

영상의 색채 강도 엔트로피를 이용한 나비 종 자동 인식 향상 방법

A Performance Improvement of Automatic Butterfly Identification Method Using Color Intensity Entropy

강승호, 김태희
동신대학교 정보보안학과

Seung-Ho Kang(shkang@dsu.ac.kr), Tae-Hee Kim(thkim@dsu.ac.kr)

요약

영상을 이용한 나비 종 자동 인식 기법은 생물종 다양성 연구 및 종의 진화, 발달 과정의 연구를 위한 기초 작업을 돕는 것으로 연구자들의 관심이 높다. 기계학습 기반의 나비 종 인식 시스템은 사용하는 특징 추출 방법에 성능이 크게 좌우되는 성질을 가지고 있다. 본 논문은 나비 영상이 가진 색채 강도의 분포를 이용하는 색채 강도 (Color Intensity) 엔트로피를 제안하고 기존에 제시된 가지 길이 유사성 (Branch Length Similarity) 엔트로피와 함께 사용할 경우 10% 이상의 인식을 향상을 얻을 수 있음을 보인다. 제안한 방법의 신뢰성 있는 성능 평가를 위해 영상 인식에 자주 사용되는 대표적인 특징 추출 방법인 아이겐 이미지, 2D 푸리에 변환, 2D 웨이블릿 변환 방법들을 비교 대상으로 다양한 기계학습을 이용해 성능을 평가한다.

■ **중심어** : | 나비 종 인식 | 특징 추출 | 가지 길이 유사성 엔트로피 | 색채 강도 엔트로피 | 기계 학습 |

Abstract

Automatic butterfly identification using images is one of the interesting research fields because it helps the related researchers studying species diversity and evolutionary and development process a lot in this field. The performance of the butterfly species identification system is dependent heavily on the quality of selected features. In this paper, we propose color intensity (CI) entropy by using the distribution of color intensities in a butterfly image. We show color intensity entropy can increase the recognition rate by 10% if it is used together with previously suggested branch length similarity entropy. In addition, the performance comparison with other features such as Eigenface, 2D Fourier transform, and 2D wavelet transform is conducted against several well known machine learning methods.

■ **keyword** : | Butterfly Identification | Feature Extraction | Branch Length Similarity Entropy | Color Intensity Entropy | Machine Learning |

1. 서론

신뢰성 있는 종 인식은 생물의 다양성 연구나 개체의

진화, 발달과정에 대한 연구 뿐 아니라 생물의 오염 원인과 질병의 확산 등을 파악하는 생물학적 작업의 중요한 첫 단계로 인식되고 있다[1][2]. 하지만 인식 과정의

* 본 연구는 2014년도 정부(교육부)의 재원으로 한국연구재단의 연구과제로 수행되었습니다.

* 본 연구는 한국전력공사의 재원으로 기초전력연구원의 2015년 선정 기초연구개발과제로 수행되었습니다.

접수일자 : 2017년 04월 11일

심사완료일 : 2015년 05월 10일

수정일자 : 2017년 05월 10일

교신저자 : 김태희, e-mail : thkim@dsu.ac.kr

중요성에도 불구하고 전통적인 분류 방식은 적절한 참고문헌과 전문적인 지식 없이는 활용하기 어렵고 이를 습득하는 데 많은 노력과 시간이 필요하므로 신뢰성 있는 식별을 실행할 수 있는 분류 전문가나 아마추어 단체가 갈수록 줄어들고 있는 상태이다[3-7].

디지털 이미지 처리기술과 패턴인식 기술의 발달과 함께 다양한 특징 추출 방법에 바탕을 둔 자동 종식별 방법들이 제안되고 있다[8-11]. 일명 “분류체계의 위기 (taxonomic crisis)”를 극복하는데 새로운 대안으로 떠오르고 있는 것이다[12].

영상 처리 및 기계학습 방법을 곤충 인식에 이용한 자동 인식 방법들로는 주성분 분석과 선형 분류법을 나비 인식에 사용한 DAISY(Digital Automatic Identification System)[6], 웨이블릿과 인공신경망을 이용한 거미 인식 방법인 SPIDA[13], 내용 기반 영상 검색 기술을 사용해 개발한 Butterfly Ecology 플랫폼[14] 등이 있다. 이러한 자동화된 종식별에 관한 대부분의 연구는 대량 인식분야에 관련되어 있다. 이 분야의 식별 방법은 특별히 설계된 병렬컴퓨팅과 같은 자동화된 시스템을 통해 데이터베이스에서 수집된 종들의 다량의 이미지를 분류하는 것이다. 하지만 이러한 기술은 현장에서 촬영된 개체를 그 자리에서 식별하기에는 많은 계산과 소요 시간 때문에 식별의 효율성과 정확성에 있어 한계가 따른다[15]. 특히 동물 중 가운데 나비는 종의 종류가 16000여 종에 이르고[16] 그 형태나 색깔 등의 복잡성과 미묘함으로 인해 신뢰성 있는 식별이 어려운 것으로 알려져 있다[17].

