

LoG Scale-Space를 이용한 라인의 중심축 검출 Medial Axis Detection of Stripes Using LoG Scale-Space

변기원*, 남기곤*, 주재훈**

Ki-Won Byun*, Ki-Gon Nam*, Jae-Heum Joo**

요약

본 논문에서는 LoG scale-space를 이용한 그레이스케일 영상에서 연속패턴 라인 중심축 검출 기법을 제안한다. 제안된 기법은 LoG의 스케일 크기를 적응적으로 가변하여 라인 중심축을 검출하는 방법이다. 작은 스케일의 LoG 연산자는 라인의 에지점에서 영교차 특성이 나타나며, 영교차점을 중심으로 좌우에 +/- 극성을 가진 극점이 존재하게 된다. 즉 일정한 폭을 가지는 라인은 양쪽 가장자리에서 2개의 +극점을 가지게 된다. LoG의 확산동작을 반복함에 따라 스케일을 증가시키면 +극점은 라인 양쪽 에지영역에서 중심영역으로 이동하여 점진적으로 가까워져서 최종적으로 하나의 극점으로 중첩되어진다. 연속패턴 라인 중심축은 2개의 +극점이 중심영역에서 중첩되는 점이다. 제안하는 방법은 기존의 이진영상에서 적용되는 세선화 방법보다 강인하게 연속패턴 라인 중심축을 검출함을 확인하였다.

Abstract

In this paper we propose a detection method of the medial axis of the continuous stripes on the LoG scale-space. Our method detects the medial axis of continuous stripes iteratively by varying the scale of LoG operator. Small-scale LoG operator detects two +/- pole pairs centered on the edge positions of stripe by the zero-crossing detection. The more increase the scale of LoG scale-space, the more close two poles to the medial axis of stripe. The medial axis of continuous stripe is the position where two poles is overlapped. The proposed method detected robustly the medial axis of continuous stripes stronger than the thinning methods used to binary image.

Keywords : LoG scale-space, medial axis detection, thinning, skeleton.

I. 서론

연속패턴 라인의 세선화는 3차원 형상분석과 패턴인식에 사용되는 중요한 전처리 단계이다. 세선화는 물체의 특징을 골격선으로 나타내는 방법이다. 골격선은 물체에 대한 구조적인 정보나 형태학적인 정보를 가지므로 유용한 물체의 특징 정보로 사용된다. 일반적으로 좋은 골격선의 조건은 연결성이 보존되어야 하고, 그 위치가 물체의 중앙축이 되어야 하며, 그 두께가 1화소 폭으로 되어야 한다[1].

이진영상에 대한 세선화 기법은 지속적으로 연구되어 왔으며, 현재 좋은 결과를 보여주고 있다[1-5]. 이진 세선화 기법은, 먼저 그레이스케일 영상을 이진화하여 영상의 배경으로부터 물체를 명확히 분할하고 골격선을 검출한다. 이진 세선화 기법은 컴퓨터 비전의 많은 적용분야에 있어서 물체의 경계를 배경으로부터 명료하게 정의하기는 쉽지 않으며, 사실상 모호하여 영상을

이진화하기가 쉽지 않은 경우가 많다. 그레이스케일 영상의 세선화는 이진 세선화에서 어려운 불균일한 명암을 갖는 물체의 골격선을 정확하게 검출할 수 있다[6-9]. 그레이스케일 영상의 세선화의 연구는 이진 세선화에 비해서 아직 많이 이루어져 있지 않은 실정이다.

그레이스케일 영상의 세선화에 대한 기존의 연구로서, Dyer[6]는 이진 세선화 기법을 일반화한 알고리즘을 제안하였다. Dyer의 세선화는 병렬처리 방법으로서, 경계선상의 화소값을 근방내의 최소 화소값으로 대치시킴으로서 영상을 세선화한다. Dyer 방법은 국부적인 근방 연결성을 검사하는 방식을 사용하므로 골격선의 전역적인 연결성을 보장하지 못하는 단점을 가진다. Peleg[7]는 국부 최대/최소 연산을 근방 연산으로 사용할 때 얻어지는 침식 및 팽창의 특성을 이용하는 방법을 제안하였다. Peleg 방법은 그레이스케일 영상을 배경과 물체로 분할할 필요가 없고, 구해진 골격선의 위치가 물체내의 큰 화소값 부분이 된다는 장점은 있으나, 골격선의 연결성에 있어서 치명적인 단점을 가진다. Salari[8]는 능선추적에 의한 세선화 기법을 제안하였다. Salari 방법은 영상을 침식시킴으로서 점차 새로운 능선 부분이 생성되게 하고, 이 능선 부분을 검출함으로서 물체의 골격선을 찾는다. Salari 세선화는 골격선의 연결성이 보장되고 단일 두께의 골격선을 얻을 수 있으며, 골격선의

