

# 움직임 열화 현상이 발생한 영상의 분석과 파라미터 추출

정회원 최지웅\*, 최병철\*\*, 강문기\*\*\*

## Analysis and parameter extraction of motion blurred image

Ji-Woong Choi\*, Byung-Chul Choi\*\*, Moon Gi Kang\*\*\* *Regular Members*

### 요 약

영상을 획득하는 과정에 있어서 영상획득 장치 또는 피사체의 흔들림은 영상에 손상을 가져온다. 이러한 손상은 움직임 열화(motion blur)라 불리며, 영상의 선명도를 크게 떨어뜨리는 주된 원인이 된다. 본 논문에서는 움직임 열화의 각도와 길이를 알아내기 위한 새로운 함수가 정의되며, 이 함수의 영역(domain)인 극점자취(Peak-Trace) 영역으로 가는 과정에서는 노이즈의 분산을 산출해 내기 위한 노이즈 지배영역과, 움직임 열화의 각도와 길이를 추정해내기 위한 신호 지배영역이 설정된다. 신호지배 영역에서의 극점의 자취는 움직임 열화의 방향을, 노이즈에 강하면서도 빠르게 파악할 수 있도록 해주며, 새롭게 제안된, 가변가중치(weight)를 적용한 최소자승법(Least Mean Square)은 더욱 정밀한 극점의 자취추정을 가능하게 한다. 움직임 열화의 방향이 얻어지면, 1차원 셉스트럼(Cepstrum)방법을 사용하여 고속으로 움직임 열화의 길이를 구할 수 있게 된다. 이러한 방법으로 얻어진 정보들을 이용하여, 실제 실험에 적용된 손상되어진 영상을 효과적으로 복원할 수 있었다.

### ABSTRACT

While acquiring the image, the shaking of the image capturing equipment or the object seriously damages the image quality. This phenomenon, which degrades the clarity and the resolution of the image is called motion blur. In this paper, a newly defined function is introduced for finding the degree and the length of the motion blur. The domain of this function defined as Peak-trace domain. In the Peak-trace domain, the noise dominant region for calculating the noise variance and the signal dominant region for extracting the degree and the length of the motion blur are defined and analyzed. Using the information of the Peak-trace in the signal dominant region, we can find the direction of the motion regardless of the noise corruption. Weighted least mean square method helps extracting the Peak-trace more precisely. After getting the direction of the motion blur, we can find the length of the motion blur based on one dimensional Cepstrum. In the experiment, we could efficiently restore the degraded image using the information obtained by the proposed algorithm.

### I. 서론

영상을 획득하는 동안, 물체와 영상획득 장치간의 상대속도가 발생하게 되면, 획득영상에는 화소간의 간섭에 의해 움직임 열화 현상(motion blur)이 발생한

다. 이러한 움직임 열화는 디지털 카메라의 흔들림, 엑스레이 촬영시 환자의 움직임 등과 같이 다양한 상황에서 많이 일어나는 제거하기 어려운 현상이다. 움직임 열화 현상을 막기 위한 방법중 하나는 셔터의 속도를 크게 향상시키는 것이다. 그러나 이러한 방법은 높은 비용이 요구되기 때문에, 신호처리에 의

\* 삼성전자 컴퓨터사업부

\*\*\* 연세대학교 전자공학과

\*\* 연세대학교 전기컴퓨터공학과 초고해상도 영상처리 연구실(nautilus@icon3.yonsei.ac.kr)

논문번호 : 98411-0910, 접수일자 : 1998년 9월 10일

한 경제적인 복원방법의 필요성이 크게 대두되고 있다.

움직임 열화 현상은 그 시스템의 정보가 매우 제한적이기 때문에 복원시, 열화된 영상만으로 원영상을 복원해야 하는 난점이 있다. 복원을 위해서는 움직임 열화 현상의 PSF(Point Spread Function)를 추정후 이를 이용하여, 역컨볼루션(deconvolution)을 행해야 한다[1][2]. 이러한 복원 방법은 다양하게 연구되어 왔으며, 움직임 열화현상의 주파수 영역 특성을 이용한 방법이 많이 사용되고 있다. 특히, 직선으로 모델링되는 움직임 열화의 PSF를 주파수 영역에서 보면 sinc함수의 형태이므로, 이 sinc함수의 주기적인 영점을 찾아내어, 움직임 열화의 방향과 길이를 구해내는 방법이 널리 이용되어 왔었다 [3]. 그러나 영점의 주기성을 이용한 방법은 노이즈가 첨가되면, 영점이 소실되어 주기를 찾지 못하게 될 우려가 크며, 노이즈의 영향을 최소화하기 위한 처리과정에 많은 시간을 소비해야 한다는 큰 단점이 있다. 또한 임의의 각도를 가지고 발생된 열화 현상은 디지털 영역에서 정확히 모델링이 되기 어렵기 때문에 복원시 큰 오차를 발생시킨다.

본 논문에서는 이러한 기존 방법의 문제점을 보완할 수 있는, 노이즈에 강하며 임의의 각도를 가진 PSF를 정확히 나타낼 수 있는 새로운 방법을 제시하였다. 노이즈에 의해 손상될 가능성이 적은 극점의 자취를 이용하는 방법이 그것이다. 움직임 열화가 발생한 영상의 주파수 영역에서는 sinc함수의 주기적인 영점들 사이로 극점이 발생하며, 이들 극점의 자취들은 움직임 열화방향과 수직이므로 극점자취의 방향을 추정해 내면, 움직임의 방향도 알아낼 수 있게 되는 것이다. 이 방법은 첨가되는 노이즈에 강하기 때문에 노이즈의 영향을 최소화하는 처리를 거치지 않으므로 처리시간을 크게 단축시킬 수 있고, 새롭게 소개되는 극점자취영역을 통해 움직임의 방향과, 열화된 영상의 SNR을 동시에 산출해 낼 수 있다. 또한 이 방법을 통해 움직임의 길이는 기존의 2차원적인 방법과는 달리, 1차원의 처리과정을 통해 고속으로 구할 수 있다.

