브레스넴 알고리즘을 적용한 회전커널변환 필터 생성 및 영상의 화질개선

Image Enhancement with Rotating Kernel Transformation Filter Generated by Bresenham's Algorithm

신 승 원* · 김 경 섭[†] · 이 세 민** · 송 철 규***
(Seung-Won Shin · Kyeong-Seop Kim[†] · SeMin Lee · Chul-Gyu Song)

Abstract - It is quite important to improve the visual acuity of a medical image by suppressing noisy parts and simultaneously keeping the details of signal components to draw the accurate diagnostics. With this aim, we suggest a novel method to generate Rotational Kernel Transformation (RKT) filter mask with applying Bresenham's algorithm and implement an nonlinear filtering algorithm to eliminate noises. As a result, we can find the fact that RKT filter mask can be automatically created and the visual acuity of a corrupted image can be elevated in terms of the signal-to-noise ratio (SNR) with applying the RKT filter.

Key Words : Rotating kernel transform, Bresenham's algorithm, Noise, Mask, Signal-to-noise ratio

1. 서 론

오늘날 의학 영상 정보는 진단 의학 분야에서 중요하게 활용되는 데이터 중의 하나이며, 주로 X-ray, 초음파 영상 기기, 컴퓨터 단층 촬영기 (Computed Tomography), 자기공명영상기기 (Magnetic Resonance Imaging)와 같은 촬영기 기로부터 얻은 인체의 형태학적 영상 정보를 분석하여 질병 진단에 활용되고 있다. 또한 최근에는 OCT (Optical Coherence Tomography)와 같이 광학적 촬영 장치를 구성하여 획득한 영상정보를 인체의 기능적인 측면에서 해석하여 새로운 유형의 진단 파라미터들을 유추하려는 노력들이 진행되고 있다. 그러나 의학 영상을 획득하는 과정에서 주변 환경의 영향과 영상획득 기법 자체로 인하여 외부로부터 잡음이 첨가될 수 있고, 이로 인하여 야기되는 영상의 화질 감소는 질병 진단의 정확성을 저해하는 요인이 된다. 따라서 영상기기로부터 획득된 영상의 잡음을 제거하여 영상의 화질을 개선하는 전처리 영상처리 알고리즘의 개발이 반드시 필요하다.

영상에 포함되어 있는 잡음을 제거하기 위하여 주로 사용되는 기법은 미디언 (Median) 필터링 또는 가우시언 (Gaussian) 저주파 통과대역 필터링 방법이다. 그러나 이러한 유형의 필터를 적용하면 영상의 잡음뿐만 아니라 신호의

강도도 함께 감소되기 때문에 전체적으로 영상의 선명도가 감소되는 단점이 존재한다. 이에 따라서 영상 잡음을 제거 하면서 동시에 원래의 영상 신호의 강도를 보존하기 위한 필터링 기법에 대한 연구가 많이 진행되고 있다. 예를 들어서 하이브리드 미디언 (Hybrid Median) 필터는 기존의 미디언 필터가 가지는 단점인 에지 성분의 손실을 보완하는 기법을 사용하고, 또한 적응필터를 기반으로 하여 잡음만을 효율적으로 제거하는 알고리즘도 활용되고 있다[1-3].

본 연구에서는 영상에 포함된 잡음을 제거하면서 원영상이 가지고 있는 신호의 강도를 최대한으로 보존하는 방법을 제시하고자 한다. 이를 위해서 우선적으로 회전커널변환 (RKT: Rotating Kernel Transformation) 필터 마스크를 자동적으로 생성시킨 다음, 이를 활용하는 비선형 필터링 알고리즘을 제시하고자 한다[4-5]. 회전커널변환 필터는 영상의 잡음을 제거하면서 원영상의 에지 성분을 강조하거나, 에지 성분만을 추출하는 등 다양한 방법으로 응용이 가능한데, 이를 활용하기 위해서는 우선적으로 회전커널변환 필터 마스크 패턴을 사전에 정의해야 한다. 그러나 종래의 잡음제거 필터와 달리 회전커널변환 필터는 활용하고자 하는 필터의 차수에 따라 생성되는 마스크의 개수가 달라지며, 또한 각각의 마스크들은 서로 다른 패턴을 가지기 때문에 마스크의 패턴을 매번 설계하는 일은 시간을 낭비하는 요소가 된다. 따라서 본 연구에서는 회전커널변환 필터링을 간편하게 적용하기 위하여, 사전에 선택된 마스크의 크기에 따라 자동적으로 필터 마스크의 패턴을 생성하는 알고리즘을 제안하고자 하였다. 또한 이를 이용하여 회전커널변환 기법을 적용하는 비선형 필터링 알고리즘을 제시하고 필터의 성능을 평가하기 위해서 영상의 화질 개선도를 정량적인 값으로 표현하였다.

