

Trace 변환과 퍼지 기법을 이용한 곤충 발자국 인식

신복숙[†], 차의영^{‡‡}, 우영운^{***}

요약

이 논문에서는 곤충 발자국의 패턴을 찾아 개체를 인식하기 위해서, 개선된 SOM 알고리즘과 ART2 알고리즘을 사용하여 인식의 기본 영역을 추출한다. 또한 Trace 변환을 이용하여 발자국의 인식에 필요한 특징을 추출하고 개체를 판단하는 기법을 제안한다. 제안한 기법에서는 모폴로지 기법을 이용하여 region을 먼저 찾고, 개선된 SOM과 ART2 알고리즘을 이용하여 곤충의 크기와 종류에 관계없이 세그먼트를 추출한다. 그리고 곤충 발자국과 같이 다양한 변형이 존재하는 패턴에 적합한 특징값을 찾기 위해서 Trace 변환을 이용하고, 함수의 조합으로 구성된 Triple 특징값을 이용하여 곤충별로 고유한 패턴을 찾아 인식 실험을 수행한다. 곤충 발자국에서 명확한 발자국과 그렇지 못한 발자국을 자동으로 결정하는 것이 매우 어렵다. 따라서 이와 같이 불확실한 대상을 제외시키지 않고 가능성의 대상으로 판단하고 분류하기 위해서 퍼지 가중치 평균을 이용하여 인식을 수행한다. 제안한 방법에 의한 곤충 발자국의 영역 추출과 인식 실험을 실시하고 그 결과를 제시하였다.

Insect Footprint Recognition using Trace Transform and a Fuzzy Method

Bok-Suk Shin[†], Eui-Young Cha^{‡‡}, Young Woon Woo^{***}

ABSTRACT

This paper proposes methods to classify scanned insect footprints. We propose improved SOM and ART2 algorithms for extracting segments, basic areas for feature extraction, and utilize Trace transform and fuzzy weighted mean methods for extracting feature values for classification of the footprints. In the proposed method, regions are extracted by a morphological method in the beginning, and then improved SOM and ART2 algorithms are utilized to extract segments regardless of kinds of insects. Next, A Trace transform method is used to find feature values suitable for various kinds of deformation of insect footprints. In the Trace transform method, Triple features from reconstructed combination of diverse functions, are used to classify the footprints. In general, it is very difficult to decide automatically whether the extracted footprint segment is meaningful for classification or not. So we use a fuzzy weighted mean method for not excluding uncertain footprint segments because the uncertain footprint segments may be possible candidates for classification. We present experimental results of footprint segment extraction and segment classification by the proposed methods.

Key words: ART2 algorithm(ART2 알고리즘), SOM(SOM 알고리즘), Trace transform(Trace 변환), Fuzzy weighted mean(퍼지 가중치 평균)

* 교신저자(Corresponding Author) : 우영운, 주소 : 부산 시 부산진구 가야동 산 24(614-714), 전화 : 051)890-1712, FAX : 051)890-2706, E-mail : ywwoo@deu.ac.kr
접수일 : 2008년 8월 6일, 완료일 : 2008년 9월 24일

[†] 준희원, 부산대학교 전자계산학과 박사과정

(E-mail : shinbs@pusan.ac.kr)

^{‡‡} 종신회원, 부산대학교 컴퓨터공학과 교수

(E-mail : eycha@pusan.ac.kr)

^{***} 정희원, 동의대학교 멀티미디어공학과 교수

1. 서 론

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 특징 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 Connovation은 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 컨테이너 등에서 몰래 유입되는 곤충을 파악하기 위한 도구로 활용될 계획이다[2]. 트래킹 터널에 의해 수집된 발자국은 경험적 지식이 많은 몇몇 생물학자들에 의해 인지하게 되는데, 대부분의 이러한 방법은 곤충 종류마다 달라지는 발자국의 형태학적인 요소를 활용하여 개별적인 발자국을 추출하고 있고[3], 결국 인간이 곤충학적인 이론 배경을 가지지 못했을 경우에는 발자국을 추출, 분석, 분류하기 어려워진다.

이런 이유로 곤충학적 지식 없이도 어떤 곤충의 발자국인지를 판단위해서는 인식의 기본 단위의 영역을 자동 추출하고 곤충의 개체를 인식함으로써 인간이 수행하는 수작업을 제거, 시간 효율성을 높이고 일관된 결과를 얻어 정확성을 높일 수 있는 방법이 필요하게 된다.