## II. 이론적 배경

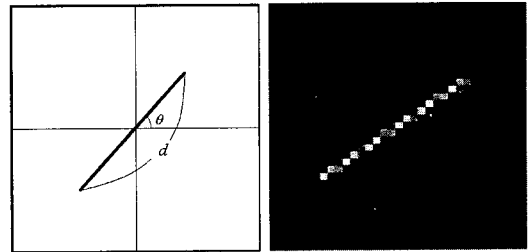
LSI(Linear Shift Invariant)상태에서의 움직임 열화 현상이 발생한 영상  $z(x, y)$ 은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$z(x, y) = l(x, y) * x(x, y) + n(x, y) \quad (1)$$

여기서  $x(x, y)$ 는 원영상,  $n(x, y)$ 는 노이즈,  $l(x, y)$ 는 직선으로 움직였을 때 발생하는 움직임 열화 현상의 PSF 이다. 움직임 번짐 현상의 PSF는 이상적으로, 그림 1(a)와 같이, 동일한 에너지 밀도를 지닌 직선으로 다음과 같이 표현 가능하다는 것이 알려져 있다.

$$l(x, y) = \begin{cases} \frac{1}{a} - \frac{d}{2} \cos \theta \leq x \leq -\frac{d}{2} \cos \theta, \\ \quad -\frac{d}{2} \sin \theta \leq y \leq -\frac{d}{2} \sin \theta \\ 0 \quad \text{다른조건일때} \end{cases} \quad (2)$$

여기서  $a$ 는 움직임의 길이,  $\theta$ 는  $\tan^{-1} \frac{y}{x}$ 이다. 그러나 우리가 사용하는 디지털 영역에서는 위와 같은 이상적인 직선을 생각할 수 없으므로, 이러한 특성을 감안한 정밀한 모델이 필요하다. 이 모델을 바탕으로 원하는 움직임의 방향과 길이의 정보를 추정하기 위한 분석을 할 수 있다.



(a) 이상적인 움직임 열화 (b) 개선된 모델에 의한 움직임 열화 현상의 PSF

그림 1. 움직임 열화현상의 PSF

### 1. 개선된 움직임 열화현상의 모델링

움직임 열화현상은 다음과 같이 모델링 된다.

$$d(i, j) = l(i, j) * f(i, j) \quad (3)$$

$l(i, j)$ 는 연속공간 영역(continuous domain)에서 이산적인 인덱스(discrete index)를 지닌 움직임 열화 현상의 PSF이며, 연속적인 인덱스(continuous index)에서는 수식(3)과 같이 길이와 각도를 갖는 직선으로 표현된다. 그러나 이러한 이산적인 인덱스표현으로는 다양한 방향의 연속적인(continuous) 움직임 열화현상을

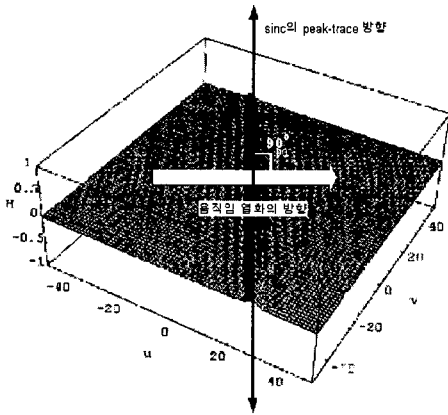


그림 2. 움직임 열화현상의 주파수 영역 PSF

디지털 영역에서 정밀하게 표현하기 힘들다. 그러므로 확산함수  $f(i, j)$ 를 사용하여, 주변 pixel로 직선의 값(움직임 열화현상의 PSF)을 확산시켜, 보다 정밀한 표현을 해야 하는데, 이러한 논리전개는 CCD 소자의 화소 측면에서도 생각해 볼 수 있다. 충분히 가는 한점의 빛이 들어오고 있다고 가정할 때, CCD 소자의 하나의 셀(cell)에 집중적으로 빛이 들어오고, 이 셀 주변에 존재하는 셀들에도 어느정도의 약한 빛이 들어올 것이다. 이는 빛이 완벽하게 점일 수 없는, 어떠한 면적을 차지하고 있다는 뜻이다. 이 면적 내에서의 빛의 밝기 특성은 중심부가 가장 밝고, 주변으로 갈수록 흐려지는 경향을 보이게 되는데, 이와 같은 자연현상을 적절히 모델링할 수 있는 함수는 가우시안 함수이다. 이 상태에서 카메라를 셔터속도 보다 빠르게 이동시키면, CCD에는 직선형태의 선이 그어지게 되는데, 이것이 움직임열화의 PSF이며, 이 경우 직선 주변의 셀들로 들어오는 빛은 여전히 존재하고, 적용한 가우시안 모델 또한 여전히 유효할 것이다. 따라서, 각도를 갖는 직선인  $i$ 을 디지털 영역에서 표현하기 위해, 직선에 수직방향의 가우시안 함수를 컨벌루션하여, 주변 픽셀로 직선의 에너지를 확산시켜야 한다.  $f(i, j)$ 는 다음과 같은 가우시안 함수이며,

$$f(i, j) = \frac{1}{\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{1}{2} \left( \frac{-i \sin \theta + j \cos \theta}{\sigma} \right)^2}, \sigma \ll 1 \quad (4)$$

$\theta$ 는 움직임의 방향이다. 그림 1(b)는  $f(i, j)$ 를 추가하여 개선된 움직임열화의 PSF 모델이다. 이와 같이 방향을 갖는 직선은 에너지의 확산으로 표현이 가능하다.

## 2. 움직임 열화현상의 주파수 영역 분석

이렇게 모델링된 움직임 열화를 이용하여, 수식(1)을 파워스펙트럼 영역(power spectrum domain)<sup>[4]</sup>에서 재구성하면, 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$|Z(u, v)|^2 = |D(u, v)|^2 \cdot |X(u, v)|^2 + |N_0(u, v)|^2 \quad (5)$$

여기서  $Z(u, v)$ 는 움직임 열화가 발생한 주파수 영역에서의 영상,  $D(u, v)$ 는 모델링된 움직임 열화현상의 푸리에 변환(Fourier transform),  $X(u, v)$ 와  $N_0(u, v)$ 는 각각 주파수 영역에서의 원영상과 노이즈 성분이다.