[†] 교신저자, 정회원 : 건국대 의료생명대 의학과공학부 교수
건국대 의공학실용기술연구소 · 공박

E-mail : kyeong@kku.ac.kr

* 정 회원 : 건국대 의료생명대 의학과공학부 박사과정

** 준 회원 : 건국대 의료생명대 의학과공학부 석사과정

*** 정 회원 : 전북대 공과대학 전자공학부 교수

접수일자 : 2012년 4월 21일

최종완료 : 2012년 5월 16일

2. 본 론

2.1 회전커널변환 필터

회전커널변환 필터는 지역적 공간에서 방향성 정보를 효과적으로 강조하기 위한 비선형 영상처리 기법이다. 이를 이용하여 필터링을 수행하면 입력 영상에 있는 각 점을 중심으로 하는 특정한 방향성을 가진 선형 특징에 관한 정보가 강조되므로, 영상의 특징이 강조되고 잡음을 최소화 하는 효과를 거둘 수 있다. 입력영상의 방향성 정보를 추출하기 위하여 특정한 방향성 정보를 여러 단계로 회전시키면서 마스크를 생성한 후, 입력영상과의 컨볼루션 (convolution)을 수행하고 최대값과 최소값을 도출하여 영상정보로 활용한다. 그림 1은 회전커널변환 필터에 대한 개요도를 보여주며, 식 (1)~(4)는 회전커널변환 기법의 수행에 사용되는 수식을 보여준다[4-5].

그림 1 회전커널변환 필터링 알고리즘의 개요도

Fig. 1 A schematic diagram of rotating kernel transformation filter mask

$$S_{\theta}(x, y) = I(x, y) * K_{\theta}(x, y) \quad (1)$$

$$Max(x, y) = \text{Maximum}\{S_{\theta}(x, y) : 0 \leq \theta < 360^{\circ}\} \quad (2)$$

$$Min(x, y) = \text{Minimum}\{S_{\theta}(x, y) : 0 \leq \theta < 360^{\circ}\} \quad (3)$$

$$O(x, y) = f_{\theta}(Max(x, y), Min(x, y)) \quad (4)$$

여기에서 $I(x, y)$ 는 입력영상을, K_{θ} 는 θ 의 각도로 회전된 마스크를 나타내고, $S_{\theta}(x, y)$ 는 입력영상과 마스크의 컨볼루션 출력을 나타낸다. 또한 $Max(x, y)$ 는 커널이 360° 회전할 동안 출력되는 $S_{\theta}(x, y)$ 의 최대값을, $Min(x, y)$ 는 최소값을 나타내며, $f_{\theta}(\cdot)$ 는 $Max(x, y)$ 와 $Min(x, y)$ 을 이용한 출력 영상의 연산식을 나타내고 $O(x, y)$ 는 출력 영상을 나타낸다.

2.2 회전커널변환 필터 마스크 자동 생성

회전커널변환 필터링을 적용하기 위해서는 각각 다른 형태를 가지는 여러 개의 마스크들을 사전에 정의해야 된다 [6]. 하나의 지역적 공간에 적용되는 회전커널변환 필터 마스크의 개수는 마스크의 크기에 따라 달라진다. 마스크의 크기 K 는 마스크의 한 행 (또는 열)의 픽셀의 개수를 나타내며, 이 값이 3 이상의 홀수가 되도록 하여 마스크의 크기를 결정하게 된다. 따라서 한 개의 마스크에 연관된 전체 픽셀들의 개수는 $K \times K$ 가 된다. 또한 생성되는 마스크의 크기에 따라 생성되는 마스크의 개수 N 은 식 (5)와 같이 결정된다[7].

