

비문(鼻紋) 기반의 개 개체인식 시스템

*이민정, **박종근, ***정제창[†]

한양대학교

*aeca2002@gmail.com, **parkjk14@hanyang.ac.kr, ***jjeong@hanyang.ac.kr[†]

Dog Identification system based on Muzzle Pattern

*Minjeong Lee, **Jonggeun Park, ***Jechang Jeong[†]

Hanyang University

요 약

본 논문에서는 비문(鼻紋)을 이용한 개의 개체인식 시스템을 제안하고자 한다. 기존의 비문을 기반으로 한 신원 확인 시스템에서는 종이에 비문을 찍어내어 일반화(generalization)된 데이터를 만드는 과정을 거치거나, 기계학습을 위해 한 개체에 대한 여러 장의 사진을 요구하는 문제점을 가지고 있다. 본 논문에서는 한 개체에 대한 두 장의 사진과 SURF(Speeded-Up Robust Features) 알고리즘을 이용한 특징점 추출(feature detection), FREAK(Fast Retina Keypoint) 특징 기술자(feature descriptor)를 사용한 개체인식 시스템을 제안한다. 비문 이미지에는 개 코의 특성상 반사로 인한 다수의 노이즈가 생기게 되는데 이를 극복하기 위한 전처리 과정이 제안 알고리즘에 포함되어 있다. 실험결과 두 장의 사진으로도 비문 기반의 개체인식을 할 수 있다는 것을 알 수 있다.

I. 서론

최근 전국적으로 유기견이 급격히 늘어나면서 사회문제화 되었다. 정부에서도 동물등록제, 유기동물 보호소 운영과 같은 정책을 실시하고 있지만 역부족인 것이 사실이다. 잃어 버린 애견을 보호하며 견주가 찾아가기를 기다리는 것 보다는 잃어 버리더라도 쉽게 찾을 수 있는 근본적인 방향의 접근이 필요할 실정이다.

비문이란(鼻紋) 사람의 지문과 같이 동물의 코에서 발견할 수 있는 고유한 무늬(Biometric marker)이다[1]. 이를 기반으로 한 동물의 개체 인식은 품종협회(breed association), 식품제조이력 관리 시스템 등에서 주목을 받고 있다[2] [3] [4] [5]. 소 사육 분야를 예로 들면 태깅(Tagging), RFID(Radio-frequency identification) 등이 사용되어 오고 있었는데 태그가 탈락되거나 RFID chip 의 결함 등으로 인한 한계가 있었다. 이러한 문제를 극복하기 위해 최근 시도되고 있는 새로운 시스템이 컴퓨터 비전의 한 분야인 물체인식(Object recognition) 알고리즘과 소의 비문을 이용한 개체인식 시스템이다.

비문을 이용한 개체인식 방법에는 크게 두 가지가 있다[1]. 첫 번째는 종이에 비문을 찍어내어 일반화된(generalized) 데이터로 만들어 내는 것이다. 이 방법의 장점은 Affine 이나 Translation 과 같은 일반적인 컴퓨터 비전 분야의 문제에서 자유로울 수 있다는 것이다. 그러나 종이에 비문을 찍어내는 과정과 데이터화가 어렵기 때문에 그에 따른 시간과 비용이

발생한다는 단점이 있다. 두 번째는 비문 이미지에서 특징을 추출(feature detection)하여 개체인식에 사용하는 방법이다[1]. 이 방법은 첫 번째 방법보다는 정확성이 떨어질 수 있지만 개체인식을 위한 데이터 확보가 쉽고 실시간 서비스를 제공하기에 적합하다는 장점을 가지고 있다. 본 논문에서는 두 장의 비문 이미지에서 특징을 추출하여 정합하는 비문 기반 개체인식을 제안하고자 한다.

먼저 두 장의 이미지를 정합해야 하기 때문에 2 장에서 SURF 와 FREAK 알고리즘을 이용한 일반적인 정합 과정을 설명한다. 3 장에서는 비문의 특성상 생긴 노이즈를 제거하는 이미지 전처리 과정과 제안하고자 하는 전체 알고리즘을 설명한다. 마지막으로 4 장에서 제안 알고리즘에서 필요한 threshold 를 실험을 통해 알아낸 후 적용한 결과를 기술한다.

