

곤충 발자국 인식을 위한 기여도 기반의 퍼지 가중치 결정 방법

신복숙*, 차의영**, 우영운***

A Fuzzy Weights Decision Method based on Degree of Contribution for Recognition of Insect Footprints

Bok-Suk Shin *, Eui-Young Cha **, Young Woon Woo ***

요 약

이 논문에서는 개체를 명확하게 분류하기 어려운 곤충 발자국 영상으로부터 개체를 인식하기 위해서 추출된 특징값 성분들의 기여도를 측정하고, 서로 관계된 기여도에 따라 가중치를 조정하는 퍼지 가중치 결정 방법을 제안한다. 곤충은 몸의 크기가 작아서 발자국은 작은 점의 형태로 나타난다. 그리고 다른 생물체의 발자국과 달리, 규칙적인 형상을 정의하기 어렵고 발자국 데이터와 구분이 분명하지 않는 노이즈와 혼재하기 때문에 개체를 판단하는데 많은 어려움이 있다. 이런 이유로 추출된 곤충 발자국 특징값은 명확하게 구분되는 특징성분 영역과 그렇지 않는 성분을 함께 가지게 된다. 이 중 어떤 성분이 다른 성분과 비교하여 다른 클래스와 구분하기에 충분한 변별력을 가질 경우, 개체를 분류하도록 높은 가중치를 할당한다. 산출된 가중치는 퍼지함수에 의해서 출력신호를 결정하고 우수한 출력신호에 의해서 개체를 판단할 수 있다. 제안한 기여도 퍼지 가중치 결정 방법을 이용하여 발자국영상의 인식 실험을 수행하고 실험 결과를 제시하였다.

Abstract

This paper proposes a decision method of fuzzy weights by utilizing degrees of contribution in order to classify insect footprint patterns having difficulties to classify species clearly. Insect footprints revealed delicately in the form of scattered spots since they are very small. Therefore it is not easy to define shape of footprints unlike other species, and there are lots of noises in the footprint patterns so that it is difficult to distinguish those from correct data. For these reasons, the extracted feature set has obvious feature values with some uncertain feature values, so we estimate weights according to degrees of contribution. If the one of feature values has distinct difference enough to decide a class among other classes, high weight is assigned to make classification. A calculated weight determines the membership values by fuzzy functions and objects are classified into the class having a superior value. At present experimental result shows contribution. Insect footprints with noises by the proposed method.

▶ Keyword : 패턴인식(Pattern Recognition), 곤충발자국(Inset footprint), 퍼지함수(Fuzzy Function), 기여도(Degree of Contribution)

• 제1저자 : 신복숙 교신저자 : 우영운

• 투고일 : 2009. 10. 10, 심사일 : 2009. 10. 17, 게재확정일 : 2009. 12. 24.

* 부산대학교 U-Port정보기술산학공동사업단 ** 부산대학교 컴퓨터공학과 *** 동의대학교 멀티미디어공학과

※ 이 논문은 2009학년도 동의대학교 교내연구비에 의해 연구되었음(과제번호 : 2009AA199)

I. 서론

현재, 세계국가는 자국의 생태를 보호하기 위해서 외부로부터 들어오는 침입요소에 해당하는 유해 곤충을 파악하기 위한 다양한 노력을 하고 있다. 특히, 자국의 환경에 지대한 관심이 있는 몇몇 국가는 곤충들의 발자국을 얻을 수 있는 특수 장치를 개발하고, 이를 이용한 개체 판단 기술을 보유하고 있다[1]. 이 기술은 개체의 개별적인 특성을 분석하기 위한 것으로서, 자연학습을 위한 교육적 자료로도 활용하고 있다[2]. 그리고 국가 간의 교역으로 발생하는 화물과 컨테이너에 의해 물래 유입되는 곤충을 차단하기 위한 도구로도 활용될 계획이다[3].

곤충의 발자국을 이용한 개체 판단 방법은 비용효율이 높아서, 각종 곤충들의 움직임에 추적하거나 개별적인 특성을 분석하는데 널리 사용하고 있다. 곤충의 발자국을 이용한 기존 인식방법은 발자국의 형태학적인 요소를 활용하여 개체 분석을 하는 특징이 있다[4][5][6]. 하지만, 이러한 방법은 몇몇 생물학자의 이론 배경을 토대로 생물체의 특성을 판단하는 방법으로 생물체의 특성에 대한 이론적 배경을 가지지 못했을 때는 분석, 분류가 어려워진다[7].

