

몰포리지 물체인식 알고리즘

최종호*

Morphological Object Recognition Algorithm

Jong-Ho Choi*

요약 본 논문에서는 몰포리지 연산만을 적용하여 특징을 추출하고, 물체를 인식하는 알고리즘을 제안하였다. 특징추출에서 사용한 몰포리지 연산은 에로전과 다이레이션, 에로전과 다이레이션을 연계한 오프닝과 크로우징, 몰포리지 연산을 이용한 에지 및 스케리톤 검출 연산 등이다. 특징을 기반으로 물체를 인식하는 과정에서는 차원을 축소하기 위해서 풀링 연산을 사용하였다. 다양한 형태소 중에서 3×3 Rhombus, 3×3 Square, 5×5 Circle 형태소를 임의로 선정하여 몰포리지 연산을 수행하였다. 무작위 인터넷 영상을 대상으로 행한 실험을 통해 물체인식 분야에서 유용한 알고리즘으로 적용될 수 있다는 것을 확인하였다.

Abstract In this paper, a feature extraction and object recognition algorithm using only morphological operations is proposed. The morphological operations used in feature extraction are erosion and dilation, opening and closing combining erosion and dilation, and morphological edge and skeleton detection operation. In the process of recognizing an object based on features, a pooling operation is applied to reduce the dimension. Among various structuring elements, 3 × 3 rhombus, 3 × 3 square, and 5 × 5 circle are arbitrarily selected in morphological operation process. It has confirmed that the proposed algorithm can be applied in object recognition fields through experiments using Internet images.

Key Words : Dilation, Erosion, Feature Extraction, Morphology, Object Recognition, Pooling

1. 서론

최근 들어 인공지능으로 대표되는 머신러닝 분야에서 중간 히든레이어 수를 증가시킨 딥러닝 알고리즘들이 CNN(Convolutional Neural Network)의 형태로 다양하게 제안되고 있다. CNN에서의 사용되는 주요 연산은 컨볼루션, 풀링(pooling), ReLU(Rectified Linear Unit) 등이다. 딥러닝에서 사용되는 연산은 비교적 단순하나, 사용하는 필터의 수와 중간 히든레이어 수의 급격한 증가로 컴퓨팅 파워가 보장되지 않는 한 그 응용분야가 제한된다는 단점이 있다. 특히 모바일, IoT 분야 등에서 널리 활용되고 있는 임베디드 시스템에서의 딥러닝에는 적용이 불가능하다는 단점이 있다.

컴퓨팅 파워가 보장되지 않는 분야에서의 딥러닝 시스템의 구현을 위한 연구가 이진영상과 이진필터를 이용하는 이진 CNN의 방식으로 수행되고 있다. 이와는 다른 관점에서 CNN 필터계수가 학습에 의해서 결정되고, 그 값이 매우 세밀하게 학습되는 과정을 단순화하기 위한 방법으로 미리 특정 필터들을 정의하고, 이들 중에서 선택하는 방법을 제안할 수 있다. 그러나 컨볼루션 연산에서는 필터에서의 웨이트값의 미미한 차이가 물체인식의 결과에 미치는 영향이 매우 크다.

따라서 본 논문에서는 물체의 형태분석에 유용하고 연산에 사용되는 커널의 개수가 제한되는 몰포리지 연산[1,2,3]만을 사용하여 특징을 추출하고, 물체를 인식하는 시스템을 제안하였다. 특징추출에서 사용된 몰포

This paper is the result of a study by the Kangnam University Intramural Research Support Project 2016.

*Corresponding Author : Department of IoT Electronic Engineering, Kangnam University (jhchoi@kangnam.ac.kr)

Received February 19, 2018

Revised March 01, 2018

Accepted March 04, 2018

러지 연산은 에로전과 다이레이션, 에로전과 다이레이션을 연계한 오프닝과 크로우징, 몰포르지 연산을 이용한 에지 및 스케리톤 검출 연산 등이다. 특징을 기반으로 물체를 인식하는 과정에서는 차원을 축소하기 위해서 풀링 연산을 사용하였다.

물체인식에 학습과정이 포함되는 경우에는 몰포르지 연산에 사용되는 커널 즉 형태소(structuring element)를 적절하게 선택하는 알고리즘이 포함되어야 하나, 본 논문에서는 학습과정을 포함하지 않았다. 따라서 다양한 형태소 중에서 3×3 Rhombus, 3×3 Square, 5×5 Circle 등을 임의로 선정하여 연산에 사용하였다.

