

## 저전력 특징추출 알고리즘의 구현을 위한 블록 유형 분류 기반 낮은 복잡도를 갖는 영상 이진화

이주성\*, 안호명\*\*, 김병철\*\*\*

### Low Complexity Image Thresholding Based on Block Type Classification for Implementation of the Low Power Feature Extraction Algorithm

Juseong Lee\*, Ho-Myoung An\*\*, and Byungcheul Kim\*\*\*

**요약** 본 논문은 저전력 특징추출 알고리즘의 구현을 위한 블록 유형 분류 기반 영상 이진화 방법을 제안한다. 제안하는 방법은 영상 내에서  $64 \times 64$  macro block 크기로 영상을 나누고 각 블록 유형별 threshold 값을 한 번만 연산한 후 그 값을 re-use 하는 기법으로 구현될 수 있다. 알고리즘은 threshold 값이 같은 영상/블록 유형 내에서 최대 9%의 변화율만 발생하는 것을 정량적인 결과를 기반으로 검증했다. 기존 알고리즘은  $512 \times 512$  이미지 기준으로 macro block을  $64 \times 64$ 로 나누었을 때 64개의 블록을 위해 threshold 값을 연산해야 하지만 제안하는 방법은 모두 같은 블록 유형이 출력되는 best case의 경우 threshold 연산을 한번만 수행하고, 나머지 63개의 블록에 대해서는 블록 유형 구분 과정만 수행하면 adaptive threshold calculation 연산을 98% 생략할 수 있다. 모든 블록 유형이 발생하는 worst case일 때 threshold calculation 연산은 다섯 번 수행되고, 나머지 59개의 블록에 대해서는 블록 유형 구분 과정만 수행할 수 있으므로 93%의 adaptive threshold calculation 연산을 생략할 수 있다.

**Abstract** This paper proposes a block-type classification based image binarization for the implementation of the low-power feature extraction algorithm. The proposed method can be implemented with threshold value re-use technique approach when the image divided into  $64 \times 64$  macro blocks size and calculating the threshold value for each block type only once. The algorithm is validated based on quantitative results that only a threshold value change rate of up to 9% occurs within the same image/block type. Existing algorithms should compute the threshold value for 64 blocks when the macro block is divided by  $64 \times 64$  on the basis of  $512 \times 512$  images, but all suggestions can be made only once for best cases where the same block type is printed, and for the remaining 63 blocks, the adaptive threshold calculation can be reduced by only performing a block type classification process. The threshold calculation operation is performed five times when all block types occur, and only the block type separation process can be performed for the remaining 59 blocks, so 93% adaptive threshold calculation operation can be reduced.

**Key Words** : Adaptive thresholding, block type classification, high-throughput signal processing, low-complexity signal processing, low-power image processing

This work was supported by Gyeongnam National University of Science and Technology Grant 2018.

\*School of Electrical Engineering, Korea University, Seoul, Korea.

\*\*Department of Electronics, Osan University.

\*\*\*Corresponding Author : Department of Electronic Engineering, Gyeongnam National University of Science and Technology. (bckim@gntech.ac.kr)

Received January 28, 2019

Revised February 28, 2019

Accepted April 17, 2019

### 1. 서론

영상 이진화는 특징추출 알고리즘 등 다양한 영상처리 알고리즘에 적용되는 알고리즘이다. 알고리즘은 이미지에서 윤곽선 같은 정보를 Feature로 변환하기 위해 기준 값을 이용해 영상을 흑(0) 혹은 백(1)의 값으로 변환하는 과정으로 수행된다. 최신 이미지 센서에서 고해상도 및 높은 프레임 율을

지원하면서, 이를 처리하는 신호처리 프로세서가 실시간으로 동작하기 위해 물체 인식 등 다양한 애플리케이션에 포함되는 이진화 알고리즘 등, 영상처리 프로세서의 연산 복잡도를 줄이는 것이 필수적이다 [1-4]. 알고리즘은 크게 전체 이미지에 대해 기준 값을 구하고 그 값을 이용하는 Global thresholding [5] 방법과 균일하지 못한 조명 양 등 다양한 환경적 변수에 대응하기 위한 지역별 가변적인 값을 활용하는 각각의 화소 및 macro block 단위로 기준 값을 다르게 적용하는 adaptive thresholding [6] 방법으로 구분된다. 최신 이미지