곤충은 몸의 크기가 작아서 발자국 또한 작은 점의 형태로 나타난다. 그리고 다른 생물체의 발자국과 달리, 규칙적인 형상을 정의하기 어려워, 발자국을 구분하는 데에 많은 어려움이 있다. 개체의 움직임에 따라 정형화된 형상을 가지지 못해 불규칙하게 나타날 수도 있다. 이러한 불규칙적 움직임에 의해 노이즈가 발생하는데 이것이 발자국과 혼재될 경우, 개체를 판단하는데 어려워진다. 그리고 기존의 형태학적 요소를 이용한 개체 인식에서는 형태학적 요소 근거를 이용하여 개체를 추출하기 때문에 노이즈가 포함되어 있을 경우 인식율이 낮아지는 요인이 된다. 따라서 본 논문은 노이즈가 많은 곤충의 발자국 영상을 이용하여 노이즈를 배제하지 않고 개체를 인식하는 새로운 방법을 제안한다. 이러한 제안으로 생물학적 이론 배경을 배제할 수 없었던 기존 연구의 문제점을 개선하고자 한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II. 기존연구에서는 곤충발자국을 인식하기 위한 관련연구를 살펴본다. III. 본문에서는 곤충의 발자국처럼 불확실성을 내포하는 개체를 구분하기 위해서 적용한 퍼지 네트워크의 구조를 설명하고, 제안한 기어도 가중치 산출방법을 구체적으로 설명한다. 그리고 IV. 실험 결과에서는 사용한 실험 데이터의 설명과 기어도 기반의 가중치 결정방법으로 실험한 수행 결과를 보여준다. 또한 기존 연구의 인식률과 비교한다. 마지막 V. 결론에서는 본 내용에 대한 결론과 향후 연구로 끝을 맺는다.

II. 기존연구

Lea Deng의 연구[4]는 곤충의 개체를 인식하기 위해서 곤충의 발자국으로부터 길이, 넓이, 방향, 위치, 보폭과 같은 파라미터를 추출한다. 이렇게 추출한 특징값을 이용하여 생물학적 통계로 이루어진 곤충의 데이터베이스 템플릿과 대조하면서 개체를 분류하는 방법이다. 그리고 노이즈가 많아 인식이 불가능한 발자국과 그렇지 않은 발자국을 구별하기 위해서 인식 단위를 판별하는 방법을 추가로 사용한다. 이러한 판별 방법은 해당 곤충의 기준 템플릿과 비교하면서 지정한 특정 임계값에 포함되는 것만을 사용하는 방식이다. 결국 곤충의 기준 템플릿을 제공하여 구별하는 방식은 실험 데이터 발자국이 어떤 곤충의 것인지 이미 알고 있을 때만 판별할 수 있고, 따라서 어떤 곤충의 발자국인지 알지 못할 때는 개체 인식이 어려워지는 문제점을 가지고 있다.

Nils Hasler의 연구[6]는 곤충의 다리마다 달린 발에서 발생하는 *spot*과 연결된 *region* 간의 길이, 폭, 면적과 같은 구조적인 요소를 이용하여 특징을 찾는 방식이다. 패턴 분류는 구성된 템플릿과 비교하면서 분류해 낸다. 이 방법은 곤충의 발자국을 얻으려고 사용된 잉크의 양이 부족하였을 때는 인식이 어려워지는 문제를 가지고 있다. 적은 양의 잉크에 의해 나타나는 형상은 추가적으로 필요로 하는 특징값을 얻는데 어려움을 주거나 다른 곤충으로 분류될 가능성을 가지고, 또한 미세한 형상에 의해 어떤 것이 노이즈이고 노이즈가 아닌지에 대한 경계가 모호하여 판독 자체가 불가능한 문제점을 가지고 있다.

III. 본론

본 논문에서는 곤충의 발자국을 이용하여 패턴 인식을 수행하기 위해서 먼저, 입력 영상이 가지는 주변의 정보를 이용하여 스스로 해답을 찾도록 하여 인식의 단위를 자동 추출하도록 하고, 추출된 영역으로부터 특징값 성분 집합을 추출한다[8][9].