곤충의 발자국은 미세한 점들이 부분적으로 연결되고 이러한 구성들이 분산된 형태로 나타난다. 입력 영상으로부터 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]. 따라서 본 논문은 곤충학적 지식

없이도 곤충의 개체를 판단할 수 있기 위해서 우선, 인식의 기본단위가 되는 세그먼트를 추출한다. 이를 위해서 비지도학습인 Kohonen의 SOM 신경망 알고리즘을 개선하고 자동 임계값 설정 ART2[6] 이용한 군집화 방법을 제안한다. 또한 추출된 세그먼트를 이용하여 곤충을 구별할 수 있는 발자국의 특정적인 패턴을 찾기 위해서 Trace 변환 방법을 사용하고 절차적인 특징값 추출단계를 거쳐 곤충인식에 적합한 특징값을 찾는다. 곤충의 발자국은 곤충의 배 중심으로 좌, 우가 서로 대칭인 발자국을 남기고, 특징값 추출 방법에 따라 불일치한 특성을 만들 수 있는데 [7], 우리가 사용하는 방법은 대칭적인 정보이더라도 동일한 개체임을 판단할 수 있고, 좌, 우에 상관없이 일관성 있는 값을 얻을 수 있어 발자국의 방향, 이동에 무관한 특징값을 얻을 수 있는 장점이 있다. 추출된 특징값은 곤충별로 인식할 수 있는 패턴을 형성하고 이를 이용하여 곤충 개체 판단을 하고자 한다.

2. 본 론

곤충의 발자국은 그림 1과 같이 각 다리마다 여러 개의 덩어리가 발생하는데 여기서 하나의 덩어리를 spot이라 부른다. 그리고 다리 하나에서 발생하는 spot들의 집합은 region이 되고, 앞, 중간, 뒤 다리의 region이 모두 포함된 것을 세그먼트라고 정의한다.

세그먼트는 곤충 인식의 가장 기본적인 정보를 담고 있는 단위가 된다. 곤충의 발자국을 획득하여 인식의 기본단위인 세그먼트를 수집하기 위해서 곤충 발자국의 가장 기초적인 영역인 spot 단위를 조합하여 region 영역으로 그룹화시키고, 그룹화 된 region 영역은 개선된 SOM에 의해 무게가 부여된 연결가중

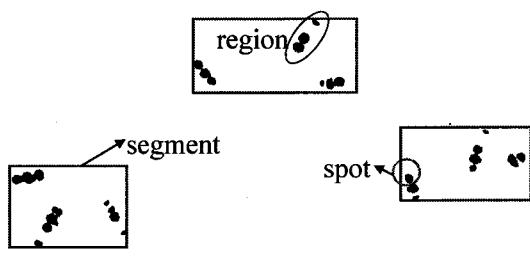


그림 1. 곤충발자국 영역 정의

치에 의해 유사한 것들을 모으게 된다. 또한 region 단위는 거리축적정보를 이용한 자동임계값 ART2에 의해 인식의 기본 단위인 세그먼트로 추출하게 된다.

2.1 Region 추출을 위한 morphology

Morphology 기법은 기하학적인 형태를 알고 있는 대상물체의 정보를 반영하여 마스크 역할을 수행하는 구조 요소를 사용하여 영상 내에서 원하는 부분만을 추출하는 것이다. 구해진 형태 정보들은 영상 처리 및 컴퓨터 비전 분야에서 영상을 분석하는데 사용된다[8-10].

본 실험에서 정의된 곤충발자국 세부영역의 하나인 region 영역은 곤충다리의 구조상, 일정한 방향성을 가지고 있다. 이런 이유로 선형으로 뻗어나가는 spot을 조합하여 region 영역을 쉽게 만들 수 있고, region 영역으로 그룹화 하기 위해서 그림 2에서 보는 것과 같이 가변의 $1 \times d_n$ 의 선형 마스크를 이용한 closing 연산을 수행한다.

연산 수행에 필요한 구조요소 마스크는 이웃한 spot을 찾아 연결하기 위해 선형구조를 가진다. 또한 마스크는 주변의 spot을 검색하기 위해 $0 \leq \theta \leq 2\pi$ 구간까지 회전하면서 인접한 spot의 픽셀을 찾아내고 기준의 spot과 이웃한 spot을 조합한다. 마스크의 크기는 입력영상의 spot 크기 정보를 이용하여 가변적인 크기로 조절하고 있다. 선형 마스크의 크기는 획득된 영상에서 하나의 spot이 가지고 있는 평균적인 두께정보를 사용한다. spot 크기 정보를 마스크 크기 변형에 이용하는 것은 곤충의 크기와 관계없이 처리할 수 있는 장점이 있다.

그림 3은 떨어져 있는 spot들을 closing 연산의 $R_\theta(B)$ 에 의해 하나의 둉어리 풍쳐지고, 풍쳐진 둉어리정보를 이용하여 spot의 집합인 region을 찾는 단계이다.

