

---

# 자동 임계값 설정 ART2를 이용한 곤충 발자국의 인식 대상 영역 추출

신복숙\* · 차의영\* · 우영운\*\*

Extraction of Basic Insect Footprint Segments Using ART2 of Automatic Threshold Setting

Bok-Suk Shin\* · Eui-Young Cha\* · Young Woon Woo\*\*

---

이 논문은 2005년도 동의대학교 연구비를 지원받았음(연구과제번호 : 2005AA184)

---

## 요 약

곤충의 발자국 패턴을 이용하여 곤충을 인식하고자 할 때에는 특징을 추출하기 위한 기본 단위의 영역을 추출할 필요가 있다. 이 논문에서는 기본 단위 영역의 추출을 위한 전 단계 처리 과정으로서 군집화 기법을 사용하였다. 인식의 대상이 되는 곤충들의 크기와 종류에 따라 남겨지는 발자국 패턴의 크기 및 간격이 다르게 나타난다. 따라서 이 논문에서는 패턴의 크기와 간격에 관계없이 인식의 기본 단위가 되는 영역을 추출할 수 있도록 하는 개선된 ART2 알고리즘을 제안하였다. 제안한 ART2 알고리즘에서는 군집화를 위한 임계값이 군집화의 대상이 되는 모든 패턴들의 거리를 축적한 그래프의 형태에 따라 자동으로 설정되도록 하였다. 제안한 기법으로 2 가지 종류의 곤충 발자국 패턴에 대하여 군집화를 실험한 결과 모두 바르게 군집화가 이루어짐을 알 수 있었다.

## ABSTRACT

In a process of insect footprint recognition, basic footprint segments should be extracted from a whole insect footprint image in order to find out appropriate features for classification. In this paper, we used a clustering method as a preprocessing stage for extraction of basic insect footprint segments. In general, sizes and strides of footprints may be different according to type and size of an insect for recognition. Therefore we proposed an improved ART2 algorithm for extraction of basic insect footprint segments regardless of size and stride of footprint pattern. In the proposed ART2 algorithm, threshold value for clustering is determined automatically using contour shape of the graph created by accumulating distances between all the spots of footprint pattern. In the experimental results applying the proposed method to two kinds of insect footprint patterns, we could see that all the clustering results were accomplished correctly.

## 키워드

곤충 발자국, ART2 알고리즘, 군집화 Insect footprint, ART2 algorithm, Clustering

---

\* 부산대학교 전자계산과  
\*\* 동의대학교 멀티미디어공학과

## I. 서론

현대 사회는 국가 간의 교역이 많이 이루어짐에 따라 항공기나 선박을 통한 곤충의 이동이 전 세계적으로 이루어지고 있다. 본래 각 지역에서 토종으로 서식하던 곤충은 아무런 문제가 되지 않지만 한 지역의 곤충이 다른 지역으로 유입되는 경우 그 지역의 생태계나 환경에 악영향을 줄 수가 있다.

특히 해로운 곤충은 일반적으로 밝은 곳 보다는 어두운 곳에서 활동이 활발한 특징이 있으며 인간이 접근하거나 밝은 환경에서는 깊숙이 숨어버리는 특징을 가지고 있다. 따라서 항공기 및 선박의 화물이나 컨테이너 등에 유입되어 퍼질 수 있는 곤충들의 이동 및 유입 상황을 파악하기 위해서는 특별한 방법이 요구된다.

현재 뉴질랜드의 환경 관련 회사인 Connovation에서는 무인으로 곤충들의 발자국을 남길 수 있도록 하는 장치를 개발하여 활용하고 있다[1]. 트래킹 터널이라고 불리는 이러한 장치는 비용 효율이 높아서 쥐와 같은 작은 포유류, 파충류 그리고 각종 곤충들의 움직임을 추적하거나 획득한 발자국을 이용하여 개별적인 특성을 분석하는데 널리 사용되고 있으며, 향후 선박의 컨테이너 등에서 몰래 유입되는 곤충을 파악하기 위한 도구로 활용될 계획이다[2][3].