곤충 발자국은 규칙적인 형상이 없으며, 또한 제거되지 않은 노이즈를 포함하고 있다. 이런 이유로 특징값을 추출하였을 때, 그 성분 속에는 의미가 있다고 판단되는 가치 있는 성분과 그렇지 않은 성분이 함께 존재하게 된다. 만약 추출된 성분 중에서 일부가 개체를 명확하게 구분할 수 있는 가치 있는 성분이라면 분류 기여도가 높다 라고 할 수 있을 것이고, 그렇지 않다면, 상대적으로 분류 기여도가 낮다고 할 수 있다. 제안하는 방법은 이러한 기여도가 퍼지함수의 가중치로

적용하도록 하여 퍼지함수의 소속도를 결정하도록 한다. 그리고 소속도가 우세한 쪽으로 개체를 분류시킨다.

3.1 퍼지 네트워크

곤충의 발자국은 수많은 점 데이터로 구성되어 있고, 데이터 속에는 구분이 확실치 않은 노이즈가 함께 존재한다. 이런 이유로 명확한 발자국만을 따로 추출하는 것은 불가능한 일이다. 이처럼 불확실성을 내포하는 발자국이 있을 때, 무조건적으로 배제 하지 않고 기능성의 대상으로 처리하여 개체를 구분하기위해서 퍼지 함수를 활용하고자한다[10][11]. 퍼지는 실제로 발생하는 명확하지 않은 사건에 대해서도 배제하지 않고 정량화하는 이론이다. 그림 1은 본 실험에서 적용하는 퍼지 기법의 네트워크 구조이다.

여기서 입력신호 f 는 $i=1$ 에서 k 까지 증가하는 개체(class)별 신호 특징값이며, 신호 특징값은 $1 \times e$ 개의 성분을 가지는 데이터구조를 가지므로 $j=1$ 에서 e 까지 특징값의 성분이 된다. 이러한 퍼지 네트워크는 클래스가 증가할 때 마다 병렬로 확장할 수 있는 장점이 있다. 퍼지 네트워크의 전반적인 흐름은 각 입력신호 f 가 각 퍼지함수에 의해 소속도 $u_{ji}(f)$ 가 구해지고, 소속도는 연결된 가중치와 곱해지면서 $U_{ji}(f)$ 를 결정한다. 그리고 이들은 대수적으로 합해서 i 번째 출력 \hat{h}_i 을 생성한다. 생성된 출력 값 \hat{h}_i 에서 가장 우세한 값을 최종적으로 출력하게 된다.

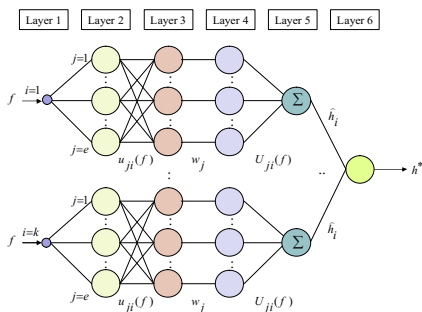


그림 1. 퍼지 네트워크 구조
Fig.1. Structure of a Fuzzy Network

각 층의 연산과정은 다음과 같이 요약할 수 있다.

Layer 1 : 입력층인 Layer 1에서는 각 입력신호가 각 퍼지함수로 출력된다.

Layer 2 : 삼각형 소속함수로부터 소속도를 구한다.
소속이 $m(F)$ 일때 $1, v(F)_{\min}, v(F)_{\max}$ 일때 0인 삼각형 소속 함수를 사용하고 삼각형

소속 함수는 수식 1과 같다.

$$u_{ji}(f_i) = \begin{cases} \frac{1}{(m_i - v_{i_{\min}})} (f_i - m_i) + 1 \\ -\frac{1}{(v_{i_{\max}} - m_i)} (f_i - m_i) + 1 \end{cases} \dots\dots\dots (1)$$

Layer 3 : 평균과 분산에 결정된 가중치가 결정된다.

Layer 4 : Layer 3에서 구해진 소속도는 수식 2와 같이 연결가중치와 곱하여진 후 다음 층으로 입력된다.

$$U_i(f) = u_i(f) \cdot w_i \dots\dots\dots (2)$$

Layer 5 : Layer 4의 출력값은 수식 3과 같이 모두 대수적으로 합해져 출력을 만든다.

$$\hat{h}_i = U_1(f) + U_2(f) + \dots + U_e(f) = \sum_{j=1}^e (U_j(f)) \dots\dots (3)$$

Layer 6 : 출력된 값에서 가장 소속도가 높은 것을 수식 4와 같이 인식 결과로 판단한다.

$$class \leftarrow \text{maximum} \{ \hat{h}_i \ (i = 1, 2, \dots, k) \} \dots\dots\dots (4)$$

기준 패턴으로 사용할 특징값들은 성분별로 삼각형 소속 함수를 결정하고 들어오는 입력 값으로부터 소속도를 산출한다. 소속도는 0에서 1까지의 수를 가지고 있으며, 각 기준 패턴의 클래스별로 소속도를 발생시킨다. 그림 2는 3개의 클래스를 결정하기 위한 삼각형 소속 함수를 나타낸 것이고, 특징 값 성분 일부를 표현한 그림이다.