II. 기존의 알고리즘

1. SURF(Speeded-Up Robust Features) 특징점 추출

SURF(Speeded-Up Robust Features) [10] 는 영상에서 특징점을 추출하는 대표적인 알고리즘이며 scale 과 rotation 의 변화에 강인하다는 장점을 가지고 있다. 크게 특징점 추출과 특징 기술자를 만드는 과정으로 이루어져 있는데 본

[†] Corresponding author: 정제창(Jechang Jeong)
TEL : +82-2-2220-0369

논문에서는 보다 빠른 이미지 정합을 위해 특징점 추출 기법만 SURF 를 사용했다. SURF 알고리즘은 적분영상에서 근사 고속 헤이시안 행렬(Fast-Hessian Detector) [6] 의 행렬식(Determinant)을 이용하여 특징점을 찾고 비 최대치 억제(non-maximum suppression) [7] 기법을 통해 최종적으로 특징점이 되는지를 판별하는 과정을 거친다.

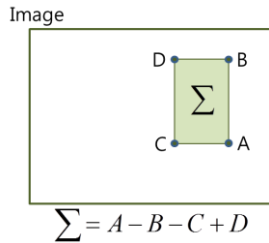


그림 1. 적분 영상

적분 영상은 그림 1 에서와 같이 점 A, B, C, D 가 이루는 일정 영역에서 픽셀 값의 합을 빠르게 계산하도록 도와준다.

$$H(x, y, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, y, \sigma) & L_{xy}(x, y, \sigma) \\ L_{xy}(x, y, \sigma) & L_{yy}(x, y, \sigma) \end{bmatrix} \quad (1).$$

(1) 의 근사 고속 헤이시안 행렬은 결국 적분영상에 그림 2 의 (a), (b), (c)와 같이 σ 의 분산을 취하는 가우시안 2 차 미분 필터를 근사화한 박스 필터를 적용하여 컨볼루션 연산을 하는 것을 말한다. 이 때, L_{xx} , L_{yy} , L_{xy} 는 σ 의 분산을 취하는 x 방향, y 방향, x 와 y 방향으로의 2 차 편도 함수(Second Order Partial Derivative)의 근사식을 의미한다.

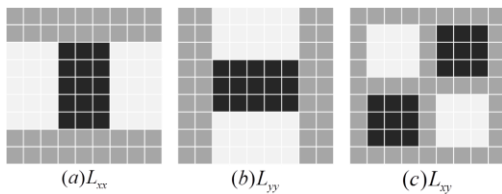


그림 2. 근사 헤이시안 행렬의 박스 필터

이렇게 구한 근사 헤이시안 행렬의 행렬식이 지정한 threshold 보다 클 때 특징점 후보로 저장한다.

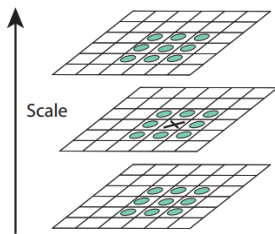


그림 3. 비 최대치 억제(non-maximum suppression) [11]

마지막으로 그림 3 와 같이 X 표시된 지점의 특징점 후보가 인접한 3x3x3 영역의 각각의 헤이시안 행렬식 값 중 제일 크거나 작을 때 특징점으로 확정한다.

2. FREAK(Fast Retina Keypoint) 특징 기술자와 정합(Match)

특징 기술자(Feature descriptor)는 이 전 단계에서 찾아낸 특징점의 집합이다. 보통은 특징점만으로 기술자를

만들지 않고 특징점 주위의 영역을 함께 이용하여 만들게 된다. 특징 기술자를 만드는 방법은 크게 Gradient histogram [11] 과 Binary string [8] 으로 나뉘어 진다.

Gradient histogram 은 특징점을 중심으로 하여 일정한 주변 영역의 모든 Gradient 를 계산하여 histogram 을 만드는 방법이다. 이 방법은 계산 복잡도가 높고 고차원의 특징 기술자를 만들어 내어 비교시간이 오래 걸린다는 단점이 있다. Binary string 도 특징점을 중심으로 하여 일정 영역을 저장하는 방식은 Gradient histogram 과 같지만, 1 과 0 으로 구성된 단순한 문자열을 만들어 내어 XOR 연산을 통해 비교를 하기 때문에 비교 시간이 무척 짧다. 본 논문에서는 고속 정합을 위해 Binary string 특징 기술자를 만들어 내는 FREAK(Fast Retina Keypoint) [12] 알고리즘을 사용했다.

Binary string 방식은 특징점 주위에 정해진 영역의 정보를 모두 저장하지 않고 필요한 부분만 sampling 해서 이용한다. 이를 sampling pattern 이라고 한다. FREAK 알고리즘은 인간 망막의 구조를 모델링 하여 만든 Retina sampling pattern 을 사용한다.