공간영역에서의  $d(i, j)$ 는 직선과 가우시안 함수의 컨벌루션 형태였으므로, 주파수 영역에서의  $D(u, v)$ 는 직선의 푸리에 변환(Fourier transform)인 sinc 함수  $L(u, v)$ 와, 가우시안 함수의 푸리에 변환인 가우시안 함수  $F(u, v)$ 의 곱으로 나타낼 수 있다.

$$D(u, v) = L(u, v)F(u, v) = \text{sinc}(\pi d(u \cos \theta + v \sin \theta)) e^{-\frac{1}{2}(\sigma(-u \sin \theta + v \cos \theta))^2} \quad (6)$$

위의 수식은 움직임 열화 PSF의 주파수 특성이 그림 2와 같이 여러 개의 sinc함수들의 나열로 나타낼 수 있으며, 이들 나열된 방향은 움직임 열화의 방향에 수직이라는 것을 나타내 준다. 또한 가장자리로 갈수록 값이 감소하는 가우시안 함수의 영향을 받아, sinc함수의 크기가 줄어드는 것을 알 수 있다.

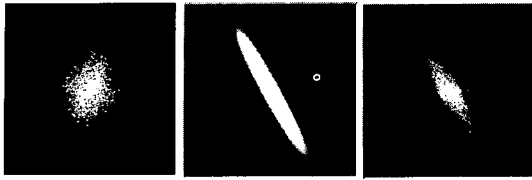
또한,  $N_0(u, v)$ 는 다음과 같다.

$$N_0(u, v) = |N(u, v)|^2 + 2|D(u, v)X(u, v)| \cdot |N(u, v)| \cos \varphi \quad (7)$$

여기서  $N(u, v)$ 는 주파수 영역에서의 노이즈,  $\varphi$ 는  $D(u, v)X(u, v)$ 와  $N(u, v)$ 의 위상차이다.

그림 3에서 볼 수 있듯이, 주파수 영역에서 움직임 열화의 PSF는 원영상과 곱해지더라도, 어느 정도의 특성이 보존된다. sinc함수들의 극점의 지취 또한 보존되는 특성 중 하나로서 그 방향성은 영상과 혼합되어도 항상 나타난다.

상대적으로 작은 크기의 노이즈 또한 이러한 sinc함수의 극점의 방향성에 큰 영향을 미치지 못한다. 움직임의 방향을 찾는 방법 중, 기존의 방법인 sinc함수의 영점의 주기성을 이용하는 방법에서는 노이즈에 의한 영점의 소실이 심각한 문제였다. 그러나



(a) 원영상 (b) 움직임 열화현상의 PSF (c) 열화현상이 발생한 영상

그림 3. 주파수 영역에서 본 움직임 열화현상의 PSF와 열화현상이 발생한 영상

노이즈에 영향을 크게 받지 않는 극점 자취를 이용함으로써 움직임의 방향을 찾아낸다면, 이러한 문제는 쉽게 해결할 수 있을 것이다. 이는 영점(zero point)의 위치에 잡음이 더해진다면, 그 값은 더 이상 영점이 되기 힘들어 지지만, 극점(peak point)의 값은 잡음에 비교하여 상당히 큰 값이므로 노이즈에 대한 영향은 거의 받지 않게 되기 때문이다. 한편 노이즈에 의한 영향을 거의 받지 않으므로, 노이즈에 대한 전처리 과정이 불필요하게 되어 처리시간이 크게 단축된다. 또한 가우시안 함수에 의한 영향으로 PSF는 주파수 영역에서 가장자리에 근접할수록 값이 감소하게 되는데, 이 값이 노이즈의 크기보다 작게 감소하면, 극점은 sinc함수의 극점이 아닌 노이즈의 극점이 검출되므로 이 범위를 이용하여 노이즈의 파워와 SNR을 구할 수 있을 것이다. 이러한 새로운 알고리즘의 구축을 위해 본 논문에서는 극점자취영역을 정의한다.

### 3. 스펙트럴 극점자취 함수

극점자취영역에서 극점의 자취에 대한 분석에 앞서 극점자취영역을 만들어 내는 극점자취 함수를 생각해 보아야 한다.

임의의 2차원 함수  $g(i, j)$ 의 주파수 응답을  $G(u, v)$ 라고 하고,  $v$ 축을  $n$ 으로 고정시키고  $u$ 축을 변화시키며, 이에 따른 값을 표시해 주면,  $G(u, v)|_{v=n}$ 와 같은 1차원 주파수의 형태를 볼 수 있다.

반대의 경우 즉,  $u$ 축을 고정 시킨 경우도 같은 방법으로  $G(u, v)|_{u=n}$ 로서 나타낼 수 있다. 따라서 수평 스펙트럴 극점자취 함수(HSPITF: Horizontally Spectral Peak-Trace Function)  $H_C(n)$ 은 다음과 같은 수식으로 표현할 수 있다.

$$m = H_C(n) = \arg \left\{ \max_u G(u, v)|_{v=n} \right\} \quad (8)$$

입력으로  $n$ 이 들어가게 되면,  $v$ 축을  $n$ 으로 고정시키고  $G$ 의 값이 최대가 되는  $u$ 값이 출력되는 관계식이다. 또한, 수직 스펙트럴 극점자취 함수(VSPITF: Vertically Spectral Peak-Trace Function)  $V_C(n)$ 도 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$m = V_C(n) = \arg \left\{ \max_v G(u, v)|_{u=n} \right\} \quad (9)$$

### III. 움직임 열화된 영상으로부터 움직임 파라미터 추정

스펙트럴 극점자취 함수를 사용하여 만들어낸 극점자취영역에는 많은 정보가 포함되어 있다. 이들 정보를 이용하여 움직임 열화의 방향과 길이 그리고 SNR을 구할 수 있다.