트래킹 터널에 의해 수집된 발자국은 경험적 지식이 많은 몇몇 생물학자들에 의해 인지하게 되는데[4], 대부분의 이러한 방법은 곤충 종류마다 달라지는 발자국의 형태학적인 요소를 활용하여 개별적인 발자국을 추출하고 있고[5], 결국 인간이 곤충학적인 이론 배경을 가지지 못했을 경우에는 발자국을 추출, 분석, 분류하기 어려워진다.

이런 이유로 곤충학적 지식 없이도 어떤 곤충의 발자국인지를 판단위해서는 인식의 기본단위가 되는 영역을 자동 추출하여 인간이 수행하는 수작업을 제거, 시간 효율성을 높이고 일관된 결과를 얻어 정확성을 높일 수 있는 방법이 필요하게 된다.

따라서 우리가 제안하는 자동화 방법은 곤충 발자국이 가지고 있는 특징에 적합한, 신경망 알고리즘인 ART2(Adaptive Resonance Theory)를 사용하고 있으며 이러한 알고리즘을 위해 개별적인 영역 추출 자동 임계값을 적용한다. 이와 같은 과정을 통해 곤충인식에 가장 기본단계의 세그먼트 이미지를 효율적으로 얻을 수 있

게 된다.

그림 1과 같은 트래킹 터널장치는 곤충이 좋아하는 유인제와 검은 잉크를 터널처럼 구성된 종이 박스와 결합한 형태이며, 곤충의 유인제로 인하여 잉크를 밟고 지나가도록 하여 발자국을 획득하고 있다.

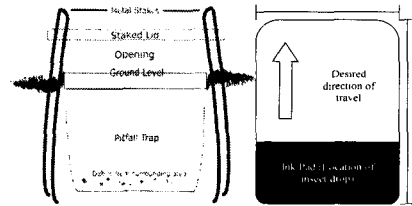


그림 1. Black Trakka™ 추적 용지를 이용한 곤충 발자국 획득 장치

Fig. 1. A tracking tunnel device using Black Trakka™ tracking card

## II. 본론

본 논문에서는 곤충 발자국을 개별적으로 추출해내기 위해 그림 2와 같은 수행 단계를 거치고 있다. 수행 단계는 다음과 같이 요약된다.

### 1. 발자국 획득 단계

트래킹 터널 장치를 이용하여 발자국이 찍힌 용지를 획득한다.

### 2. 이진화 단계

곤충 발자국 추적용지는 스캐너를 통해 1200dpi 및 256 그레이(gray) 레벨의 영상으로 변환되고 곤충 발자국 인식에 유용하다고 알려진 Abutaleb 알고리즘을 사용하여 이진화된다.

### 3. 임계값 추출 단계

3-1. 임계값을 자동으로 결정하기 위해 입력 공간 상에 존재하는 모든 점(spot)들 간의 거리와 거리를 축적시킨 축적 그래프를 활용하여 임계값을 추출한다.

3-2. 추출된 임계값은 부적절하게 밀집된 노이즈를 제거하는 데에 활용된다.

### 4. 영역추출 단계

4-1. 추출된 임계값은 신경망 알고리즘인 ART2의

임계값으로 사용되고 곤충의 크기와 보폭에 상관없이 발자국은 개체별로 군집화 된다.

4-2. 군집화된 데이터의 경계좌표를 찾아 곤충 발자국 인식의 기본단위 영역으로 자동 분리 생성된다.

