

논문 2012-50-5-34

블록기반 라벨과 화소기반 스캔마스크를 이용한 이진 연결요소 라벨링

(Binary Connected-component Labeling with Block-based Labels and a Pixel-based Scan Mask)

김 교 일*

(Kyoil Kim[©])

요 약

이진 연결요소 라벨링은 영상처리와 컴퓨터비전 등의 영역에 널리 사용되는 기법 중의 하나이다. 지금까지 여러 가지 방법의 라벨링기법이 연구되어 왔는데 그 중에서 이중스캔 방법이 가장 효과가 있는 것으로 나타나고 있다. 이중스캔 방법에서는 전통적으로 화소단위로 스캐닝을 하면서 순차적으로 라벨링하는 방법을 사용했는데 최근에는 C. Grana et. al. 및 L. He et. al. 등이 제안한 복수의 인접화소를 묶은 블록을 기반으로 라벨링하는 방법이 가장 효율적인 것으로 인정받고 있다. 본 논문에서는 화소기반의 스캔마스크를 사용하면서 라벨링은 Grana의 블록을 기반으로 하는 새로운 라벨링 방법을 제안하고 있다. 실제 사용하는 영상들에 대해 실험한 결과 영상의 종류에 따라 제안된 방법이 현재 가장 효율이 좋은 He의 방법에 비해 평균 3.9%에서 22.4%까지 성능의 향상이 있는 것으로 나타났다.

Abstract

Binary connected-component labeling is widely used in the fields of the image processing and the computer vision. Many kinds of labeling techniques have been developed, and two-scan is known as the fastest method among them. Traditionally pixel-based scan masks have been used for the first stage of the two-scan. Recently, block-based labeling techniques were introduced by C. Grana et. al. and L. He et. al. They are faster than pixel-based labeling methods. In this paper, we propose a new binary connected-component labeling technique with block-based labels and a pixel-based scan mask. The experimental results with various images show that the proposed method is faster than the He's which is known as the fastest method currently. The amount of performance enhancement is averagely from 3.9% to 22.4% according to the sort of the images.

Keywords : 연결요소 라벨링, 라벨링 알고리즘, 블록기반 라벨

I. 서 론

연결요소 라벨링(이하, 라벨링)은 자동차 번호판 탐색, 문자영역 검출, 얼굴 특징 추적, 객체 탐지 등 영상처리 및 컴퓨터비전 등에서 응용분야가 많은 기본요소 기술 중의 하나이다^[1~4]. 라벨링을 위해 여러 연구가 이루어져 왔는데 이의 대부분은 래스터스캔 기법을 이용

한 것이다. 래스터스캔 기법은 단일스캔(one-scan), 이중스캔(two-scan), 그리고 다중스캔(multi-scan)의 3가지 종류로 구별해 볼 수가 있다. 좌에서 우로, 위에서 아래로 순차적으로 진행되는 래스터 스캔을 이용해 라벨링을 하다보면 라벨등가(label equivalence) 문제가 발생하게 된다. 이는 서로 다른 라벨이 부여된 두 연결영역이 뒤에 가서 서로 연결된 것으로 판명되어 같은 라벨로 병합(merge)되어야 하는 문제이다. 단일스캔 방법에서는 라벨병합이 발생하는 즉시 이미 처리된 화소들에 부여된 라벨들을 병합된 라벨로 변경하게 되는데 그 시간비용이 상당히 크다. 이를 극복하기 위해 J.

* 정회원, 동양미래대학교

(Dongyang Mirae University)

© Corresponding Author(E-mail:kikim@dongyang.ac.kr)

접수일자: 2013년2월27일, 수정완료일: 2013년4월22일

Trein 등은 포인터를 이용해 라벨을 부여하고 라벨병합이 발생한 경우 해당 라벨에 대한 포인터 값을 변경함으로써 문제를 해결하고 있다^[5]. 하지만 포인터를 이용한 계산은 시간비용이 많이 들고 특히 라벨병합이 연속적으로 발생하는 경우에는 그 비용이 매우 크게 된다. 때문에 J. Trein 등은 해당 알고리즘을 FPGA를 이용해 구현하고 있다. 멀티스캔 방법은 순방향과 역방향 스캔을 번갈아 하면서 라벨등가 문제를 해결하는 방법이다^[6]. 하지만 이 방법은 스캐닝에 드는 시간비용이 상당히 요구되는 단점이 있다. 이중스캔 방법에서는 임시라벨과 대표라벨을 이용해 문제를 해결하고 있다. 최초 스캔에서 각 화소들에 임시라벨을 부여하면서 병합이 발생하는 경우는 해당 임시라벨 값에 대해 대응하는 대표라벨 값을 테이블에 기록한다. 이미지에 대한 최초 스캔이 완료되면 두 번째 스캔에서는 각 화소의 임시라벨 값을 대표라벨 값으로 치환해 주게 된다. 최근의 연구는 대부분 이중스캔 방법으로 이루어지고 있다^[7~12]. 이는 현재로서는 이중스캔 방법이 가장 좋은 성능을 나타내는 것이기 때문이다. 본 연구에서는 현존하는 이중스캔 방법을 개선하여 더 성능 좋은 라벨링 알고리즘을 제안하고 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II장에서는 이중스캔 방법을 중심으로 라벨링 알고리즘에 대한 최근의 성과를 다루었다. III장에서는 본 논문이 제안하는 개선된 알고리즘을 설명했고 IV장에서는 여러 종류의 이미지를 사용한 실험을 통해 기존의 방법들과 제안된 방법의 성능을 비교하였다. V장의 결론에서는 본 연구의 성과를 정리하고 향후 연구 과제를 기술했다.