#### 1. 가변 가중치를 적용한 최소자승법(WLMS: Weighted Least Mean Square)에 의한 움직임 방향 추정

움직임 열화가 발생한 영상의 방향을 추정하는 과정을 대체적으로 살펴보면, 크게 2단계를 거친다. 우선 첫 번째로 움직임 열화가 발생한 영상을 푸리에 변환한 후, 이 영상에 HSPITF 또는 VSPITF중 최대의 정보를 얻어낼 수 있는 것을 선택하여 적용한다. 이러한 방식으로 각각의 극점을 검출하고, 이를 SDR(Signal Dominant Region)과 NDR(Noise Dominant Region)로 나눈다. 두 번째로, SDR에서의 극점을 사용하여,  $u, v$ 좌표 축에 따른 밝기(density)축을 제거하고, 극점이 존재하는 위치의 정보만을 남긴 후, 불규칙한 위치정보들의 전체적인 방향성을 찾아 2차원 평면의 기울기를 갖는 일반적인 직선으로 나타내도록 차원변환(dimension conversion)을 하게 된다. 이때 새롭게 생기는 좌표축은  $p, q$ 이며 위치 정보들은 1차원 함수로서 표현된다. 이렇게 구해진 1차원 함수의 기울기는 움직임에 수직이므로 움직임의 방향을 알아낼 수 있는 것이다.

실제 움직임의 방향을 추정하는데 사용되는 영역은 SDR이다. 주파수 영역에서, 첨가되는 영상과 움직임 열화의 곱으로 이루어진 극점이 노이즈보다 커서, 원하는 극점값이 노이즈에 의해 소실되지 않는

경우, 이러한 영역을 SDR이라 정의한다. SDR은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} & \text{Max}[|D(u, v)|_{v=n}^2 \cdot |X(u, v)|_{v=n}^2] \\ & > \text{Max}[|N_0(u, v)|_{v=n}^2] \end{aligned} \quad (10)$$

움직임 열화의 방향을 추정하기 위해서는 SDR 영역에서의 극점의 자취를 사용하여야 한다. 만일 움직임 열화만이 존재하는 영상이었다면, 극점의 자취는 움직임 열화의 방향과 수직인 기울기를 갖는 직선, 즉 극점자취영역인  $p, q$ 좌표축에서 직선으로 바로 표현되었을 것이다. 그러나 여기에 노이즈가 첨가 되면, 가장자리 즉 고주파 영역으로 갈수록 작아지는 움직임 열화의 극점은 결국 노이즈보다 작아지는 경우가 발생한다. 따라서 극점을 검출할 때, 고주파의 일정부분은 노이즈의 극점으로 검출된다. 우리가 원하는 극점은 노이즈의 극점이 아닌 움직임 열화의 극점이므로 이를 검출하기 위해서는 SDR내에서 행해진 검출결과만을 이용하여야 한다. 노이즈의 극점은 방향이 없는 랜덤한 형태이기 때문에 극점 자취의 분산(variance)이 그림 4에서 볼 수 있듯이 갑자기 커지게 되므로, 실제 측정에 있어, 바로 이 지점까지의 영역을 SDR이라 볼 수 있다. 실제 SDR을 구하기 위해서는 HSPTF, VSPTF를 동시에 적용하여, 각각의 신호지배 경계주파수를 구한후, 구해진 4개의 경계주파수를 SDR의 경계주파수로 놓는다. 따라서, 이 경계 주파수로 이루어진 사각형의 안쪽 영역이 SDR이 되는 것이다.

실제 움직임 열화가 발생한 영상에서는 움직임 열화와 원 영상이 주파수 영역에서 서로 곱해졌기 때문에, 영상이 지니고 있는 값들에 의해, 움직임 열화의 극점에서 약간 벗어난 부분의 점들이 극점으로 검출되기도 한다. 따라서 극점의 자취는 직선이 되지 못하고, 그 방향만을 대략적으로 알 수 있는 불규칙한 형태로 표현된다. 뿐만 아니라, 저주파 대역에서의 움직임 열화의 극점 자취는 불규칙할 뿐만 아니라, 그 방향성 자체에 왜곡이 생기기도 한다. 이는 원영상의 주파수 성분이 저주파에 집중되기 때문인데, 영상의 큰 값들이 저주파 영역에 존재하므로 이러한 값들이 극점으로 검출된다는 뜻이다. 따라서 불규칙적인 극점의 자취를 일반적인 직선으로 바꿔 주기 위해, 본 논문에서는 새로운 가변가중치를 적용한 최소자승법(WLMS:Weighted Least Mean Square)을 사용하였다.

sinc함수 극점의 주기는 일정하므로 그 단면의 극

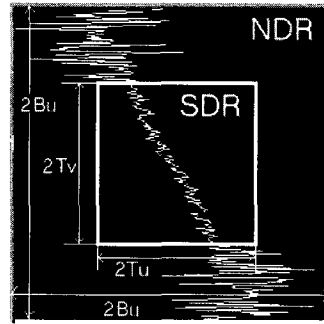


그림 4. 극점자취영역에서 본 움직임 열화가 발생하고 잡음이 첨가된 영상의 극점자취와 영역분할

점과 영점간의 간격 또한 일정한 값을 지님을 알 수 있다. 이 간격은 주 로우브의 간격이며, 따라서  $2/d\cos\theta$  ( $\theta$ :움직임 열화의 길이) 와 같고, 이러한 sinc함수들이 기울기  $\theta$ 인 직선을 따라 연속적으로 배열되어 있음을 알 수 있다. 따라서 sinc함수 곡선의 peak는  $u = -v_0 \tan\theta$ 의 위를 지나게 되며,  $2/d\cos\theta$ 의 간격 내에 존재하므로 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$-v_0 \tan\theta - \frac{1}{d\cos\theta} \leq u \leq -v_0 \tan\theta + \frac{1}{d\cos\theta} \quad (11)$$