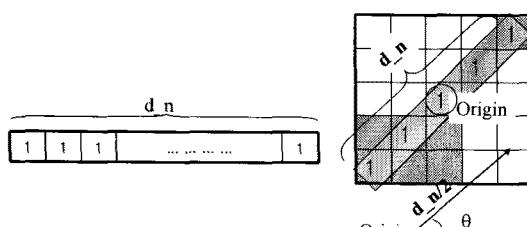


그림 2. 가변 회전 마스크 $R_\theta(B)$



그림 3. Closing 연산 후 region 영역 검출

2.2 SOM를 이용한 군집화

Kohonen 네트워크 SOM(self-organizing map)은 다차원의 데이터를 2차원으로 사상시켜, 데이터의 고유한 관계들에 따라서 크기가 복잡한 데이터를 군집화하여 조직화할 수 있는 상대적으로 간단한 신경망회로이며, 관계들이 알려지지 않는 데이터를 분석하는 비지도 학습방법(unsupervised learning)을 사용하는 것이 특징이다. 비지도 훈련방법은 주어진 입력에 대해 정확한 해답을 주지 않고 자기 스스로 학습하는 방법이며, 오직 입력 훈련패턴들의 집합만을 요구 한다. 그리고 SOM은 데이터의 시각화가 쉽고, 입력데이터의 수가 많아도 빠른 시간 내에 결과를 얻을 수 있는 장점 때문에 복잡한 다차원 데이터 군집화에 알맞은 방법이다[11,12]. SOM 알고리즘은 인접한 출력 노드들이 비슷한 기능을 수행할 것이라는 가정 하에 기존의 경쟁학습을 개선하여 입력벡터와 가장 가까운 출력노드와 그 이웃노드들을 함께 학습시키는 알고리즘이다.

따라서 우리는 곤충발자국 인식을 위해서, 무수한 점들로 분포되어 있는 원시 영상으로부터, 관계가 알려지지 않은 점 정보만을 이용하여 자기 스스로 학습 할 수 있도록 하여 의미가 있는 것들로 서로 밀접시키기 위해, 군집화를 수행한다. 이것은 신경망 SOM 을 사용함으로서 가능하게 된다. 점들로 구성된 곤충의 발자국에서 발생하는 미세한 노이즈 정보가 포함되어 있을 경우, 세그먼트 단위로 추출되는 과정에 부적합한 세그먼트로 추출될 수 있는 문제를 고려하여, 점 정보를 이용하여 무게를 부여하고, 무게에 따라 연결 가중치가 조정 될 수 있도록 SOM 알고리즘을 개선한다. 본 논문에서는 풍쳐져 있는 점들을 하나의 노드로 간주하고 이런 노드들의 움직임이 기존 SOM 가중치 조정 함수에 의해 변경되는 것을 조정하기 위해서 함수를 제안한다. 이것을 Heavy 함수라고 부르고, Heavy 함수에서 사용한 무게 개념의 도

입은 결국 의미가 약한 노드, 즉 곤충 발자국에서 의미가 적은 점의 움직임을 감쇄 시킬 수 있게 된다. 이런 방법에 의해 region 주변의 spot과 구분하기 어려운 기타 정보들은 군집화로 위치가 재조정 된다. 다음은 Heavy 함수를 추가하여 가중치 갱신 함수를 조정하는 개선된 SOM 알고리즘이다.

Algorithm Improve SOM

Input : Set of N dimension vector, X
Output : Subsets of input data, K

begin

```

Initialize  $W_i = (w_{i1}, w_{i2}, \dots, w_{iN})$  for each node
for ( increase t )
  for ( for all Input X )
    for ( i=0 to K )
      computer  $d_j = \sum_{i=0}^{N-1} (x_i(t) - w_{ij}(t))^2$ 
    endfor
    Find ( $d_j$  is minimum) then winner  $j^*$ 
    Update the winner  $j^*$ (and its neighbor)
     $w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + a(t) \cdot H(i) \cdot (x_i(t) - w_{ij}(t))$ 
     $H(i) = \frac{g_i}{\text{Max}(g_i)}$ ,  $g_i = m_i - m_{ij}$ ,  $g_i > 0$ 
  endfor
endfor
end

```

수식 (1)은 SOM의 가중치 갱신 수식에 제안한 무게 부여 함수 $H(i)$ 즉, 수식 (2)를 적용한 것이다. 여기서 m 은 최소거리를 가지는 승자 j^* 노드의 무게 값이고, m_{ij} 는 그 이웃한 노드의 무게 값이다.