II. 이중스캔 기법

1. 화소 간의 연결성

영상처리에서는 두 화소가 서로 인접하여 있고 두 화소값이 같은 범주에 속하는 경우에 두 화소가 서로 연결되어 있다고 말한다. 특히 이진영상의 경우에는 전경값(foreground value) 화소 x 에 대해 x 와 인접한 화소들의 집합을 $N(x)$ 라 할 때 x 와 연결된 화소 p 들의 집합 $C(x)$ 는 식 (1)과 같이 나타낼 수 있다. 여기에서 F 는 전경값을 갖는 화소들의 집합을 의미한다.

$$C(x) = \{p | p \in N(x) \text{ and } p \in F\} \quad (1)$$

집합 $N(x)$ 는 인접화소를 어떻게 정의하는가에 의존하게 되는데, 4방향을 고려하는 것과 8방향을 고려하는

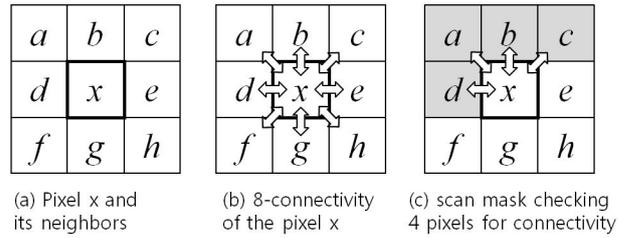


그림 1. 화소 x 와 그 연결화소들
Fig. 1. Pixel x and the connected pixels.

방법이 있다.

그림 1의 화소 x 와 그 주위의 화소들에 대해 x 의 상, 하, 좌, 그리고 우를 포함한 4방향의 화소들만을 고려하면 $N(x) = \{b, d, e, g\}$ 가 된다. 그러나 x 와 대각선 방향으로 만나는 나머지 4개 화소들을 추가하여 8방향을 고려한다면 $N(x) = \{a, b, c, d, e, f, g, h\}$ 가 된다.

라벨링 연구에서는 8방향에 대해 연결을 조사하는 것이 보통이다. 따라서 그림 1(b)와 같이 한 화소를 둘러싼 8개의 모든 화소들과의 연결성을 조사해 봐야 한다. 그런데 화소들 간의 연결성은 식 (2)에 나타난 바와 같이 쌍방향적이다.

$$x \in C(y) \Leftrightarrow y \in C(x) \quad (2)$$

즉, 화소 x 가 화소 y 와 연결되어 있다면 그것은 y 도 x 에 연결되어 있다는 것을 의미하게 된다. 이와 함께 인접화소 개념의 관점에서 영상을 구성하는 화소배열의 대칭성을 생각한다면 실제로 x 에 대해서 $N(x)$ 의 모든 화소들을 조사할 필요는 없고 그림 1(c)와 같이 x 의 좌상, 상, 우상, 그리고 좌에 위치한 a, b, c, d 의 네 화소와의 연결성만을 조사하면 된다.

2. 전통적인 이중스캔 기법과 라벨병합

이중스캔 기법은 기본적으로 일차스캔, 라벨병합 그리고 이차스캔의 세 단계를 거쳐서 라벨링을 하게 된다. 일차스캔은 각 화소들에 대해 그 화소가 전경값 화소인 경우 인접한 화소들이 연결되었는지를 조사 실시한다. 그 결과 연결되었다면 해당 화소에 연결된 화소와 같은 라벨을 부여하고, 기존의 화소들과 연결되지 않은 것으로 판단되면 해당 화소에 새 라벨을 생성하여 부여한다. 이때 조사대상이 되는 인접화소들을 표현한 것이 스캔마스크이다. 전형적인 스캔마스크는 그림 1(c)에 음영으로 표시하여 나타낸 것과 같다. 이 스캔마스크를 이용하여 화소 x 에 대해 a, b, c, d 의 네 화소와의 연결성을 조사하여 라벨을 부여하는 문제는

(a, b, c, d, x)의 5개의 요소로 이루어진 입력을 가지고 있는 시스템의 출력을 결정하는 문제로 간주할 수 있다. 그런데 이 시스템은 하나의 입력에 대해 단 하나의 출력만 가능한 것이 아니다. 예를 들면, 편의상 전경값을 1, 배경값을 0으로 나타낼 때 입력 (1, 0, 0, 1, 1)에 대해 출력은 '화소 x 에 화소 a 의 라벨을 부여한다' 또는 '화소 x 에 화소 d 의 라벨을 부여한다'가 된다. 하나의 입력에 대해 여러 출력이 가능한데 이 출력들 중 어떤 것을 선택해도 되므로 이런 입출력관계를 정리한 표를 OR-decision table이라고 부르고 있다. 참고로 그림 1(c)와 같은 마스크를 이용한 경우 이의 OR-decision table은 표 1과 같다.

