지털 영상에 맞는 변수를 설정하면 ACS도 에지 검색에



(a) $\beta=2$ (b) $\beta=5$
(그림 4.4) β 의 변화에 따른 에지 검색 결과



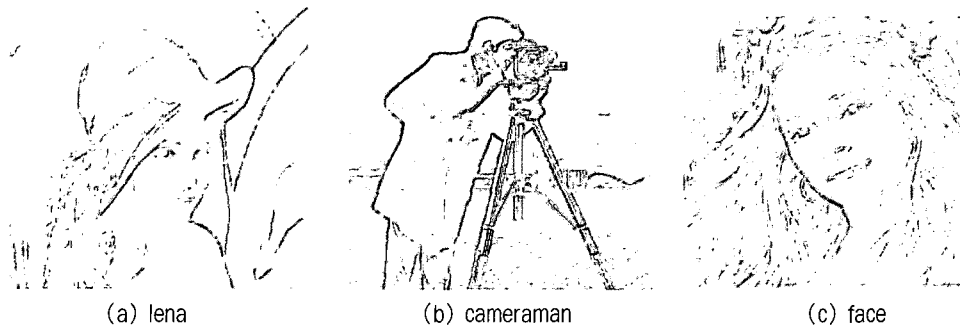
(a) $\alpha=1 \beta=3$ (b) $\alpha=3 \beta=2$ (c) $\alpha=2 \beta=3$
(그림 4.5) α 와 β 의 값 변화에 따른 결과

훌륭하게 적용됨을 볼 수 있다. 본 연구에서 제안한 기법은 [7]의 결과에서는 나타나지 않는 눈동자나 모자 솔과 같은 세밀한 에지 정보를 나타내는 것을 알 수 있다.

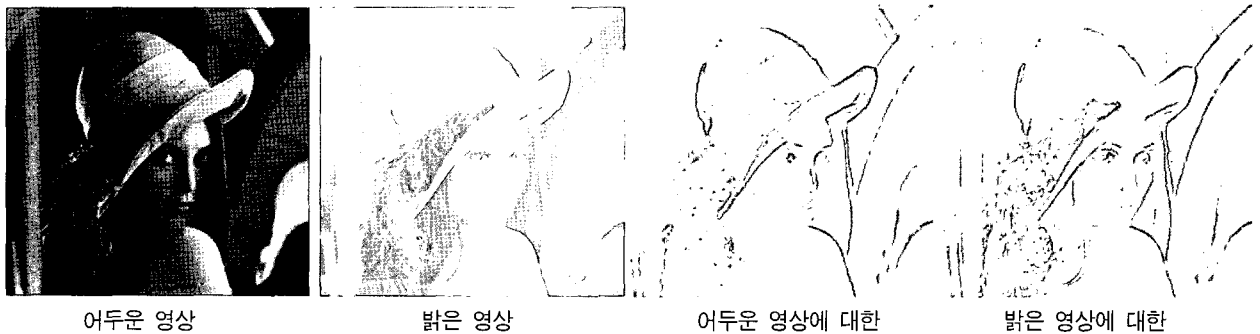
본 연구에서 제안한 기법의 안정성과 유연성을 테스트하기 위하여 (그림 4.7)은 Lena를 전체적으로 어둡고 밝게 만든 두 개의 영상에 대하여 에지 검색을 수행한 결과를 보여 준다. 어두운 영상에서는 솔 부분에서 검은색으로 변한 영역이 많아서 세밀한 에지들을 검색하지는 못하였지만 전체적으로는 좋은 결과를 나타내었다. 영상이 밝아진 경우는 더욱 세밀한 에지들이 검색되는 것을 확인할 수 있는데 어두운 영상보다는 솔 부분의 휘도 값들이 에지로 검색할 수 있는 큰 값을 가지고 있기 때문에 세밀한 에지 검색 결과를 보여 주었다. 그러므로 어둡거나 밝은 영상에 대한 에지 검색 결과가 원래의 Lena 영상과 큰 차이 없이 만족할 만한 결과를 보여 주고 있는 것을 알 수 있다.

(그림 4.8)은 본 연구에서 제안한 방법과 기존의 대표적인 연산자인 Sobel 연산자와 Laplace 연산자를 사용하여 에지 검색한 결과를 비교한 것이다. Sobel 연산자와 Laplace 연산자는 3×3 연산자를 사용하였다.

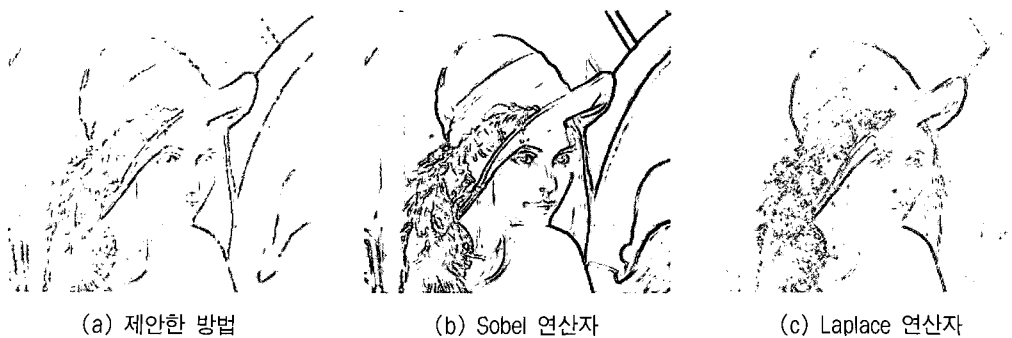
전체적인 에지 정보만을 고려하여 사람의 육안으로 보는 경우, Sobel 연산자에 의한 결과는 에지들이 전체적으로 굵게 보이고 Laplace 연산자는 미세한 잡음의 형태를 띠고 있음을 알 수 있다. 눈으로 보기에는 Sobel 연산자를 이용한 에지 검색 기법이 좋아 보일수도 있으나 실제 영상처리에서 에지 정보를 이용하는 경우에 너무 굵은 에지는 사용할 수 없는 경우도 발생하기 때문에 세선화 작업을 별도로 수행하기도 한다. 2차 미분 기법인 Laplace 연산자를 이용한 결과는 세밀한 에지가 너무 산만하게 퍼져 있는 것을 볼 수 있는데 이러한 특성 때문에 추가 작업이 필요하게 된다. (그림 4.9)는 Lena 영상의 모자 부분을 확대하였다.