$$w_{ij}(t+1) = w_{ij}(t) + a(t) \cdot H(i) \cdot (x_i(t) - w_{ij}(t)) \quad (1)$$

$$H(i) = \frac{g_i}{\text{Max}(g_i)}, g_i = m_i - m_{ij}, g_i > 0 \quad (2)$$

2.3 세그먼트 추출

본 논문은 최종적인 세그먼트를 추출하기 위해서 region들 간의 거리 축적 정도를 활용한 신경회로망 알고리즘인 ART2를 사용하였다. ART2는 클러스터를 동적으로 생성하기 때문에, 다량으로 발생되는 패턴의 개수에 영향을 받지 않고 실시간으로 처리할 수 있는 장점을 가지고 있다[13,14]. 이러한 ART2 알고리즘에 의해 판단되는 클러스터 결과는 주어진 학습단계를 반복 수행함에 따라 변화하는 클러스터

의 중심 값과 초기에 설정되는 임계값 σ 에 의해 결정됨을 알 수 있다. 임계값은 입력 패턴의 특성에 따라 다르게 설정되어지며, 그 값은 클러스터링 신뢰도를 결정짓는 중요한 요소로 작용되며, 곤충 발자국과 같이 곤충의 크기와 종류에 따라 달라지는 발자국 영상에서는 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 σ 를 자동으로 결정한다[6]. 제안된 방법에서의 임계값 추출은 입력패턴 공간상에 존재하는 모든 region, spot들 간의 거리 $\Delta d_i = \| \text{region}_i - \text{region}_{ij} \|$ 의 축적 정도를 이용하고 있으며, 이것은 조건 $x_k \leq \Delta d_i < x_k + \alpha$ 일 경우 거리 축으로 발생하는 Δd_i 를 누적시켜 $hist(\Delta d_i)$ 를 얻는 방식이다. 축적 정도를 추적하여 극대 값을 추출하여 임계값 σ 를 지정하게 된다. 세그먼트를 추출하기 위해 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 유clidean 거리(Euclidean distance)로 계산한다.

$$\|x_k - w_j\| = \min \|x_k - w_i\| \quad (3)$$

단계 3. 입력 패턴에 대한 vigilance test를 수행한다. 수식 (4)에서 보는 것처럼 입력 패턴이 승자 클러스터의 유사도의 정도를 판단하는 임계값 (threshold) σ 이내에 들어오며 이 입력 패턴이 승자 클러스터와 유사한 패턴임을 의미하여 이 입력 패턴을 승자 클러스터에 포함시켜 수식 (5)와 같이 승자 클러스터의 중심 값을 수정하고 그렇지 않으면 이 입력 패턴으로 새로운 클러스터를 생성한다.

$$\text{if } \|x_k - w_j\| < \sigma \text{ 이면,} \quad (4)$$

$$w_j^{new} = \frac{x_k + w_j^{old} \cdot \| \text{Cluster}_j^{old} \|}{\| \text{Cluster}_j^{old} \| + 1} \quad (5)$$

여기에서 $\| \text{Cluster}_j^{old} \|$ 는 j 번째 클러스터에 포함

된 입력 패턴의 개수이다.

단계 4. 모든 입력 값이 처리될 때까지 단계 1부터 단계 3까지를 반복 수행한다. 지정된 회수만큼 학습을 반복 수행하거나 신경망의 클러스터 중심 값이 변함이 없으면 학습을 종료한다.

3. 특징값 추출

본 실험의 대상인 곤충은 자유로운 움직임을 가지고 있어 획득 영상의 방향이 다양하고 추출된 세그먼트 또한 방향이 일정하지 않아 세그먼트에서 특징값을 추출할 때 이러한 입력 방향과 상관없이 구별할 수 있는 특징값 추출 방법이 필요하다.

따라서 본 논문은 이와 같은 구조적인 제약에 관계 없이 일정한 특징값을 추출하기 위해서 Trace 변환 방법을 사용한다. Trace 변환은 입력 이미지의 이동, 회전과 같은 변환에도 영향을 받지 않고 특징값을 얻을 수 있는 장점이 있다[15-17]. 곤충은 좌, 우 대칭적인 발자국을 가지게 되는데, 이로 인해 같은 개체임에도 불구하고 서로 불일치한 특성을 만드는 다른 특성 함수와 달리, 반사와 같은 조건에서도 서로 동일한 특징값을 결정지을 수 있는 장점이 있다.

그림 4 (a)의 이미지 F 가 $l(\theta, p)$ 에 의해 결정된 특성

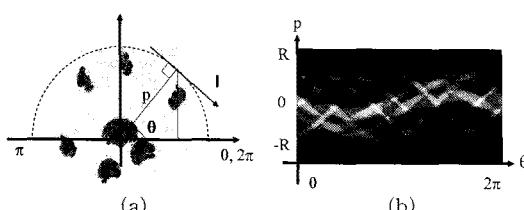


그림 4. (a)Trace 변환의 파라미터, (b)Trace 매트릭스

을 수평축 θ , 수직축 p 인 공간에 표현하는 것을 Trace 변환이라고 부르는데, 여기서 생성된 매트릭스 또는 이미지를 그림 4 (b) Trace 매트릭스(이미지)라고 부른다. 그림 4 (a)에서 보는 것과 같이 trace-line l 은 원점에서 l 까지 이어지는 거리 p 와 방향벡터인 θ 에 의해 특성이 결정된다. 여기서 l 은 $l = \{(x, y) : x \cos \theta + y \sin \theta = p\}$ 이다. Trace 변환을 결정하는 함수는 수식(6)과 같이 나타낼 수 있다.