표 1에서 '-'는 해당 값에 상관이 없음을 나타내며, 'no action'은 아무런 동작이 필요 없음을 말한다. 'new label'은 새 라벨을 생성하여 화소 x 에 부여하는 것이고 ' $a \rightarrow x$ '는 화소 a 의 라벨을 x 에 부여하는 것을 말한다. 이하 assign란에 있는 다른 항목들의 의미도 같은 방법으로 해석하면 된다. merge란에 있는 ' $a+c$ '는 '화소 a 와 화소 c 의 라벨을 병합'하라는 의미이다. 이는 이전에는 서로 연결되지 않은 것으로 간주해 왔던 a 와 c 가 이제 x 에 의해 연결되었으니 라벨을 병합할 필요성이 생기는 것이다. 라벨을 병합하는 경우는 통상적으로 두 라벨들 중에서 작은 값의 라벨로 병합을 하며 x 에도 해당 라벨 값을 부여하게 된다.

각 화소들에 처음 부여된 라벨들은 임시라벨, 병합결과 부여된 라벨은 대표라벨이라고 부른다. 라벨병합이 발생하더라도 임시라벨 값은 그대로 유지한 채 그 임시라벨이 어떤 라벨로 병합되었는지 표시하는 정보만을 별도로 기록하게 된다. 일차스캔이 모두 끝나면 임시라

표 1. 전형적인 스캔마스크의 OR-decision table
Table 1. OR-decision Table for the traditional scan mask.

inputs					outputs							
a	b	c	d	x	no action	new label	assign				merge	
							$a \rightarrow x$	$b \rightarrow x$	$c \rightarrow x$	$d \rightarrow x$	$a+c$	$c+d$
-	-	-	-	0	1							
0	0	0	0	1		1						
0	0	0	1	1						1		
0	0	1	0	1					1			
0	0	1	1	1								1
0	1	0	0	1				1				
0	1	0	1	1				1		1		
0	1	1	0	1				1	1			
0	1	1	1	1				1	1	1		
1	0	0	0	1				1				
1	0	0	1	1				1			1	
1	0	1	0	1								1
1	0	1	1	1								1
1	1	0	0	1				1	1			
1	1	0	1	1				1	1		1	
1	1	1	0	1				1	1	1		
1	1	1	1	1				1	1	1	1	

벨을 병합결과인 대표라벨로 치환하는 이차스캔을 실시하면 라벨링이 완료되는 것이다.

앞에서 얻은 OR-decision table은 카르노맵 등을 이용하거나 직관적으로 할 수 있는 한 간략하게 하여 일차스캔을 구현하게 된다.

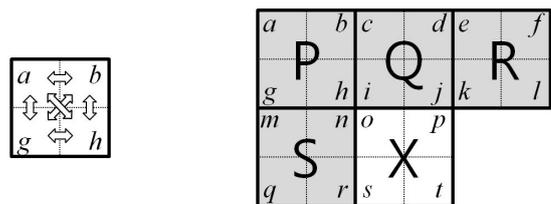
3. 최근의 성과들

2009년에 L. He 등은 전형적인 스캔마스크를 사용하고 카르노맵을 통한 일차스캔의 간략화에 자신들의 라벨병합 방법을 적용한 알고리즘을 제안하고 이것이 방법이 기존의 방법들보다 성능이 좋다는 것을 보였다^[9].

2010년에는 C. Grana 등이 블록기반의 알고리즘을 제안하였다^[11]. Grana는 그림 2와 같이 2x2 화소로 이루어진 블록을 기반으로 하여 스캔마스크와 라벨링 대상 화소를 정의하였다. 블록단위의 라벨링은 4개의 화소를 한 번에 처리하는 효과가 있으므로 일차스캔의 시간을 상당히 절약할 수 있게 되었다. 하지만 입력변수가 되는 픽셀의 개수가 너무 많아 Schumacher의 알고리즘^[13]으로 최적화했지만 14개의 레벨, 210개의 노드와 211개의 리프로 복잡한 결정트리를 얻게 되었다. 이 알고리즘은 He 등이 이전에 제안한 방법^[9]에 비해 라벨링 시간을 평균 약 22% 정도 감소시키는 것으로 보고됐다. 이하 본 논문에서는 이 방법을 'Grana방법'으로 부르도록 한다.