계산 및 소요 시간의 어려움을 해결하기 위해 분류 특징으로 단지 나비의 형태(shape) 정보만을 이용하는 방법들이 제안되었다. 이중 나비의 날개의 경계를 구성하는 점들 간의 거리 분포를 이용해 정의되는 가지 길이 유사성 (BLS: Branch Length Similarity) 엔트로피를 특징으로 이용한 인공신경망 기반의 분류시스템이 제안되어 높은 인식률을 보여주었다[18-23]. BLS 엔트로피를 사용한 방법은 나비의 형태 정보를 1차원에서 활용한 푸리에 기술자(Fourier descriptor)나 웨이블릿 기술자(wavelet descriptor)보다 높은 성능을 보여주었다[23]. 하지만 BLS 엔트로피를 이용하는 방법은 실시

간 식별을 위해 나비의 형태 정보만을 사용하기 때문에 다양한 종의 나비를 분류하는데 한계가 있다. 한편 스마트 기기의 성능향상으로 색상 정보를 활용하는 특징 추출 방법이 반드시 기피되어야 할 것은 아니며 적은 자원과 짧은 시간에 색상 정보를 활용할 수 있는 방법 개발이 오히려 절실히 필요한 상황이다. 논문은 컴퓨팅 자원에 큰 부담을 주지 않는 간단한 연산만을 사용할 수 있도록 나비 영상의 색채 강도의 분포를 엔트로피 개념을 이용해 정의하고 이를 BLS 엔트로피와 함께 사용함으로써 분류 성능을 높일 수 있음을 보이고자 한다. 제안한 방법의 객관적인 성능 검증을 위해 15종의 나비 영상을 대상으로 색상 정보를 활용하는 기존의 다른 특징 추출 방법인 고유 얼굴(eigenface), 2D 푸리에 변환, 2D 웨이블릿 변환 방법들과 인식률을 비교하였다. 특히 제안한 특징 추출방법의 기계학습과의 적합성을 판단하기 위해 세 가지 기계학습 방법 즉 베이지안 분류기, 다층 퍼셉트론, 서포트 벡터 머신을 대상으로 인식률을 측정하였다[24][25].

논문의 전체적인 구성은 다음과 같다. 우선 2장에서 관련연구로 가지 길이 유사성 엔트로피 및 비교대상의 특징 추출 방법들에 대해 설명한다. 3장에서는 실험에 사용한 15종의 나비 데이터에 대해서 기술하고 4장에서는 영상의 색채 강도의 분포를 활용한 특징 추출 방법을 제안한다. 5장에서는 사용한 기계학습 방법에 대한 간략한 설명 및 색채 강도 엔트로피를 통한 성능향상의 정도를 보여주고 기존 특징 추출 방법들과의 성능 비교가 다뤄진다. 마지막 6장에서는 논문의 결론을 제시한다.

II. 관련 연구

우선 나비의 형태 정보만을 사용해 높은 인식률을 보여주었던 가지 길이 유사성 엔트로피에 대해 간략히 설명하고 색상 정보를 활용해 높은 인식률을 보여 주고 있으며 제안 방법과 비교대상이 되는 영상인식 특징 추출 방법들을 간략히 소개하겠다.

2.1 가지 길이 유사성 엔트로피

가지 길이 유사성(BLS: Branch Length Similarity) 엔트로피는 특정 노드를 중심으로 주변 노드들과 가지로 연결된 네트워크를 대상으로 가지들의 길이 분포를 이용해 정의된다[18]. [그림 1]의 왼쪽처럼 하나의 노드와 n 개의 연결선으로 나타낸 네트워크를 단위 가지 네트워크 (UBN: Unit Branch Network)라고 하는데, UBN에 대한 BLS 엔트로피 S 는 [그림 1]의 오른쪽 수식으로 정의된다. 이때 L_j 는 각 연결선의 길이를 나타낸다.

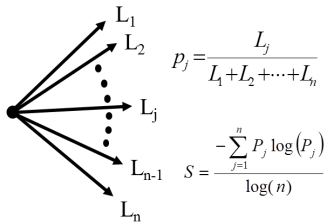


그림 1. 단위 가지 네트워크(UBN)와 가지 길이 유사성(BLS) 엔트로피 계산

BLS 엔트로피는 객체의 형태만을 이용해 인공신경망과 함께 나비 중 인식에서 높은 성능을 보여 주었다 [22][23].

2.2 고유 얼굴

고유 얼굴(Eigenface)은 주어진 얼굴 영상으로부터 고유벡터(eigen vector)를 계산해 이를 얼굴 인식에 사용하는 방법으로 [24]에서 시도되었다. 이 후 얼굴 이외에 다양한 객체에 대한 영상인식에 사용되어 왔고 높은 성능을 보여주었다. 고유 얼굴을 기계학습의 입력 데이터로 사용하는 방법은 다양하지만 가장 일반적인 방법은 고유치를 이용하는 것이다.