**A. Pixel classification**  
 if  $(\text{Var}(x,y) \leq T_u)$   
     Pixel type: uniform  
 else if  $(T_u < \text{Var}(x,y) \leq T_e)$   
     Pixel type: texture  
 else if  $(T_e < \text{Var}(x,y))$   
     Pixel type: edge

**B. Block classification**

Block type	No. of pixel type	
	$N_{\text{uniform}}$	$N_{\text{edge}}$
Smooth	$\geq 0.3 \times TP$	0
Texture	$< 0.3 \times TP$	0
Edge/texture	$< 0.65 \times (TP - N_{\text{edge}})$	$(> 0) \ \& \ (< 0.3 \times TP)$
Medium edge	$\geq 0.65 \times (TP - N_{\text{edge}})$	$(> 0) \ \& \ (< 0.3 \times TP)$
Strong edge	$\leq 0.7 \times TP$	$\geq 0.3 \times TP$

$\text{Var}(x,y)$ : the local  $3 \times 3$  variance at pixel  $(x,y)$ ;  
 $T_u$  and  $T_e$ : two thresholds as in [7];  
 TP: the total number of pixels in the block;  
 $N_{\text{uniform}}$ : the total number of uniform pixels in the block;  
 $N_{\text{edge}}$ : the total number of edge pixels in the block;

그림 1. 블록 유형 구분 알고리즘의 의사 코드 [6].  
 Fig. 1. Pseudo-codes of the block type classification algorithm [6].



(a) (b)



(c) (d)

그림 3. 512×512 해상도의 8비트 gray scale 테스트 이미지. (a) Lena, (b) Bird. (c) Girl. (d) Peppers.  
 Fig. 3. 8 bits gray scale test images of the 512×512 resolution. (a) Lena, (b) Bird. (c) Girl. (d) Peppers.

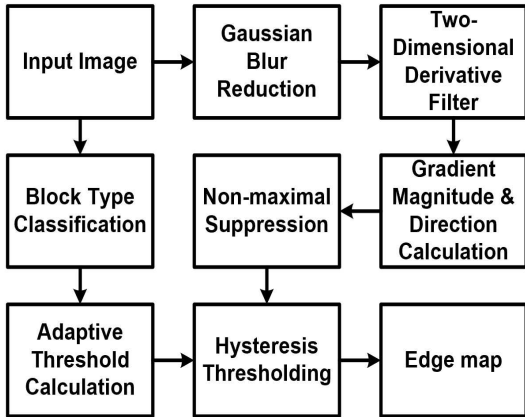


그림 2. 블록 유형 구분 알고리즘 기반 Canny edge detection의 블록 다이어그램.  
 Fig. 2. Block diagram of Canny edge detection based on block type classification.

센서를 활용한 자동차의 자율주행 같은 다양한 시스템에서 실시간 동작 가능성을 만족하기 위해 macro block 단위로 기준 값을 다르게 적용하는 adaptive thresholding 기법을 적용한 분산처리 기법이 연구되고 있다. 하지만 임계 (threshold) 값을 구하는 과정에서 영상의 intensity 값에 대해 누적 히스토그램을 이용해 통계를 내는 등 값을 저장하고 그 값