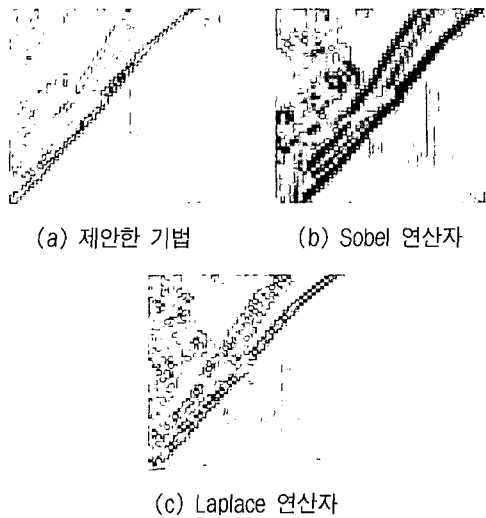
(그림 4.6) 제안한 알고리즘을 적용하여 에지를 검색한 결과



(그림 4.7) 어두운 Lena와 밝은 Lena에 대한 에지 검색 결과



(그림 4.8) 대표적인 연산자를 이용한 에지 검색 결과와의 비교



(그림 4.9) 에지 검색 결과를 확대하여 비교한 결과

Sobel 연산자로 검색한 에지들은 너무 굵고 Laplace 연산자를 사용하면 에지들이 가늘지만 산만하게 퍼져 있음을 알 수 있다. 그러나 본 연구에서 제안한 기법은 에지 정보가 필요한 곳에서 가늘면서도 정확하게 에지 정보를 나타내고 있는 것을 알 수 있다. 제안한 기법은 기존의 연산자 기법이 가지고 있는 각각의 문제점을 보완해 주면서 안정적이고 유연성 있는 결과를 보여 주고 있는 것을 확인할 수 있다.

5. 결론

본 연구에서는 ACS 기법을 디지털 영상에 적용하여 에지를 검색하는 알고리즘을 제안하였고 매우 만족스러운 결과를 얻을 수 있었다. 고전적인 영상처리에서의 에지 검색은 고정된 한 값을 이용하여 화소별로 처리되거나 이미 널리 알려진 연산자를 이용함으로써 에지를 검색하였다. 실제 영상의 에지 정보는 어느 기준점에 의해서 정확하게 잘리는 것이 아니라 서서히 변화된다는 사실을 고려하여, 개미의 무작위성에 의하여 발생한 페로몬과 휴리스틱 정보의 조합을 이용하여 에지를 검색하였다. 따라서 본 연구에서는 고정된 값을 갖는 연산자에 의해서 에지 검색을 수행한 것이 아니라 원래의 영상 특성에 적합하도록 서서히 변화하는 에지 정보를 획득하는 검색 알고리즘을 구현하였다.

기존의 ACS를 이용한 에지 검색 방법 [7]에서는 잘 검색되지 않았던 눈동자나 모자 숲의 세밀한 에지 정보를 본 연구에서 제안한 알고리즘으로는 검색할 수 있었다. 그 이유는 첫째, 수식 (3.1)의 검색 규칙에서 변수 q_1 을 사용하여 homogeneous한 영역을 검색할 수 있도록 하였으며 둘째, 검색 사이클마다 증발(evaporation)을 수행하여 아직 검색되지 않은 영역에 대한 검색 확률을 높여 주어서 화소 값 차이가 강한 에지뿐 아니라 약한 에지들까지도 검색할 수 있도록 하였기 때문이다.

에지 검색은 모든 영상처리 분야에서 사용하는 매우 중요한 영역임으로 이러한 연구가 앞으로 영상처리를 수행하는

많은 분야에 영향을 미칠 수 있을 것이다. 좀 더 나아가 ACS를 응용하여 영상 분할과 영상 인식 등과 같은 분야에 적용하는 연구를 수행할 수 있을 것으로 기대한다.

참고 문헌

- [1] Dorigo, M., Maniezzo, V., and Colomi, A., "The Ant System: Optimization by a colony of cooperating agents," IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics-Part B, Vol.26, No.1, 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] 김인겸, 윤민영, "방문판매원 문제에 적용한 개선된 개미 군락 시스템", 정보처리학회논문지 B, 제12-B권 제7호, pp.823-828, 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] Gonzalez, R. C. and Woods, R. E. 'Digital Image Processing', Second Edition, Prentice Hall, 2002.
- [9] Dorigo, M. and Stutzle, T., Ant Colony Optimization, MIT Press, 2003.
- [10] Bonabeau, E., Dorigo, M. and Theraulaz, G., Swarm Intelligence: From Natural to Artificial Systems, Oxford University Press, 1999.



김인겸

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

관심분야 : 인공지능, 영상처리



윤민영

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~현재 성결대학교 정보통신공학부 부교수

관심분야 : Swarm Intelligence, Genetic Algorithms, Algorithm Analysis