우선, 학습 데이터를 구성하는 모든 2차원 영상을 1차원 벡터로 변환한다. 변환은 단지 2차원 벡터로 표현되고 있는 각 영상의 여러 행들을 하나의 열로 이어 붙이면 된다. 그리고 모든 영상으로부터 평균 영상을 구해 이를 각 영상으로부터 뺀 후 전체 영상에 대해 공분산 행렬(covariance matrix)을 계산한다. 마지막으로 공분산 행렬을 대상으로 고유치와 고유벡터를 계산한 후

고유치를 내림차순으로 정렬하고 이중 임의의 개수를 기계학습을 위한 입력 데이터로 사용한다.

2.3 이산 푸리에 변환

푸리에 변환(Fourier transform)은 신호 처리에서 특정 신호를 주파수 영역으로 변환해서 신호를 분석하고자 하는 목적으로 자주 사용된다. 이러한 푸리에 변환이 영상 인식에도 사용되어 지는데, $n \times n$ 크기의 2차원 영상 $s(i, k)$, $1 \leq i, k \leq n$ 에 대한 이산 푸리에 변환은 식 (1)에 의해 이루어진다.

$$f(u, v) = \frac{1}{n} \sum_{i=0}^{n-1} \sum_{k=0}^{n-1} s(i, k) e^{-j \frac{2\pi(ui+vk)}{n}}, \quad u, v = 0, \dots, n-1 \quad (1)$$

이때 변환 값 $f(u, v)$ 는 복소수 형태를 가진다. 따라서 일반적으로 변환 값을 그대로 기계학습의 입력 데이터로 사용하지 않고 변환 값으로부터 파워 스펙트럼을 식 (2)를 이용해 구한 후 이를 입력 데이터로 사용한다.

$$p(u, v) = \sqrt{\text{real}(f(u, v))^2 + \text{imag}(f(u, v))^2} \quad (2)$$

2.4 웨이블릿 변환

웨이블릿 변환은 푸리에 변환과 달리 기저 함수로 웨이블릿 모함수를 사용함으로써 영상에 대한 다해상도 분석이 가능하고 주파수 뿐 아니라 공간적 특징을 제공할 수 있다. 영상 처리에는 2차의 이산 웨이블릿 변환을 사용해야 하는데 하나의 2차 스케일링 함수와 세 개의 2차 웨이블릿 함수가 필요하다. 이러한 함수들은 식 (3)과 같이 1차의 스케일링 함수와 웨이블릿 함수를 사용하여 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} \phi(x, y) &= \phi(x)\phi(y) \\ \psi^H(x, y) &= \psi(x)\phi(y) \\ \psi^V(x, y) &= \phi(x)\psi(y) \\ \psi^D(x, y) &= \psi(x)\psi(y) \end{aligned} \quad (3)$$

여기서, $\phi(x)$ 는 스케일링 함수를 $\psi(x)$ 는 웨이블릿 함수를 각각 나타낸다. 세 개의 웨이블릿 함수는 각각 수직축(ψ^H), 수평축(ψ^V), 대각방향(ψ^D)의 변이를 측정하는데 사용된다. 2차 기저함수 집합은 식 (4)와 같이 구할

수 있다.

$$\begin{aligned} \phi_{j,m,n}(x,y) &= 2^{j/2} \phi(2^j x - m, 2^j y - n) \\ \psi_{j,m,n}^i(x,y) &= 2^{j/2} \psi^i(2^j x - m, 2^j y - n), \quad i = H, V, D \end{aligned} \quad (4)$$

j 는 함수의 너비를 m, n 은 함수의 위치를 각각 결정한다. 이들 기저함수 집합들이 직교성을 가지면 2차의 이산 웨이블릿 변환 계수를 식 (5)와 같이 구할 수 있다.

$$\begin{aligned} W_\phi(j_0, m, n) &= \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) \phi_{j_0, m, n}(x,y) \\ W^i(j, m, n) &= \frac{1}{\sqrt{MN}} \sum_{x=0}^{M-1} \sum_{y=0}^{N-1} f(x,y) \psi_{j, m, n}^i(x,y) \quad i = H, V, D \end{aligned} \quad (5)$$

여기서 MN 은 영상의 크기를 나타낸다. 웨이블릿 변환으로부터의 일반적인 특징 추출은 Haar 웨이블릿을 기저함수로 사용하여 특정 레벨까지 웨이블릿 분해를 실행하고 각 수준의 세 가지 상세(detail)에 대해 식 (6)과 같이 정의되는 에너지를 사용한다.

$$\frac{1}{MN} \sum_{i=0}^{M-1} \sum_{j=0}^{N-1} |W_{ij}|^2 \quad (6)$$

III. 나비 영상 데이터

사용한 데이터는 총 15종의 나비로부터 423개의 영상으로 구성되고 나비의 학명 및 영상 수는 [표 1]과 같다.