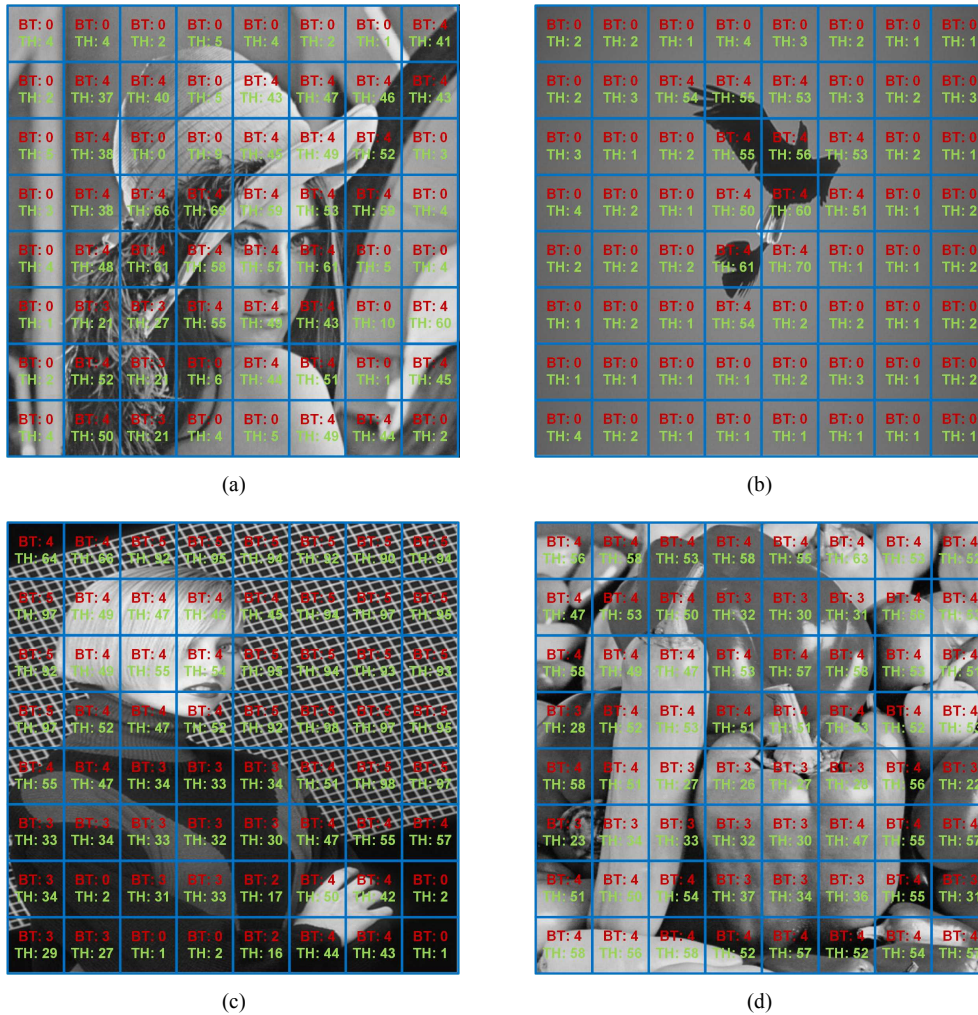


그림 4. 테스트 이미지를 이용한 블록 유형 구분 결과와 threshold (TH) 값 추출 결과. (a) Lena, (b) Bird. (c) Girl, (d) Peppers.  
 Fig. 4. Block type classification and threshold (TH) value extraction results using test images. (a) Lena, (b) Bird, (c) Girl, (d) Peppers.

을 분석하는 과정이 요구되기 때문에 연산 복잡도가 상당히 높은 문제점이 있다. 이러한 문제점은 분산 처리 방법을 적용하면 연산의 기본 단위마다 임계값을 연산하는 모듈이 포함되기 때문에 복잡도가 연산 유닛에 비례해 증가하게 된다.

본 논문에서는 adaptive thresholding을 macro block 단위로 적용할 때 문제가 되는 연산 복잡도를 줄일 가능성을 확인하기 위해 기존 block type classification 기반 adaptive thresholding 시 같

은 이미지 내 각각의 macro block에서 발생하는 임계값을 분석하도록 한다. 분석된 값을 이용해 영상의 macro block에서 발생하는 threshold 값을 공유해 연산 복잡도를 줄일 수 있을지 검증하도록 한다.

## 2. 기존 연구

Block type classification 알고리즘 [7]은 이미지를 macro block 단위로 나누고 3×3 영역별 분

표 1. 이미지/블록 유형별 threshold 값의 범위. (a) Lena, (b) Bird, (c) Girl, (d) Peppers.

Table. 1. Range of the threshold values within each block type and image. (a) Lena, (b) Bird, (c) Girl, (d) Peppers.