* 부산대학교 전자공학과

** 부산가톨릭대

투고 일자 : 2010. 3. 11 수정 일자 : 2010. 5. 17

제재확정일자 : 2010. 7. 29

※ 이 논문은 부산대학교 자유과제 학술연구비(2년)에 의하여 연구되었음.(This work was supported for two years by Pusan National University Research Grant)

위치가 물체내의 큰 화소값 부분이 되는 등 많은 장점을 갖는다. Salari 세선화는 그레이스케일 영상내의 각 물체가 반드시 상호 분리되어 있어야 하는데, 일반적인 그레이스케일 영상에 있어서 이 전제 조건은 매우 큰 제약성이 될 수 있다. Wang[9]은 이진 영상에 대한 기준의 연결수(connectivity number)를 구하는 방법을 다소 수정하여 그레이스케일 영상에 사용할 수 있는 방법을 제시하였다. Wang 세선화는 그레이스케일 영상에서의 끝점과 연결점을 보존하면서 각 화소값을 균방의 최소값으로 대체하는 방식으로 그레이스케일 영상을 세선화한다. Wang 방법은 그레이스케일 영상내의 각 물체가 상호 분리되어 있지 않은 경우에도 세선화가 가능하다는 장점이 있다. Wang 방법의 단점은 사용되는 연결수가 연결점을 제외한 다른 특징점들(끝점, 분기점, 교차점)에는 완벽한 정보를 제공하지 못하여 물결선의 연결성이 보장되지 못하는 것이다.

본 논문에서는 LoG(laplacian of gaussian) scale-space를 이용한 그레이스케일 영상에서 연속패턴 라인 중심축 검출 기법을 제안한다. 제안하는 방법은 LoG의 스케일(scale) 크기를 적응적으로 가변하여 라인 중심축을 검출하는 방법이다. 스케일이 작은 LoG 연산자는 라인의 에지점에서 영교차 특성이 나타나며, 영교차점을 중심으로 좌우에 +/- 극성을 가진 극점이 존재하게 된다. 일정한 폭을 가지는 라인은 양쪽 가장자리에서 2개의 +극점을 가지게 된다. 검출된 극점은 LoG의 확산동작을 반복함에 따라 스케일을 증가시키면 라인 양쪽 에지영역에서 중심영역으로 이동한다. 연속 패턴 라인 중심축은 2개의 극점이 중심영역에서 중첩되는 점이다. 제안하는 방법은 기준의 이진 영상에서 적용되는 세선화 방법보다 강연하게 연속패턴 라인 중심축을 검출함을 확인하였다.

II. 확산 동작을 이용한 Scale-Space

확산동작은 열전달을 표현한 다음과 같은 확산 방정식으로부터 유도되며 Koenderick이 scale-space라는 개념을 확산방정식의 해로 보면서부터 시작되었다.

$$\nabla^2 I(x,t) = \frac{1}{\alpha} \frac{\partial I(x,t)}{\partial t} \quad (1)$$

여기서, α 는 확산계수, $I(x,t)$ 는 입력신호, t 는 반복시간, $\nabla^2 I(x,t)$ 는 확산된 신호를 나타낸다. 식(1)의 이산적인 수식은 다음과 같다.

$$I(x,n+1) = (1 - 2\alpha)I(x,n) + \alpha \cdot I(x+1,n) + \alpha \cdot I(x-1,n) \quad (2)$$

여기서, I 는 신호, x 는 위치, n 은 확산 반복횟수를 나타낸다. 즉 $I(x,n+1)$ 는 x 위치에 있는 n 차 확산 신호 $I(x,n)$ 을 확산 시킨 $(n+1)$ 차 확산신호를 나타낸다. 그림 1은 식(2)를 이용하여 입력신호를 반복 확산동작의 결과를 나타낸 것이다.

