산나물 자동 인식 시스템

김진서*, 권수정*, 김현정**, 원일용*
*서울호서전문학교 사이버해킹보안과
**건국대학교 컴퓨터 공학과
e-mail : rlawlstjek@naver.com, sujeong0725@daum.net, nygirl@konkuk.ac.kr, clccclcc@shoseo.ac.kr

An Automatic recognition system for Wild edible greens classification

Jin-seo,Kim*,Su-jeong, Kwon*, Hyun-jung, Kim**, Il-Young, Won*
*Cyber Hacking Security Seoul Hoseo Technical College
**Dept, of Computer Science and Engineering Konkuk University

요 약

식물의 종류를 자동으로 인식하는 방법에 대한 연구는 그 필요성이 증가하고 있다. 본 연구는 한국의 산나물을 자동으로 인식하는 방법에 관한 것이다. 본 논문에서 제안하는 방법은 산나물의 잎을 대상으로 잎의 비율과 잎맥을 추출하여 히스토그램을 구하고, K-NN 을 통해 학습하고 판단하는 시스템이다. 제안하는 시스템의 성능은 실험으로 증명하였으며, 어느 정도 의미 있는 결과를 얻을 수 있었다.

1. 서론

식물의 종류를 자동으로 인식하고자 하는 연구는 식물의 종류에 대한 다양한 정보 및 식물관련 연구의 기본 자료로 활용될 수 있어 그 필요성이 증가하고 있다[1,2]. 특히 건강에 대한 관심이 최근에 고조되면서 자연에서 얻을 수 있는 산나물이 인기를 끌고 있다. 그러나 산나물에는 산나물과 흡사한 모양의 독초가 존재한다. 산나물인지 아닌지는 전문가가 아니면 일반인은 구별이 어렵고, 독초를 식용으로 오인하여 잘못 알고 먹으면 생명을 위협하는 등의 위험한 경우가 많다[6]. 따라서 산나물을 자동으로 인식할 수 있다면 이러한 위험성을 감소시킬 수 있다.

기존의 식물을 자동으로 인식하는 연구들은 산나물을 대상으로 하기보다는 식물들 전체를 인식하는 보편적인 연구들이었으며, 이러한 연구들은 주로 식물의 꽃과 잎을 기준으로 종류를 판단하는 방법들이다. 주로 꽃의 경우는 색이나 꽃의 모양을 기준으로 사용하고, 잎의 경우는 잎의 윤곽이나 잎맥의 특징점을 추출하여 데이터베이스화하여 식물의 종류를 판단하는 방법이다[2]. 그러나 이러한 연구들은 산나물을 대상으로 하는 전문적인 연구가 아니라서 여러 가지 면에서 많은 제약이 있다.

따라서 본 논문에서는 한국에 존재하는 산나물을 자동으로 인식하는 방법에 관한 것으로, 산나물의 잎을 대상으로 특징을 추출하는 기계학습을 사용하여 학습 및 인식하는 시스템을 제안한다. 산나물 잎은 종류에 따라 가로, 세로 비율이 다르고, 잎맥의 모양이 다르다는 점에 착안하여 산나물 잎의 가로, 세로 비율과 잎맥 영상의 히스토그램을 이용하여 기계학습 알고리즘 중 K-NN[3]알고리즘으로 학습하고 인식하는 시스템을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2 장에서는 관련연구에 대해 설명하고, 3 장에서는 본 논문에서 제안하는 산나물 자동인식 시스템을 설명한다. 4 장에서는 실험에 대해서 분석하고, 마지막 5 장에서는 결론 및 향후 과제에 대해 언급했다.

2. 관련 연구

2.1 에지 추출

에지는 물체를 추출하거나 물체와 물체 사이의 윤곽선을 추출하는 과정이다. 에지는 칼라 값의 변화와 밝기의 변화가 큰 부분이 특정한 물체의 경계를 나타내고 일정한 분포를 가진 부분은 경계면을 나타나게 한다. 에지 추출을 이용해 영상 내에서 밝기의 변화 값의 차이가 큰 부분만을 찾아 영상내의 물체들의 경계를 추출한다.