Lena	Smooth	Texture	Edge / texture	Medium edge	Strong edge
최솟값	1	N/A	21	37	N/A
최댓값	9	N/A	27	61	N/A
변화량	8	N/A	6	24	N/A
변화율	3%	N/A	2%	9%	N/A

(a)

Bird	Smooth	Texture	Edge / texture	Medium edge	Strong edge
최솟값	1	N/A	N/A	50	N/A
최댓값	4	N/A	N/A	70	N/A
변화량	3	N/A	N/A	20	N/A
변화율	1%	N/A	N/A	7%	N/A

(b)

Girl	Smooth	Texture	Edge / texture	Medium edge	Strong edge
최솟값	1	16	27	42	90
최댓값	2	17	37	66	98
변화량	1	1	10	24	8
변화율	0.3%	0.3%	3%	9%	3%

(c)

Peppers	Smooth	Texture	Edge / texture	Medium edge	Strong edge
최솟값	N/A	N/A	22	47	N/A
최댓값	N/A	N/A	34	58	N/A
변화량	N/A	N/A	12	11	N/A
변화율	N/A	N/A	4%	3%	N/A

(d)

산 (Variance) 값을 연산한다. 알고리즘은 그림 1과 같이 구성되어 있다 [6]. 연산한 분산 값을 기반으로 각 픽셀 값을 알고리즘에서 정한 high, low 기준 값에 따라 uniform pixel, texture pixel, edge pixel로 구분한다. Macro block 내에서 세 가지 유형으로 구분된 픽셀의 총 개수를 카운트하고, 카운트된 값에 따라 블록을 미리 설정된 다섯 개의 블록 유형 (Smooth, Texture, Edge/texture, Medium edge, Strong edge)로 나눈다. 나뉜 블록 유형 정보를 이용해 영상 내 macro block 별로 필요한 threshold 값을 더 정확하게 즉, 영상에서 추출될 수 있는 feature 값을 정확하게 구할 수 있다. 기존 연구 [6]에서는 Gaussian image blur reduction, two-dimensional derivative filter, gradient magnitude/ direction calculation, non-maximal suppression, adaptive threshold calculation, hysteresis thresholding로 구성되어 있는 Canny edge detection에 block type

classification을 적용했다. 구조는 그림 2과 같이 구성되었다. Local adaptive threshold 선택 과정에 block type classification 알고리즘을 적용해 macro block 안에 포함되는 macro block 단위 영상의 feature를 더 정확하게 구할 뿐만 아니라, 병렬처리 가능한 구조를 제안해 data processing throughput을 향상시키는데 기여했다. 하지만 처리 속도 향상에 비례해 구현 복잡도가 증가하는 문제점이 있다.

### 3. 블록 유형 구분 기반 낮은 복잡도를 갖는 영상 이진화 기법

영상에서 Threshold 값을 도출 해 내기 위해, 앞서 소개한 것과 같이 블록 유형 구분 알고리즘을 활용해 기존 알고리즘에서 요구하는 computational complexity를 줄여왔다. 이 점에 착안하여 본 논문에서는 블록 유형 구분 알고리즘을 기반으로 하여, 한 이미지

내에서 발생하는 각 macro block들의 블록 유형과 그 블록들에서 발생하는 임계값을 분석하도록 한다. 논문에서 제안하는 아이디어는 한 이미지 내에서는 블록 유형이 같다면, 그 블록에서 발생하는 임계값의 변화량이 크지 않을 것에 착안하여 제안되었다. 먼저 영상이 입력되면 macro block 단위로 영상을 분할하고, 블록 유형 구분을 통해 각 블록의 유형을 도출한다. 그 후, 블록 유형별로 대표 값이 될 수 있는 threshold 값을 구하고, 그 값을 재사용 하도록 한다. 예를 들어, 한 이미지 내에서 smooth 블록 유형이 12개 발생했다면 12개 중 하나의 블록에 대해서만 임계값을 도출하고, 나머지 11개 블록에 대해서는 이전 smooth 블록에서 도출되었던 값을 재활용 하도록 알고리즘을 구성한다. 위와 같은 예에서, 같은 블록 유형일 때 그 블록에서 발생하는 임계값이 유사하다면 임계값을 도출해 내는데 필요한 computational complexity를 상당히 절감할 수 있을 것이다. 이를 검증하기 위해 그림 3에 나타난 테스트 이미지를 이용해 블록 유형과 그 블록에서 발생하는 임계값의 raw data를 보이도록 한다. 구체적인 실험 방법과 그 결과는 다음 실험 결과 section에서 보이도록 한다.