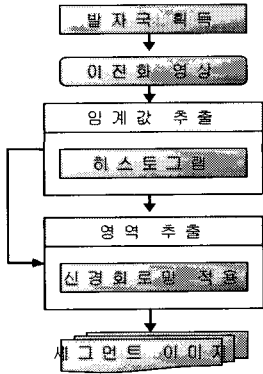


그림 2. 자동 영역추출 처리과정  
Fig. 2. Process of automatic segment extraction

2.1. Abutaleb 이진화 기법

트래킹 터널 장치에서 획득된 발자국 용지는 스캐너에 의해 1200dpi, 256 그레이 레벨의 흑백 영상으로 변환되고 256 그레이 영상은 인식의 전처리 단계인 이진화 과정을 필요로 한다.

이진화 과정은 최종 인식단계의 인식 정밀도를 결정하는 중요한 요소로 작용되고 있으며, 인식대상의 종류와 인식 목적에 따라 이진화 기법은 다르게 적용되고 있으며, 신뢰도를 높이기 위해서 다양한 방법들이 고안되고 있다[6][7]. 따라서 본 논문은 현재까지 알려진 여러 가지 이진화 방법 중에서 곤충 발자국과 같이 인식대상이 세밀하고 밀집도가 높은 경우에 적합하다고 알려진 Abutaleb가 제안한 이진화 알고리즘을 사용한다[8][9].

이미지를 표현하는 히스토그램과 확률질량함수(probability mass function)가 각각  $h(g), p(g)$ 일 때, 축적확률함수(cumulative probability function)는 다음 수식으로 정의된다.

$$P(g) = \sum_{i=0}^g p(i), g = 0 \dots G_{max} \quad (1)$$

여기서  $G_{max}$ 는 그레이 영상의 최대 밝기값을 의미한다.

전경과 배경은 임계값이  $T$ 라고 할 때 각각  $P_f(g), 0 \leq g \leq T$ 와  $P_b(g), T+1 \leq g \leq G$ 로 표현되고, 전경영역과 배경영역의 확률은 다음과 같다.

$$P_f(T) = P_f = \sum_{g=0}^T p(g),$$

$$P_b(T) = P_b = \sum_{g=T+1}^G p(g) \quad (2)$$

Abutaleb가 제안한 이진화 알고리즘은 서로 연관된 두 개의 값을 사용하고 있는데, 그 값은 해당 픽셀의 그레이 레벨값  $g$ 와 그 픽셀의 이웃한 평균 그레이 레벨값  $\bar{g}$ 이다. 한 쌍의 임계값  $(T, \bar{T})$ 를 위해 2-D 히스토그램  $p(g, \bar{g})$ 를 사용하고, 그것의 누적 분산  $P(T, \bar{T})$ 를 계산하게 된다. 다음 수식은 최적화된 이진화 임계값을 위해 사용되는 전경( $H_f$ ) 엔트로피와 배경( $H_b$ ) 엔트로피를 결정하는 수식이다.

$$H_f = - \sum_{i=1}^T \sum_{j=1}^{\bar{T}} \frac{p(g, \bar{g})}{P(T, \bar{T})} \log \frac{p(g, \bar{g})}{P(T, \bar{T})}$$

$$H_b = - \sum_{i=T+1}^G \sum_{j=T+1}^{\bar{T}} \frac{p(g, \bar{g})}{1 - P(T, \bar{T})} \log \frac{p(g, \bar{g})}{1 - P(T, \bar{T})} \quad (3)$$

2.2. 군집화(Clustering) 기법

곤충의 발자국은 미세한 점들이 부분적으로 연결되고 이러한 구성들이 분산된 형태로 나타난다. 입력영상으로부터 개체별로 발자국을 분류해내는 일은 쉬운 일이 아니며, 개체별로 발자국을 추출하기 위해서 기존 연구에서는 곤충의 종류와 크기, 다리의 위치, 보폭과 같은 구조적인 형태학적 요소를 이용하여 추출하고 있다[4][5][10].

이 논문은 예외적이지 않고 정확한 개체별 발자국을 분류하기 위해서 군집의 클러스터링 효과가 뛰어난 신경회로망 알고리즘인 ART2를 이용하여 추출한다[11][12][13]. ART2 알고리즘은 곤충이 가지고 있는 구조적인 요소를 고려하지 않고도, 쉽게 개체별로 발자국을 분류할 수 있는 특성을 지니고 있다.