2012년에 L. He 등은 두 화소를 동시에 처리하는 라벨링 방법을 제시하였다^[12]. 이것은 전통적인 화소기반 마스크를 이용했으나 2x1 블록 안에 있는 두 화소의 라벨링을 동시에 처리하는 방식이었다. 그림 3에 이들의 2x1 블록과 스캔마스크를 나타내었다. 스캔마스크는 음영으로 그 모양을 표시했다.

이 방법은 한 번에 두 개의 화소에 대해 라벨 값을 부여하게 되므로 한 번에 4개의 화소에 라벨 값을 부여하는 썸인 Grana방법에 비해 효율이 떨어지는 것처럼



(a) Pixel connectivity in a 2x2 block

(b) 2x2 block-based scan mask

그림 2. 2x2 블록과 블록기반 스캔마스크
Fig. 2. 2x2 block and the block-based scan mask.

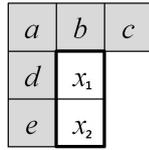


그림 3. L. He 등의 2x1 블록과 마스크
Fig. 3. 2x1 block and the scan mask by L. He et al.

보이지만, 마스크내의 화소수가 Grana방법에 비해 훨씬 적으므로 결정트리가 매우 간단하게 되어 결과적으로 시간을 줄일 수 있다는 장점이 있다. He 등은 제안한 방법이 자신들의 이전 연구결과^[10]에 비해 약 10% 정도의 속도상승이 있다고 밝히고 있다. 아쉬운 점은 이 연구결과를 2012년에 발표했음에도 그 때까지 가장 빠른 방법 중의 하나로 보고된 Grana방법과 비교한 결과가 없었다는 것이다. 이하 본 논문에서는 이 방법을 ‘He방법’으로 부르도록 한다.

결국 지금까지의 연구 성과를 살펴보면 현재 가장 성능이 좋은 라벨링 방법으로는 Grana방법과 He방법 중의 하나라고 결론내릴 수 있을 것이다.

III. 제안된 연결요소라벨링 방법

본 연구에서는 Grana방법과 같이 2x2 블록에 대해 블록라벨을 사용하는 방법으로 라벨링하지만 스캔은 화소기반의 마스크를 이용하는 방법을 제안한다. 이 방법은 Grana방법의 결정트리가 너무 복잡한 단점을 보완하면서 블록단위로 라벨링을 처리하는 효율성을 활용한 것이다. 그림 4에 제안된 마스크의 모양을 나타내었다.

이때 x_0, x_1, x_2 그리고 x_3 으로 이루어진 블록에 대한 라벨링을 수행하기 위해서는 그 블록의 좌상, 상, 우상, 그리고 좌에 있는 인접한 블록들과의 연결성을 조사해야만 한다. 따라서 이 때 화소기반의 스캔마스크는 그림 4의 화소 a, b, c, d, e, f 를 포함해야 한다. 하지만 본 연구에서는 화소 d 를 제외하고 a, b, c, e, f 만을 포함하는 스캔마스크를 제안, 사용하였다. 이렇게 하면 고

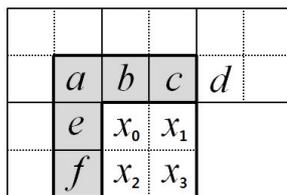


그림 4. 제안된 스캔마스크
Fig. 4. Proposed scan mask.

려할 입력변수를 줄이게 되어 결정트리를 좀 더 간단하게 만들 수 있다. 하지만 우상 방향으로 인접한 블록과의 연결성을 조사할 수 없게 되는 문제가 생긴다. 이 문제는 일차스캔시 마스크내에서 화소 b 와 e 간의 연결성을 조사함으로써 해결할 수 있다.

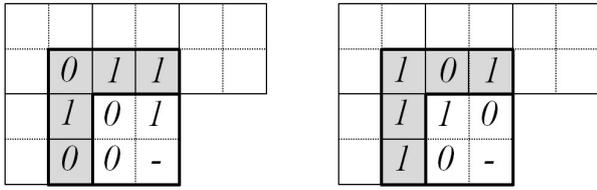
결국 연결성 조사 시 고려해야 할 화소는 $a, b, c, e, f, x_0, x_1, x_2, x_3$ 의 9개가 된다. 하지만 x_3 와 마스크의 화소들과는 직접적인 연결성이 존재하지 않기 때문에 해당 블록의 라벨 값은 거의 x_0, x_1, x_2 의 세 화소에 의해 결정된다. 단지 $(x_0, x_1, x_2) = (0, 0, 0)$ 이면서 x_3 가 1일 경우에만 새 라벨을 생성, 해당 블록에 부여한다. x_3 가 0일 경우는 블록의 라벨 값은 전적으로 x_0, x_1, x_2 에 의해 결정될 것이므로 따로 생각할 필요가 없는 조건이 된다. 따라서 OR-decision table을 만들 때는 x_3 를 제외하고 8개의 화소 값만을 고려하면 된다. 결과 $(a, b, c, e, f, x_0, x_1, x_2)$ 로 주어지는 입력의 $2^8=256$ 개 경우에 대하여 요구되는 동작들을 기술하면 원하는 OR-decision table을 얻게 된다. 여기서 OR-decision table의 전 내용을 기술하기는 어려우므로 한 두 개의 경우만을 예로 설명한다.