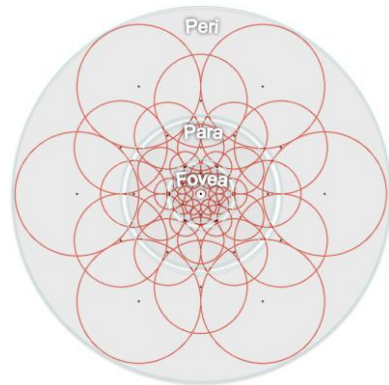


그림 4. Retina sampling pattern [12]

인간의 망막은 중심부터 바깥으로 foveal, parafoveal, perifovea 의 4 가지 영역을 갖는다. **참조 원본을 찾을 수 없습니다..** 각 영역은 서로 다른 해상도에 반응하며 중심 영역이 고해상도의 영역을 감지하고 바깥쪽으로 갈수록 점점 더 저해상도의 영역을 감지하게 된다. 그 때문에 그림 4 의 Retina sampling pattern 처럼 중심의 고해상도 영역은 조밀한 sampling 이 필요하고 바깥 영역에 대해서는 성근 sampling 을 해도 된다 [12]. 그림 4 에서 붉은색 점으로 표시된 원의 중심 점이 해당 영역을 대표하는 값이 된다.

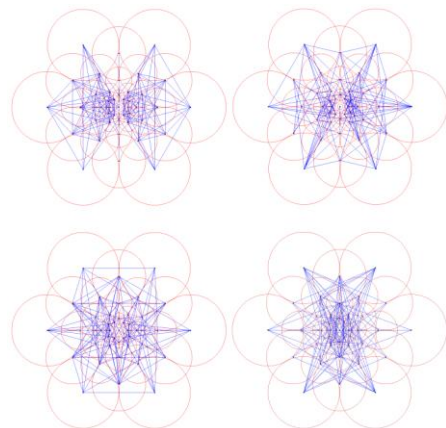


그림 5. Saccadic search

인간의 시각 시스템은 한 점을 보지 않는다[12]. 실제로는 눈동자가 단속적, 이상적인 빠른 운동을 하여 보고자 한 지점의 주변을 빠른 시간 안에 탐색한 후 뇌에서 이를 조합한다. 이것이 우리가 보고 있는 장면인 것이다. 이러한 눈동자의 움직임을 Saccadic movement 라고 한다. Saccadic search 는 인간 눈동자의 움직임을 그림 5 와 같이 모사하여 Retina sampling pattern 에서 획득한 점들의 쌍을 만드는 것이다.

$$b = \begin{cases} 1, & I(p_j^\alpha, \sigma_j) > I(p_i^\alpha, \sigma_i) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2).$$

만들어진 점들의 쌍을 (2)에대입하면 1 또는 0 의 값으로 치환된다. $I(p_i, \sigma_i)$ 가 sampling 된 한 개의 점이라고 할 때 한 점 p_i 를 rotation 변화에 불변성을 갖도록 α 만큼 회전시킨 것이 $I(p_i^\alpha, \sigma_i)$ 이다. Binary string 을 정합 할 때는 XOR 연산을 통해서 한다.

III. 제안하는 알고리즘

제안하는 알고리즘의 흐름도는 그림 6 과 같다. 비문을 입력 받아서 불필요한 노이즈를 없애고 에지를 강조하는 이미지 전처리 과정을 거친 후 일반적인 특징점 정합 과정을 따르게 되어 있다.

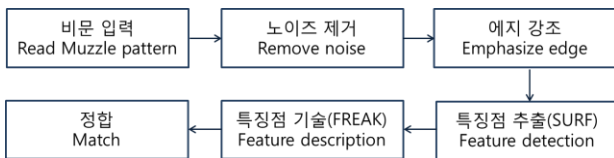


그림 6. 제안 알고리즘 블록도

비문은 bread 와 ridge 가 이루는 개체의 고유한 모양이다. Bread 는 그림 7 의 ROI(Region Of Interest)에서 섬과 같이 튀어나와 있는 부분을 말하고, Ridge 는 bread 사이에 길게 이어진 공간을 말한다[1]. 비문 이미지를 사용 할 경우, 종이에 비문을 찍어내서 사용 할 때와는 달리 코의 모든 영역을 ROI 로 사용 할 수 없다. 그 이유는 코의 바깥쪽 영역은 근육을 사용하여 움직일 수 있기 때문이다. 그림 7 과 같이 근육이 거의 없는 콧구멍 사이의 영역을 ROI 로 사용 해야 안정적인 시스템을 구축 할 수 있다.