따라서  $u$ 와  $v_0$ 는 다음과 같은 관계를 만족하며,

$$u = -v_0 \tan\theta + e(n) \quad (12)$$

$e(n)$ 는 다음과 같이 정의된다.

$$-\frac{1}{d\cos\theta} \leq e(n) \leq \frac{1}{d\cos\theta} \quad (13)$$

여기서 우리는 구해진 에러를 이용한 최소자승 (least mean square)방법을 적용하여 움직임 열화의 방향을 구해볼 수 있을 것이다. 그러나 모든 극값들을 동일하게 취급하여 계산하는 데에는 문제가 있는데, 이는 저주파 영역의 극점들의 왜곡된 방향성(방향성:극점들의 배열방향) 때문이다. 영상이 지닌 저주파 영역에서의 큰 값들에 의해, 저주파 영역에서는 움직임 열화의 극점위치에 있는 값들이 검출되지 못하고, 움직임 열화에 곱해진 영상의 큰 값들이 검출되어, 극점의 방향성에 왜곡이 발생한다. 이렇게 방향성에 왜곡을 주는 데이터들까지 최소자승법의 연산에 그대로 사용하게 되면, 에러는 더욱더 커지게 되고, 결국 우리가 원하는 정밀한 방향정보를 얻기 힘들어지게 된다. 이를 해결하기 위하여, 영상의 저

주파에서의 큰 값이 갑작스럽게 변하는 특성을 이용한, 가중치(weight)를 만들어 적용해 줄 수 있다. 이러한 가중치의 수식은 아래와 같다.

$$w_u = 1 - \frac{c(u, v)}{C} \quad (14)$$

여기서  $C$ 는  $c(u, v)$ 의 최대값이고,  $c(u, v)$ 는 다음 수식과 같다.

$$\begin{aligned} c(u, v) = & \frac{\log(|Z(u-1, v)|^2 - |Z(u, v)|^2)}{4} \\ & + \frac{\log(|Z(u, v-1)|^2 - |Z(u, v)|^2)}{4} \\ & + \frac{\log(|Z(u, v+1)|^2 - |Z(u, v)|^2)}{4} \\ & + \frac{\log(|Z(u+1, v)|^2 - |Z(u, v)|^2)}{4} \end{aligned} \quad (15)$$

여기서  $|Z(u, v)|^2$ 는 파워스펙트럼 영역에서의 움직임 열화가 발생한 영상이다. 이와 같이 한 극점의 가중치는 움직임 열화가 발생된 영상에서 그 극점의 크기와 극점 주변 4픽셀의 크기와의 기울기의 평균에 반비례(reciprocal)하는 값으로 결정된다. 이 가중치를 검출된 극점의 값에 곱해주어, 기울기가 급격히 변하는 극점, 즉 영상의 큰 값들에 의한 영향이 지배적인 극점이 수식에서 차지하는 비중을 줄여주는 역할을 하게 되어, 보다 정밀한 방향추정이 가능하게 한다. 이렇게 가중치가 추가된 새로운 최소자승법을 본 논문에서는 WLMS(Weighted Least Mean Square) 방법이라 정의 내렸다. WLMS방법을 사용하기 위해 수식(12) 양변에 가중치를 곱해주고, 이를  $e$ 에 대해 정리한 후,  $u, v_0$ 를 실제 검출된 극점의 좌표  $p, q$ 로 바꾸고, 제곱을 취하게 되면, 다음과 같이 오차(error)의 파워를 나타낼 수 있다.

$$e^2 = \sum_p (w_p q - \tan \theta \cdot w_p p)^2 \quad (16)$$

가중치는 검출되는 극점주변 곡면의 기울기에 반비례하는 값으로서, 가변하는 값이므로, 자취의 방향에 왜곡을 가져오는 급한 기울기의 극점성분을 움직임 열화의 성분으로 보지 않고, 영상의 성분으로 간주하게 하는 역할을 하게 된다. 결국 움직임 열화의 극점성분이 포함되지 않은 극점에는 작은 값의 가중치를 두어, 계산 전체에서 차지하는 비중을 줄여주는

것이다.

수식 (16)를  $\tan \theta$ 에 대해 편미분 하면, 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\frac{d(e^2)}{d(\tan \theta)} = -2 \left( \sum_p w_p^2 p q - \tan \theta \sum_p w_p^2 p^2 \right) \quad (17)$$

이 수식을 0으로 놓고,  $\theta$ 에 대해 정리를 하면, 다음과 같은 수식이 유도된다.

$$\theta = \left| \tan^{-1} \frac{\sum_p w_p^2 p q}{\sum_p w_p^2 p^2} \right| \quad (18)$$

구해진  $\theta$ 는 sinc의 극점의 자취의 각도와 같게 되며, 이는 곧 움직임 열화의 방향과 수직인 각도 이므로, 움직임의 방향을 구할 수 있게 된다.

## 2. 움직임 열화의 길이 추정

움직임 열화의 길이를 추정하기 위해서는 주파수 영역에서의 움직임 열화, PSF인 sinc함수에 대해 살펴보아야 한다. sinc함수의 특성 중 하나는 주기적인 영점교차가 이루어진다는 것이며, 이 주기는 공간영역(spatial domain)에서 움직임 열화의 PSF인, 직선의 길이와 역수의 관계가 있다. 움직임 열화의 길이는 이와 같이 sinc함수에 의해 발생하는 영점들의 주기를 파악 함으로서 추정해 낼 수 있는데, 이러한 영점의 주기를 알아내기 위해서는 2차원의 sinc함수를 그림 5와 같이 일정한 값을 기준으로 하여, 움직임의 수평방향으로 자른 후, 그 단면을 살펴보는 것이 효율적이다.