ART2는 클러스터를 동적으로 생성하기 때문에, 다양으로 발생하는 패턴의 개수에 영향을 받지 않고 실시간으로 처리할 수 있는 장점을 가지고 있다. ART2 신경

망은 기존의 경쟁학습의 약점인 안정성을 보장하여 제안한 비지도 학습의 네트워크로 기존에 학습되었던 것이 새로운 학습에 의해 지워지지 않도록 새로운 지식을 자동적으로 전체 지식 베이스에 일관성 있는 방법으로 통합한다. 이러한 신경망은 첫 번째 입력을 첫 번째 클러스터의 대표 패턴으로 선택하고 다음 입력이 들어오면 기존의 클러스터들의 중심 간의 거리가 초기에 설정한 임계값보다 작으면 같은 클러스터로 분류되고 그렇지 않으면 새로운 클러스터를 생성하는 과정을 거친다.

사용한 ART2의 학습 알고리즘은 다음과 같다.

**단계 1.** k번째 입력패턴을  $x_k$  신경망의 i번째 클러스터의 중심 값을  $w_i$ 라 한다.

**단계 2.** 새로운 입력 패턴  $x_k$ 에 대해 최소 거리를 가지는 클러스터  $j^*$ 를 승자 클러스터로 선택한다. 일반적으로 입력패턴과 클러스터 중심 패턴과의 거리는 유클리드 거리(Euclidean distance)로 계산한다.

$$\|x_k - w_j\| = \min \|x_k - w_i\| \quad (4)$$

**단계 3.** 입력 패턴에 대한 vigilance test를 수행한다. 수식 (5)에서 보는 것처럼 입력 패턴이 승자 클러스터의 유사도의 정도를 판단하는 임계값(threshold)  $\sigma$  이내에 들어오며 이 입력 패턴이 승자 클러스터와 유사한 패턴임을 의미하여 이 입력 패턴을 승자 클러스터에 포함시켜 수식 (6)과 같이 승자 클러스터의 중심 값을 수정하고 그렇지 않으면 이 입력 패턴으로 새로운 클러스터를 생성한다.

$$\text{if } \|x_k - w_j\| < \sigma \text{ 이면,} \quad (5)$$

$$w_j^{new} = \frac{x^k + w_j^{old} \cdot \|Cluster_j^{old}\|}{\|Cluster_j^{old}\| + 1} \quad (6)$$

여기에서  $\|Cluster_j^{old}\|$  는 j번째 클러스터에 포함된 입력 패턴의 개수이다.

**단계 4.** 모든 입력 값이 처리될 때까지 단계 1부터 단계 3까지를 반복 수행한다. 지정된 회수만큼 학습을 받

복 수행하거나 신경망의 클러스터 중심 값이 변함이 없으면 학습을 종료한다.

### 2.3. 제안한 자동 임계값 설정 기법

곤충의 발자국처럼 다양한 크기로 분산된 점 데이터로부터 예외적이지 않고 정확한 클러스터링을 위해 비지도 학습 알고리즘 ART2를 사용하였다. 이러한 ART2 알고리즘에 의해 판단되는 클러스터 결과는 주어진 학습단계를 반복 수행함에 따라 변화하는 클러스터의 중심 값  $w_i^*$ 와 초기에 설정되는 임계값  $\sigma$ 에 의해 결정됨을 알 수 있다. ART2 신경망 알고리즘의 vigilance test에서 적용되는 임계값  $\sigma$ 는 입력 패턴의 특성에 따라 각기 다르게 설정되어지며, 기존의 연구에서는 입력 패턴의 경험적인 축적 데이터를 통해 임의로 지정하고 있다. 또한 임계값은 클러스터링 신뢰도를 결정짓는 중요한 요소로 작용하고 있으며, 군집의 결과를 결정짓는 요소인 임계값을 입력패턴에 적합한 값을 찾는 것이 무엇보다 중요하다.