$$N = 2K - 2$$

(5)

마스크의 차원에 따라 생성되는 N 개의 마스크는 0과 1의 값으로 구성되며, 1의 값으로 구성된 직선이 회전하면서 각기 다른 마스크의 형태를 정의하게 된다. 이 때 직선의 영역을 나타내는 픽셀의 위치는 마스크의 크기와 직선이 회전할 때마다 다르게 분포된다. 이러한 형태의 마스크를 매번 직접 생성하는 것은 매우 어렵고 복잡한 일이다. 따라서 본 연구에서는 회전커널변환 필터를 손쉽게 적용하기 위하여 사용자가 마스크의 크기를 선택하면, 선택된 마스크의 크기와 직선의 회전에 따른 픽셀의 위치를 자동으로 도출하고 마스크를 생성하는 알고리즘을 구현하고자 하였다.

회전커널변환 필터에서 마스크의 생성은 마스크의 중심을 기준으로 직선이 회전하면서 해당되는 픽셀의 값을 1로 구성한다. 따라서 직선이 지나는 영역의 픽셀의 위치를 정확하게 파악하는 것이 중요하다. 따라서 그래픽 처리 기법에서 사용되는 중요한 알고리즘 중의 하나인 레스터 변환 알고리즘을 이용하여 마스크에서의 직선의 픽셀 영역을 정확하게 설정하고자 하였다. 레스터 변환 알고리즘은 물체를 표현할 때 사용되는 점, 선, 면들을 화소공간으로 사상(mapping)시킬 때, 어느 위치의 화소값을 선택할 것인지를 결정하는 알고리즘이다. 레스터 변환 알고리즘은 교차점 계산 알고리즘, DDA (Digital Differential Analyzer) 알고리즘, 브레스넴 (Bresenham) 탐색 알고리즘 등이 있는데, 이 중 브레스넴 알고리즘이 가장 속도가 빠르고 정확하게 레스터 변환을 수행하는 알고리즘으로 알려져 있다[8]. 그림 2는 브레스넴 알고리즘의 작동 원리를 설명하고 있다.

그림 2 브레스넴 알고리즘의 개요도

Fig. 2 A schematic diagram for explaining Bresenham's algorithm

그림 2에서 화소 A의 중심이 선의 시작점이고, 화소 I의 중심이 선의 끝점이라고 가정하면, 이 선은 기울기가 1이하이므로 화소 A를 기준으로 다음에 선택될 화소는 반드시 B와 C 중 하나가 된다. 이 두 화소 사이의 경계선의 가운데에 위치한 M을 사용하여 실제의 선이 M보다 아래에 있으면 화소 B를, 위에 있으면 화소 C를 선택한다. 그림 4에서는 실제의 선이 M보다 아래에 있으므로 화소 B가 선택되었음을 인지할 수 있다. 그리고 선택된 화소를 기준으로 다음 화소를 결정할 때에도 동일한 판단 과정을 통하여 선이 그려질 화소를 선택하게 된다. 식 (6)~(10)은 브레스넴 알고리즘의 작동 과정을 순차적으로 표현하고 있다.

$$y = \frac{dy}{dx} \cdot x + b \quad (6)$$

$$y \cdot dx = x \cdot dy + b \cdot dx \quad (7)$$

$$f_l(x, y) = y \cdot dx - x \cdot dy - b \cdot dx = 0 \quad (8)$$

$$F_l(x, y) = 2y \cdot dx - 2x \cdot dy - 2b \cdot dx = 0 \quad (9)$$

$$F_l(x, y) = dx - 2dy \quad (10)$$

여기에서 x 와 y 는 화소의 위치를, $f_l(x, y)$ 는 그려지는 선분의 식을 나타내며, $F_l(x, y)$ 는 $f_l(x, y)$ 에 2를 곱한 결과를 나타낸다. 식 (10)의 우변은 결정변수 (decision variable) D 라고 하고, D 의 값에 따라서 선을 표현할 다음 화소가 선택된다. 또한 첫 번째 결정변수의 값이 계산되면 이를 기준으로 다음 단계의 결정변수의 값은 간단하게 계산될 수 있다. 또한 동일한 방법을 사용하여 직선뿐만 아니라 곡선으로 그려지는 영역의 경계 또한 빠짐없이 도출할 수 있다. 그림 3의 (a)는 브레스넘 알고리즘을 이용하여 생성된 $K = 7$ 크기의 회전커널변환 필터 마스크 패턴의 예를 보여주고, (b)는 $K = 11$ 크기를 갖는 회전커널변환 필터 마스크 패턴의 예를 보여준다.