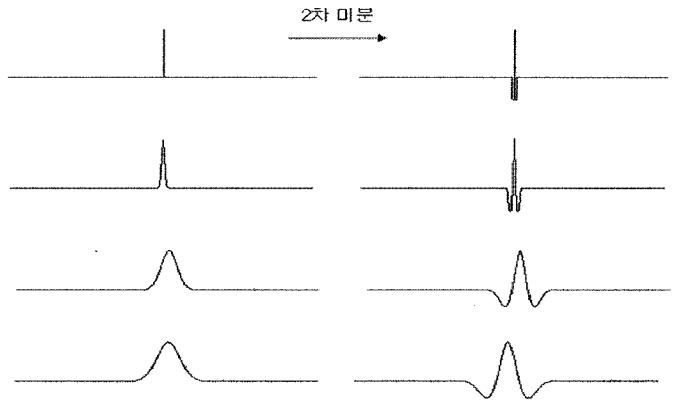


그림 1. 스케일 확산동작, 위에서부터 $n=0, 5, 10, 200$ 번 확산동작을 수행한 것이며, 오른쪽 그림은 왼쪽 그림을 2차 미분한 것이다.

Fig.1. Scale diffusion operations, the diffused signal of iteration $n=0, 5, 10, 200$ (top to bottom), and 2nd-order derivatives of signal.

그림 1에서 보는 바와 같이 왼쪽 그림은 위에서부터 아래로 각각 $n=0, 5, 10, 200$ 번 확산 동작을 수행한 것으로 확산이 거듭될수록 신호의 스케일이 gaussian 분포 모양으로 증가되는 것을 알 수 있다. 오른쪽 신호는 왼쪽 입력신호에 대한 2차 미분한 것으로 $n=0, 5, 10, 200$ 번 확산 동작을 수행한 결과는 라플라시안 가우시안(laplacian of gaussian) 형태로 나타남을 알 수 있다. 즉, $n=0$ 인 임펄스 신호를 n 번 확산시킨 후 2차 미분한 결과는 $n=0$ 인 임펄스 신호를 2차 미분한 후 n 번 확산시킨 결과와 같음을 알 수 있다. 그림 1에서 2개의 입력 신호의 반복 확산동작에 따른 신호의 스케일은 다음과 같은 관계식을 가진다[10].

$$\sigma^2 = 2\alpha n \quad (3)$$

여기서, σ^2 는 신호의 스케일이며, α 는 확산 계수, n 은 반복 확산횟수를 나타낸다. 따라서 서로 다른 스케일의 입력 신호는 확산 계수 α 를 변화시키지 않고 반복 횟수 n 만 변화시킴으로써 획득할 수 있다.

연속 패턴라인의 중심축 검출은 그림 1에서 보는 바와 같이 반복 확산동작과 2차 미분 연산을 결합하여 수행할 수 있다. 첫번째 방법은 먼저, 입력 신호를 일정한 횟수로 확산 동작을 반복하여 얻은 최종 신호를 2차 미분 연산을 적용한 LoG scale-space에서 극점을 검출하는 방법이다. 두번째 방법은 입력 신호를 먼저 2차 미분 연산을 한 후 확산 동작을 수행한 LoG scale-space에서 극점을 검출하는 방법이다. 제안하는 방법은 일정한 폭을 가지는 라인의 정확한 극점을 검출하기 위해서 두 번째 방법을 이용하였다.

III. LoG Scale-Space를 이용한 중심축 검출

제안하는 LoG scale-space를 이용한 중심축 검출기법의 전체 블록도는 그림 2에 나타내었다. 제안하는 방법은 입력 신호의 2차 미분연산, 반복 확산동작, 극점 검출 단계를 거

처연속 패턴라인의 중심축을 검출한다. 2차 미분의 LoG 연산은 일정한 폭을 가지는 라인에 적용하면 에지점에서 영교차 특성이 나타난다. 라인의 영교차 특성은 영교차점을 중심으로 좌우에 +/- 극성을 가진 극점이 존재한다. 일정한 폭을 가지는 라인은 양쪽 가장 자리에 2개의 +극점을 가지게 된다. 검출된 +극점은 LoG scale-space의 반복 확산동작에 따라 스케일을 증가시키면 라인의 중심영역으로 이동한다. 일정한 폭을 가지는 라인의 중심축은 확산을 반복하면 검출된 극점이 라인 중심축으로 이동하게 되며 2개의 극점이 1개의 극점으로 수렴되는 위치이다. 최종 식별단계에서는 검출된 2개의 극점이 반복 확산동작을 수행하여 1개의 극점으로 수렴하면 반복연산을 중단하고 중심축으로 검출한다.

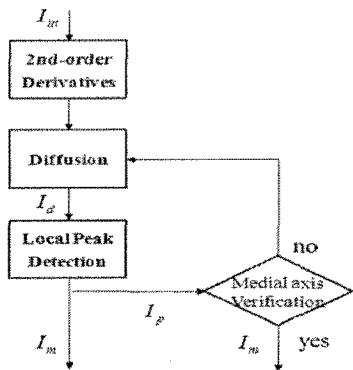


그림 2. 제안하는 중심축 검출 기법의 블록도.