$new(x) \equiv$ 새 라벨을 생성하여 $rl(x)$ 를 설정 $assign(p, x) \equiv rl(p)$ 로 $rl(x)$ 를 설정 $merge(p, q, x) \equiv rl(p)$ 와 $rl(q)$ 를 병합한 후 $rl(p)$ 또는 $rl(q)$ 로 $rl(x)$ 를 설정 $merge(p, q, r, x) \equiv rl(p), rl(q)$ 그리고 $rl(r)$ 을 병합한 후 $rl(p), rl(q)$ 또는 $rl(r)$ 로 $rl(x)$ 를 설정 $merge(p, q) \equiv rl(p)$ 와 $rl(q)$ 를 병합

그림 5. 동작들의 기술에 사용될 함수들의 정의
Fig. 5. Definitions of the functions used for the descriptions of the actions.

$action\ 0 \equiv no\ action$ $action\ 1 \equiv new(x_0)$ $action\ 2 \equiv assign(a, x_0)$ $action\ 3 \equiv assign(b, x_0)$ $action\ 4 \equiv assign(e, x_0)$ $action\ 5 \equiv merge(a, b, x_0)$ $action\ 6 \equiv merge(b, e, x_0)$ $action\ 7 \equiv merge(a, e, x_0)$ $action\ 8 \equiv merge(a, b, e, x_0)$ $action\ 9 \equiv merge(b, e)$
--

그림 6. 가능한 동작들의 목록
Fig. 6. List of the possible actions.



(a) input=(0,1,1,1,0,0,1,0) (b) input=(1,0,1,0,1,1,0,0)

그림 7. OR-decision Table 작성을 위한 두 예제
Fig. 7. Two examples for the OR-decision Table.

표 2. 그림 7의 예제에 대한 OR-decision table
Table 2. OR-decision Table for examples in Fig. 7.

inputs								action number									
a	b	c	e	f	x ₀	x ₁	x ₂	0	1	2	3	4	5	6	7	8	9
0	1	1	1	0	0	1	0								1		
1	0	1	1	1	1	0	0						1	1			

우선 $rl(x)$ 를 ‘화소 x 가 속한 블록의 대표라벨’로 정의하자. 이제 그림 5와 같은 함수들을 정의한다.

그림 5의 함수들을 이용해 가능한 동작들의 목록을 작성하면 그림 6과 같이 정리된다.

이 때 그림 7이 나타나고 있는 두 경우를 고려해 보자. 그림 7(a)는 입력 $(a, b, c, e, f, x_0, x_1, x_2)$ 의 값이 $(0, 1, 1, 1, 0, 0, 1, 0)$ 인 경우이다. 이때는 화소 b 가 속한 블록의 대표라벨과 e 가 속한 블록의 대표라벨을 병합하고 두 라벨 중 하나의 값으로 라벨링 대상이 되는, 즉 x_0 가 속한 블록의 라벨을 설정해 주면 된다. 따라서 이때의 동작은 *action* 6이 된다.

그림 7(b)는 입력 $(a, b, c, e, f, x_0, x_1, x_2)$ 의 값이 $(1, 0, 1, 1, 1, 0, 0)$ 인 경우이다. 이때는 화소 x_0 에 의해 b 가 속한 블록과 a 가 속한 블록이 연결되고 있으며 동시에 b 가 속한 블록과 e 가 속한 블록도 연결되고 있다. 따라서 *action* 5와 *action* 6을 동시에 실행해 주어야 할 것처럼 보이지만, $rl(a)$ 와 $rl(e)$ 는 이미 전 단계에서 병합되었기 때문에 여기에서는 *action* 5와 *action* 6 중 하나만을 실행해 주면 충분하다. 이렇게 두 예에 대해서만 OR-decision table을 작성한다면 표 2와 같이 나타낼 수 있다. 이와 같은 방법을 256개의 모든 가능한 입력 값에 대해 적용하여 OR-decision table을 완성한 후 P. Suthesbanjard 등이 제안한 방법^[14]을 적용하여 최종 결정트리를 얻는다.

IV. 실험 및 결과

본 연구에서 라벨링 알고리즘들은 Java 언어로 구현되었다. 구현 결과 세 방법에 대해 결정트리의 레벨수,

노드수 그리고 리프수를 표 3에 비교하여 나타내었다.