일반적으로 에지 검출기는 잡음에 매우 민감한 특성을 가지고 있다. 따라서, 잡음으로 인해 잘못된 에지를 계산하는 것을 방지하기 위해 개선된 알고리즘이 캐니 에지 검출기이다[4]. 이 알고리즘은 탐지성, 국부성, 응답성을 만족하는 에지를 찾는 방법을 제시하고 있다.

반면 소벨은 에지 추출의 가장 대표적인 1 차 미분 연산자 중 하나로 모든 방향의 에지 추출하여 돌출한 화소 값을 비교적 평균화 하므로 잡음에 대체적으로 강하다. 수직 수평 방향에지 보다 대각선 방향 에지에 더 민감하게 반응하며, Fig 1 처럼 3x3 마스크를 기본으로 이용한다[7, 8].

Fig 1. Local Mask (3x3)

소벨 마스크가 3x3 크기로 고정된 것이 아니기 때문에 다른 크기(5x5, 7x7 등)로도 사용한다. Fig2 는 5x5 를 사용한 소벨 에지의 예이다[8].

Fig 2. Sobel Mask (5x5)

5x5 마스크를 사용하기도 하지만 3x3 마스크보다 에지가 더 두껍고 좋은 효과를 나타내지 못한다.

2.2 히스토그램 유사도 측정

영상의 히스토그램의 유사도를 측정하는 방법은 상관관계, 카이 제곱, 교차, 바타차야 거리(Bhattacharyya) 거리 등이 있다. 이들을 다음과 같이 정의할 수 있다.

상관관계[9]는 점수가 높을수록 두 히스토그램의 유사함을 나타낸다. 완벽히 일치하는 경우는 +1 로, 거의 불일치하는 경우는 -1 로 표현하며 두 히스토그램이 전혀 연관이 없는 경우는 0 으로 표현한다.

$$\boldsymbol{d_{correl}(H_1,H_2)} = \frac{\sum_i \boldsymbol{H'_1(i)}\cdot\boldsymbol{H'_2(i)}}{\sqrt{\sum_i \boldsymbol{H'^2_1(i)}\sum_i \boldsymbol{H'^2_2(i)}}} \quad (1)$$

여기서 $\boldsymbol{H'_k(i)} = \boldsymbol{H_k(i)} - (\frac{1}{N})(\sum_j \boldsymbol{H_k(j)})$이고, $\boldsymbol{N}$ 은 히스토그램의 개수이다.

카이제곱[5,9]은 큰 점수보다 낮은 점수가 더 유사함을 나타낸다. 완벽히 일치하는 경우는 0 으로, 불일치하면 값이 커진다. 범위는 히스토그램의 크기에 따라 달라진다. 식 (2)은 두 블록 사이의 히스토그램 카이 제곱의 거리를 나타낸 것이다.

$$\mathbf{d}_{\boldsymbol{chi-square}}\boldsymbol{(H_1,H_2)}\sum\frac{\boldsymbol{\left(H_1(i)-H_2(i)\right)^2}}{\boldsymbol{H_1(i)+H_2(i)}} \quad (2)$$

식(2)에서 $\boldsymbol{H_1}$ 은 특정 DB 내의 한 블록에 대하여 R,G,B 중 하나의 색상에 대한 히스토그램이다. $\boldsymbol{H_2}$ 는 입력 영상 내의 한 블록에 대해 동일한 색상에 대한 히스토그램이다. $\boldsymbol{i}$ 는 양자화된 밝기값을 의미하며, 식 (1)의 히스토그램 카이제곱 거리가 0 에 가까울수록 두 블록이 유사하다고 판단한다. 단순히 블록의 평균 등의 통계량을 비교하는 것에 비해 블록의 전반적인 유사성을 판단하는데 적합하다.