인식 대상인 곤충들은 생물학적으로 발의 크기와 보폭이 서로 달라 기존의 ART2 알고리즘으로 수행할 경우 임계값 설정에 어려움이 있다.

예를 들어 Black Cockroach의 경우에는 발자국의 간격이 조밀하고 Native Bush Cockroach의 경우에는 발자국의 간격이 상대적으로 넓어 Black Cockroach의 발자국에 대하여 군집화가 잘 수행되도록 임계값을 설정하면 Native Bush Cockroach의 발자국을 군집화 할 때 군집화되지 못하는 픽셀이 발생하며, Native Bush Cockroach의 발자국에 대하여 군집화가 잘 수행되도록 임계값을 설정하면 Black Cockroach의 발자국을 군집화 할 때 군집화되지 못하는 픽셀이 발생하게 된다. 이런 이유로 곤충 발자국과 같이 곤충의 크기와 종류에 따라 달라지는 발자국 영상에서 곤충발자국에 적합한 임계값을 초기에 지정할 수 없는 어려움이 있다.

따라서 이 논문에서는 곤충 발자국이 가지고 있는 특징에 적합하면서, 곤충의 크기와 종류의 구별이 명확하지 않는 입력패턴을 이용하여 개체별 발자국을 추출하기 위해, 유사도의 정도를 결정짓는 임계값 즉, 신경망 알고리즘에 사용할 임계값  $\sigma$ 를 자동으로 결정하고자 한다. 제안된 방법에서의 임계값 추출은 입력패턴 공간 상에 존재하는 모든 점들 간의 거리와 거리의 축적 정도를 이용하고 있으며, 그림 3과 같은 축적 정도를 추적하

여 극대 값을 추출하여 임계값  $\sigma$ 를 지정하게 된다. 또한 축적 정도를 이용한 그래프는 노이즈 요소로 인해 그래프의 윤곽선을 이용하여 극대 값을 얻는데 저해되므로 이 문제를 해결하기 위해 주변 영역의 값들을 이용하여 평균값으로 대체시키는 median 필터를 사용하여 노이즈로 인한 윤곽선의 고주파 성분을 감소시켰다.

그림 3은 곤충 발자국 입력 영상에서 발생하는 모든 점들 간의 거리를 산출하여 누적시킬 경우에 나타나는 공통적인 형태의 그래프이며, 그림 3에서 나타난 그래프의 윤곽선은 곤충의 보폭, 각 발들의 밀집도, 클러스터링에 악영향을 미치는 미세한 노이즈의 분포까지도 담고 있다.

첫 번째 피크를 담고 있는 그림 3의 zone a는 그림 4에 나타나 있는 것처럼 곤충의 앞발(zone a1), 중간발(zone a2), 뒷발(zone a3) 정보를 담고 있으며, 두 번째 피크를 담고 있는 그림 3의 zone b 분포는 곤충의 앞발, 중간발, 뒷발을 모두 포함하고 있는 그림 4의 zone b가 된다.

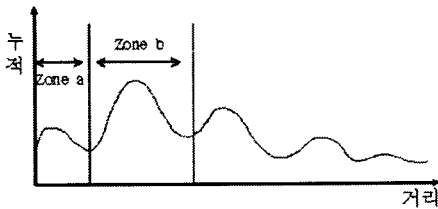


그림 3. 발자국 점들 간의 거리 축적 그래프  
Fig. 3. Accumulation graph by distances between footprint spots

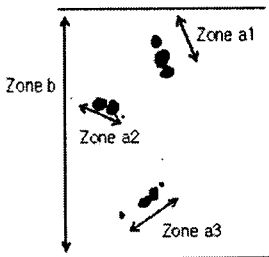


그림 4. 한 무리의 곤충 발자국  
Fig. 4. A segment in an insect footprint image

그림 5는 실험 영상을 이용하여 생성된 축적 그래프이며, 그림 6은 윤곽선의 극대값을 효과적으로 얻기 위해 median 필터를 적용한 축적 그래프를 나타낸다.