구현된 소스코드들은 Intel Pentium Core2 Duo E4300 CPU와 8GB의 RAM이 장착되고 Windows 7의 운영체제로 구동되는 PC에서 컴파일, 실행되었다. E4300의 코어는 하나만 활성화하여 사용하였다. 모든 실행결과는 프로세서의 상태에 따른 공정하지 않은 영향을 배제하기 위해 1,000회의 실행에 대한 평균값을 취했음을 밝힌다.

우선 랜덤잡음 영상에 대해 세 방법들을 이용해 라벨링을 실행하였다. 사용한 랜덤잡음 영상은 전경화소의 비율을 10%부터 90%까지 10% 단계로 변화시켜가면서 구현하였다. 또한 각 비율에 대해 512x512, 1024x1024, 2048x2048, 그리고 4096x4096의 총 4개 해상도의 이미지를 만들어 실험하였다.

그림 8에 실험에 사용한 랜덤잡음 영상의 예를 보았다. 각 그림 아래의 숫자는 전경화소의 농도를 의미한다.

표 3. 구현된 결정트리들의 레벨, 노드, 리프수
Table 3. The numbers of levels, nodes, and leaves in the decision trees implemented.

라벨링방법	레벨수	노드수	리프수
Grana방법	14	210	211
He방법	7	33	34
제안방법	9	80	81

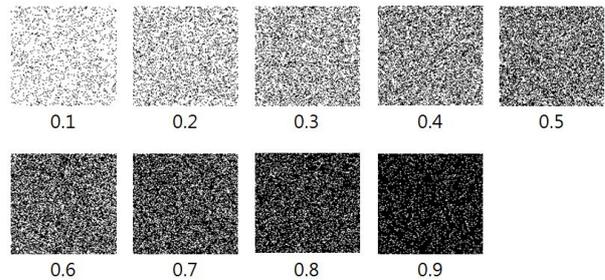


그림 8. 실험에 사용된 랜덤잡음 영상의 예
Fig. 8. Samples of random noise images.

표 4. 잡음농도에 따른 평균 실행시간(msec)의 비교
Table 4. Comparison of execution times for various noise densities in milliseconds.

잡음농도	Grana방법	He방법	제안방법
0.1	1421	596	599
0.2	1641	656	709
0.3	1806	711	754
0.4	1927	760	784
0.5	1974	769	779
0.6	1967	775	772
0.7	1908	775	750
0.8	1802	754	694
0.9	1639	695	629

표 4에 각 알고리즘별로 잡음농도에 따른 평균 실행시간을 나타내었다. 실험결과 He방법과 제안방법이 Grana방법에 비해 우월한 성능을 보이는 것으로 나타났으며 He방법과 제안방법은 전체적으로는 유사한 결과를 보여주었으나 잡음농도가 낮은 영상에 대해서는 He방법이 다소 좋았으며 농도가 높은 영상에 대해서는 제안방법이 다소 좋은 결과를 보여주었다.

표 5에는 라벨링대상이 되는 영상의 해상도에 따른 평균 실행시간을 나타내었다. 역시 모든 해상도에서 He방법과 제안방법이 Grana방법에 비해 우월한 성능을 보이는 것으로 나타났다. 큰 차이는 아니지만 512x512, 1024x1024, 그리고 2048x2048의 해상도에서는 제안방법이 He방법에 비해 다소 빠른 결과를 보였고, 4096x4096의 해상도에서는 He방법이 조금 더 좋았다.

실제로 사용하는 영상에 대한 라벨링 성능을 비교하기 위해 SIDBA(Standard Image Data-Base) 표준 이미지 데이터베이스의 영상 중 512x512 해상도의 일반

표 5. 해상도별 평균 실행시간(msec)의 비교
Table 5. Comparison of execution times for various sized images in milliseconds.

해상도	Grana방법	He방법	제안방법
512x512	62	13	12
1024x1024	259	66	62
2048x2048	1099	341	297
4096x4096	5729	2464	2505

표 6. SIDBA의 일반영상에 대한 라벨링 성능비교
Table 6. Comparison of labelling performances with natural images from SIDBA DB.

파일명	Grana방법 (msec)	He방법 (msec)	제안방법 (msec)	성능개선율 (%)
airplane1	52.26	12.95	17.14	-32.4
airplane2	49.23	8.59	9.35	-8.8
airscape	51.8	10.28	10	2.7
mandrill	52.61	12	10.95	8.8
boat	49.12	9.52	9.65	-1.4
bridge	50.42	11.55	10.81	6.4
elaine	49.12	8.74	8.42	3.7
house	49.62	8.1	7.51	7.3
indian	201.9	51.92	47	9.5
sailboat	48.81	10.13	8.3	18.1
lena	46.81	8.72	10.63	-21.9
milkdrop	48.38	8.42	6.11	27.4
ruler	49.27	7.33	7.5	-2.3
tank	48.48	10.61	9.8	7.6
pepper	48.39	8.61	3.9	54.7
woman	49.15	7.63	7.47	2.1
couple	50.26	10.74	13.26	-23.5
평균	58.57	12.11	11.64	3.9

영상들을 Otsu의 방법^[15]을 이용, 이진영상으로 변환한 뒤 라벨링을 실행했다. 사람 얼굴, 항공사진, 경치, 동물, 비행기 등 다양한 내용의 사진들에 대해 세 방법의 실행결과가 표 6에 나와 있다. 역시 Grana방법보다는 He방법과 본 연구에서 제안한 방법의 성능이 훨씬 좋았으며 영상에 따라서 He방법이 제안방법보다 더 좋은 결과를 보였고 어떤 경우는 제안방법의 성능이 더 좋았다.