3.2 기여도 가중치 산출

특징성분 영역별로 다르게 나타나는 소속도는 특징차이가 분명한 성분 쪽으로 우세하게 결정되도록 가중치를 곱하면서 이전의 소속도를 변경시키고 소속도가 높게 나타나는 쪽으로 분류된다. 가중치를 곱하는 퍼지 가중치 평균 수식은 수식 5와 같다.

$$h_i = \sum_{j=1}^e (u_{ji}(f) \cdot Nw_j) = \sum_{j=1}^e (U_{ji}(f)) \dots\dots\dots (5)$$

그림 2는 본 실험 대상을 고려하여 처리하는 퍼지 기여도 가중치를 결정하고 소속도가 결정되는 처리과정이다.

그림 3에 볼 수 있듯이 3개의 클래스가 보여주는 삼각형 소속함수 그래프는 서로 다른 기울기를 가지면서, 다른 클래스의 것들과 서로 교차하여 나타난다. 예를 들면 어떤 구간은 다른 구간보다 상대적으로 교차가 적은 구간이 있을 수도 있고, 교차가 상대적으로 적지만 기울기를 결정하는 분산이 클 수도 있다. 이처럼 다양한 측정치 중에서 어떤 특징을 이용하여 클래스를 구분할 것인지 기준을 결정하여야 하는데, 클래스가 가지고 있는 몇몇 파라미터 즉 평균과 분산 그리고 겹침 비율을 이용하여 가중치 Nw 를 결정한다.

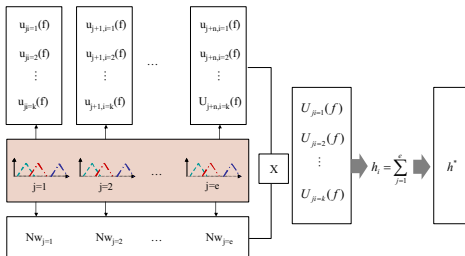


그림 2. 퍼지 가중치 평균
Fig. 2. Fuzzy weighted mean

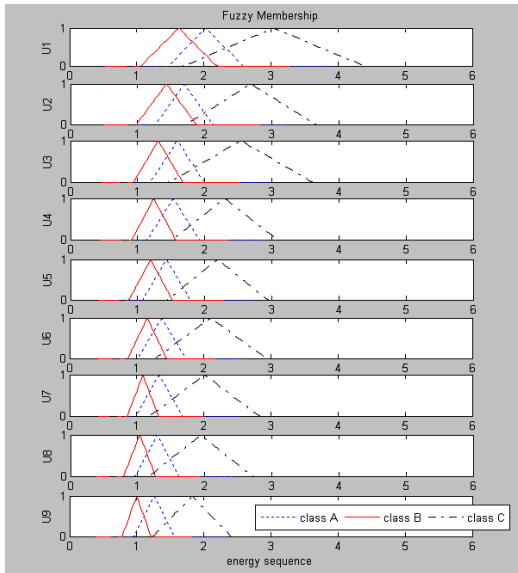


그림 3. 삼각형 소속함수를 이용하여 표현된 특징성분
Fig. 3. Feature components represented by triangular shaped membership functions

분산은 통계에서 얼마나 떨어진 곳에 분포하는지를 가늠하는 수치이며, 그것이 얼마나 퍼져 있는지를 나타내는 수치이기도 하다. 따라서 서로 다른 클래스 간의 분산을 이용하면 다른 클래스와 흩어져 있는 정도를 알 수 있고, 분산이 클수록 다른 클래스들과 구분이 쉬워지므로 쉽게 활용할 수 있는 수치이다. 여기서 설명하고 있는 클래스 간의 분산이란, 하나의 클래스의 중심인 평균에서부터 다른 클래스의 중심과의 분산을 의미한다. 그림 4는 가중치를 결정하기 위해 사용한 클래스의 평균과 분산을 정의하는 그림이다. 클래스를 구성하고 있는 데이터들을 이용하여 평균을 결정한다. 평균은 클래스의 중심이 되며, 클래스의 범위를 결정하기 위해서 데이터들의 분산을 이용한다.