Fig.2. Block diagram of medial axis detection method.

3.1 2차 미분에 의한 초기차 설정

1차원 입력 신호의 반복 확산 초기화는 다음과 같은 2차 미분, LoG 연산자를 이용하여 계산한다.

$$\tilde{I}(x,0) \equiv \nabla^2 I(x) = I(x-1) - 2I(x) + I(x+1) \quad (4)$$

여기서 ∇^2 는 LoG 연산자를 나타낸다. $I(x)$ 는 입력신호, $\tilde{I}(x,0)$ 는 $n=0$ 인 초기 확산 신호를 나타낸다.

그림 3은 잡음이 있는 1개의 라인인 있는 입력 신호의 초기화 결과를 나타낸 것이다.

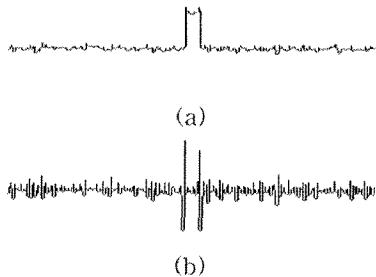


그림 3. 확산 신호의 초기화. (a) 입력 신호, (b) 2차 미분의 초기 확산 신호.

Fig.3. Initialization, (a) Input signal, (b) Initial diffusion signal of 2nd derivatives.

2차 미분한 초기 확산 신호는 라인의 에지 영역에서 영교차 특성을 가진다. 영교차 특성을 가지는 라인은 영교차점을 중심으로 좌우에 +/- 극성을 가지는 극점이 존재한다. 제안하는 중심축 검출 방법은 다음 국부 극점 검출 과정을 이용하여 +극성을 가지는 극점을 검출한다.

3.2 국부 극점 검출

2차 미분으로 초기화된 입력 신호는 에지점에서 영교차 특성이 나타난다. 영교차점을 중심으로 좌우에 +/-극성을 가지는 극점이 존재하며 다음과 같은 식을 이용하여 +극성을 가지는 극점을 검출한다.

$$I_p(x,n) = \begin{cases} 1, & \text{if } (I(x,n) > I(x-1,n)) \wedge (I(x,n) > I(x+1,n)) \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (5)$$

여기서, $I(x,n)$ 은 n 번 확산 동작된 신호, $I_p(x,n)$ 은 n 번 확산 동작 신호의 극점을 나타낸다.

중심축은 검출된 2개의 극점이 확산반복 처리할 때마다 신호의 스케일에 따른 극점이 중심영역으로 이동하면서 수렴되는 영역이다. 라인의 중심축 검출은 다음과 같다.

$$I_m(x) = (I_p(x,n) = 1) \wedge (I_p(x,n+1) = 1) \quad (6)$$

여기서, $I_p(x,n+1)$ 과 $I_p(x,n)$ 은 각각 $(n+1)$ 번과 n 번 확산 시킨 후의 극점을 나타낸다. 즉 n 차 극점의 위치가 $(n+1)$ 차의 극점의 위치의 움직임이 없을 경우 극점은 수렴한 것으로 판단할 수 있다. 확산 반복동작은 식 (6)의 우변을 만족할 때 종료된다.

그림 4는 제안 방법의 중심축 검출 과정을 나타낸 그림이다. 그림 4 (a)는 입력 신호이며, 그림 4 (b)는 그림 4 (a)를 2차 미분한 초기 확산 신호이며, 그림 4 (c)는 $n=10, 50, 100$ 번 확산 반복동작을 수행한 신호이다.

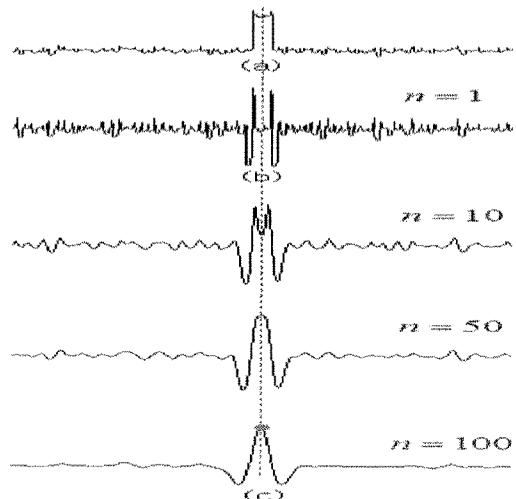


그림 4. 제안 기법의 중심축 검출 과정, (a) 입력 신호, (b) 2차 미분의 초기 확산 신호, (c) $n=10, 50, 100$ 확산 신호.