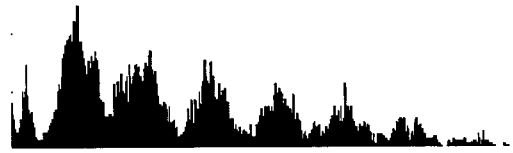


그림 5. 모든 입력 점들 간의 거리를 축적시킨 그래프

Fig. 5. Graph created by accumulating distances between all the spots



그림 6. 그림 5의 그래프에 median 필터를 적용한 후의 그래프

Fig. 6. Graph after applying median filter to the graph of Fig. 5

따라서 이 논문에서는 곤충의 앞발, 중간발, 뒷발을 모두 포함하는 zone b를 이용하여 클러스터링 정확도에 밀접한 관계를 가지고 있는 임계값을 추출하는데 사용한다.

#### 2.4. 영역 추출

본 논문은 곤충의 종류, 크기에 무관한 클러스터링을 위해서 거리 축적 정도를 활용하여 임계값을 자동 추출하였다. 그리고 추출된 임계값은 군집 클러스터링에 뛰어난 신경망 알고리즘 ART2에 적용되어 발자국은 개별적으로 클러스터링 된다.

이러한 개별적인 클러스터링을 위해 우리는 이진화 영상으로부터 연결된 픽셀을 모두 검색하여 점 영역의 무게중심 그리고 크기 정보를 찾게 된다. 무게중심은 클러스터링을 위한 중심좌표로 사용되며, 크기 정보는 클러스터링 결과에서 최종 영역 영상을 추출하기 위한 데이터로 사용된다.

그림 7은 하나의 점 영역으로 간주되는 개별 발자국 영상의 일부이며, 픽셀 단위가 보유하는 길이, 높이 정보 그리고 무게중심을 보여주고 있다.  $P(L,R)$ 는 2차원 평면상에서의 위치 좌표를 의미하며, 모든 점 영역들은 최소 및 최대좌표  $P(L_{min}, R_{min}), P(L_{max}, R_{max})$ 를 찾을 수 있다. 이러한 좌표는 클러스터링 결과에서 추출된 영역의 경계좌표로 활용된다. 그림 8은 점 영역들이 가지

고 있는 무게중심을 이용하여 하나의 개체로 판단된 클러스터링 결과에서 영역을 추출하기까지의 단계를 보여주고 있다.

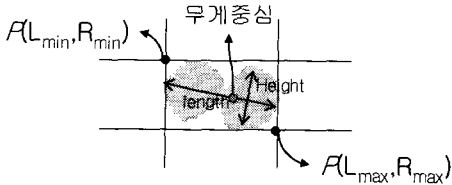


그림 7. 개별 발자국 패턴의 무게 중심과 크기  
Fig. 7. Center of gravity and size of a spot area

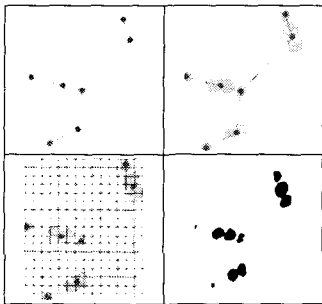


그림 8 무게중심과 크기를 활용한 영역 추출 단계  
Fig. 8. Steps for segment extraction using center of gravity and size

### III. 실험결과 및 고찰

실험에서 사용된 곤충의 발자국은 크기와 간격이 서로 다른 Black Cockroach와 Native Bush Cockroach의 2가지 종류를 사용하였다. 그림 9는 실제 곤충에서 얻은 256 그레이 단계의 발자국 영상과 Abutaleb 이진화 알고리즘[8][9]에 의해 이진화된 영상이다.