$$g(F; \theta, p, l) = T(F; \theta, p, l) \quad (6)$$

3.1 Trace 변환

Trace 변환에 의해 생성된 Trace 매트릭스는 다음과 같은 특성을 가지고 있다. 원본 이미지를 회전 시킬 경우 2차원으로 표현한 Trace 이미지에서 나타나는 띠는 수평축 θ 축을 따라 이동하는 형태로 나타나고, 원본 이미지를 이동 시킬 경우 Trace 이미지에서 나타나는 띠는 수직축 p 방향으로 위 또는 아래로 이동된 형태를 보인다. 원본 이미지의 회전과 이동은 Trace 이미지의 이동으로 반영되며, 이동벡터 a, b 가 θ_i 좌표를 가지고 있을 때 띠는 $a \cos(\theta_i - b)$ 형태로 나타나게 된다. 원본 이미지가 회전, 이동과 같은 변환이 발생할 경우, Trace 매트릭스에서 측정된 값 자체에는 변함없이 동일하며, 단지 이동되는 것이므로, Trace 변환을 이용하여 특징값을 얻는다는 것은 입력 이미지변환에 영향을 받지 않는 불변의 특징값을 얻을 수 있음을 의미한다.

그림 5는 동일한 발자국이미지를 회전, 이동 변환을 한 후에 Trace 변환에 의해 결정된 Trace 이미지를 비교한 그림이다. 회전하기 이전의 Trace 이미지 그림 5 (a)와 회전 이후의 (b)를 비교할 수 있는데,

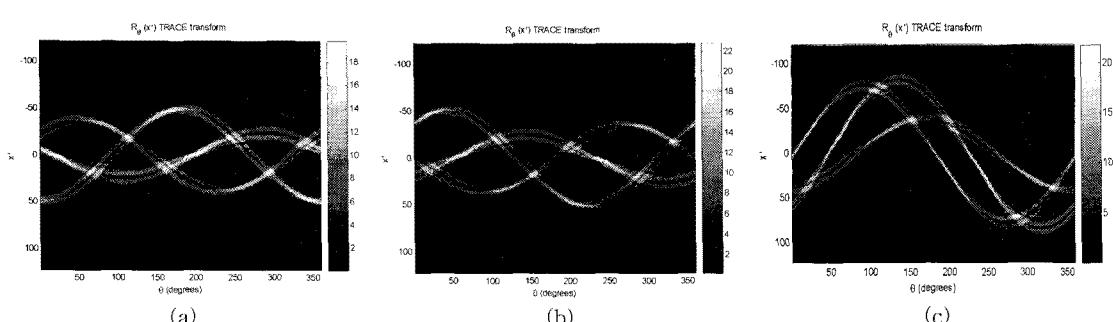


그림 5. 곤충 발자국의 회전, 이동에 따른 Trace 이미지

여기서 나타나는 떠들은 회전에 의해 수평 θ 축 기준으로 이동되어 있다. 발자국 이미지를 이동 변환하기 이전의 Trace 이미지 그림 5 (b)와 이동 후의 (c)를 비교할 때, 이동 변환에 의해 떠가 수직축 p 방향으로 위, 아래로 이동되어 있음을 보여준다.

3.2 Triple 특징값 추출

Trace 변환에서 나타나는 특성들을 3단계의 함수 조합에 의해 곤충 발자국 패턴 인식에 필요한 최종적인 특징값을 만들게 되는데 이것을 Triple 특징값 (feature)이라 부른다. $F(x,y)$ 형태를 취하고 있고 파라미터가 θ, p, l 인 2D 원본이미지 ($F; \theta, p, l$)은 3단계의 절차적인 함수조합에 의해 Triple 특징값을 얻을 수 있게 되는데, Trace 변환을 결정한 Trace 함수 T , Trace 이미지를 이용한 Diametric 함수 P , 그리고 Diametric 매트릭스를 이용한 Circus 함수 Φ 에 의해 결정된다. Triple 특징값을 얻는 과정은 수식 (7)과 같고, Triple 특징값을 추출하기 위한 3단계의 절차는 그림 6과 같이 요약된다.

$$H(F) = \Phi(P(T(F; \theta, p, l))) \quad (7)$$

우리의 실험에서 사용된 Triple 특징값을 위한 T , P , Φ 함수는 표 1에 포함된 수식을 선택적으로 조합하여 사용한다.