표 6에서 성능 개선율은 He방법에 대한 제안방법의 개선효과를 나타내는 것이다. 표 7은 Grana방법을 제외한 두 방법에 대해 17개의 영상 라벨링 작업 중 최소시간, 평균시간, 최대시간 그리고 실행시간의 총합계를 비교하여 나타낸 것이다. 총시간 또는 평균값을 기준으로 본다면 본 연구에서 제안하는 방법이 He방법에 비해 3.9%정도 성능개선 효과가 있다고 하겠다.

다음은 SIDBA 표준 이미지 데이터베이스의 영상 중 512x512 해상도의 다양한 텍스처 영상 36개를 Otsu의 방법을 이용해 이진영상으로 변환한 뒤 라벨링을 실시했다. 그림 9에 실험에 사용한 텍스처 영상의 예를 나타내었다.

표 8은 Grana방법을 제외한 두 방법에 대해 36개의 텍스처 영상의 라벨링 작업 중 최소시간, 평균시간, 최대시간 그리고 실행시간의 총합계를 비교하여 나타낸 것이다. 총시간 또는 평균값을 기준으로 본다면 본 연구에서 제안하는 방법이 He방법에 비해 8.3%정도 성능개선 효과가 있다고 하겠다.

마지막으로 해상도가 큰 일반영상에 대한 라벨링 성

표 7. 일반영상에 대한 He의 방법과 제안방법의 성능 비교

Table 7. Comparison of performances between He's method and the proposed one with natural images.

비교항목	He방법 (msec)	제안방법 (msec)	성능개선율 (%)
최대시간	51.92	47	9.5
평균시간	12.11	11.64	3.9
최소시간	7.33	3.9	46.8
총시간	205.84	197.8	3.9

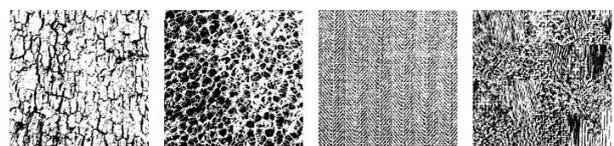


그림 9. 실험에 사용된 다양한 텍스처 영상의 예
Fig. 9. Samples of various texture images used in the experiment.

표 8. 텍스처 영상에 대한 He의 방법과 제안방법의 성능비교

Table 8. Comparison of performances between He's method and the proposed one with textural images.

비교항목	He방법 (msec)	제안방법 (msec)	성능개선율 (%)
최대시간	22.95	29.33	-27.8
평균시간	12.82	11.76	8.3
최소시간	10.92	8.75	19.9
총시간	461.38	423.29	8.3

표 9. 풀HD급 고해상도 영상에 대한 라벨링 성능비교

Table 9. Comparison of labeling performances with full-HD images.

파일이름	해상도	Grana방법 (msec)	He방법 (msec)	제안방법 (msec)	성능개선 (%)
city	1920x1080	409.33	115.44	96.37	16.5
landscape	1920x1080	397.2	113.54	94.32	16.9
honeymoon	1920x1277	505.26	145.28	125	14.0
keroro	1920x1277	478.46	153.71	109	29.1
operahouse	1920x1277	484.05	162.87	109.33	32.9
street	1920x1277	471.74	139.7	124.33	11.0
u. of sydney	1920x1277	494.69	171.56	119.33	30.4
총시간		3240.73	1002.1	777.68	22.4

능을 알아보기 위해 풀HD급의 고해상도 영상에 대해 실험을 하였다. 도시전경, 경치, 놀이기구, 장난감, 시드니 오페라 하우스, 거리, 시드니대학 본관 등의 사진으로 직접 찍거나 인터넷에서 추출하여 역시 Otsu의 방법을 이용해 이진영상으로 변환한 뒤 라벨링을 실행했다.

그 결과를 표 9에 나타내었다. 이번에는 영상들의 해상도가 동일하지 않기 때문에 최대시간과 최소시간을 표시하지는 않았고 총시간만을 비교해 나타냈다. 역시 He방법과 본 연구가 제안하는 방법이 Grana방법보다 뛰어난 성능을 보였다. 특히 고해상도 영상에 대한 라벨링에서는 본 연구가 제안하는 방법이 He방법에 비해 모든 영상에 대해 성능개선 효과가 있었고 전체적으로 22.4%가 개선되었음을 알 수 있다.