표 1. 15종의 나비와 각 종에 대한 영상 개수

Species	The number of images
<i>Celastrina argiolus</i>	15
<i>Cynthia cardui</i>	22
<i>Dilipa fenestra</i>	33
<i>Favonius orientalis</i>	16
<i>Graphium sarpedon</i>	57
<i>Libythea celtis</i>	30
<i>Luehdortia puziloi</i>	49
<i>Lycaena dispar</i>	22
<i>Lycaena phlaeas</i>	28
<i>Ochlodes subhyalina</i>	23
<i>Papilio maackii</i>	31
<i>Papilio xuthus</i>	33
<i>Parantica sita</i>	33
<i>Parnassius bremeri</i>	16
<i>Sasakia charonda</i>	15
	423

원 영상은 760×567 해상도를 갖는 RGB 컬러 영상이다[그림 2(a)]. 나비는 왼쪽과 오른쪽이 대칭을 이루므로 각 표본의 왼쪽 날개만을 원 영상으로부터 분리해서 회색조 영상[그림 2(b)]으로 먼저 변환한 후 마지막으로 이진 영상을 획득했다. 원 영상으로부터 회색조 영상과 이진 영상을 얻어내는데 MATLAB ver. R2007a 에서 제공하는 영상 도구들을 사용하였다. 특히 나비의 왼쪽 날개에 대한 형태[그림 2(c)]를 얻기 위해 프리윗 에지검출 (Prewitt edge detection) 알고리즘 [23]을 사용하였다. 이진 영상은 BLS 엔트로피 계산에, 그리고 회색조 영상은 CI 엔트로피 계산에 각각 사용된다.



(a) 컬러 영상 (b) 회색조 영상 (c) 형태 영상

그림 2. 나비 왼쪽 날개에 대한 영상

IV. 특징 추출 방법-색채강도 엔트로피

본 장에서는 나비 날개의 색채 강도를 엔트로피 개념을 이용해 표현하고 이를 기계학습의 입력으로 사용하는 방법을 제시한다.

색채 강도 엔트로피 (Color Intensity Entropy)를 정의하기 위해서는 먼저 나비 영상으로부터 조각(patch)을 구해야 한다. 조각을 구하기 위해서 회색조 영상의 한쪽 나비 날개를 대상으로 아래 [그림 3]과 같이 분할한다. 분할 방법은 BLS 엔트로피를 계산하기 위해 [22]에서 등 각도에 위치한 경계점을 추출하는 것과 유사한 방법을 이용해 분할한다.

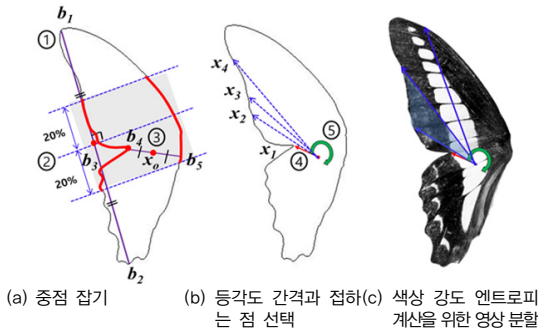


그림 3. 나비 영상의 분할 방법

- 단계 ① : 먼저 [그림 3(a)]와 같이 나비 날개의 테두리를 구성하는 점 중 가장 멀리 떨어진 두 점(b_1, b_2)을 찾고 두 점을 잇는 선분을 등분하는 점(b_3)을 선택한다.
- 단계 ② : b_3 을 중심으로 선분(b_1, b_2)에 직각을 이루며 선분의 20% 길이에 해당하는 영역을 선택한다.
- 단계 ③ : 선택된 영역의 양 테두리에서 가장 거리가 가까운 두 점(b_4, b_5)을 선택해 이를 나비 날개의 중심 x_0 으로 삼는다.
- 단계 ④, ⑤ : 다음으로 [그림 3]의 (b)처럼 [그림 3]의 (a)에서 구한 x_0 을 중심으로 동일간격의 각도로 선분을 그어 이와 만나는 테두리 상의 점 x_i 를 구한다. 이 때 기준이 되는 x_1 은 그림(a)에서의 b_4 이다. 마지막으로 테두리와 연속하는 두 선분(x_0, x_i), (x_0, x_{i+1})으로 대표되는 조각을 구한다[그림3 (c)].

표 2. 색상 강도에 대한 범주 구분

Category	Intensity
1	0 ~ 31
2	32 ~ 63
3	64 ~ 95
4	96 ~ 127
5	128 ~ 159
6	160 ~ 191
7	192 ~ 223
8	224 ~ 255

그리고 각 픽셀에 대한 색채 강도의 범위 값 0 ~ 255, 즉 256 가지를 모두 사용해 색채 강도 엔트로피를 정의

할 경우 입력 벡터의 크기가 지나치게 커져 연산에 많은 시간이 필요하므로 각 픽셀 값을 [표 2]와 같이 8가지 범주로 분류하였다.