Fig.4. Process of medial axis detection by proposed method, (a) Input signal, (b) Initial diffusion signal of 2nd derivatives, (c) The diffused signal of iteration $n=10, 50, 100$

LoG scale-space 연산은 라인의 상승에지와 하강에지 영교차 특성을 가지며 영교차점 좌우에 +극성을 갖는 2개의 극점을 검출한다. 확산동작 반복에 따라 입력 신호의 스케일이 커질수록 그림 4에서 보는 바와 같이 +극성을 갖는 극점은 라인의 중심축으로 이동한다. 라인의 중심축은 스케일이 어느 정도 커졌을 경우에 하나의 극점으로 수렴되어 극점의 이동이 없는 위치이다. 제안기법을 이용하여 검출되는 중심축은 점선으로 나타내었다.

3.3 2차원 영상신호에서의 중심축 검출

2차원 영상에서 중심축 검출은 우선 각각 행-방향과 열-방향으로 1차원적인 중심축 검출을 한 후 두 결과를 결합하는 것으로 수행된다. LoG scale-space를 이용한 2차원 영상에서의 중심축 검출은 다음과 같은 방법으로 검출한다.

$$I_m(x,y) = I_m(x)_y \vee I_m(y)_x \quad (7)$$

여기서, $I_m(x)_y$ 와 $I_m(y)_x$ 는 각각 행-방향과 열-방향으로 검출된 중심축을 나타낸다.

IV. 실험

제안한 기법이 잡음에 얼마나 강인지를 검증하기 위하여 그림 5에서 보는 바와 같이 라인이라 가정한 같은 폭을 가지는 1차원 구형파에 평균은 0, 분산은 100인 가우시안 불규칙 잡음을 생성하고 중심축을 검출하였다.

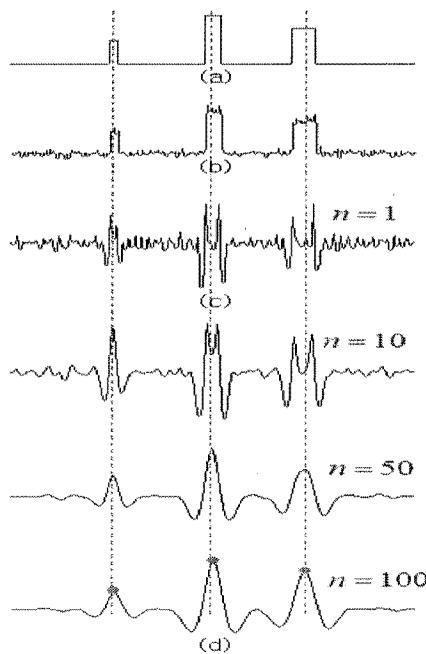


그림 5. Gaussian 잡음이 첨가된 중심축 결과. (a) 입력 신호, (b) 가우시안 잡음이 첨가된 입력신호, (c) 2차 미분의 초기 확산 신호, (d) $n=10, 50, 100$ 확산 신호

Fig.5. The result of medial axis detection added gaussian noise, (a) Input signal, (b) Input signal added gaussian noise, (c) Initial diffusion signal of 2nd derivatives, (d) The diffused signal of iteration $n=10, 50, 100$

그림 5에서 보는 바와 같이 잡음으로 인한 극점이 여러 개가 나올 수 있음을 볼 수 있다. 잡음으로 인한 극대점의 응답크기는 라인이라 가정한 구형파의 극대점보다 확연히 작으므로 적절한 문턱치값을 이용하여 라인의 중심축을 검출할 수 있다.

LoG scale-space를 이용한 연속 패턴라인의 중심축 검출 기법이 실 영상에서도 가능함을 검증하기 위하여 다양한 실험을 통해 보이고자 한다. 또한 Stentiford 세선화 방법과 Zhang Suen 세선화 방법 함께 비교하여 제안하는 검출기법의 성능을 검증하고자 한다[11,12].

그림 6에서 보는 바와 같이 입력 영상은 항만 운송에 사용되는 컨테이너 파손여부를 레이저 형상시스템을 이용하여 검사하는 640×480 크기의 그림이다. 레이저 형상시스템은 컨테이너에 조사된 레이저 슬릿빔을 검출하고 연속 라인패턴을 분석함으로써 컨테이너 파손여부를 측정하는 시스템이다[12]. 붉은 레이저 영상은 R채널에서 레이저 라인의 밝기가 크게 증가하는 형태의 밝기 분포를 보이므로 전처리 과정으로 컬러영상에서 R채널만을 분리하여 사용한다[10].