그러나 움직임 열화의 방향이 수직 또는 수평이 아닌, 임의의 각도를 지니고 있을 때, 그 방향을 따라 단면을 만들어 내는 것은 디지털 영역의 특성상 매우 까다로운 일이 아닐 수 없다. 따라서 단면을 보는 것은 수직 또는 수평으로 자를 때만이 가능하다고 보고, 방향이 있는 2차원의 움직임 열화의 PSF를 수평 또는 수직 방향으로 잘랐을 때, 단면의 영점 주기를 보아야 한다. 이렇게 만들어진 단면의 영점 주기는 움직임의 방향으로 잘려진 단면의 영점주기와 그림 6에서 볼 수 있듯이, 아래와 같은 관계가 있다.

$$\text{움직임 열화현상의 영점교차 주기} = \frac{1}{d \cos \theta} \quad (19)$$

즉 움직임 열화의 방향,  $\theta$ 는 III-1장에서의 방법으로 추정했으므로, 그 방향을 수식에 대입하여, 간

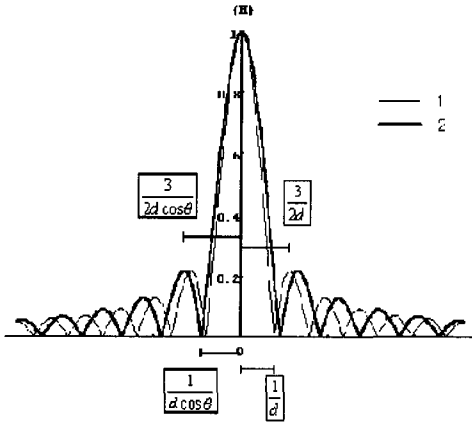


그림 5. 움직임 열화현상 PSF의 단면 (1:움직임 열화 방향으로 자른 단면, 2:수평 또는 수직으로 자른 단면)

단히 그 움직임의 길이를 구할 수 있는 것이다.

그러나 디지털 영역의 특성상 직접 영점을 측정할 수 없는 경우가 많고, 원 영상에 존재하는 많은 영점들에 의해 sinc에 의한 주기적인 영점을 찾기가 상당히 까다롭다. 이러한 문제는 liftering<sup>[5]</sup>을 사용한 셉스트럼(cepstrum)방법을 사용하여 효과적으로 해결할 수 있다. 이렇게 구해진 움직임 열화의 길이  $a$ 는 일반적으로 영상의 중간부분에서 추출한 한 라인의 데이터 스트림으로부터 쉽게 얻어지나, 특수한 경우의 영상에 있어서는 몇 개의 데이터 스트림을 추출하여, 이를 비교해야 하기도 한다. 이 방법은 구해진 길이중 오차가 큰 것을 제외하고 나머지를 평균내는 과정으로 이루어져 있다.

### 3. SNR 추정

첨가되는 영상과 움직임 열화의 곱으로 이루어진 극점의 값이 노이즈보다 작아서, 원하는 극점이 노이즈에 의해, 소실되는 경우, 이러한 영역을 NDR이라 정의한다. 이러한 영역은 다음과 같이 나타낼 수 있다.

$$\begin{aligned} & \text{Max}[|D(u, v)|_{v=n}^2 \cdot |X(u, v)|_{v=n}^2] \\ & < \text{Max}[|N_0(u, v)|_{v=n}^2] \end{aligned} \quad (20)$$

이 영역에서는 노이즈가 극점으로 검출됨으로, 극점 자취는 방향성 없는 불규칙한 형태로 형성된다. 이러한 불규칙한 영역의 정보를 이용하여 SNR을 추정할 수 있다.

우선, 노이즈의 파워  $P_n$ 은 노이즈 지배영역의 전

체크기를 노이즈 지배영역의 넓이로 나눠줌으로서 그 평균을 구할 수 있다. 전체 영역에서 신호 지배영역의 성분을 빼주는 방법으로 노이즈영역의 성분을 구할 수 있으므로, 다음과 같이 수식을 구성해 볼 수 있다.

$$\begin{aligned} P_n &= \frac{\sum_{u=-B_u}^{B_u} \sum_{v=-B_v}^{B_v} Z(u, v)}{4(B_u B_v - T_u T_v)} \\ &= \frac{\sum_{u=-T_u}^{T_u} \sum_{v=-T_v}^{T_v} Z(u, v)}{4(B_u B_v - T_u T_v)} \end{aligned} \quad (21)$$

이때, 그림 4에서와 같이,  $T_u, T_v$ 는 NDR의 수평, 수직 경계주파수(boundary frequency)까지의 길이이고,  $B_u, B_v$ 는 스펙트럴영상의 수평, 수직 길이(0에서  $\pi$ 까지)이다. 각각은 해당되는 범위에 포함되는 pixel의 갯수와 같게 된다. 또한 노이즈의 평균이 0이라 가정하면, 아래와 같은 수식이 만족된다.

$$\begin{aligned} E[y(i, j)] &= E[d(i, j) * x(i, j)] + E[n(i, j)] \\ &= E[z(i, j)] \end{aligned} \quad (22)$$

여기서  $y(i, j) = d(i, j) * x(i, j)$  이다. Parseval의 정리로부터 다음 수식이 만족된다

$$\begin{aligned} E[y(i, j)^2] &= E[|Y(u, v)|^2] = E[|Z(u, v)|^2] \\ &= E[|N(u, v)|^2] + 2E[|Y(u, v)||N(u, v)| \cos \varphi] \end{aligned} \quad (23)$$

위의 수식에서  $2E[|Y(u, v)||N(u, v)| \cos \varphi]$ 은  $\cos \varphi$ 가 -1과 1사이를 주기적으로 변하므로, 0으로 수렴한다. 따라서 다음과 같은 수식이 만족된다.

$$\begin{aligned} E[y(i, j)^2] &= E[|Z(u, v)|^2] - E[|N(u, v)|^2] \\ &= E[|Z(u, v)|^2] - P_n \end{aligned} \quad (24)$$

그리고 최종적인 SNR은 위의 수식들을 사용하여, 다음과 같이 정리된다.

$$\begin{aligned} \text{SNR} &= 10 \log \frac{\text{Var}(\text{signal})}{\text{Var}(\text{noise})} \\ &= 10 \log \frac{E[y(i, j)^2] - E[z(i, j)]^2}{P_n} \\ &= 10 \log \frac{\{E[|Z(u, v)|^2] - P_n\} - E[z(i, j)]^2}{P_n} \end{aligned} \quad (25)$$

위의 식으로부터 SNR을 추정할 수 있다.