그림 7. 소(左)와 개(右)의 ROI(Region Of Interest) 및 비문의 구성요소인 bread 와 ridge

소와 달리 개의 비문을 이용한 알고리즘은 코의 절대 크기와 빛에 의한 반사가 문제가 된다. 절대 크기에서 야기될 수 있는 문제는 ROI(Region Of Interest)영역의 크기와 카메라 화소의 문제이다. 소와 같이 개에 비해 큰 동물의 경우 ROI 영역이 훨씬 커서 낮은 화소의 카메라로도 쉽게 특징을

추출 할 수 있다. 그러나 개와 같이 작은 동물의 비문은 ROI 영역 자체가 굉장히 작고, 그로 인해 빛 반사가 일어나면 bread 들 중 일부가 그림 8 의 상단과 같이 노이즈화 되어 버린다. 이 때 노이즈가 된 bread 들을 관찰 해 보면 Salt and pepper 노이즈와 유사한 경향이 있다.

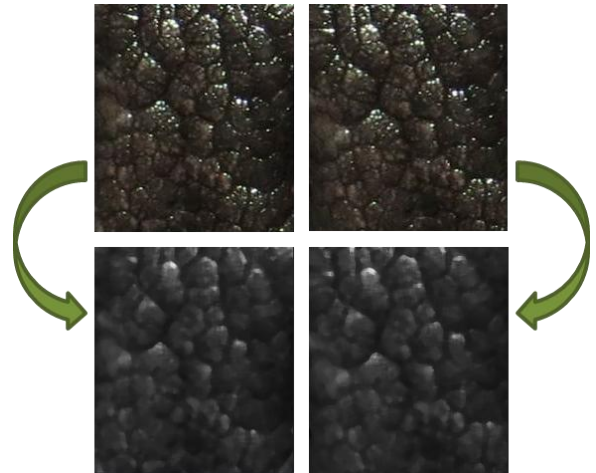


그림 8. 빛에 의해 노이즈가 생긴 ROI 영역을 median filtering 와 unsharp mask 를 통해 전처리 한 이미지

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해서 특징점 추출 과정 전에 Salt and pepper 노이즈 제거에 효과적인 median filter 를 ROI 영역과 컨볼루션하는 전처리 과정을 추가했다. 이 과정에서 노이즈의 제거와 함께 일정량의 이미지 edge 도 없어 버리게 되는데 unsharp mask 를 이용해 극복하고자 하였다. 그 결과 특징점 추출을 할 만큼 edge 도 보존하고 노이즈가 제거된 그림 8 의 하단과 같은 영상을 획득 했다.

IV. 실험 결과 및 분석

본 실험은 OpenCV 2.4.9 version 에서 동일 개체의 정면 사진과 affine 변환된 사진 2 장을 사용하여 진행되었다. 목적은 median filter 의 적합한 크기와 헤이시안 행렬의 행렬식 비교에 사용할 threshold 구하는 것이다.

개체 1			개체 2			개체 3		
SURF threshold	Median filter size	Matching rank	SURF threshold	Median filter size	Matching rank	SURF threshold	Median filter size	Matching rank
1000	9x9	1	700	9x9	1	500	11x11	1
300	9x9	11	300	9x9	12	900	7x7	5
900	7x7	12	900	7x7	35	1000	7x7	6
(a)			(b)			(c)		

표 1. 정합 순위 별 threshold 값

표 1 은 세 개체의 실험 결과이다. 실험 결과에서 확인할 수 있듯 세 개체 모두에게 적합한 값은 SURF threshold 900, median filter size 7x7 이다.

다음 실험은 첫 번째 실험에서 구한 threshold 를 검증하는 실험이다. Threshold 를 도출할 때 사용한 모집단의 양이 적기 때문에 결과 값이 데이터에 매우 의존적일 수 있다. 실험의 단점을 극복하기 위해 가능한 많은 개체의 비문 사진을 구하여 동일 개체를 찾아내는 실험을 진행했다.