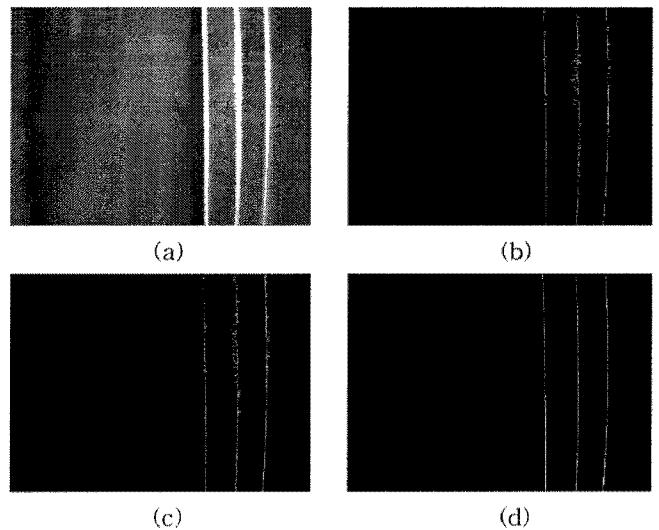


그림 6. 레이저 슬릿빔 영상에서의 세선화 방법과 제안 방법 비교, (a) 입력 영상, (b) Stentiford 세선화를 이용한 중심축 결과 영상, (c) Zhang Suen 세선화를 이용한 중심축 결과 영상, (d) 제안 방법을 이용한 중심축 결과 영상.

Fig.6. Comparison of the thinning method and the LoG scale-space method in the laser slit-beam image, (a) Input image, (b) Result image by Stentiford thinning algorithm, (c) Result image by Zhang Suen thinning algorithm, (d) Result image by our algorithm.

그림 6에서 사용한 Stentiford 세선화 방법, Zhang Suen 세선화 방법과 제안한 방법은 레이저 라인의 중심축을 검출하고 모두 후처리된 결과 영상이다. 그림 6 (b)와 (c)는 Stentiford 세선화 방법과 Zhang Suen 세선화 방법을 이용한 레이저 라인 중심축 결과를 나타내었다. Stentiford, Zhang Suen 세선화 방법들은 배경과 레이저 라인을 분리하는 이진화 과정에서 발생한 라인 경계선 손실로 인하여 레이저 라인 중심축 일부분 연결 손실이 발생하였

다. 그림 6 (b)와 (c)에서 사용한 기존의 세선화 방법들은 레이저 난반사가 일어나는 영역에서 잡음 신호를 제거하지 못하고 일부분 라인 중심축으로 판단하고 검출하였다. 그림 6 (d)의 제안 방법은 기존의 세선화 방법과 달리 이진화 과정없이 그레이스케일 영상에서 직접 수행하기 때문에 라인의 경계선 연결 손실 없이 전체적으로 강인하게 중심축을 검출하였다. 제안 방법은 잡음으로 생성된 라인 중심축도 극점 응대값 크기를 판별하여 제거할 수 있기 때문에 일부분 레이저 난반사가 일어나는 잡음 영역에서도 강인하게 라인 중심축을 검출하였다.

그림 7은 그림 6의 레이저 라인 중심축 검출의 113번째 라인을 프로파일로 나타낸 것이다.

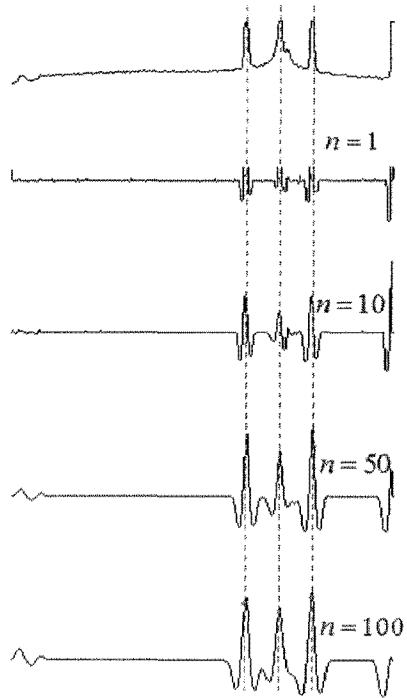


그림 7. 레이저 라인 중심축 검출 프로파일.