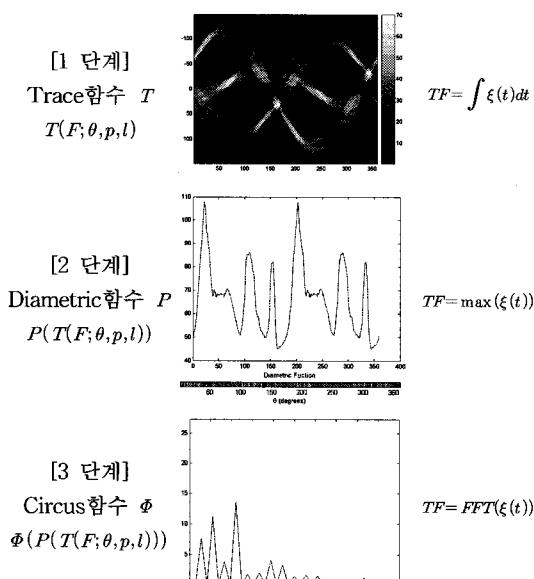


그림 6. Triple 특징값 추출 단계

표 1. Triple 특징값을 위한 특성함수

$TF_1 = \int \xi(t) dt$	
$TF_2 = \int t^2 \xi(t) dt, \quad t = x - c, \text{ and } c = median_x\{x, \xi(x)\}$	$TF_4 = F_3 - \min(\xi(t))$
$TF_3 = \max(\xi(t))$	$TF_5 = median(\xi(t))$
	$TF_6 = FFT(\xi(t))$
	$TF_7 = Variance(\xi(t))$
	$TF_8 = Amplitude \text{ of } 1st \text{ harmonic of } \xi(t)$
	$TF_9 = Amplitude \text{ of } 2nd \text{ harmonic of } \xi(t)$
	$TF_{10} = Amplitude \text{ of } 3rd \text{ harmonic of } \xi(t)$
	$TF_{11} = Amplitude \text{ of } 4th \text{ harmonic of } \xi(t)$

4. 곤충발자국 인식

인식의 기본 단위인 세그먼트에서 추출된 특징값을 이용하여 곤충을 구별할 수 있는 고유한 패턴을 찾는 것이 필요하다. 이를 위해 본 실험은 전 단계에서 추출된 Triple 특징값을 곤충별로 집계하고, 서로 구분되어 나타나는 분산 분포를 이용하여 곤충을 구분하는 측도로 사용하고자 한다. 그림 7은 Black Cockroach의 특징값의 분포가 위쪽에 치우쳐 나타나고 있고, Native Bush Cockroach의 경우는 아래쪽에 치우쳐 나타나는 경우로 곤충별로 서로 다른 신호영역의 패턴으로 나타남을 알 수 있다. 그리고 이런 패턴은 특징성분별로 분산이 넓은 영역과 분산이 조밀한 영역을 모두 포함하고 있는데, 이러한 특징성분들 중에서 변별력이 높은 영역을 추출하기 위해서 분산에 따른 가중치를 부여하고, 퍼지함수의 소속도를 이용하여 개체를 구분시키고자 한다. 퍼지는 실제로 발생하는 명확하지 않는 사건에 대해서도 배제하지 않고 정량화 시키는 이론이다. 곤충의 발자국은 수많은 점 데이터로 구성되어 있고, 데이터와 구분이 분명하지 않는 노이즈가 혼재되어 있어, 명확한 발자국과 그렇지 못한 발자국을 구별하는 것은 어렵다. 이와 같이 불확실성을 내포하는 곤충 발자국의 경우에 무조건적으로 배제 시키지 않고 가능성의 대상으로 처리하여 개체를 구분하기 위해서 퍼지함수를 사용한다. 소속이 $m(F)$ 일 때 $1, vr(F)_{\min}, vr(F)_{\max}$ 일때 0인 삼각형 소속함수를 사용하고 삼각형 소속함수는 수식 (8)과 같다.

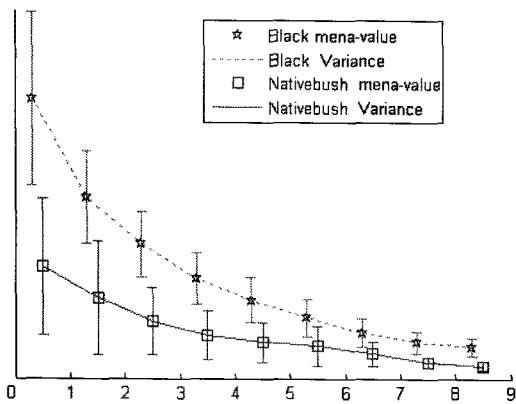


그림 7. 각 곤충에 따른 특징값의 분포

$$\mu_{tr}(f_j) = \begin{cases} \frac{1}{(m_j - vr_{j_{\min}})} (f_{ij} - m_j) + 1 \\ -\frac{1}{(vr_{j_{\max}} - m_j)} (f_{ij} - m_j) + 1 \end{cases} \quad (8)$$