IV. 실험결과

실제 실험에서는 각각 다르게 움직임 열화현상이 일어난 두개의 항공사진 이미지를 이용하였다. 첫 번째 실험에서는 길이는 21, 방향각은 30°의 움직임 열화와 20dB의 노이즈가 발생한 항공사진 이미지를 사용하였고, 두번째 실험에서는 길이는 21, 방향각은 60°의 움직임 열화와 20dB의 노이즈가 발생한 항공사진 이미지를 이용하였다. 그림 6은 이들 열화된 항공사진 이미지의 극점자취영역과 경계주파수이다. 극점 자취영역에서 극점자취의 분산의 크기변화가 전체 분산의 크기변화보다 급격히 커지는 부분인 경계주파수  $T_u$ ,  $T_v$ 를 각각 구한뒤, SDR과 NDR로 영역을 구분하였다. SDR에서는 방향성을 추정하기 위해 WLMS방법을 적용하였는데, 이때 사용된 가중치는 각각 그림 7(a),(b)와 같았다. 예측했던 대로, 저주파 성분에 존재하는 영상의 큰 값들의 영향을 적절히 줄여 줄 수 있도록 가중치가 설정되어짐을 볼 수 있었다. 저주파 영역에는 다른 영역과는 다르게 가중치가 작아, 방향성에 왜곡을 일으키는 영상의 큰 성분들에 의해 검출된 극점을 효과적으로 제거할 수 있게 되었음을 확인할 수 있다. 이렇게 WLMS방법으로 구해진 방향은 표 3과 2에서 볼 수 있듯이, 기존 알고리즘<sup>[3]</sup>(영점교차점을 이용한 알고리즘)을 적용하여 검출해낸 방향보다 크게 향상된 결과를 보였으며, 표 1의 실제 값들과 비교해 보아도 그 오차가 크지 않음을 알 수 있었다. 또한 이러한 방법으로 추정된 방향과, 셉스트럼방법을 사용하여 추정된 길이 또한 그 정확도가 기존 알고리즘에 비해 매우 높았다. 20dB의 노이즈의 영향에 의해, 움직임 열화의 영점이 많이 사라지기 때문에, 영점을 주요데이터로 사용하는 기존 알고리즘이 정상적으로 동작할 수 없게 된다는 사실을 확인할 수 있었으며, 반면 제시된 알고리즘은 극점을 주요 데이터로 사용하므로, 노이즈에 의한 영향을 거의 받지 않는다는 것 또한 확인할 수 있었다. 기존의 방법에서는 노이즈가 첨가된 경우, 우선 움직임의 방향추정에서 큰 오차가 발생하기 때문에, 움직임의 길이에서는 훨씬 더 오차가 크게 발생된다.

극점자취영역의 경계주파수,  $T_u$ ,  $T_v$ 로 결정한 SDR과 NDR의 영역을 사용하여, 추정한 SNR은 기존 알고리즘으로는 추정해 낼 수 없었던 것이었을 뿐만 아니라 그 추정치 또한 상당히 신뢰할 만한 결

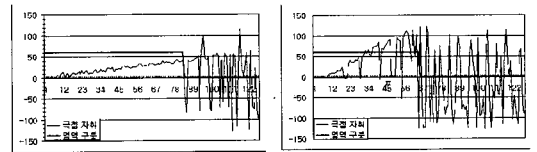
과를 보여주었음을 알 수 있었다.

이렇게 추정된 값들을 통해, 실제로 간단한 기존의 위너 필터링(Wiener filtering)방법을 통한 복원을 하였다.

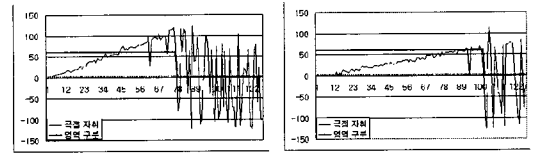
$$X(u, v) = \frac{D^*(u, v)}{[|D(u, v)|^2 + \gamma \{S_n(u, v)/S_f(u, v)\}} \cdot Y(u, v) \tag{26}$$

$Y(u, v)$ 는 열화된 영상,  $X(u, v)$ 는 복원된 영상,  $S_n(u, v)$ 은 노이즈 성분,  $S_f(u, v)$ 는 원영상의 성분을 나타낸다.  $S_n(u, v)/S_f(u, v)$ 항은 SNR의 역수이므로 추정된 SNR 값의 역수를 대입하여 계산할 수 있다.

이때 사용된 첫번째 영상은 길이 13, 각도는 30°의 움직임 열화에 35dB의 노이즈가 첨가된 항공사진 이

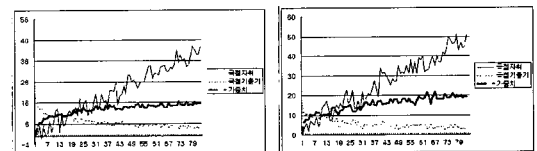


(a) 길이 21, 각도 30°, (b) 길이 21, 각도 30°, 20dB 노이즈 존재시의 수평 20dB 노이즈 존재시의 수직축 Peak trace영역과 경계 주축 Peak trace영역과 경계 주파수



(c) 길이 21, 각도 60°, (d) 길이 21, 각도 60°, 20dB 노이즈 존재시의 수평 20dB 노이즈 존재시의 수직축 Peak trace영역과 경계 주축 Peak trace영역과 경계 주파수

그림 6. Peak trace 영역과 경계 주파수 설정 결과



(a) 길이 21, 각도 30°, (b) 길이 21, 각도 60°, 20dB 노이즈 존재시의 극점 자취의 가중치 20dB 노이즈 존재시의 극점 자취의 가중치