Fig.7. Profile of laser line medial axis detection.

그림 7에서 보는 바와 같이 레이저 라인 중심축은 2차 미분의 LoG 연산으로 입력 신호를 초기화하고 확산 동작을 반복함으로써 2개의 극점이 1개의 극점으로 수렴하는 영역이다. 그림 8은 변형을 가한 격자 형태의 연속 패턴라인을 세선화 방법과 제안 방법의 라인 중심축 검출을 비교한 것이다. 그림 8 (b)와 (c)는 조명 환경에 대한 그레이스케일 영상의 화소값 변화에 따른 라인 중심축 검출을 알아보기 위하여 좌, 우 끝부분 중앙 영역을 어둡게 하였다. 그림 8 (b)와 (c)의 기존 세선화 방법들은 어두운 좌, 우 끝부분 중앙 영역에 위치한 라인을 이진화 과정에서 경계선 손실로 인한 배경으로 처리되어 라인 중심축으로 검출하지 못하였다. 제안 방법은 세선화 방법에 비해 직접 그레이스케일 영상에서 처리하기 때문에 이진화 과정에 따른 조명 영향을 극복하고 강인하게 라인의 중심축을 검출하였다.

실험을 통하여 기존 세선화 방법의 문제점은 배경 영역과 라인 영역의 분리에 영향을 주는 이진화 과정이다. 이진화는 조명 환경에 따라 배경 영역 애지와 라인 영역의 애지의 분리 과정에 영향을 준다. 정보 손실은 이진화에 따른 라인 영역의 애지가 손상되었기 때문이다.

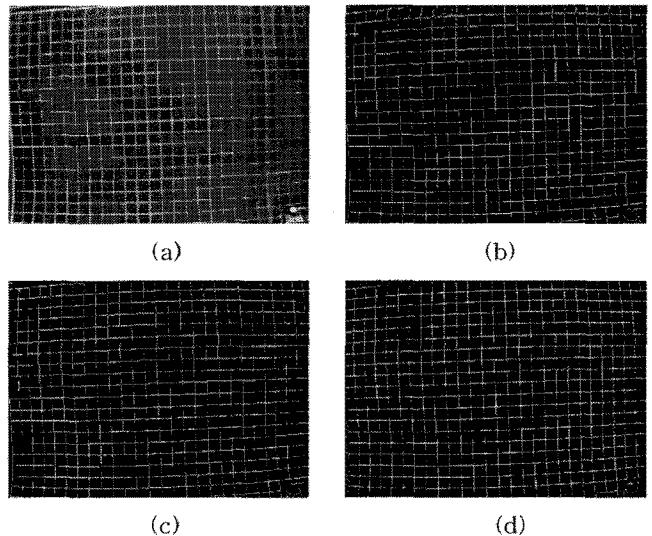


그림 8. 격자 형태의 중심축 검출의 세선화 방법과 제안 방법 비교. (a) 입력 영상, (b) Stentiford 세선화를 이용한 중심축 결과 영상, (c) Zhang Suen 세선화를 이용한 중심축 결과 영상, (d) 제안 방법을 이용한 중심축 결과 영상.

Fig.8. Comparison of thinning method and LoG scale-space to detect medial axis of the cross stripes image, (a) Input image, (b) Result image by Stentiford thinning algorithm, (c) Result image by Zhang Suen thinning algorithm, (d) Result image by our algorithm.

IV. 결론

본 연구에서는 LoG scale-space를 이용하여 패턴 라인의 중심축 검출을 통한 세선화 기법을 제안하였다. 기존의 세선화 기법은 먼저 그레이스케일 영상을 이진화하여 영상의 배경으로부터 패턴 라인을 분리하고 중심축을 검출하였다. 사실 세선화 방법은 패턴 라인의 경계를 배경으로부터 명료하게 정의하기는 쉽지 않으며, 사실상 모호하여 영상의 이진화가 용이하지 않으며 이진화 과정에서 원본영상의 훼손 가능성이 있었다. 따라서 그레이스케일 영상내에서 직접 세선화 하는 연구가 필요하였다. 제안한 방법은 LoG scale-space를 이용하여 반복 확산동작에 따라 신호 스케일의 크기를 적응적으로 가변하고 그레이스케일 영상에서 직접 라인의 중심축을 검출하였다. 제안한 방법에 사용된 LoG 연산자를 이용하여 라인의 애지 영역을 계산한다. 라인의 애지 영역은 영교차 특성이 나타나며, 영교차점을 중심으로 좌우에 +/- 극성을 가진 극점을 검출하였다. 극점은 확산 반복동작에 따라 신호의 스케일 크기를 증가시키면 라인의 가장자리에서 중심으로 이동한다. 라인 중심축은 2개의 극점이 중첩되는 점이다. 본 연구에서는 중첩되는 극