이렇게 정해진 색채 강도 범주를 이용해 앞에서 구해진 각 조각을 대상으로 색채 강도 엔트로피 G 는 식 (7)과 같이 정의된다.

c_i 는 주어진 조각에서 i 번째 범주에 속하는 색상 강도를 가진 픽셀들의 개수를 나타낸다. 결국 특정 조각에 대한 색채 강도 엔트로피는 8가지 범주에 속하는 픽셀의 분포상의 특징을 대표한다고 할 수 있다. 엔트로피의 특성상 모든 범주의 픽셀 수가 동일하다면 색채 강도 엔트로피 G 는 가장 큰 값을 갖게 된다.

$$G = - \sum_i^n p_i \log p_i, \quad p_i = \frac{c_i}{\sum_{j=1}^n c_j} \quad (7)$$

한편, 색채 강도 엔트로피를 기계학습의 입력 데이터로 사용하기 위해서는 BLS 엔트로피 프로파일[21]과 유사하게 색채 강도 엔트로피 프로파일을 정의할 필요가 있다. 색채 강도 엔트로피 프로파일은 단지 나비 날개 영상을 대상으로 계산한 모든 조각의 엔트로피를 벡터 형태로 연결한 것에 불과하다.

V. 실험 및 결과 분석

본 장에서는 실험에 사용한 세 가지 기계학습에 대해 간단히 소개하고 CI 엔트로피를 BLS 엔트로피와 함께 사용했을 경우의 성능향상의 정도를 보여준 후 마지막으로 기존의 특징 추출방법들과 성능 비교 결과를 분석한다.

5.1 기계학습 방법

제안한 색채 강도 엔트로피의 성능을 평가하기 위해 널리 사용되고 있는 세 가지 기계학습 방법(베이지안 분류기, 다중 퍼셉트론, 서포트 벡터 머신)을 사용하였다. 이 절에서 이들 세 가지 기계학습 방법과 사용한 파라미터에 대해 간략히 기술하겠다.

베이지 분류기는 우도와 사전확률로부터 사후확률을 계산하는 식 (8)과 같은 베이지 정리에 기반을 둔 지도 학습 기반의 대표적인 기계학습 방법이다.

$$p(w_i|x) = \frac{p(x|w_i)p(w_i)}{p(x)} \quad (8)$$

여기서 w_i 는 각 나비 종을 나타내고 x 는 나비 영상을 대표하는 특징 벡터이다. 사전 확률인 $p(x|w_i)$ 는 가우시안 분포를 따른다고 가정하였고 최대 우도 방법을 이용해 분포의 파라메타 값을 추정하였다.

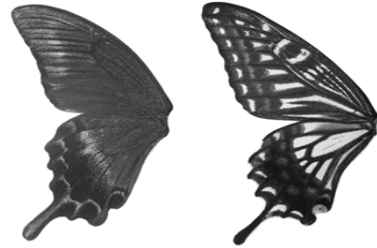
다층 퍼셉트론은 입력층, 은닉층, 출력층의 일반적인 형태인 3층 구조로 설계하였다. 입력층의 노드 개수는 사용하는 특징 벡터의 크기와 같고 출력층의 노드 개수는 나비 종의 개수 15이다. 은닉층의 노드 개수는 여러 번의 실험을 통해 가장 높은 성능을 보여주는 개수로 설정하였다. 은닉층과 출력층의 각 노드는 시그모이드 함수를 사용하였고 다양한 학습율과 모멘텀을 가지고 오류 역전파 알고리즘을 사용하여 학습하였다. 훈련 집합 전체를 대상으로 한 번의 학습이 이루어진 과정을 에포크(epoch)라 하는데 종료조건은 연속한 두 에포크 간의 정확성 사이에 개선이 0.1% 이하인 경우 학습을 종료하였다.

그리고 SVM은 Vapnik에 의해 제안된 지도 학습 기반의 기계학습 방법으로, 분류를 위한 결정 초평면의 결정에 서포트 벡터사이의 간격 (margin)을 고려함으로써 다른 기계학습 방법에 비해 일반성을 갖는다는 평가를 받고 있다. 비선형 SVM을 사용하기 위해 커널 함수는 $K(x,y)=(x \cdot y+1)^p$ 를 사용하였고 SMO(Sequential Minimum Optimization) 알고리즘을 사용하여 라그랑지 승수를 계산하였다. SVM은 원래 2 클래스 분류기이므로 15가지 종을 분류하기 위해 투표 방법을 사용하는 짝 분류 방법(pair-wise classification method)을 사용하였다.