특징값 별로 다르게 나타나는 퍼지함수의 소속도는 특징 차이가 분명한 영역이 우세하게 결정되도록 가중치를 곱한 소속도가 계산되고 소속도가 높게 나타나는 쪽으로 분류된다. 퍼지 가중치 평균 수식은 수식 (9)과 같다.

$$h(f_{ij}) = \sum (\mu_{tr}(f_{ij}) \cdot w_j) \quad (9)$$

가중치는 동일한 개체에서 발생하는 특징값의 분산과 다른 곤충의 특징값의 분산의 겹침 정도를 이용하여 가중치를 산출한다. 분산이 작을수록 분산의 분포가 떨어져 있을수록 높은 가중치를 가지도록 하였고, 가중치 산출 식은 수식 (10)과 같다.

$$\omega_j = \text{normal}\left(1 + \frac{vr_j(\text{Insect}^{k+1})_{\min} - vr_j(\text{Insect}^k)_{\max}}{vr_j(\text{Insect}^k)}\right)$$

$$, vr_j(\text{Insect}^k) < vr_j(\text{Insect}^{k+1}) \quad (10)$$

5. 실험 결과

실험에서 사용된 곤충발자국 영상은 The University of Auckland의 CIR(Communication and Information Technology Research)에서 제공된 것이며, 사용된 곤충은 Black Cockroach, Native Bush Cockroach의 2종이다. 곤충 발자국 영상은 Abutaleb 이진화[18]한 후에 제안한 방법으로 세그

먼트를 추출하고, 패턴인식을 위한 Triple 특징값을 생성하였다. Tripe feature는 표 1에 제시된 함수를 조합하여 F1~F8의 8가지의 특징값을 생성하였다.

또한 생성된 특징값을 이용하여 개체인식의 판단 기준이 되는 기준 패턴을 만들고 2종의 곤충발자국 세그먼트 여러 개를 이용하여 인식실험을 수행하였다. 그림 8은 특징값의 종류에 따라 패턴별로 나

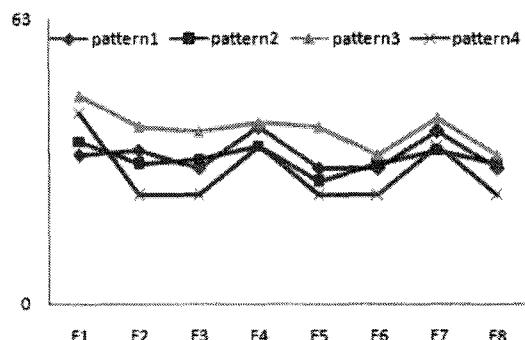


그림 8. 특징값 종류에 따른 패턴별 인식수

표 2. 곤충별 인식성능 비교

함수종류	곤충종류	True개수	성능
pattern 1	F1	Black	12
		Native Bush	21
pattern 2	F4	Black	20
		Native Bush	19
pattern 3	F7	Black	19
		Native Bush	19
pattern 4	F1	Black	15
		Native Bush	21
pattern 1	F4	Black	15
		Native Bush	20
pattern 2	F7	Black	15
		Native Bush	19
pattern 3	F1	Black	28
		Native Bush	18
pattern 4	F4	Black	25
		Native Bush	15
pattern 1	F7	Black	24
		Native Bush	17
pattern 2	F1	Black	24
		Native Bush	18
pattern 3	F4	Black	13
		Native Bush	22
pattern 4	F7	Black	15
		Native Bush	20

타나는 인식성능을 비교한 그래프이다. F4의 성분을 볼 때, 패턴의 종류에 따라 인식개수가 약간의 증감 차이를 보이고는 있으나, 다른 성분의 인식개수를 비교할 때, 패턴의 종류가 달라져도 인식개수의 차이가 많이 나지 않음을 알 수 있다. 이것은 패턴의 종류가 달라지더라도 인식성능이 일관성 있게 유지됨을 의미하고 이런 성분을 이용하면 인식성능을 높일 수 있다. 표 2는 F4와 유사한 결과를 보이고 있는 성분 F1, F7 그리고 F4를 이용하여 곤충별 인식성능 결과를 제시하였다.