(a)

(b)

(b)

그림 3 브레스넘 알고리즘을 이용하여 자동 생성된 회전커널변환 필터 마스크 패턴

Fig. 3 Generation Rotating Kernel Transformation filter mask pattern by Bresenham's algorithm

(a) $K = 7$ 크기의 회전커널변환 필터 마스크 패턴

(b) $K = 11$ 크기의 회전커널변환 필터 마스크 패턴

2.3 회전커널변환 필터의 적용 과정

회전커널변환 필터링의 수행 과정은 다음과 같다.

- 1) 회전커널변환 필터의 마스크를 생성한다.
- 2) 영상의 지역적인 영역에 한 개의 마스크를 적용하여 결과를 도출한다.
- 3) 도출된 결과를 모두 더하여 적용된 마스크에 대한 결과값을 도출한다.
- 4) 모든 마스크에 대하여 과정 2)와 3)을 반복적으로 수행한다.
- 5) 과정 4)의 결과로 도출된 값들 중 최대값을 식 (2)의 $Max(x, y)$ 로, 최소값을 식(3)의 $Min(x, y)$ 로 설정한다.

- 6) 식 (4)의 $f_o(\cdot)$ 에 도출된 최대값과 최소값을 적용하여 출력영상에 사상(mapping)한다.
- 7) 원영상의 전체 영역에 대하여 과정 2) ~ 6)을 반복적으로 수행한다.
- 8) 과정 7)에 의해 도출된 출력영상을 정규화 과정을 통하여 최종적으로 출력영상을 생성한다.

위와 같은 과정으로 적용되는 회전커널변환 필터는 식 (4)의 $f_o(\cdot)$, 즉 출력영상의 연산식에 따라 다양하게 응용될 수 있다. 식 (11)~(13)은 $f_o(\cdot)$ 에 활용되는 연산식의 예를 보여준다.

$$O(x,y) = \text{Max}(x,y) \quad (11)$$

$$O(x,y) = \text{Max}(x,y) - \text{Min}(x,y) \quad (12)$$

$$O(x,y) = \text{Max}(x,y) + \text{Min}(x,y) \quad (13)$$

식 (11)과 같이 $f_o(\cdot)$ 에 $\text{Max}(x,y)$ 만을 적용하게 되면 영상의 잡음을 제거하면서 에지 성분을 강조하는 결과를 얻을 수 있고, 식 (12)와 같이 $\text{Max}(x,y)$ 과 $\text{Min}(x,y)$ 의 차를 도출하는 뺄셈연산을 적용하면 영상의 에지 성분만을 도출하는 결과를 얻을 수 있다. 본 연구에서는 영상의 화질을 개선하기 위한 방법으로 식 (13)과 같이 $f_o(\cdot)$ 에 $\text{Max}(x,y)$ 과 $\text{Min}(x,y)$ 의 합을 도출하는 덧셈연산을 적용하였다.