교차[9]는 히스토그램이 일치할수록 높은 점수로 불일치할수록 낮은 점수로 표현한다. 두 히스토그램 모두 1 로 정규화 되어있다면, 완벽한 일치의 경우는 1 로 표현하고, 완전 불일치 할 경우에는 0 으로 표현한다.

$$\boldsymbol{d_{intersection}(H_1,H_2)} = \sum_i \boldsymbol{(H_1(i),H_2(i))} \quad (3)$$

바타차야 거리(Bhattacharyya)거리[9]는 두 히스토그램이 일치하면 낮은 점수를 갖고, 불일치하면 높은 점수를 가진다. 완벽하게 일치하면 0 이고, 완전히 불일치하면 1 이다. 이를 사용할 경우, 내부적으로 입력 히스토그램을 정규화하는 작업을 수행한다. 그러나 정규화가 미리 되어있지 않으면 히스토그램 교차를 하는 방법은 전혀 다른 비교 결과를 보여준다.

$$\boldsymbol{d_{Bhattacharyya}(H_1,H_2)} = \sqrt{\mathbf{1}-\sum_i \frac{\sqrt{\boldsymbol{H_1(i),H_2(i)}}}{\sqrt{\sum_i \boldsymbol{H_1(i)}\sum_i \boldsymbol{H_2(i)}}}} \quad (4)$$

3. 산나물 자동 인식 시스템

일반적으로 산나물을 구분하는 방법은 대부분 줄기나 잎을 기준으로 삼는다. 본 논문에서 제안한 방법은 크게 세 가지로 나눈다. 첫 번째는 산나물 잎의 가로와 세로의 비율을 종 분류 기준의 한가지를 채택한다. 두 번째는 동일한 산나물의 잎맥 구조는 유사하다는 점에 주목하여 에지 추출 방법을 이용하여 잎맥을 추출한다. 세 번째는 이 영상에 대한 히스토그램 값을 구하여 유사도를 계산한다.

Fig 3 은 제안하는 산나물 자동 인식 시스템에서 인지하는 방식을 알고리즘으로 간략하게 표현했다.

<Learning Stages>

1. Obtain the ratio of width to height for each type of Plant Leaf.
2. Obtain the mean value of step 1.
3. Obtain the min and max range of step 2.
4. Randomly selected of n data from K-learning data.
5. Get the edge values from step 4 selected data.
6. After then, find using the each histogram values from step 5 image data.

<Recognition Stages>

1. To recognize the plant's width and height ratio.
2. Consider the value of the ratio of leaf and determine the class candidate.
3. The edge of the entered leaves to obtain the value of histogram of the image.
4. Obtained in step 2, the selected candidate of the class representative leaves. And then, obtain the similarity of the histogram.
5. The class value with the highest similarity is chosen as the entered leaf's class value.

Fig 3. Wild Edible Greens Classification Algorithm

먼저 학습 단계에서는 각각의 종에 대하여 대표 샘플을 구하여 잎 비율과 히스토그램 값을 저장해 둔다. 인식 단계에서는 학습 단계에서 계산된 값을 이용하여, 먼저 잎 비율과 유사한 종을 구하고, 다음단계에서 히스토그램 값의 유사도를 계산하여 유사도가 가장 높은 값이 포함되어 있는 종을 입력 식물의 종류로 결정한다.

4. 실험 및 결과 분석

실험을 위해 준비한 산나물은 국내에서 수집할 수 있는 대표적 산나물 10 종을 선택하여, 각각에 대하여 크기나 관점이 다른 영상 10 개씩을 수집하여 사용하였다. ***Fig4*** 는 본 논문에서 사용한 잎 영상의 일부이다.