그림 10과 그림 11은 자동 임계값 ART2 알고리즘을 적용하여 찾아낸 클러스터링 결과에서 개별 발자국 영역을 추출한 영상이다. 표 1은 Black Cockroach와 Native Bush Cockroach의 2종에 대해 각각 3개의 영상을 비교 실험 하였다. 실험영상에는 비정상적인 잉크 자국으로 인해 판단이 불가능한 영역을 담고 있으며 이로 인해 성공률은 감소하는 경향이 있다 그러나 이러한 비정상적인 영역을 포함하지 않은 영상에서는 높은 성공률을 보이고 있다.

곤충의 발자국 패턴을 획득하는 단계에서 곤충의 배 부분이 바닥에 닿아 잉크가 남는 등 불규칙한 움직임으로 인해 발생하는 비정상적인 잉크 자국으로 인하여, 이진화 단계에서 노이즈로 여겨지는 점들이 많이 남게 된다. 이러한 노이즈에 해당하는 점들을 그대로 남겨둔 채로 군집화를 시도할 경우 올바르게 못한 군집화 결과가 초래될 수 있어 이러한 노이즈를 제거하고 군집화를 시도하는 방안이 마련되어야 할 것으로 생각한다.



그림 9. 원본 영상(왼쪽)과 이진화 영상(오른쪽)  
Fig. 9. A sample image(left) and the binarized image(right) using Abutaleb's binarization algorithm

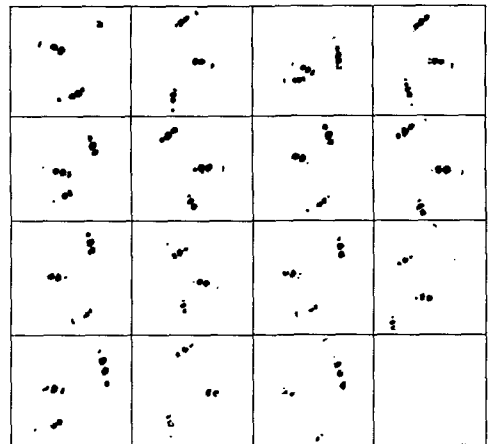


그림 10. Black Cockroach의 영역 추출 결과  
Fig. 10. Results of segment extraction of Black Cockroach

참고문헌

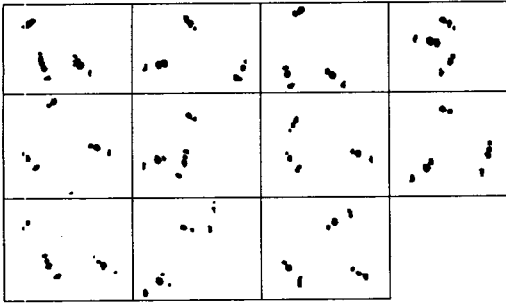


그림 11. Native Bush Cockroach의 영역 추출 결과

Fig. 11. Results of segment extraction of Native Bush Cockroach

표 1. 발자국의 영역 추출 결과

Table 1. Results of footprint segment extraction

종류		Native Bush Cockroach			Black Cockroach		
		n1	n2	n3	b1	b2	b3
threshold		205	235	400	295	290	330
원시 영상	영역개수	9(0)	11(0)	13(2)	18(0)	15(0)	17(3)
	0: 판단 불가영역						
영역 추출	성공개수	7	11	10	17	15	11
	실패개수	2	0	1	1	0	3
성공률		77.8%	100%	90.9%	94.4%	100%	78.6%

IV. 결 론

이 논문에서는 곤충의 발자국을 인식하기 위한 전 단계로서 인식 대상이 되는 의미 있는 단위의 발자국 영역을 추출하기 위한 군집화 알고리즘을 제안하였다. 제안한 군집화 알고리즘은 기존의 ART2 알고리즘에 패턴들의 분포를 이용한 임계값 자동 설정 기법을 추가한 것이다. 제안한 기법에 의해 2 가지 곤충의 발자국 패턴을 군집화 하는 실험을 수행한 결과 발자국의 크기와 패턴들 사이의 간격이 다름에도 불구하고 전문가의 직관과 일치하는 군집화 결과를 보였다.