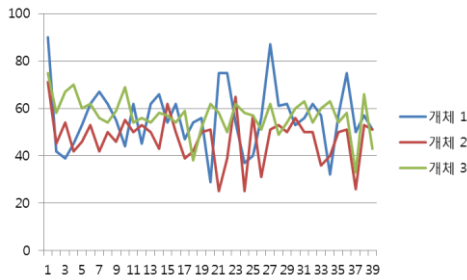


그림 9. 39 마리의 개체와 정합 한 결과

그림 9 는 찾고자 하는 개체의 사진을 포함한 39 마리의 비문 이미지를 채집하여 threshold 를 검증한 실험의 결과이다. 가로 축은 각 개체의 고유번호이며 세로 축은 두 사진에서 찾은 특징점이 일치하는 확률의 백분율 이다. 도표 1 상에서 첫 번째 비교하는 데이터가 동일 개체의 이미지 이다. 각 개체마다 두 이미지가 일치하는 백분율은 조금씩 차이가 있지만 첫 번째 이미지의 확률이 가장 높은 것을 확인 할 수 있다.

개체 1	개체 2	개체 3	평균
9.7	11.2	10.56	10.48

표 2. 39 마리의 개체인식 소요시간(측정 단위 : 초)

실시간 서비스에서는 적은 자료를 제공 받아 납득할 만한 정확도로 빠른 내에 정합 하는 것이 중요하다. 표 2 에서 확인할 수 있듯이 제안 알고리즘은 한 개체 당 평균 0.27 초가 소요되어 실시간 서비스에 적합 하다는 것을 알 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 두 장의 비문 이미지를 기반으로 하는 개체인식 시스템을 제안하였다. 기존에 비문을 종이에 찍어내거나 다수의 이미지로 기계학습을 해야 하는 시스템은 사용자 친화적이지 않으며 사전 작업이 많아 실시간 서비스에 적합하지 않다. ROI 영역에 대한 이미지 전처리 과정과 헤이시안 행렬의 행렬식 최소 값을 적절히 조절하면 두 장의 이미지 만으로 빠른 시간 내에 효과적으로 개체인식을 하는 시스템을 구축 할 수 있다.

감사의 글

"본 연구는 미래창조과학부 및 정보통신산업진흥원의 대학 IT 연구센터 육성지원 사업의 연구결과로 수행되었음" (NIPA-2014-H0301-14-1018)

참 고 문 헌

[1] A. Noviyanto, and A. Murni Arymurthy, "Automatic cattle identification based on muzzle photo using speed-up robust

features approach," *Proceedings of the 3rd European Conference of Computer Science*, Vol. 110, pp. 110-114, 2012.

[2] M. Vlad, R. A. Parvulet, and M. S. Vlad, "A survey of livestock identification systems," *Proceedings of the 13th WSEAS International Conference on Automation and Information*, pp. 165-170, 2012.

[3] W. E. Petersen, "The identification of the bovine by means of nose-prints," *Journal of Dairy Science* 5.3, pp. 249-258, 1922.

[4] H. Minagawa, T. Fujimura, M. Ichianagi, and K. Tanaka, "Identification of beef cattle by analyzing images of their muzzle patterns lifted on paper," *Publications of the Japanese Society of Agricultural Informatics*, vol. 8, pp. 596-600, 2002.

[5] European Union, Regulation (EC) No. 178/2002 of the European Parliament and of the Council, *Official Journal of the European Communities*, 2002.

[6] Mikolajczyk, Krystian, and C. Schmid, "An affine invariant interest point detector," *Computer Vision—ECCV 2002*. Springer Berlin Heidelberg, pp. 128-142, 2002.

[7] Neubeck, Alexander, and L. V. Gool, "Efficient non-maximum suppression," *International Conference on Pattern Recognition 18th International Conference on.*, Vol. 3, pp. 850-855, 2006.

[8] M. Calonder, V. Lepetit, C. Strecha, and P. Fua, "Brief: Binary robust independent elementary features," *Computer Vision—ECCV 2010*. Springer Berlin Heidelberg, pp. 778-792, 2010.

[9] M. Hogan and J. J. Weddell, "Histology of the human eye : and atlas and textbook," 1971.

[10] H. Bay, A. Ess, T. Tuytelaars, and L. V. Gool, "Speeded-up robust features (SURF)," *Computer vision and image understanding*, vol. 110, no.3, pp. 346-359, 2008.

[11] D. G. Lowe, "Distinctive image features from scale-invariant keypoints," *International journal of computer vision*, vol. 60, no.2, pp. 91-110, 2004.

[12] Alahi, Alexandre, Raphael Ortiz, and Pierre Vandergheynst. "Freak: Fast retina keypoint," *Computer Vision and Pattern Recognition (CVPR), 2012 IEEE Conference on*. IEEE, pp. 510-517, 2012.