본 논문에서 제안한 물체인식 방법은 전처리, 특징 추출, 분류 절차를 알고리즘으로 규정하는 기존의 컴퓨터 비전 기법과는 달리, 몰포르지 연산을 딥러닝 기법에 적용한 새로운 방법으로 다층 레이어의 구성과 커널 선택에 학습기능을 부가하는 것이 가능하다는 특징을 갖는다.

제안 알고리즘의 유효성을 확인하기 위해 인터넷에서 취득한 개, 고양이, 자동차 영상을 대상으로 수행한 실험을 통해 특징추출 및 물체인식의 성능을 확인하였다.

2. 몰포르지 연산

본 논문에서는 전처리, 특징추출, 물체인식으로 이루어지는 전 과정을 몰포르지 연산만을 사용하여 수행하는 것을 전제로 한다. 집합론에 근거하고 있는 몰포르지 연산의 기본은 에로전과 다이레이션 연산으로 미리 정의된 모양의 구성소로 불리우는 특정패턴을 이용하여 영상내 물체의 영역을 축소하거나 확대하는 연산이다. 이진영상(binary image)에서의 에로전과 다이레이션 연산은 다음과 같다.

$$\text{Erosion} : I \ominus B = \bigcap_{w \in B} I_w \quad (1)$$

$$\text{Dilation} : I \oplus B = \bigcup_{w \in B} I_w \quad (2)$$

여기서 B는 형태소(structuring element)로 불리우는 커널이고, Iw는 입력영상 I의 이동(translation) 행렬이다.

본 논문에서 제안하는 물체인식 알고리즘에서 컬러 입력영상은 R/G/B 성분에 해당하는 256 그레이스케일 영상으로 분해하여 처리한다. 그레이스케일 영상에서의 에로전과 다이레이션 연산은 다음과 같다.

$$(I \ominus B)(x, y) = \min\{I(x + s, y + t) - B(s, t), (s, t) \in D_B\} \quad (3)$$

$$(I \oplus B)(x, y) = \max\{I(x + s, y + t) + B(s, t), (s, t) \in D_B\} \quad (4)$$

여기서 DB는 구성소에 해당하는 커널 행렬이다.

에로전과 다이레이션 연산은 영상내 물체분석을 목표로 다양하게 결합되어 사용되는데, 그 대표적인 연산이 오프닝(opening) 연산과 크로우징(closing) 연산이다. 오프닝과 크로우징 연산은 각각 다음과 같다.

$$A \circ B = (A \ominus B) \oplus B \quad (5)$$

$$A \bullet B = (A \oplus B) \ominus B \quad (6)$$

여기서 ○와 ●는 각각 오프닝과 크로우징 연산자이다.

3. 물체인식 알고리즘

현재 머신러닝의 한 분야인 딥러닝 시스템에서는 중간 히든레이어의 수가 다수인 방식으로 시스템을 설계하고 있다[4,5,6,7]. 물체인식 시스템에서의 일반적인 규칙은 입력에 가까운 레이어는 영상내 물체패턴의 에지를, 그리고 출력에 가까운 레이어는 물체패턴의 구체적인 형상을 표현하는 레이어로 설계하는 것이다.

딥러닝 시스템 설계의 전단계로 특징추출 및 물체인식 알고리즘을 제안하고 있는 본 논문에서도 현재 널리 제안되고 있는 CNN 시스템과 동일하게 첫번째 레이어에서는 영상내 물체패턴의 에지를 검출하는 것이 필요하므로 몰포르지 에지검출 연산이 필요하다. 몰포르지 연산을 이용하는 에지를 검출하는 방법은 크게 3가지로 구분할 수 있다. 다음의 3가지 연산 중 그 어느 것도 사용이 가능하다. 응용분야에 따라 시스템 설계시 선택하거나 또는 향후 학습과정 포함시 학습과정에서 1개를 선택하면 된다. 외부 에지, 내부 에지, 몰포르지 에

지 검출에 해당하는 각각의 연산은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \text{External Edge} & : (I \oplus B) - I \\ \text{Internal Edge} & : I - (I \ominus B) \\ \text{Morphological Edge} & : (I \oplus B) - (I \ominus B) \end{aligned} \quad (7)$$

본 논문에서 제안한 몰포리지 알고리즘에서는 첫번째 레이어에서 추출된 특징의 차원을 줄여가면서 최종적으로 강력한 글로벌 특징을 집약하는 과정이다. 미리 정의된 다수의 연산과 커널이 선택되어 사용되는 시스템이기 때문에 에로전, 다이레이션, 오프닝, 크로우징, 에지검출 연산 이외의 특징추출 연산이 필요하다.