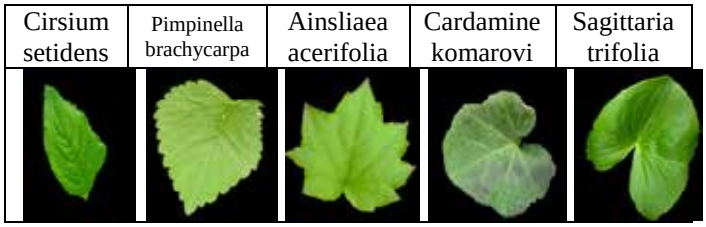

Fig 4. Experimental data (leaves)

실험은 각각의 산나물의 영상 중 70%를 랜덤으로 선택하여 학습하고, 나머지 30%로 테스트에 사용하였다. ***Table*** 1 은 각 종류의 가로 및 세로의 잎 비율을 보여준다.

Table 1. Leaves ratio of each width and height

Name	Image 1	Image 2	Image 3	Image 4	Image 5	Image 6
Cirsium setidens	1:2	2: 3	170:74	1:2	3:4	2:3
Pimpinella brachycarpa	2:3	5:6	17:16	35:34	1:2	1:2
Ainsliaea acerifolia	9:10	46:47	10:11	1:1	9:10	12:13
…	…	…	…	…	…	…

Fig 5 는 소벨 에지를 이용하여 잎맥을 추출한 영상의 일부이다.

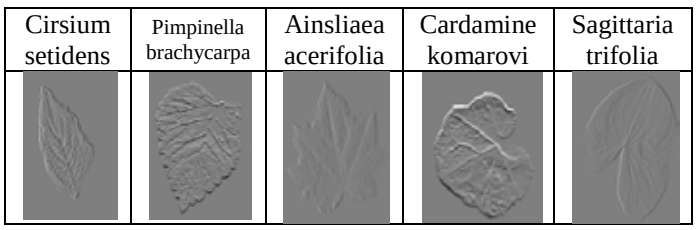

Fig 5. Obtained leaf vein images

학습과 인식은 ***Fig 3*** 에서 제안한 알고리즘의 단계를 통해 실험하였다. 실험 결과는 Fig 6 과 같이 나왔다.

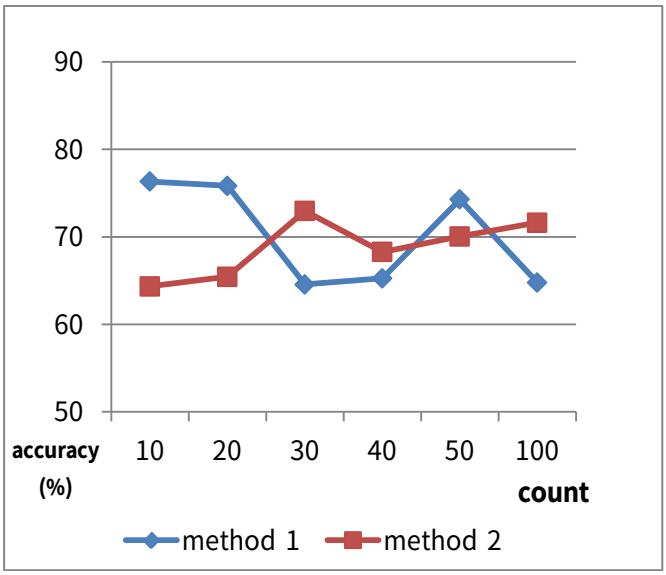

Fig 6. Experimental Result

방법 1 이 정확도 결론은 히스토그램 매칭 방법과 크기의 비율에 따른 인식(감독학습)에서 비율값을 통한 후보 클래스 Sorting 에서 해당 식물의 종류에 선택되지만, 히스토그램비교에서 해당식물의 종류를 찾아내지 못했다.