5.2 BLS 엔트로피에 CI 엔트로피를 추가했을 때의 성능향상

앞에서 언급한대로 BLS 엔트로피는 나비의 형태 정보를 이용하기 때문에 1만6000 종이 넘는 것으로 추

정되는 나비 종을 정확하게 분류, 인식하는데 한계가 있다.

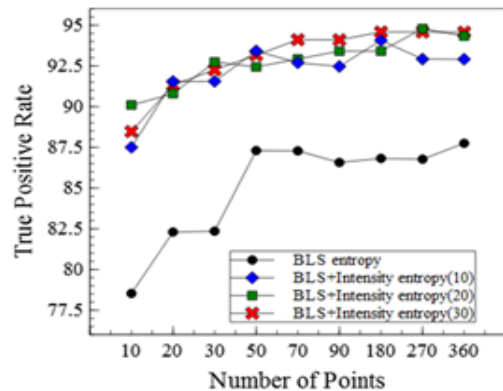


(a) Papilio maackii 종 영상 (b) Papilio Xuthus 종 영상

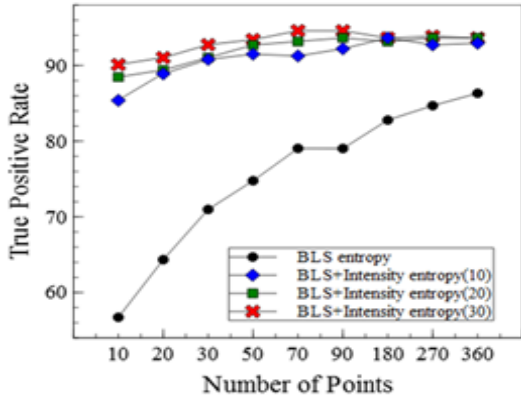
그림 4. 날개 형태가 유사한 영상

본 논문이 사용하고 있는 15종의 나비 중에도 Papilio maackii 종과 Papilio Xuthus 종은 [그림 4]에서도 알 수 있듯이 거의 동일한 형태의 날개를 가지고 있어서 이를 BLS 엔트로피만을 이용해 구분하기는 어렵다 [22]. 따라서 이러한 문제를 해결하기 위해 형태 정보 외에 날개 내부의 색상 정보를 이용하기 위해 CI 엔트로피를 제안한 것이다.

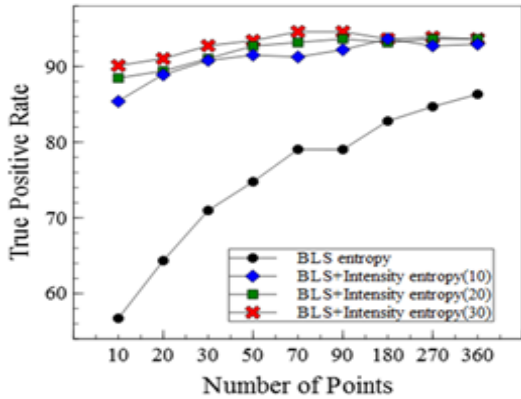
우선 BLS 엔트로피와 CI 엔트로피를 함께 사용한 실험 결과의 신뢰성을 높이고자 전체 영상 집합을 세 부분으로 분할한 후 %를 학습 데이터로 사용하고 나머지 1/3을 타당성 평가 데이터로 사용하는 3중 교차검증(3-fold cross validation)을 채택하였다. 이는 학습 데이터가 많지 않을 경우 흔히 사용하는 실험 방법 중 하나이다.



(a) 베이지안 분류기 사용



(b) MLP 사용



(c) SVM 사용

그림 5. 색채 강도 엔트로피를 BLS 엔트로피와 함께 사용했을 때의 인식률 증가

[그림 5]의 (a), (b), (c)는 베이지안 분류기, MLP, SVM을 각각 사용해 얻은 정인식률을 나타낸다. 세 가지 모든 기계학습 방법에 대해 BLS 엔트로피만을 사용한 경우보다 CI 엔트로피를 함께 사용한 경우의 정인식률이 10% 이상 높다는 사실을 확인할 수 있다. 한편, CI 엔트로피를 계산할 때 사용하는 조각의 수도 인식률에 영향을 미치고 있음을 알 수 있다. 대체적으로 조각 수가 가장 많은 30개를 사용했을 때 가장 높은 인식률을 보여준다. 하지만 조각 수가 20이상인 경우 인식률 사이에 큰 차이를 보이지는 않고 있어 조각 수를 많이 늘리는 것이 입력 벡터의 크기를 늘리고 학습 및 결정 시간을 늘린다는 점에서 반드시 바람직한 것은 아니라는

사실도 관찰할 수 있다.

5.3 기존 특징들과의 성능 비교

BLS 엔트로피와 CI 엔트로피를 함께 사용하는 경우의 나비 인식률을 색상 정보를 사용하는 특징 추출 방법 중 기준에 잘 알려진 특징들(고유 얼굴, 푸리에 변환, 웨이블릿 변환)을 대상으로 비교하였다. CI 엔트로피의 추가 시 성능향상을 확인할 때와 마찬가지로 세 가지 기계학습을 사용해 동일한 데이터를 대상으로 실험하였다.