그림 7. 가중치 결정과정



표 1. 실제 움직임 열화의 파라미터

움직임 열화 PSF의 파라미터	첫 번째 실험	두 번째 실험
움직임 각도(°)	30	60
움직임 길이(픽셀)	21	21
SNR(dB)	20	20

표 2. 기존 알고리즘으로 추정된 움직임 열화의 파라미터

움직임 열화 PSF의 파라미터	첫 번째 실험	두 번째 실험
움직임 각도(°)	28	51
움직임 길이(픽셀)	43	35

표 3. 제안된 알고리즘으로 추정된 움직임 열화 파라미터

움직임 열화 PSF의 파라미터	첫 번째 실험	두 번째 실험
움직임 각도(°)	30	63
움직임 길이(픽셀)	22	21
Tu(u축의 경계주파수)	66	101
Tv(v축의 경계주파수)	83	77
SNR(dB)	20.55	20.45

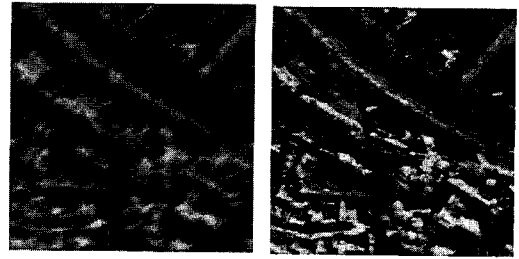
미지였고, 두번째 영상은 길이 13, 각도는 60°의 움직임 열화에 35dB의 노이즈가 첨가된 이미지였다. 복원 결과는 그림 8과 같았다.

## VII. 결론

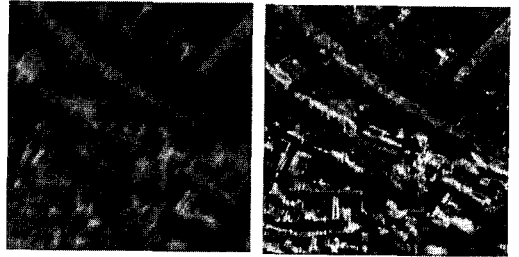
본 논문에서는 LSI상황하에서 발생하는 직선 형태의 움직임 열화현상의 파라미터들과 노이즈 분산의 추정을 위한 새로운 알고리즘을 제안하였다.

새로운 알고리즘은 노이즈에 영향을 크게 받지 않도록 개선된 방법으로, 노이즈에 영향을 거의 받지 않는 극점의 자취를 주된 정보로 사용하여 파라미터들을 추정함으로써 이를 가능하게 하였다. 극점의 자취를 주된 정보로 사용하기 위해 극점자취 영역이 소개 되었는데, 이 극점자취영역의 SDR에서는 움직임의 방향과 길이를 추정해 낼 수 있었고, NDR에서는 노이즈의 파워를 정밀하게 추정해 낼 수 있었다.

실험결과를 통해 제시된 알고리즘은 노이즈에 강하며, 파라미터의 추정에 있어, 그 신뢰도가 매우 높고, 계산량이 적어, 처리 속도가 빠르다는 것을 알 수 있었다. 그러므로 본 논문의 알고리즘은 노이즈가



(a) 길이 13, 각도 30°의 움직임열화에 35dB 노이즈가 첨가된 영상 (b) 복원된 영상



(c) 길이 13, 각도 60°의 움직임열화에 35dB 노이즈가 첨가된 영상 (d) 복원된 영상

그림 8. 노이즈가 첨가되고 움직임 열화가 발생한 이미지의 복원 결과

첨가된 움직임 열화된 영상을 복원하는 매우 효율적인 알고리즘이다.

## 참 고 문 헌

- [1] T. J. Schulz, "Multiframe blind deconvolution of astronomical images", *J. Opt. Soc. Am A*, Vol. 10(5), pp. 1064-1073, May 1993
- [2] B. Chalmond, "PSF estimation for image deblurring", *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, vol. 53(4), pp. 364-372, July 1991
- [3] T.M Cannon, "Blind deconvolution of spatially invariance image blurs with phase", *IEEE Trans. Aoust. Speech Signal Process.*, vol. 24, pp. 58-63, February 1976
- [4] P. D. Welch, "The use of the fast Fourier transform for the estimation of power spectra", *IEEE Trans. Audio Electroacoust.*, vol. 15, pp. 70-73, June 1967
- [5] R. Fabian and D. Malah, "Robust Identification of Motion and Out-of-Focus Blur Parameters from Blurred and Noisy Images", *CVGIP: Graphical Models and Image Processing*, Vol. 53. No. 5, pp.

403-412, September 1991

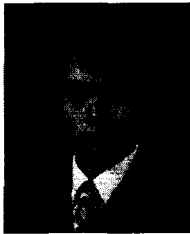
최 지 응(Ji-Woong Choi) 정회원



1996년 2월: 연세대학교 전자  
공학과 졸업(공학사)  
1998년 8월: 연세대학교 전자  
공학과 석사(공학석사)  
1998년9월~현재: 삼성전자  
컴퓨터사업부 연구원

<주관심 분야> 영상처리, 영상복원, 패턴인식, 인공  
지능

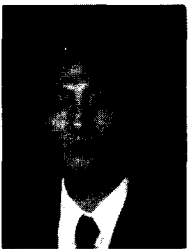
최 병 철(Byung-Chul Choi) 정회원



1998년 2월: 연세대학교 의용  
전자공학과 졸업(공학사)  
1998년 8월~현재: 연세대학교  
전자공학과 석사과정

<주관심 분야> 영상복원, 영상향상, 광학계 모델링

강 문 기(Moon Gi Kang) 정회원



1996년 2월: 서울대학교 전자  
공학과 졸업(공학사)  
1998년 8월: 서울대학교 대학원  
전자공학과 졸업(공학석사)  
1998년 9월~: Northwestern  
University 졸업(공학박사)  
1994년 3월~1994년 10월:

Northwestern University Research Fellow  
1994년 11월~1997년 2월: University of Minne-  
soata, Duluth 조교수

1997년 3월~현재: 연세대학교 전자공학과 부교수

<주관심 분야> 영상복원, 초고해상도 영상복원, 디  
지털 비디오 처리