반면, 방법 2 가 정확도 결론은 히스토그램 매칭 방법과 크기의 비율에 따른 인식(감독학습)에서 비율 값을 통한 후보 클래스 Sorting 에서 해당 식물의 종류에 선택되지만, sobel edge 를 쓰지 않은 이미지 보다는 식별이 잘 되었다고 볼 수 있다. 하지만 비슷한 비율을 가진 식물에서 히스토그램 비교를 통해서 해당 식물만 식별하기는 힘들었다. 이에 대한 원인을 분석한 결과 잎의 비율을 통해 최대, 최소 범위에 해당하는 식물뿐만 아니라 가장 비율이 가까운 top3 를 뽑아내 실험군을 줄인 뒤 히스토그램을 비교하는 것이 더 효율을 극대화하는 것 이라고 예상된다.

실험 결과를 분석해 보면 잎맥 비율이 유사한 종들이 일부 관찰되며, 전처리 단계에서 잎맥의 윤곽선의 모양이 유사한 것은 대체적으로 바르게 분류되었지만, 잎맥의 모양이 다르더라도 윤곽선의 양이 일치하면 동일 종으로 판단하는 오류가 나타났다. 이를 분석한 결과 히스토그램의 누적된 양만을 고려한 값이지, 형태를 고려한 것이 아니기 때문인 것으로 예상된다.

5. 결론 및 향후 과제

산나물의 종류를 자동으로 인식하는 연구에 대한 필요성은 증가하고 있다. 우리는 산나물 잎을 대상으로 가로, 세로의 비율과 각 종류의 히스토그램을 추출하여 K-NN 알고리즘을 이용하여 학습하고 분류하는 시스템을 제안했다. 본 논문에서 제안한 방법의 유용성을 위해 실험으로 분석하였으며, 의미 있는 실험 결과를 얻을 수 있었다.

향후 과제는 다음과 같다. 실험에서 우리는 산나물의 잎과 배경의 구분은 수동으로 처리했다., 따라서 본 논문에서 제안한 산나물 자동 인식 시스템이 실제로 사용되기 위해서는 사진 영상에서 자동으로 배경을 제거하고, 나뭇잎만 분리하는 전처리 연구가 필요하다. 또한 처리 알고리즘의 정확도를 증가시킬 수 있는 다양한 알고리즘의 개발이 필요하며, 알고리즘의 단순화 및 경량화를 통해서 스마트 폰 등 모바일 기기에서 무리 없이 실제 동작할 수 있는 실용성 연구가 추가로 필요 하다.

참고문헌

[1] 남윤영, “잎맥 특징을 이용한 모양기반의 식물 잎 이미지 검색”, 한국컴퓨터종합학술대회, Vol. 33, No. 1, 2006

[2] 산림청, “스마트 폰 증강현실을 이용한 식물정보 인식 타당성 분석연구”, 목원대학교 산학협력단 및 산림청, 2011

[3] Edward A. Patrick, Frederic Philip Fischer (II.), PURDUE UNIV LAFAYETTE IND SCHOOL OF ELECTRICAL ENGINEERING, “k-nearest neighbor rules”, Defense Technical Information Center, p170, 1971

[4] J. Canny, “A Computatuinal Approach to Edge Detection”, IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-8, No 6, 1986

[5] 이영주, 이정진, “블록 기반 클러스터링과 히스토그램 카이 제 거리를 이용한 반도체 결함 원인 진단 기법, 카이 제곱”, 멀티미디어학회논문지, 제 15 권 제 9 호, pp 1149-1155, 2012

[6] 강윤숙(식품기준과), “야생식물, 함부로 먹으면 큰일나요!-식용으로 오인하기 쉬운 꽃, 독초의 구별법 및 주의사항-”, 식품의약품안전처 보도자료, 2013.05.03

[7] 이창영, 김남호, “마스크 내 영상의 휘도 변화를 이용한 에지 검출에 관한 연구”, 한국정보통신학회논문지 제 17 권 제 1 호, pp.204-209, 2013

[8] 정성호, 이문호, “Visul C++ 디지털 처리영상- 6 장 에지 추출”, 홍릉출판사, 2007

[9] Gary Bradski, Adrian Kaehler, “Learning Opencv: Computer Vision with the Opencv Library”, ch 7, 2008