제안된 알고리즘에서 활용할 수 있는 유용한 몰포리지 연산으로 다음과 같이 표현되는 Hit/Miss 연산이 있다. Hit/Miss 연산은 미리 특정한 패턴이 포함되어 있는 위치를 인식하는 연산이다.

$$f \otimes B = (f \ominus B_1) \cap (f^c \ominus B_2) \quad (8)$$

여기서 c 는 complement를, B 는 2개의 부분화소 집합 B_1 과 B_2 의 합집합을 의미한다.

Hit/Miss 연산과는 또 다른 몰포리지 스케리톤 연산은 물체 패턴의 형상특징을 유지하면서 축소된 집합으로 표현하기 위한 연산이다.

패턴에 내접하는 최대 원들의 중심을 연결하는 스케리톤의 연산식[8]은 다음과 같다.

$$S_n(X) = [(X \ominus nB) \setminus [(X \ominus nB) \circ B]] \quad (9)$$

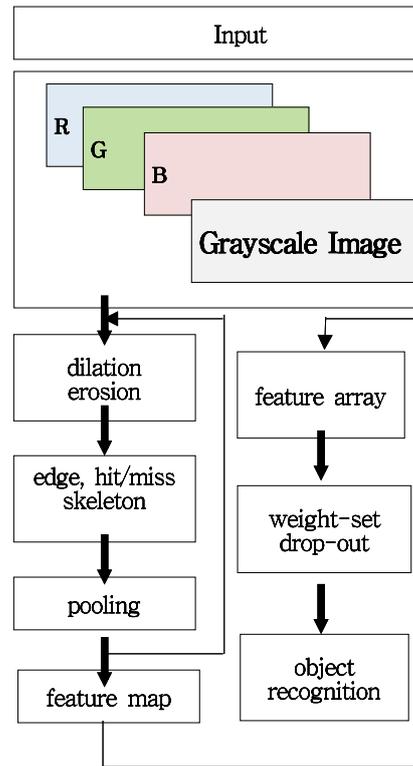
여기서 \setminus 는 차집합(set difference)을 의미한다. 식 (10)에서 nB 는 커널 B 를 n 회 다이레이션 연산한 것으로 $X \ominus nB$ 는 식 (10)으로 표현된다.

$$\begin{aligned} X \ominus nB &= X \ominus (B \oplus B \oplus \dots \oplus B) \\ &= (((X \ominus B) \ominus B) \ominus \dots \ominus B), \quad n = 1, 2, \dots \end{aligned} \quad (10)$$

본 논문에서 제안한 몰포리지 연산을 이용한 물체인식 알고리즘의 블록도를 그림 1에 나타냈다. 현재 머신러닝의 분야에서 널리 활용되고 있는 딥러닝 시스템과

유사하게 다양한 형태로 구성할 수 있다. 새롭게 제안하는 물체인식 시스템이라는 측면에서 기본적인 구성을 제안하였다. 레이어의 깊이와 커널, 몰포리지 연산 레이어 등은 응용분야에 따라 다양하게 그 종류 및 순서를 재배열할 수 있다.

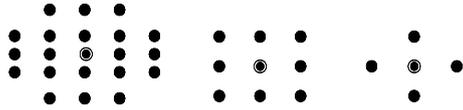
컬러영상을 R/G/B 영상으로 분해하면 그레이스케일 영상이 되고, 각각은 특징추출 및 물체인식 시스템의 입력이 된다. 몰포리지 연산을 이용한 에지, 스케리톤, hit/miss 특징을 추출하는 과정을 반복하면서 차원이 축소된 특징을 계산한다. 차원이 축소된 특징들을 1차원으로 배열하고 특징 각각의 사용여부와 중요값을 의미하는 drop-out과 웨이트값을 설정함으로써 최종적으로 입력패턴을 인식한다.



1. Fig. 1. Feature extraction and object recognition algorithm using Morphology

입력영상으로부터 특징을 추출하기 위한 몰포리지 연산에서는 일반적으로 3×3 또는 5×5 커널이 사용된다.

커널의 형태는 서로 다른 유일한 특징을 추출하는 것을 목표로 다양하게 구성할 수 있다. 그림 2에 대표적인 커널의 종류를 나타냈다.



(a) Circle (b) Square (c) Rhombus

2. ()

Fig. 2. Kernels(structuring elements)

4. 실험

본 논문에서 제안한 물체인식 방법은 전처리, 특징 추출, 분류 절차를 알고리즘으로 규정하는 기존의 컴퓨터 비전 기법과는 달리, 몰포리시 연산을 딥러닝 기법에 적용한 새로운 방법이다. 제안한 물체인식 시스템의 유용성을 검증하기 위해 인터넷에 공개되어 있는 이미지 중에서 무작위로 선택한 개, 고양이, 자동차 영상을 대상으로 실험을 수행하였다. 그림 3에 224×224 컬러 테스트 영상을 나타냈다.