V. 결 론

본 연구에서는 블록기반 라벨과 화소기반 스캔마스크를 사용한 연결요소 라벨링 방법을 제안하였다. 또한 실험을 통해 기존의 방법 중에서는 L. He 등이 제안한 방법^[12]이 C. Grana 등이 제안한 방법^[11]보다 우수함을 보였으며 본 연구에서 제안된 방법은 그 성능이 He의 방법에 비해서도 우수함을 보였다. 일부 영상에 대해서

는 He의 방법이 더 좋은 경우도 있었으나 전체적인 성능을 비교한다면 제안된 방법이 실제 영상에 대해 적용했을 때 종류에 따라 3.9%에서 22.4%까지 더 뛰어난 결과를 보였다. 특히 풀HD급의 고해상도 영상의 사용이 일반화되고 있는 경향을 생각해 보면 고해상도에서 성능이 평균 20% 이상 우수한 점은 상당한 장점이라고 하겠다. 앞으로 라벨링 알고리즘의 결정트리를 더 최적화하여 라벨링 속도를 향상시키는 연구를 계속하고자 한다.

참 고 문 헌

- [1] 이용우, 김현수, 강우윤, 김경환, “저화질 영상에서 강건한 번호판 추출 방법,” 전자공학회논문지, 제 45권 SC편, 제2호, 8-17쪽, 2008년 3월
- [2] 이훈재, 설상훈, “휴대전화 동영상에서의 문자 영역 검출 방법,” 전자공학회논문지, 제47권 SP편, 제5호, 192-198쪽, 2010년 9월
- [3] 주진선, 신윤희, 김은아, “다중 얼굴 특징 추적을 이용한 복지형 인터페이스,” 전자공학회논문지, 제 45권 SP편, 제1호, 75-83쪽, 2008년 1월
- [4] 박장한, 이재익, “적외선영상에서 배경모델링 기반의 실시간 객체 탐지 시스템,” 전자공학회논문지, 제46권 CI편, 제4호, 102-110쪽, 2009년 7월
- [5] J. Trein, A. Th. Schwarzbacher, B. Hoppe, “FPGA implementation of a single pass real-time blob analysis using run length encoding,” MPC-Workshop, pp. 71-77, Ravensburg-Weingarten, Germany, Feb. 2008.
- [6] A. Hashizume, R. Suzuki, H. Yokouchi, H. Horiuchi, S. Yamamoto, “An algorithm of automated RBC classification and its evaluation,” *Japanese journal of medical electronics and biological engineering*, vol. 28, no. 1, pp. 25-32, 1990.
- [7] L. He, Y. Chao, K. Suzuki, “A linear-time two-scan labeling algorithm,” IEEE International Conference on Image Processing, San Antonio, USA, pp. V241-V244, Sept. 2007.
- [8] L. He, Y. Chao, K. Suzuki, “A run-based two-scan labeling algorithm,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 17, no. 5, pp. 749-756, May 2008.
- [9] L. He, Y. Chao, K. Suzuki, K. Wu, “Fast connected-component labeling,” *Pattern Recognition*, vol. 42, no. 9, pp. 1977-1987, Sept. 2009.
- [10] L. He, Y. Chao, K. Suzuki, “An efficient first scan method for label-equivalence-based labeling

- algorithm,” *Pattern Recognition Letters*, vol. 31, no. 1, pp. 28-35, Jan. 2010.
- [11] C. Grana, D. Borghesani, R. Cucchiara, “Optimized block-based connected components labeling with decision trees,” *IEEE Transactions on Image Processing*, vol. 19, no. 6, pp. 1596-1609, Jun. 2010.
- [12] L. He, Y. Chao, K. Suzuki, “A new two-scan algorithms for labeling connected components in binary images,” *Proceedings of the World Congress on Engineering 2012*, vol. 2, pp. 1141-1146, London, U.K., Jul. 2012.
- [13] H. Schumacher, K. C. Sevcik, “The synthetic approach to decision Table conversion,” *Communication of the ACM*, vol. 19, no. 6, pp. 343-351, Jun. 1976.
- [14] P. Sutheebanjard, W. Premchaiswadi, “Fast convert OR-decision Table to decision tree,” *IEEE 8th International Conference on ICT and Knowledge Engineering 2010*, pp. 37-40, Bangkok, Thailand, Nov. 2010.
- [15] N. Otsu, “A threshold selection method from gray-level histograms,” *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, vol. 9, no. 1, pp. 62-66, Jan. 1979.

저 자 소 개



김 교 일(정회원)

1987년 서울대학교 전자공학과
학사 졸업.

1990년 서울대학교 전자공학과
석사 졸업.

2003년 The University of Texas
at Austin 전기및컴퓨터
공학과 박사 졸업.

1991년~1996년 한국통신(현KT) 전임연구원

1996년~현재 동양미래대학교 전기전자통신
공학부 부교수

<주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터네트워크>