3. 결 과

3.1 영상의 화질 개선

회전커널변환 필터의 잡음 제거 효과를 확인하기 위하여 영상에 일정한 잡음을 첨가하여 필터링을 수행하였다. 사용된 영상은 512×512 크기의 맨드릴(Mandrill) 영상과 386×232 크기의 초음파 영상을 이용하였다. 또한 각각의 영상에는 0의 평균값 ($\text{mean} = 0$) 및 0.1의 분산값 ($\sigma^2 = 0.1$)을 가지는 가우시언 백색 잡음 (Gaussian White Noise), 0.1의 분산값 ($\sigma^2 = 0.1$)을 가지는 반점 잡음 (Speckle Noise) 및 0.1의 잡음밀도 ($\rho = 0.1$)를 가지는 소금 및 후추 잡음 (Salt & Pepper Noise)을 첨가하였다. 영상의 화질을 개선하기 위해서 활용된 회전커널변환 필터의 크기는 $K=11$ 로 선택하였다. 그림 4의 (a)는 맨드릴 영상을 보여주며, 그림 4의 (b), (d), (f)는 맨드릴 영상에 각각 가우시언 백색 잡음과 반점 잡음, 소금 및 후추 잡음이 첨가된 영상을 보여주고, 그림 4의 (c), (e), (g)는 회전커널변환 필터링을 거쳐 잡음이 제거된 영상을 보여준다. 또한 그림 5의 (a)는 초음파 영상을 보여주며, 그림 5의 (b), (d), (f)는 초음파 영상에 각각 가우시언 백색 잡음과 반점 잡음, 소금 및 후추 잡음이 첨가된 영상을 보여주고, 그림 5의 (c), (e), (g)는 회전커널변환 필터링을 거쳐 잡음이 제거된 영상을 보여준다.

그림 4와 5에서 영상에 삽입된 잡음의 크기가 감소되면서 영상의 화질이 개선된 것을 확인할 수 있으며, 전반적으로 영상의 정보가 별다른 손실 없이 보존됨을 확인할 수 있다. 특히 반점 잡음이 첨가된 영상의 경우 회전커널변환 필터의 영상의 화질개선 기능이 효과적이라는 사실을 확인할 수 있다.

(a)

(b)

(c)

(d)

(e)

(f)

(g)

그림 4 회전커널변환 필터링을 이용한 맨드릴 영상의 잡음 제거 결과

Fig. 4 Removing noises of Mandrill image by Rotating Kernel Transformation filtering

(a) 원 영상

(b) 가우시언 백색 잡음이 첨가된 영상 ($\text{mean} = 0, \sigma^2 = 0.1$)

(c) 가우시언 백색 잡음을 제거시킨 결과 영상

(d) 반점 잡음이 첨가된 영상 ($\sigma^2 = 0.1$)

(e) 반점 잡음을 제거시킨 결과 영상

(f) 소금 및 후추 잡음이 첨가된 영상 ($\rho = 0.1$)

(g) 소금 및 후추 잡음을 제거시킨 결과 영상

그림 5 회전커널변환 필터링을 적용한 초음파 영상의 화질 개선

Fig. 5 Removing noises of an ultrasound image by Rotating Kernel Transformation filtering

- (a) 원 영상
- (b) 가우시언 백색 잡음이 첨가된 영상 ($mean = 0, \sigma^2 = 0.1$)
- (c) 가우시언 백색 잡음을 제거시킨 결과 영상
- (d) 반점 잡음이 첨가된 영상 ($\sigma^2 = 0.1$)
- (e) 반점 잡음을 제거시킨 결과 영상
- (f) 소금 및 후추 잡음이 첨가된 영상 ($\rho = 0.1$)
- (g) 소금 및 후추 잡음을 제거시킨 결과 영상

3.2 화질 개선 결과의 비교

회전커널변환 필터의 성능을 확인하기 위하여 영상의 잡음 제거에 많이 사용되는 미디언 필터와 미디언 필터의 성능을 개선한 하이브리드 미디언 필터를 이용하여 영상의 잡음을 제거한 결과를 획득하고, 회전커널변환 필터의 결과와 비교하였다. 또한 원영상과 잡음이 제거된 영상 사이의 신호 대 잡음비 (SNR: Signal-to-Noise Ratio)를 계산하여 비교하였다. 식 (14)~(17)은 두 영상 사이의 신호 대 잡음비를 도출하는 연산과정을 보여준다[9].

$$I_{diff} = I_o - I_f \quad (14)$$

$$MSE = \frac{1}{m \times n} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n |I_{diff}(x, y)|^2 \quad (15)$$

$$SD = \frac{1}{m \times n} \sum_{x=1}^m \sum_{y=1}^n (I_{diff}(x, y) - \overline{I_{diff}})^2 \quad (16)$$

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{MSE}{SD} \right) \quad (17)$$

여기에서 I_o 는 필터링을 수행하기 이전의 영상을, I_f 는 필터링을 수행한 영상을 나타내고, I_{diff} 는 I_o 와 I_f 의 차이를 저장한 영상을, $\overline{I_{diff}}$ 는 I_{diff} 의 전체 평균을 나타낸다. 또한 m 은 영상의 가로 크기를, n 은 영상의 세로 크기를 나타낸다.