(a) dog (b) cat (c) car

3.

Fig. 3. Color test images

컬러 입력영상을 R/G/B 그레이스케일 영상으로 변환한 후 각각을 물체인식 알고리즘에 적용하는 것이 일반적이거나, 본 논문에서는 알고리즘 검증의 차원에서 각각의 영상에서 화소값을 $(R+G+B)/3$ 의 형태로 변환한 그레이스케일 영상을 입력 영상으로 하였다. 컬러 테스트 영상을 변환한 그레이스케일 테스트 영상을 그림 4에 나타냈다.



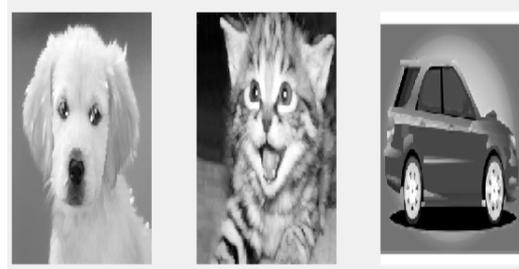
4.

Fig. 4. Grayscale test images

물체인식 시스템의 첫 번째 레이어에서의 연산은 에로전과 다이레이션 연산이다. 테스트 영상에 3×3 square 커널을 적용하여 연산한 결과를 그림 5에 나타냈다.



(a) erosion

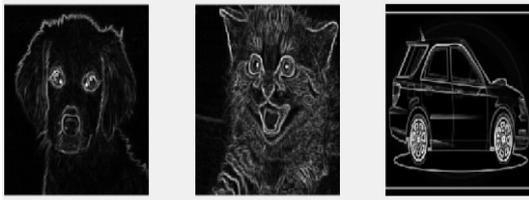


(b) dilation

5.

Fig. 5. Result images of erosion and dilation

에로전과 다이레이션 연산을 수행하는 레이어 다음의 연산은 에지와 스켈리톤을 구하는 연산이다. 다이레이션 연산 결과에서 에로전 연산 결과를 빼는 방식의 에지 연산결과를 그림 6에 나타냈다. 응용분야에 따라 원영상에서 에로전 결과를 빼거나 다이레이션 결과에서 원영상을 빼는 방식을 이용할 수도 있다.



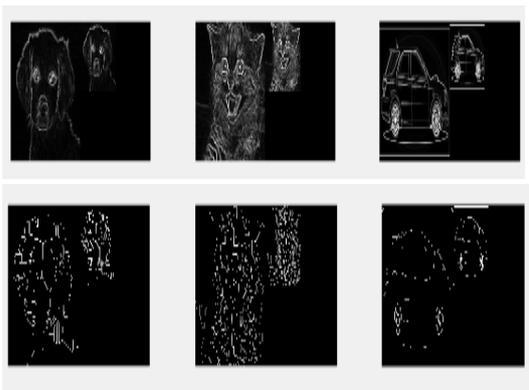
6.
Fig. 6. Edge images

에지연산 다음 레이어에서는 스케리톤을 추출하는 것이다. 스케리톤은 에지와 동일하게 영상내 물체의 형상에 관한 중요한 정보를 포함하는 축소된 특징이다. 그림 7에 스케리톤 연산 결과를 나타냈다.



7.
Fig. 7. Skeleton images

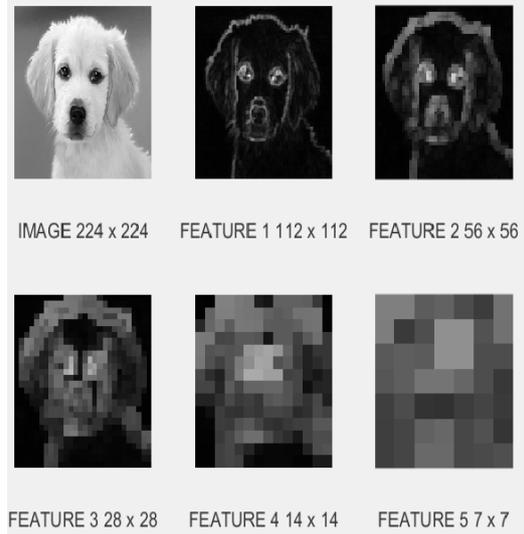
로컬 특징에 해당하는 에지의 차원을 감소시키면서 글로벌한 특징으로 변화시키기 위해서 풀링 과정을 거친다. Max 풀링 결과를 그림 8에 나타냈다.