[ 1 ] "Connovation - equipment instructions," <http://www.connovation.co.nz>

[ 2 ] Desley A. Whisson, Richard M. Engeman and Kellie Collins, "Developing relative abundance techniques (RATs) for monitoring rodent population," *Wildlife Research*, Vol.32, pp.239-244, 2005

[ 3 ] J. Russel, "A recent survey of methods for closed populations of small mammals," *unpublished dissertation to STATS776 Animal Abundance Course (A)*, 2003

[ 4 ] Lea Deng, Daniel J. Bertinshaw, Reinhard Klette, Gisela Klette and Darryl Jeffries, "Footprint identification of weta and other insects," *Technical Report in CITR*, The University of Auckland, pp.191-196, 2004

[ 5 ] J. Gray, *Animal Locomotion*, Weidenfeld & Nicolson, London, 1968

[ 6 ] M. Sezgin and B. Sankur, "Survey over image thresholding techniques and quantitative performance evaluation," *Journal of Electronic Imaging* Vol.13, pp.146-165, 2004

[ 7 ] A. Rosenfeld and P. De la Torre, "Histogram concavity analysis as an aid in threshold selection," *IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics*, Vol.13, pp.231-235, 1983

[ 8 ] Young W. Woo, "Performance Evaluation of Binarizations of Scanned Insect Footprints," *LNCS 3322*, Springer-Verlag, pp.669-678, 2004

[ 9 ] A.S. Abutaleb, "Automatic thresholding of gray-level pictures using two-dimensional entropy," *Computer Vision Graphics Image Processing*, Vol.47, pp.22-32, 1989

[ 10 ] Nils Hasler, Reinhard Klette, Bodo Rosenhahn and Warren Agnew, "Footprint recognition of rodents and insects," *Technical Report in CITR*, The University of Auckland, 2004

[ 11 ] Simon Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, McMillan, 1994

[ 12 ] Gail A Carpenter and Stephen Grossberg, "The ART of Adaptive Pattern Recognition by a Self-Organizing Neural Network," *Journal of IEEE Computer*, Vol.21, No.3, pp.77-88, 1988

[ 13 ] Gail A Carpenter and Stephen Grossberg, "ART2: Self-Organization of Stable Category Recognition Codes for Analog Input patterns," *Applied Optics*, Vol.26, No.23, pp.4919-4930, 1987

저자소개



신 복 숙(Bok-Suk Shin)

1998년 2월 : 동의대학교 컴퓨터공학과 공학사

2001년 8월 : 동의대학교 컴퓨터공학과 공학석사

2002년 3월 ~ 2003년 2월 : 동의대학교 게임영상산업 연구소 P.M 연구원

2004년 8월 : 부산대학교 전자계산학과 박사과정 수료  
※ 관심분야 : 컴퓨터그래픽, 영상처리, 컴퓨터비전, 인공신경망



차 의 영(Eui-Young Cha)

1979년 2월 : 경북대학교 전산공학과 학사

1982년 2월 : 서울대학교 계산통계학과 이학석사

1998년 8월 : 서울대학교 컴퓨터공학과 공학박사

1985년 3월 ~ 현재 : 부산대학교 컴퓨터공학과 교수

※ 관심분야 : 영상처리, 인공신경망, 신호처리, 컴퓨터비전



우 영 운(Young Woon Woo)

1989년 2월 : 연세대학교 전자공학과 공학사

1991년 8월 : 연세대학교 본대학원 전자공학과 공학석사

1997년 8월 : 연세대학교 본대 학원 전자공학과 공학박사

1997년 9월 ~ 현재 : 동의대학교 멀티미디어공학과 교수

2007년 ~ 현재 : 한국해양정보통신학회 국제이사

※ 관심분야 : 인공지능, 영상처리, 의료정보