그림 6의 (a)는 맨드릴 영상과 라인프로파일 (line profile)을 보여주고, (b)는 반점 잡음을 첨가한 영상과 라인프로파일을 보여준다. 또한, 그림 6의 (c), (d), (e)는 각각 미디언 필터, 하이브리드 미디언 필터, 회전커널변환 필터를 적용하여 잡음을 제거한 영상과 라인프로파일을 보여준다. 이 때 반점 잡음은 0.1의 분산 값 ($\sigma^2 = 0.1$)을 가지며, 각각의 필터의 크기는 모두 동일하게 7×7 의 크기로 설정하였다.

그림 6 잡음이 제거된 맨드릴 영상과 라인프로파일

Fig. 6 Noise reduction of Mandrill image and displaying a line profile

- (a) 원 영상
(b) 반점 잡음이 첨가된 영상 ($\sigma^2 = 0.1$)
(c) 미디언 필터를 이용한 잡음 제거 결과 영상
(d) 하이브리드 미디언 필터를 이용한 잡음 제거 결과영상
(e) 회전커널변환 필터를 이용한 잡음 제거 결과 영상

또한 그림 7의 (a)는 초음파 영상과 라인프로파일을 보여주고, (b)는 반점 잡음을 첨가한 영상과 라인프로파일을 보여준다. 또한, 그림 6의 (c), (d), (e)는 각각 미디언 필터, 하이브리드 미디언 필터, 회전커널변환 필터를 적용하여 잡음을 제거한 영상과 라인프로파일을 보여준다. 이 때 반점 잡음은 0.2의 분산 값 ($\sigma^2 = 0.2$)을 가지며, 각각의 필터의 크기는 모두 동일하게 5×5 의 크기로 설정하였다.

그림 7 초음파 영상의 잡음 제거 및 라인프로파일

Fig. 7 Noise reduction of an ultrasound image and displaying a line profile

- (a) 원 영상
(b) 반점 잡음이 첨가된 영상 ($\sigma^2 = 0.2$)
(c) 미디언 필터를 이용한 잡음 제거 결과 영상
(d) 하이브리드 미디언 필터를 이용한 잡음 제거 결과영상
(e) 회전커널변환 필터링 결과 영상

그림 6과 그림 7의 (c)에서 나타나는 라인프로파일은 원 영상의 정보가 많이 손실되어 전체적으로 부드러운 곡형으로 표현된 그래프를 보여주고 있고, (d)에서 표현된 라인프로파일에서 원래 특징 값 이외에 잡음 성분들이 남아 있어 구조와 성분이 포함된 곡형으로 표현된 그래프를 보여주고 있다. 반면 그림 6과 그림 7의 (e)에서 나타나는 라인프로파일은 영상 특징 값은 보존되면서 잡음 성분들이 제거되어 특징 값을 나타내는 부분은 불규칙한 그래프로, 그 외의 부분은 부드러운 곡선으로 표현됨을 확인할 수 있다.

또한 그림 7의 영상에는 잡음의 크기가 증가 되었는데, 이 경우 미디언 필터와 하이브리드 미디언 필터는 잡음의 제거에 한계가 있는 반면, 회전커널변환 필터는 영상의 특징을 잘 보존하면서 잡음을 제거하는 것을 확인할 수 있다. 표 1은 그림 6과 그림 7의 결과에 대한 신호 대 잡음비를 나타낸다.

표 1 잡음 제거 결과에 대한 신호 대 잡음비의 비교

Table 1 Comparisons by SNR [dB]

Filter	Image	맨드릴 영상 (그림 6)	초음파 영상 (그림 7)
미디언 필터링 결과		0.0260	0.0006
하이브리드 미디언 필터링 결과		0.0252	0.0026
회전커널변환 필터링 결과		11.9418	2.5366

표 1에서 기존의 미디언 필터 또는 하이브리드 미디언 필터보다 회전커널변환 필터의 신호 대 잡음비가 큰 결과가 도출되었다. 신호 대 잡음비가 높을수록 영상의 화질이 좋은 것으로 판단하므로 영상의 잡음을 제거하는 데 회전커널변환 필터가 더욱 효과적인 방법임을 확인할 수 있다.