8. Max
Fig. 8. Max-pooling Images of edge and skeleton

224×224 입력영상의 에지를 다이레이션과 풀링 과정을 거치면서 7×7로 차원을 축소시킨 최종 레이어

에서의 입력 데이터를 그림 9에 나타냈다.



9.
Fig. 9. Dimension reduction images

최종 인식 레이어에 입력되는 특징 정보로 7×7=49개 모두를 사용할 수도 있고, 영역별로 추출된 대표 특징을 활용할 수도 있다. 본 논문에서 사용한 대표 특징은 7×7 전체영역에 해당하는 특징인 전체 평균, 4×4 블록 평균, 열평균, 행평균을 이용하였다. 특징 맵에서 강아지와 고양이는 특징 값이 비교적 유사한 반면, 자동차의 특징 값과는 큰 차이가 있었다. 눈, 코, 입, 귀가 있고 털이 있는 것과 그렇지 않은 것과의 차별성으로 해석할 수 있다. 일례로 개, 고양이, 자동차의 열평균은 각각 207, 180, 116로 산출되었다. 블록평균, 행평균 등 기타 특징맵에서도 물체분류 및 인식을 위한 평균값이 확연한 차이를 나타냈다. 특징맵의 특징값 각각은 가중치와 결합되어 초기 예측값을 산출한다. 본 논문에서 제안한 알고리즘에서는 예측값을 기반으로 웨이트를 결정하는 방식을 사용하였다. 웨이트를 모두 동일하게 설정한 경우에도 개, 고양이, 자동차 영상에서는 각각의 특징 값이 명확하게 구분되었다. 향후 연구과제에서는 초기 예측값과 실제값과의 차이를 보정하기 위한 학습 과정을 거쳐서 최종적으로 가중치를 확정하는 방법을 제안하는 것이다.

5. 결 론

본 논문에서는 물체의 형태분석에 유용하고 연산에 사용되는 형태소가 제한된 몰포리지 연산을 사용하여 특징을 추출하고, 물체를 인식하는 알고리즘을 제안하였다. 실험을 통해 몰포리지 연산만을 이용한 물체인식 알고리즘의 성능이 우수함을 확인하였다. 최근 들어 딥러닝의 분야에서 영상인식을 위한 CNN 알고리즘이 다양하게 제안되고 있으나, 중간 히든레이어의 수와 각 레이어에서 사용되는 필터의 수가 급격하게 증가함에 따라 컴퓨팅 파워가 보장되지 않는 분야에서는 CNN의 적용에 한계가 있다.

본 논문에서 제안한 몰포리지 연산 기반 물체인식 알고리즘을 모바일 또는 IoT 등의 분야에서 CNN을 대체할 수 있는 방식으로 발전시킬 경우, 머신러닝 분야에서의 파급력은 매우 클 수 있다. 몰포리지 연산 기반 뉴럴 네트워크 시스템의 개발이 향후 연구과제이다.

REFERENCES

[1] Serra, J., Image Analysis and Mathematical Morphology, Vol.1, Academic Press, New York, 1982.

[2] Serra, J., "Introduction to Mathematical Morphology," Computer Vision, Graphics, and Image Processing, Vol.35, pp. 283-305, 1986.

[3] Pitas, I. and Venetsanopoulos, A. N., "Morphological Shape Decomposition," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.12, No.1, pp. 38-45, 1990.

[4] Alex Krizhevsky, Ilya Sutskever, and Geoffrey E. Hinton, "ImageNet Classification with Deep Convolutional Neural Networks", Advances in Neural Information processing Systems 25, NIPS, 2012.

[5] H. Lee, R. Grosse, R. Ranganath, and A.Y. Ng., "Convolutional deep belief networks for scalable unsupervised learning of hierarchical representations", Proceedings of the 26th Annual International Conference on Machine Learning, ACM, 2009.

[6] Y. LeCun, K. Kavukcuoglu, and C. Farabet, "Convolutional networks and applications in vision", International Symposium in Circuits and Systems (ISCAS), IEEE, 2010.

[7] D. C. Ciresan, A. Giusti, L. M. Gambardella, and J. Schmidhuber, "Deep

neural networks segment neuronal membranes in electron microscopy images," In NIPS, 2012.

[8] Maragos, P. and Schafer, R.W., "Morphological Skeleton Representation and Coding of Binary Images," IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing, Vol.ASSP-34, No.5, pp. 1228-1244, 1986.

(Jong-Ho Choi)



• 1982 2 :
()
• 1984 2 :
()
• 1987 2 :
()
• 1990 3 ~ :
IoT

< > , ,