#### 4. 실험 결과

실험은 다음과 같은 순서로 구성된다. 먼저 그림 2에 나타난 4개의 512×512 해상도의 8 bits gray scale test 이미지에 Macro block의 크기는 64×64로 블록 유형 구분 [7] 알고리즘을 적용한다. 블록 유형을 추출한 후, 임계값은 블록마다 Gradient magnitude의 누적 히스토그램을 생성하고, 그 값을 이용해 누적 히스토그램에서 smooth 블록의 경우 100%, texture 블록의 경우 97%, edge/texture 블록의 경우 90%, medium edge 블록의 경우 80%, strong edge 블록의 경우 60% 값으로 설정한다. 그림 4은 테스트 이미지를 이용한 블록 유형 구분 결과 및 Threshold 추출 결과 이미지를 나타낸다. 영상의 특징에 따라 블록 유형이 구분된 것을 확인할 수 있고, 각 블록 별 threshold 값을 확인할 수 있다. 그림 4(a) Lena 이미지의 경우 smooth 블록 유형 (BT: 0)에서 threshold (TH) 값이 최소 1에서 최대 9까지 발생,

edge/texture 블록 유형 (BT: 3)에서 TH값이 최소 21부터 최대 27까지 발생, medium edge 블록 유형 (BT: 4)에서 TH값이 최소 37에서 최대 61까지 발생했다. 그림 4(b) Bird 이미지의 경우 BT: 0에서 TH값이 최소 1에서 최대 4까지, BT: 4에서 TH값이 최소 50에서 최대 70까지 발생했다. 그림 4(c) Girl 이미지의 경우, BT: 0에서 TH값이 최소 1에서 최대 2까지, texture 블록 유형 (BT: 2)에서 TH값이 최소 16에서 최대 17까지, BT: 3에서 TH값이 최소 27에서 최대 34까지, BT: 4에서 TH값이 최소 42에서 최대 66까지, strong edge 블록 유형 (BT: 5)에서 TH 값이 최소 90에서 최대 98까지 발생했다. 그림 4(d) Peppers 이미지의 경우 BT: 3에서 TH값이 최소 22에서 최대 34까지, BT: 4에서 TH값이 최소 47에서 58까지 발생한다. 하지만 smooth 블록 유형의 경우 앞서 소개한 바와 같이 누적 히스토그램에서 100% 값을 사용하기 때문에 윤곽선과 같은 feature 정보가 발생하지 않는다.

표 1은 각 이미지에서 발생한 BT별 TH값의 최솟값에 의해 도출된 변화량(최댓값-최솟값)을 나타낸다. 표의 N/A는 not available, 즉 특정 블록 유형이 발생하지 않음을 의미한다. 모든 영상에서 항상 모든 블록 유형이 출력될 수 없기 때문에 N/A가 발생하게 된다. 이를 기반으로 최댓값 256을 기준으로 변화율(%)을 구하면 Lena 이미지에서, BT: 0은 3% (=8÷256), BT: 3은 2%, BT: 4는 9%의 변화율을 보인다. Bird 이미지에서, BT: 0은 1%, BT: 4는 7%의 변화율을 보인다. Girl 이미지에서, BT: 0은 0.3%, BT: 2는 0.3%, BT: 3은 3%, BT: 4는 9%, BT: 5는 3%의 변화율을 보인다. Peppers 이미지에서, BT: 3은 4%, BT: 4는 4%의 변화율을 보인다.

#### 5. 결론

본 논문에서는 저전력 특징추출 알고리즘의 구현을 위한 블록 유형 분류 기반 영상 이진화 기법을 제안한다. 실험 결과, 영상 내 BT별 변화율이 10% 이하로 발생하는 것을 확인했다. 이 결과를 활용해 영상에서는 BT별 TH 연산은 한 번만 수행하고 그 값을 계속해서

공유하도록 구현해 저전력 동작이 가능하도록 영상처리 알고리즘을 구성한다. 기존 알고리즘은 512×512 이미지 기준으로 macro block을 64×64로 나누었을 때, 64개의 블록을 위해 TH값을 구해야 한다. BT 별 TH 연산을 한 번만 하고, 그 값을 공유하는 방법을 적용하면 best case 일 때 TH 연산은 한 번만 수행하면 되고, 나머지 63개 블록에 대해서는 블록 유형 구분 과정만 수행하면 된다. Worst case일 때 TH 연산은 다섯 번만 수행하면 되고, 나머지 59개의 블록에 대해서는 블록 유형 구분 과정만 수행할 수 있으므로 TH 연산을 제거할 수 있다. 따라서 TH 연산 관점에서 93 ~ 98%의 연산을 감소시킬 수 있다. 이후 연구에서 Berkeley test image sets 등 다양한 환경에 대한 정보를 포함하는 이미지 셋을 활용해 결과를 검증하도록 한다.