4. 결 론

영상을 획득하는 과정에서 주변 환경이나 영상획득 기법 및 장비의 특성으로 인하여 획득되는 영상 정보에 여러 가지 잡음이 포함되는 경우가 많기 때문에 영상의 화질을 개선하기 위한 전처리 과정이 반드시 필요하다. 이를 위하여 본 연구에서는 회전커널변환 필터를 자동으로 생성하기 위한 알고리즘을 제안하였고 또한 이렇게 생성된 회전커널변환 필터를 활용하여 영상의 특징 값을 보존하면서 영상에 포함된 잡음을 제거하였다. 또한 기존의 필터링 기법을 적용한 영상과 회전커널변환 필터를 적용한 영상을 라인프로파일과 신호 대 잡음비를 도출하여 비교한 결과 회전커널변환 필터가 효과적으로 영상에 포함된 잡음을 제거하면서 영상의 특징을 잘 보존한다는 사실을 확인할 수 있다.

감사의 글

본 연구는 교육과학기술부와 한국연구재단의 지역 혁신인력양성사업으로 수행된 연구결과임

참 고 문 헌

- [1] R. Vanithamani, G. Umamaheswari and M. Ezhilarasi, "Modified Hybrid Median Filter for Effective Speckle Reduction in Ultrasound Images," ICNVS 2010, pp. 166-171, 2010.
- [2] K. Deerga Rao, E.I. Plotkin and M.N.S. Swamy, "An Hybrid Filter for Restoration of Color Images in The Mixed Noise Environment," ICASSP 2002, pp. IV-3680 - IV-3683, 2002.
- [3] Victor S. Frost, Josephine Abbott Stiles, K.S. Shanmugam and Julian C. Holtzman, "A Model for Radar Images and its Application to Adaptive Digital Filtering of Multiplicative Noise," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 4, No. 2, pp. 157-165, 1982.
- [4] Yim-Kul Lee and William T. Rhodes, "Nonlinear Image Processing by a Rotating Kernel Transformation," Optics Letters, Vol. 15, No. 23, pp. 1383-1385, Dec. 1, 1990.
- [5] Yim-Kul Lee, "Directional Information Processing Using Optical Rotating Kernel Operations," The Institute of Electronics Engineers of Korea-B, vol. 30, no. 2, pp. 176-184, 1993.
- [6] Jadwiga Rogowaska and Mark E. Breziniski, "Evaluation of the Adaptive Speckle Suppression Filter for Coronary Optional Coherence Tomography Imaging," IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 19, No. 112, pp. 1261-1266, 2000.
- [7] Seung-Won Shin, Kyeong-Seop Kim, Jae-Cheon Kim, Chul-Gyu Song, "Suppressing Speckle Noises in an Image by Rotational Kernel Transformation," ICS 2010, pp.167-168, 2010.
- [8] Edward Angel, Interactive Computer Graphics, Addison Wesley, 1997.
- [9] Lindsay W. MacDonald and M. Ronnier Luo, Colour Image Science: Exploiting Digital Media, JOHN WILEY & SONS, LTD, 2002.

저 자 소 개

신 승 원 (辛 承 元)

2005년 건국대학교 의학공학부 졸업. 동대학원 석사(2007). 2007년~현재 동대학원 박사과정 재학 중.

김 경 섭 (金 敬 燮)

1979년 연세대학교 전기공학과 졸업 (1979). 동대학원 석사(1981). The University of Alabama in Huntsville, Ph.D.(1994). 2001년~현재 건국대학교 의학공학부 교수.

이 세 민 (李 世 民)

2010년 건국대학교 의학공학부 졸업. 2010년~현재 동 대학원 석사과정 재학 중.

송 철 규 (宋 哲 奎)

1989년 연세대학교 의용전자공학과 졸업. 연세대학교 전기공학과 석사(1991) 및 박사(1998). 2000년~현재 전북대학교 전자공학부 교수.