본 논문에서 제안하는 기여도 가중치 산출 방법에서 사용하는 파라미터는 그림 5에서 보는 것처럼 다른 클래스 간의 분산, 그림 6의 클래스의 분산과 다른 클래스와 떨어진 거리의 비율 그리고 겹쳐져 있을 경우는 클래스의 분산과 이웃 클래스의 겹침의 비율이다.

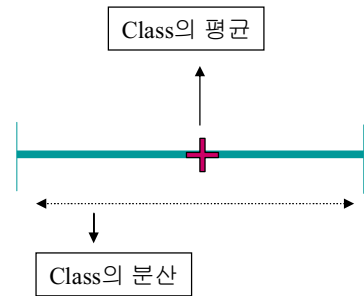


그림 4. 클래스내 평균과 분산
Fig 4. Intra-class mean and variance

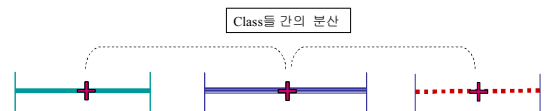
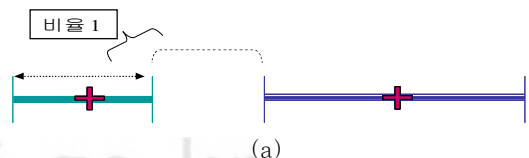


그림 5. 다른 클래스들과의 분산
Fig. 5. Inter-class mean and variance



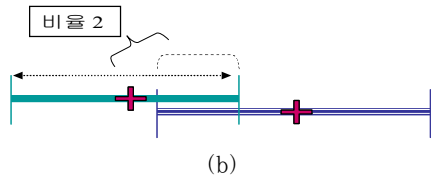


그림 6. (a)클래스 분산과 떨어진 거리의 비율과 (b)클래스 분산과 클래스 겹침의 비율

Fig. 6. (a) The ratio of variance of a class and distance between two classes (b) The ratio of variance of a class and degree of overlapping between two classes

클래스의 분산뿐만 아니라 위와 같은 다양한 파라미터를 사용하는 이유는 만약, 클래스 간의 분산이 동일한 경우라도 각 클래스를 범위를 결정하던 분산이 다르게 나타날 수 있다. 또한, 그림 7처럼 클래스 간의 떨어진 거리와 겹침 정도가 일정하더라도 클래스가 가진 분산이 다르게 나타날 수 있다.

따라서 이러한 결정요소를 모두 상호작용한 기여도를 만들기 위해서 다른 클래스들과의 분산과 더불어 클래스가 가지는 분산과 떨어진 거리의 비율 그리고 클래스의 분산과 겹침 정도의 비율을 최종의 가중치에 적용하도록 한다.

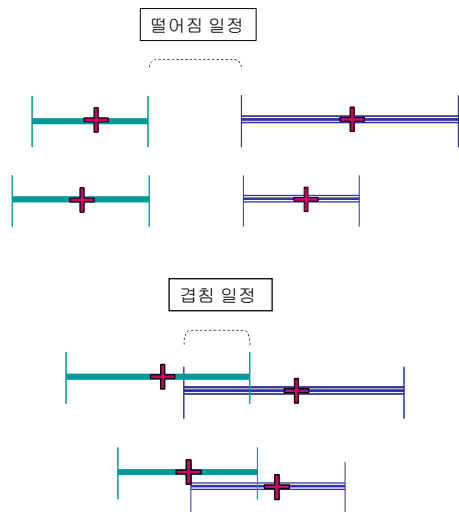


그림 7. 떨어진 거리와 겹침이 일정하고 클래스 분산이 다른 경우
Fig. 7. The case of fixed distance of separation or overlapping and dissimilar variances of classes

그림 8은 제안하는 방법에서 가중치를 결정하기 위해 정의한 변수를 보여준다.