표 3. 세 가지 기계학습 방법을 대상으로 한 특징들의 성능 비교

	Bayes	MLP	SVM
Eigenface	90,29	95,27	85,57
DFT	83,50	83,22	87,22
Walvelet	59,53	75,76	44,88
BLS+CL entropy	86,98	94,79	94,60

[표 3]은 인식률 결과를 보여준다. 우선 기계학습 방법에 따라 성능상의 차이를 보인다는 사실을 확인할 수 있다. 베이지안 분류기와 MLP의 경우는 비교대상이 되는 특징 중 고유 얼굴이 가장 높은 인식률을 보여준 반면, SVM의 경우엔 본 논문이 제안한 BLS 엔트로피와 CI 엔트로피를 함께 사용한 특징이 가장 높은 인식률을 보여주었다. 엔트로피 특징의 경우 베이지안 분류기나 MLP에 대해서 고유 얼굴 특징보다는 낮은 인식률을 갖지만 유의미한 편차를 보여주지는 않는다는 사실을 확인할 수 있다. 특히 고유 얼굴의 경우 고유벡터와 고유치 등을 계산하는 복잡한 연산이 필요한데 비해 엔트로피 특징은 단순한 연산만으로 계산이 가능하므로 스마트 기기와 같이 적은 컴퓨팅 자원을 갖고 있는 기기에도 적합하다는 사실을 알 수 있다.

VI. 결론

나비 인식을 위해 기준에 제시된 BLS 엔트로피는 인공신경망과 같은 기계학습 방법의 특징으로 인식대상 인 종의 수가 적을 경우 높은 인식률을 보여 주었다. 하

지만 실제 나비 종의 수는 만여 종이 넘고 비슷한 형태를 갖는 나비가 많다는 점에서 형태 정보만을 사용한 BLS 엔트로피는 한계가 있다. 본 논문은 나비 날개의 픽셀별 색채 강도의 분포를 이용해 색채 강도 엔트로피를 정의하고 이를 기존의 BLS 엔트로피와 함께 사용함으로써 세 가지 기계학습 방법을 대상으로 인식을 10% 이상 높일 수 있었다. 또한 기존에 잘 알려진 색상 정보를 활용하는 다른 특징들과 비교했을 때도 비슷하거나 높은 인식을 보여주었다. 특히 기존의 색상 정보를 활용하는 특징들이 복잡한 연산을 수행해야 하는 부담으로 스마트 기기와 같은 낮은 컴퓨팅 자원을 가진 기기에 적합하지 않음에 비해 제시한 엔트로피 기반의 특징은 단순한 연산만을 이용해 계산이 가능하므로 이러한 기기에 보다 적합할 수 있다는 사실에서 실제 현장에서 활용될 수 있는 기술로서의 시사하는 바가 크다고 하겠다.

하지만 전문가를 대체할 수준의 지능형 시스템으로 완성되기 위해서는 앞으로 많은 연구가 추가되어야 한다. 우선 논문에서 다룬 15종의 데이터로는 인식률에 대한 일반성을 주장하기에는 부족한 점이 많아 곤충학자와 협업을 통해 보다 많은 데이터의 수집이 필요하다. 또한 다양한 형태로 촬영될 나비에 대한 인식 문제는 한쪽 날개를 온전히 사용할 수 있는 경우와는 또 다른 차원의 도전과제에 해당한다.

참고 문헌

[1] W. O. McMillan, A. Monteiro, and D. D. Kapan, "Development and evolution on the wing," *Trends in Ecology & Evolution*, Vol.17, No.3, pp.125-133, 2002.

[2] M. Silveira and A. Monteiro, "Automatic recognition and measurement of butterfly eyespot patterns," *BioSystems*, Vol.95, pp.130-136, 2009.

[3] K. J. Gaston and R. M. May, "Taxonomy of taxonomists," *Nature*, Vol.356, pp.281-282, 1992.

[4] P. J. D. Weeks and K. J. Gaston, "Image

analysis, neural networks, and the taxonomic impediment to biodiversity studies," *Biodiversity Conservation*, Vol.6, pp.263-274, 1997.

[5] P. J. D. Weeks, M. A. O'Neill, K. J. Gaston, and I. D. Gauld, "Species-identification of wasps using principal component associative memories," *Image and Vision Computing*, Vol.17, pp.861-966, 1999.

[6] P. J. D. Weeks, M. A. O'Neill, K. J. Gaston, and I. D. Gauld, "Automating insect identification: exploring the limitations of a prototype system," *Journal of Applied Entomology*, Vol.123, pp.1-8, 1999.

[7] G. W. Hopkins and R. P. Freckleton, "Declines in the numbers of amateur and professional taxonomists: implications for conservation," *Animal Conservation*, Vol.5, pp.245-249, 2002.