점을 검출함으로써 직접 그레이스케일 영상에서 패턴 라인의 중심축을 검출 할 수 있었다. 제안한 방법은 전처리 과정으로 이진화 과정을 거치지 않음으로 원본 훼손의 가능성을 줄였으며 구해진 중심축의 연결성이 보존됨을 실험으로 확인할 수 있었다. 검출된 패턴 라인의 중심축은 그 폭이 1화소의 두께를 가지게 되므로 정확하게 라인의 중심축을 검출할 수 있음을 확인하였다.

참 고 문 헌

- [1] L. Lam, S. W. Lee and C. Y. Suen, "Thinning Methodologies- A Comprehensive Survey," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intell.*, vol. 14, no. 9, pp. 869-885, 1992.
- [2] V. K. Govindan and A. P. Shivaprasad, "A Pattern Adaptive Thinning Algorithm," *Pattern Recognition*, vol. 20, no. 6, pp. 623-637, 1987.
- [3] N. J. Naccache and R. Shinghal, "SPTA: A Proposed Algorithm for Thinning Binary Patterns," *IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics*, vol. 14, no. 3, pp. 409-418, 1984.
- [4] T. Y. Zhang and C. Y. Suen, "A Fast Parallel Algorithm for Thinning Digital Patterns," *Comm. of the ACM*, vol. 27, no. 3, pp. 236-239, 1984.
- [5] Y. S. Chen and W. H. Hsu, "A Modified Fast Parallel Algorithm for Thinning Digital Patterns," *Pattern Recognition Letters*, vol. 7, no. 2, pp. 99-106, 1988.
- [6] C. R. Dyer and A. Rosenfeld, "Thinning Algorithm for Gray-scale Pictures," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intell.*, vol. 1, no. 1, pp. 431-439, Jan. 1979.
- [7] S. Peleg and A. Rosenfeld, "A Min-Max Medial Axis Transformation," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intell.*, vol. 3, no. 1, pp. 208-210, 1981.
- [8] E. Salari and P. Sly, "The Ridge-Seeking Method for Obtaining the Skeleton of Digital Images," *IEEE Trans. on System, Man, and Cybernetics*, vol. 14, no. 3, pp. 524-528, 1984.
- [9] C. Wang and K. Abe, "A Method of Gray-scale Image Thinning: The Case without Region Specification for Thinning," *IEEE 11th Int. Conf. on Pattern Recognition*, vol. 3, pp. 404-407, 1992.
- [10] 변기원, 주재홍, 남기곤, "스테레오 비전을 이용한 실내환경의 3차원 형상 재구성 알고리즘", *신호처리시스템 학회*, vol. 10, no. 1, pp. 13-21, 2009년 1월.
- [11] F. W. M. Stentiford and R. G. Mortimer, "Some New Heuristics for Thinning Binary Handprinted Character for OCR," *IEEE Trans. on System, Man and Cybernetics*, vol. SMC-13, no. 1, pp. 81-84, Jan. 1983
- [12] C. M. Holt, A. Stewart, M. Clint and R. H. Perrott, "An Improved Parallel Thinning Algorithm," *Comm. of the ACM*, vol. 30, no. 2, pp. 156-160, Feb. 1987

변 기 원(Ki-Won Byun)



1998년 2월 동아대 전자공학과(공학사)

2006년 2월 부산대 전자공학과(공학석사)

2007년 3월 ~ 현재 부산대학교 박사과정

※주관심분야 : 영상신호처리, 얼굴인식, 스테레오

주 재 흠(Jae-Heum Joo)



1988년 2월 부산대 전자공학과(공학사)

1990년 2월 부산대 전자공학과(공학석사)

2000년 2월 부산대 전자공학과(공학박사)

2005년~현재 부산가톨릭대학교 부교수

※주관심분야 : 영상처리, 컴퓨터비전

남 기 곤(Ki-Gon Nam)



1977년 2월 부산대 전자공학과(공학사)

1981년 2월 부산대 전자공학과(공학석사)

1989년 2월 부산대 전자공학과(공학박사)

1990년 9월 ~ 현재 부산대학교 전자공학과 교수

※주관심분야 : 영상처리, 패턴인식, 신호처리.