### REFERENCES

[1] W. Kim, J. Lee, H. An, and J. Kim, "High-Performance and Low-Complexity Image Pre-Processing Method Based on Gradient-Vector Characteristics and Hardware-Block Sharing," *Trans. Electr. Electron. Mater. (TEEM)*, vol. 18, no. 6, pp. 320-322, Dec. 2017.

[2] W. Kim, J. Lee, and H. An, "Gradient Magnitude Hardware Architecture based on Hardware Folding Design Method for Low Power Image Feature Extraction Hardware Design," *Journal of Korea institute of information, electronics, and communication technology (KIIECT)*, vol. 10, no. 2, pp. 141-146, Apr. 2017.

[3] W. Kim, J. Lee, H. An, and B. Kim, "Image Filter Optimization Method based on common sub-expression elimination for Low Power Image Feature Extraction Hardware Design," *Journal of Korea institute of information, electronics, and communication technology (KIIECT)*, vol. 10, no. 2, pp. 192-197, Apr. 2017.

[4] W. Kim, J. Lee, and H. An, "Low Complexity Gradient Magnitude Calculator Hardware

Architecture Using Characteristic Analysis of Projection Vector and Hardware Resource Sharing," *Journal of Korea institute of information, electronics, and communication technology (KIIECT)*, vol. 9, no. 4, pp. 414-418, Aug. 2016.

[5] N. Otsu, "A threshold selection method from gray-level histograms," *IEEE Trans. Syst., Man, Cybern.*, vol. 9, no. 1, pp. 62-66, Jan. 1979.

[6] Q. Xu, S. Varadarajan, C. Chakrabarti, and L. J. Karam, "A Distributed Canny Edge Detector: Algorithm and FPGA Implementation," *IEEE Trans. on Image Processing*, vol. 23, no. 7, pp. 2944-2960, Jul. 2014.

[7] J. K. Su and R. M. Mersereau, "Post-processing for artifact reduction in JPEG-compressed images," in *Proc. IEEE ICASSP*, vol. 3, pp. 2363-2366, May. 1995.

---

### 저자 약력

---

이 주 성 (Juseong Lee)

[정회원]



- 2013년 2월 : 서울과학기술대학교 전자IT미디어공학과 (공학사)
- 2015년 8월 : 고려대학교 전기전자공학과 (공학석사)
- 2018년 11월 : (재)실감교류인체감응솔루션연구단 (연구원)
- 2019년 1월 ~ 현재 : 고려대학교 전기전자공학과 (연구원)

〈관심 분야〉 반도체 설계, 저전력 영상처리

**안 호 명 (Ho-Myoung An)**

**[중신회원]**



- 2001년 2월 : 광운대학교 전자재료공학과 (공학사)
- 2003년 2월 : 광운대학교 전자재료공학과 (공학석사)
- 2009년 2월 : 광운대학교 전자재료공학과 (공학박사)
- 2009년 3월 ~ 2013년 2월 : 고려대학교 전기전자전파공학과 연구교수
- 2013년 3월 ~ 현재 : 오산대학교 전자과 조교수

〈관심 분야〉 반도체 소자, 비휘발성메모리, 광소자, 산화물반도체

**김 병 철 (Byungcheul Kim)**

**[중신회원]**



- 1988년 2월 : 광운대학교 전자재료공학과 (공학사)
- 1990년 2월 : 광운대학교 전자재료공학과 (공학석사)
- 2001년 2월 : 광운대학교 전자재료공학과 (공학박사)
- 2001년 9월 ~ 현재 : 경남과학기술대학교 전자공학과 교수

〈관심 분야〉 반도체 메모리, LED 전원회로