[8] B. Arbuckle, S. Schroeder, V. Steinhage, and D. Wittmann, "Biodiversity informatics in action: identification and monitoring of bee species using ABIS. Proc," 15th International Symposium Environmental Protection, Zurich, pp.425-430, 2001.

[9] S. Schroder, D. Wittmann, W. Drescher, V. Roth, V. Steinhage, and A. B. Cremers, "The new key to bees: Automated identification by image analysis of wings," In P. Kevan and Imperatriz Fonseca VL(eds), *Pollinating Bees- The Conservation Link Between Agriculture and Nature*, Ministry of Environment, Brasilia, 2002.

[10] N. Larios, H. Deng, W. Zhang, M. Sarpola, J. Yuen, R. Paasch, A. Moldenke, D. A. Lytle, S. R. Correa, E. Mortensen, L. G. Shapiro, and T. G. Dietterich, "Automated insect identification through concatenated histograms of local appearance features: feature vector generation and region detection for deformable objects," *Machine Vision and Applications*, Vol.19, pp.105-123, 2008.

[11] B. Dayrat, "Towards integrative taxonomy," *Biological Journal of the Linnean Society*, Vol.85, pp.407-415, 2005.

- [12] M. T. Do, J. M. Harp, and K. C. Norris, "A test of a pattern recognition system for identification of spiders," *Bulletin of Entomological Research*, Vol.89, pp.217-224, 1999.
- [13] B. C. Chen, *Content-based image retrieval of butterflies*, Master thesis, Department of Computer Science and Information Engineering, National Taiwan University, Taipei, 2000.
- [14] S. Reed, "Pushing DAISY," *SCIENCE*, Vol.328, pp.1628-1629, 2010.
- [15] Y. Zhou, *Monographia rhopalocerorum sinensium*, Henan Science and Technology Press, Zhengzhou, 1994.
- [16] M. Mayo and A. T. Watson, "Automatic species identification of live moths," *Knowledge-Based Systems*, Vol.20, pp.195-202, 2007.
- [17] S. H. Lee, P. Bardunias, and N. Y. Su, "A novel approach to shape recognition using the shape outline," *Journal of the Korean Physical Society*, Vol.56, pp.1016-1019, 2010.
- [18] S. H. Kang, W. Jeon, and S. H. Lee, "Butterfly species identification by branch length similarity entropy," *Journal of Asia Pacific Entomology*, Vol.15, pp.437-441, 2012.
- [19] S. H. Kang, S. H. Song, and S. H. Lee, "Identification of butterfly species using a single neural network system," *Journal of Asia Pacific Entomology*, Vol.15, pp.431-435, 2012.
- [20] S. H. Kang, J. H. Cho, and S. H. Lee, "Identification of butterfly based on their shapes when viewed from different angles using an artificial neural network," *Journal of Asia Pacific Entomology*, Vol.17, pp.143-149, 2014.
- [21] S. H. Lee and S. H. Kang, "Performance enhancement of the branch length similarity entropy descriptor for shape recognition by introducing critical points," *Journal of the Korean Physical Society*, Vol.69, pp.1254-1262, 2016.
- [22] M. Turk and A. Pentland, "Eigenfaces for recognition," *Journal of Cognitive Neuroscience*, Vol.3, No.1, pp.71-86, Winter 1991.
- [23] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital image processing*, Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey, pp.578-579, 2002.
- [24] H. J. Woo, S. G. Lee, D. W. Kim, S. P. Ryu, and J. H. Ahn, "Eye and Mouth Images Based Facial Expressions Recognition Using PCA and Template Matching," *The Journal of the Korea Contents Association*, Vol.14, No.11, 2014.
- [25] G. A. Ryu, H. W. Jang, Y. S. Kim, and K. H. Yoo, "ROI Based Object Extraction Using Features of Depth and Color Images," *The Journal of the Korea Contents Association*, Vol.16, No.8, 2016.

저 자 소 개

강 승 호(Seung-Ho Kang)

정회원



- 1994년 8월 : 전남대학교 전산학과(이학사)
- 2003년 2월 : 전남대학교 전산학과(이학석사)
- 2009년 8월 : 전남대학교 전산학과(이학박사)
- 2010년 10월 : 국가수리과학연구소 연구원
- 2013년 9월 ~ 현재 : 동신대학교 정보보안학과 교수
<관심분야> : 알고리즘, 지능형시스템, 정보보안

김 태 희(Tae-Hee Kim)

정회원



- 1991년 2월 : 동신대학교 전자계산학과(공학사)
- 1993년 2월 : 전남대학교 전산통계학과(이학석사)
- 1999년 2월 : 전남대학교 전산통계학과(이학박사)
- 1998년 2월 ~ 현재 : 동신대학교 정보보안학과 교수
<관심분야> : 정보공학, 패턴인식, 데이터베이스보안