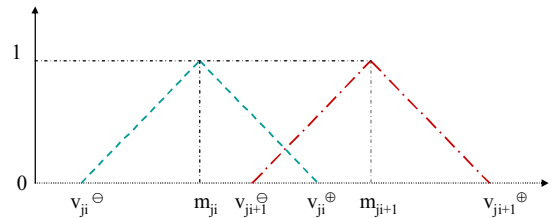


그림 8. 가중치 조정을 위한 변수
Fig. 8. Variables for adjusting weights

정의된 변수를 이용하여 가중치 w_{ji} 를 결정하는 수식은 6과 같다. 입력 클래스가 가지고 평균 m_j 와 추가 입력하는 클래스 간의 평균분산 $variance(m_{ji})$ 을 사용한다. 그리고 입력 클래스의 분산과 추가 입력 클래스와의 겹침 비율인 fg_{ji} 을 이용한다. w_{ji} 를 표준화시키기 위한 수식은 7과 같다.

$$w_j = - \frac{\sum Nfg_i + 1}{\sum fg_j} \times (variance(m_{ji}) + 1) \dots\dots\dots (6)$$

$$\text{if}(\sum fg_{ji} \equiv 0) \text{ then } \sum fg_{ji} = 1$$

$$Nfg_{ji} = \frac{d_{ij}}{Vm_{ji}} \text{ if}(d_{ij} > 0),$$

$$fg_{ji} = \frac{d_{ij}}{Vm_{ji}} \text{ if}(d_{ij} < 0)$$

여기서

$$d_{ji} = v_{ji+1}^{\ominus} - v_{ji}^{\oplus} \text{ (} i: \text{클래스수, } j: \text{특징값수)}$$

이코 $Vm_{ji} = \| v_{ji}^{\oplus} - v_{ji}^{\ominus} \|$ 이다.

$$Nw_j = normal(MMw_j), \sum_{j=1}^e Nw_j = 1 \dots\dots\dots (7)$$

$$\text{여기서 } MMw_j = \frac{w_j - \text{Min}(w_j)}{\text{Max}(w_j) - \text{Min}(w_j)}$$

3.3 패턴 인식

입력 영상에서 추출된 특징값은 다른 클래스사이에서 변별력이 있는지를 측정하기 위해서 다른 클래스 간의 분

산, 클래스의 분산과 다른 클래스와 떨어진 거리의 비율 그리고 겹쳐져 있을 경우는 클래스의 분산과 이웃 클래스의 겹침의 비율을 이용하였다. 이러한 파라미터는 수식 6에 의해 가중치를 결정하게 되고 결정된 가중치는 수식 7에 의해 표준화된다. 표준화된 가중치는 수식 5의 퍼지 가중치 평균에 의해 소속도 h_i 를 생성하는데 소속도가 높게 나오는 클래스 쪽으로 개체를 분류시키게 된다.

IV. 실험 결과

본 연구에서 실험한 곤충 발자국의 영상은 Auckland 대학교의 CITR(Communication and Information Technology Reseloch)에서 제공된 영상을 이용하였다. 이러한 영상은 곤충 유인제와 검은 잉크를 도포한 트래킹 터널 장치에서 획득한 것이며, 곤충이 유인제에 의해 터널 내부로 들어와서 잉크를 밟고 지나가도록 하여 발자국을 남기는 방식이다.

또한 실험에 사용한 곤충의 발자국은 개체 수가 많고, 발자국을 수집하였을 때 빈도가 높게 나타나는 곤충 3종 Black Cockroach, Native Bush Cockroach, Ground Weta를 사용하였다. 그림 9는 곤충 3종에서 추출된 인식의 최소 단위인 발자국 세그먼트이다. 인식 실험을 하기위해서 사용된 특징값은 Trace 변환 방법에 의해 추출하였다[12][13][14].

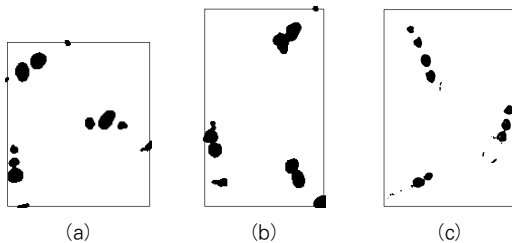


그림 9. 발자국 세그먼트
Fig. 9. Sample Segments (a) Black Cockroach, (b) Native Bush Cockroach, (c) Ground Weta

표 1은 형태학적 요소를 활용한 기존 연구의 실험 결과이며, Black Cockroach, Ground Weta, American Cockroach 곤충 3종을 이용하였다[6]. 이 방법은 전문적인 이론 배경을 토대로 노이즈가 포함되었다고 판단될 경우, 인식대상에서 제외시키고, 선별된 세그먼트만을 인식에 사용한 것이다. 전처리 과정에서 노이즈를 포함한 영상을 걸러내지 못하거나, 노이즈가 아닌 영상을 인식대상에서 제외시키는 오류를 범하였을 경우 인식률이 낮아질 가능성을 가지고 있다.