6. 결 론

본 논문에서는 곤충발자국 패턴을 찾기 위해서 인식의 기본 단위인 세그먼트를 자동 추출하였다. 이를 위해 개선한 신경망 알고리즘 SOM과 자동 임계값 설정 ART2를 사용하였다. 그리고 각 세그먼트에 나타나는 특성을 찾기 위해서 Trace 변환 방법을 사용하고 여기서 발생하는 특성들을 Triple 특징값으로 재구성함으로서 대상의 이동, 회전, 반사와 같은 변환에도 불변하는 특징값을 얻을 수 있었다. 추출된 특징값을 이용하여 곤충 발자국의 고유한 패턴을 찾고, 패턴에 따른 곤충을 구별 짓기 위해서 퍼지 가중치 평균을 이용하여 인식 실험을 수행 하였다.

참 고 문 헌

- [1] Connovation - equipment instructions. 2008; <http://www.connovation.co.nz/ProductDetail.aspx?id=9>.
- [2] D.A. Whisson, R.M. Engeman, and K. Collins, "Developing Relative Abundance Techniques (RATs) for Monitoring Rodent Population," *Wildlife Research*, Vol.32, pp. 239-24, 2005.
- [3] L. Deng, D.J. Bertinshaw, R. Klette, G. Klette, and D. Jeffries, "Footprint Identification of Weta and Other Insects," *Proceedings of Image Vision Computing*, New Zealand pp. 191-196, 2004.
- [4] J. Gray and Sir, *Animal Locomotion*, London, Weidenfeld & Nicolson, 1968.
- [5] N. Hasler, R. Klette, B. Rosenhahn, and W. Agnew, "Footprint Recognition of Rodents and Insects," *Technical Report in CITR*, The University of Auckland, 2004.
- [6] Bok-Suk Shin, Eui-Young Cha, Young Woon Woo, and Reinhard Klette, "Segmentation of Scanned Insect Footprints Using ART2 for Threshold Selection," *LNCS 4872*, Springer-Verlag, pp. 311-320, 2007.
- [7] Bok-Suk Shin, Eui-Young Cha, Kwang-Baek Kim, and Young Woon Woo, "Recognition of Clustered Insect Footprint Using FFT Transform and Fuzzy Weighted Mean," *Proceedings of Winter Local Conference*, Korean Institute of Intelligent Systems, Busan, 2008.
- [8] S.S. Wilson, "Theory of Matrix Morphology," *IEEE PAMI*, Vol.14, pp. 636-652, 1992.
- [9] P. Soille, *Morphological Image Analysis: Principles and Applications*, Springer-Verlag, 2nd edition, 2003.
- [10] M.V. Droogenbroeck and M.J. Buckley, "Morphological Erosions and Openings: Fast Algorithms Based on Anchors," *Mathematical Imaging and Vision*, Vol.22, pp. 121-142, 2005.
- [11] Michael Chester, *Neural Networks: A Tutorial*, Prentice Hall, 1993.
- [12] T. Kohonen, *Self-Organizing Maps*, Springer Series in Information Sciences 3rd edition, 2001.
- [13] G.A. Carpenter and S. Grossberg, "The ART of Adaptive Pattern Recognition by a Self-organizing Neural Network," *Journal of IEEE Computer*, Vol.21, pp. 77-88, 1988.
- [14] S. Haykin, *Neural Networks: A Comprehensive Foundation*, MacMillan, 1994.
- [15] Alexander Kadyrov and Maria Petrou, "The Trace Transform and Its Applications," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.23, No.8, pp. 811-828, 2001.
- [16] Maria Petrou and Alexander Kadyrov, "Affine Invariant Features from the Trace Transform,"

IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.26, No.1, pp. 30–44, 2004.

- [17] Nikolay Fedotov and Lyudmila Shulga, "New Geometric Transform Based on Stochastic Geometry in the Context of Pattern Recognition," *LNCS 2749*, Springer-verlag, pp. 148–155, 2003.
- [18] Young Woon Woo, "Performance Evaluation of Binarizations of Scanned Insect Footprints," *LNCS 3322*, Springer-verlag, pp. 669–678, 2004.



신 복 속

2001년 8월 동의대학교 컴퓨터공학과 공학석사
2002년 3월 ~ 2003년 2월 동의대학교 게임영상산업연구소 P.M 연구원
2004년 8월 부산대학교 전자계산학과 박사과정 수료

관심분야 : 컴퓨터그래픽, 영상처리, 컴퓨터비전, 인공신경망



차 의 영

1982년 2월 서울대학교 전자계산학과 이학석사
1998년 8월 서울대학교 컴퓨터공학과 공학박사
1985년 3월 ~ 현재 부산대학교 컴퓨터공학과 교수
관심분야 : 영상처리, 인공신경망, 신호처리, 컴퓨터비전



우 영 운

1991년 8월 연세대학교 전자공학과 공학석사
1997년 8월 연세대학교 전자공학과 공학박사
1997년 9월 ~ 현재 동의대학교 멀티미디어공학과 부교수
관심분야 : 패턴인식, 자식표현, 퍼지이론, 의료정보