표 1. 기존 연구의 인식을 결과
Table 1. Recognition results by the conventional method

| 곤충종류 | 특징값종류 | True개수(영상개수) | 성능 |
|-------------|-----------|--------------|-----|
| Black | Feature 1 | 57(69) | 83% |
| Ground Weta | | 12(25) | 48% |
| American | | 30(39) | 77% |

표 2. 제안 기법의 인식을 결과
Table 2. Recognition results by the proposed method

| | 곤충종류 | 특징값 종류 | True개수(영상개수) | 성능 |
|-----------|-------------|-----------|--------------|------|
| Pattern 1 | Black | Feature 1 | 60(102) | 59% |
| | | Feature 2 | 32(102) | 31% |
| | | Feature 3 | 38(102) | 37% |
| | | Feature 4 | 42(102) | 41% |
| | | Feature 5 | 31(102) | 30% |
| | Native Bush | Feature 1 | 26(61) | 43% |
| | | Feature 2 | 37(61) | 61% |
| | | Feature 3 | 37(61) | 61% |
| | | Feature 4 | 30(61) | 49% |
| | | Feature 5 | 30(61) | 49% |
| | Ground Weta | Feature 1 | 16(16) | 100% |
| | | Feature 2 | 16(16) | 100% |
| | | Feature 3 | 13(16) | 81% |
| | | Feature 4 | 15(16) | 94% |
| | | Feature 5 | 16(16) | 100% |
| Pattern 2 | Black | Feature 1 | 56(102) | 55% |
| | | Feature 2 | 43(102) | 42% |
| | | Feature 3 | 52(102) | 51% |
| | | Feature 4 | 50(102) | 49% |
| | | Feature 5 | 31(102) | 30% |
| | Native Bush | Feature 1 | 28(61) | 46% |
| | | Feature 2 | 39(61) | 64% |
| | | Feature 3 | 47(61) | 77% |
| | | Feature 4 | 34(61) | 56% |
| | | Feature 5 | 29(61) | 48% |
| | Ground Weta | Feature 1 | 16(16) | 100% |
| | | Feature 2 | 16(16) | 100% |
| | | Feature 3 | 12(16) | 75% |
| | | Feature 4 | 15(16) | 94% |
| | | Feature 5 | 16(16) | 100% |

표 2는 본 논문에서 제안한 방법으로 인식 실험을 수행한 결과로서, 곤충별로 추출한 특징값 5개 군을 이용하여 패턴 별로 나타나는 성능을 비교한 그래프이다. 우선 3종의 발자국 영상으로부터 패턴 2개를 만들고 Trace 변환에 의해 추출된 특징값 5개 군을 구성하였다, 인식 실험에는 Black Cockroach 7종의 발자국 원시 영상으로부터 추출한 102개의 세그먼트를 사용하였고, Native Bush는 7종의 발자국 원시 영상으로부터 61개 세그먼트, 그리고 Ground Weta는 4종의 원시영상에서 추출된 16개의 세그먼트를 사용하였다. 그리고 세그먼트의 특징값을 이용하여 본 논문에서 제안한 기여도를 이용한 가중치 결정방법으로 인식하였다. 표 2를 보면, 곤충 종류 Black Cockroach는 Pattern 1, Pattern 2에서 Feature1을 사용할 경우에 성능이 각각 59%, 55%이며, 곤충 Native Bush는 Feature 2를 사용할 경우에 성능이 61%, 64%를 보여준다. 곤충 Ground Weta의 경우는 Feature 1,2 모두 100%로 다른 곤충에 비교해 우수한 성능을 보여주고 있다.

V. 결 론

곤충은 몸의 크기가 작아서 발자국 또한 작은 점의 형태로 나타난다. 그리고 다른 생물체의 발자국과 달리, 규칙적인 형상을 정의하기 어려워, 발자국을 구분하는 데에 많은 어려움이 있다. 또한 개체의 움직임에 따라 정형화된 형상을 가지지 못해 불규칙하게 나타날 수도 있다. 이러한 불규칙적 움직임에 의해 노이즈가 발생하는데 이것이 발자국과 혼재될 경우, 개체를 판단하기는 더욱더 어려워진다.

이런 이유로 곤충 발자국에 적합한 인식 방법이 필요하게 되는데 본 논문에서는 제거할 수 없는 노이즈를 포함하고 있는 곤충발자국의 영상을 인식하기위해서 퍼지 기여도 가중치 조정 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 추출된 곤충 발자국 특징값은 명확하게 구분되는 특징성분 영역과 그렇지 않는 성분을 함께 가지게 되는데, 이러한 특징성분 중에서 변별력이 높게 나타나는 패턴영역을 개체판단에 우선적으로 기여하도록 하는 가중치 조정방법이다. 산출된 가중치는 퍼지함수에 의해 우세한 출력신호에 따라 개체를 인식하게 된다.

제안한 방법에 따라 기여도를 결정하고 퍼지 함수의 소속도에 의한 인식 실험을 수행하였다. 제안한 방법에 의한 인식 실험은 규칙적인 형상을 명확하게 정의하기 어렵고, 노이즈의 발생률이 높은 영상을 인식위한 새로운 방법이다. 또한 인식을 위한 주요한 정보와 모호한 노이즈사이의 불확실한 경계를 기여도 기반의 퍼지 함수를 이용하여 인식함으로써, 기존 연

구에서 문제점인 수작업을 제거할 수 있었다. 향후에는 곤충 발자국과 같이 노이즈가 많이 포함된 다양한 영상을 활용, 인식 실험하여 제안한 방법에 대한 일반화를 위한 노력이 필요하다.

참고문헌

- [1] Connovation - equipment instructions, [Online], available: <http://www.connovation.co.nz/ProductDetail.aspx?id=9>
- [2] Craig Gillies and Dale Williams, "A short guide for identifying footprints on tracking tunnel paper," <http://www.rimutakatruster.org.nz/projects/projects.htm>.
- [3] 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.
- [4] 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.
- [5] J. Gray and Sir, "Animal Locomotion," London: Weidenfeld & Nicolson; 1968.
- [6] N. Hasler, R. Klette, B. Rosenhahn, and W. Agnew, "Footprint recognition of rodents and insects," CITR-TR-149, The University of Auckland, 2004.
- [7] G. Klette, "Skeletons in digital image processing," CITR-TR-112, The University of Auckland, 2002.
- [8] 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.
- [9] Bok-Suk Shin, Eui-Young Cha, Kwang-Baek Kim, Kyoung-Won Cho, Klette, Reinhard, and Young Woon Woo, "Effective Feature Extraction by Trace Transform for Insect Footprint Recognition," BIC-TA2008, pp.97-102, Sep. 2008.
- [10] 우영운, 허경용, 김광백, "퍼지 가중치 평균 분류기에서 통계 정보를 활용한 가중치 설정 기법의 제안," 한국컴퓨터정보학회논문지, 제14권, 7호, 9-15쪽,

2009년 7월.

- [11] 우영운, 이수중, 김광백, “동적 퍼지 추론에 의한 방류량 조절 가능 댐 수문 제어,” 한국컴퓨터정보학회 논문지, 제13권, 7호, 75-82쪽, 2008년 12월.
- [12] A. Kadyrov and M. Petrou, “The Trace Transform and Its Applications,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.23, No.8, pp. 811-828, 2001.
- [13] M. Petrou and A. Kadyrov, “Affine Invariant Features from the Trace Transform,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 26, No. 1, pp. 30-44, 2004.
- [14] N. Fedotov and L. Shulga, “New Geometric Transform Based on Stochastic Geometry in the Context of Pattern Recognition,” LNCS 2749, Springer-Verlag, pp. 148-155, 2003.

저 자 소 개



신복숙
 2001년 8월 :
 동의대학교 컴퓨터공학과 공학석사
 2002년 3월~2003년 2월
 동의대학교 게임영상산업연구소 PM
 연구원
 2009년 2월 :
 부산대학교 전자계산학과 이학박사
 2009년 3월~현재 :
 부산대학교 U-Port정보기술 산학 공동
 사업단
 관심분야 : 컴퓨터그래픽, 영상처리,
 컴퓨터비전, 인공지능경망



차의영
 1982년 2월 :
 서울대학교 전자계산학과 이학석사
 1998년 8월 :
 서울대학교 컴퓨터공학과 공학박사
 1985년 3월~현재 :
 부산대학교 컴퓨터공학과 교수
 관심분야 : 영상처리, 인공지능경망, 신
 호처리, 컴퓨터비전



우영운
 1991년 8월 :
 연세대학교 본대학원 전자공학과 공학
 석사
 1997년 8월 :
 연세대학교 본대학원 전자공학과 공학
 박사
 1997년 9월~현재 :
 동의대학교 멀티미디어공학과 교수
 관심분야 : 인공지능, 패턴인식, 퍼지
 이론, 의료정보