

확률적 극점자취방법을 통한
움직임열화가 발생한 영상에서의 파라미터 추출
**Estimation of Motion-Blur Parameters
Based on Stochastic Peak-Trace Algorithm**

최 병 철, 강 문 기

연세대학교 전기·컴퓨터공학과

Byung-Chul Choi and Moon Gi Kang

Dept. of Electrical and Computer Engineering, Yonsei University

요 약

영상을 획득하는 과정에 있어, 영상획득 장치 또는 피사체의 흔들림으로 인해 발생하는 움직임 열화(motion-blur)현상은 영상의 선명도를 크게 떨어뜨리는 주된 원인이 된다. 손상된 영상은 그 영상자체로부터 움직임의 각도와 길이를 추출 함으로서 복원될 수 있다. 본 논문에서는 움직임 열화의 각도와 길이를 추정하기 위한 방법 중, 본 저자가 제안 했던 극점자취 방법에, 확률적인 개념을 적용한 새로운 확률적 극점자취 방법을 소개한다. 기존의 방법은 신호지배영역이 올바르게 지정되지 않았을 경우, 오차를 수반하기도 한다. 이러한 문제를 해결하기 위해, 본 연구에서는 maximum likelihood(ML) 분류방법을 이용해 적절하지 않은 극점자취점의 영향을 선택적으로 작게 하여, 신호지배 영역의 설정 없이, 저주파 영역에서의 올바른 극점자취의 검출이 가능하도록 하였다. 또한, Auto-regressive(AR) 모델을 이용한 선형예측방법을 통해 극점 검출과정에서 불규칙하게 발생하는 특이점들이 극점으로 검출되지 못하도록 하여, 정밀한 움직임 방향의 추정이 가능하게 하였다. 또한, 움직임 길이의 검출에 있어서는, 노이즈에 의해 영향을 무시할 수 없는 기존의 영점교차점 방법을 보완한, 새로운 이동평균최소(MALM)법을 정의하였다. 이 방법

은 움직임 열화가 발생한 영상의 주파수 영역 단면 패턴을 이용한 것으로서, 2차원적인 sinc 함수를 1차원적인 표현으로 바꾸어주는 이동평균함수를 사용하여, 쉽게 부극점(sub-peak point)을 찾을 수 있도록 한다. 부극점 또한 노이즈에 의한 영향을 받지 않고, 이동평균최소법 자체에 노이즈를 제거하는 과정에 포함되어 있으므로, 이 방법을 사용하게 되면, 심한 노이즈 환경에서도 적절한 움직임의 길이 값을 검출할 수 있다. 이렇게 얻어진 길이와 방향의 파라미터를 이용하여, 실제 실험에 사용된 손상되어진 영상을 효과적으로 복원할 수 있었다

I. 서론

영상장치 또는 피사체의 흔들림으로 발생하는 움직임열화(motion-blur)현상은 영상의 획득과정에 있어, 선명도를 떨어뜨리는 커다란 요인 중 하나이다. 이와 같은 움직임 열화현상은 여러 다양한 상황에서 발생한다. 일반 광학카메라나 CCD 장비등, 영상장치의 흔들림에 의해 발생되기도 하며, 고속으로 움직이는 물체, 또는 x-ray 촬영시 환자의 움직임등, 피사체의 움직임이 그 원인이 되기도 한다. 이러한 문제들을 해결하기 위한 다각도의 접근 방법중 하나는 영상획득장치의 기계적 또는 물리적 성능을 향상시키는 방법이나, 이러한 접근은 큰 비용

을 수반하게 된다. 따라서 최근에는 경제적인 효율성을 감안한 신호처리적 해결방법이 크게 대두되고 있다.

움직임 열화현상이 발생한 영상의 경우, 일반적으로 움직임 열화에 대한 정보가 매우 제한되어 있다. 그러므로, 원영상으로의 복원은 움직임 열화가 발생한 영상 자체로만으로 이루어져야 한다. 움직임 열화가 발생한 영상의 복원과정은 다음과 같이, 크게 두가지로 나뉘어진다. 첫째로 열화영상으로부터, 움직임 열화의 PSF를 모델링하기 위한 파라미터들을 추정해 내야한다. 두번째로는 추정한 파라미터들을 사용하여 적절한 열화의 PSF를 모델링한후, 역필터링(inverse filtering)을 통해 원영상을 복원한다. 이러한 복원방법은 다양하게 연구되어 왔으며[1,2], 특히 움직임 열화의 주파수영역에서 발생하는 주기적인 영점교차점을 이용한 Cannon의 방법[3]이 대표적인 방법으로 널리 이용되고 있다. 이 방법에서는 주기적인 영점교차점이 포함하고 있는 열화의 방향과 길이정보를 얻어내어, PSF를 추정하게 된다. 여기서 사용되는 영점교차점은 추가되는 노이즈에 상쇄되기 쉬우므로, 이를 해결하기 위한 여러 새로운 방법[1, 4]들 또한 제시 되었다. 그러나 이러한 방법에 포함된, 노이즈제거 과정은 많은 시간을 요구하므로, 실질적인 알고리즘 적용에 있어, 문제점을 보여주었다.

본 저자가 이전의 연구에서 제안했던, 방법인 극점자취방법[4] 또한, Cannon의 방법을 기초로한 접근으로서, 신호대잡음비가 열악한 상황에서 기존의 알고리즘 보다 강한 성능을 보여주었다. 극점자취 방법에서는 극점자취함수를 사용하여, 움직임의 파라미터를 구할 수 있는데, 이때의 극점자취는 움직임 열화 PSF의 주기적인 영점교차점 사이에 존재하며, 움직임 열화 방향에 수직으로 배열되어 있다. 따라서,

극점자취의 방향을 검출할 수 있다면, 움직임 열화의 방향 또한 추정할 수 있게 되는 것이다. 이러한 극점자취를 이용한 방법은 노이즈에 영향을 거의 받지 않고, 처리과정이 간단하다는 장점이 있다. 또한 이 방법에 의하면, 1차원의 영점교차점을 사용한 움직임의 길이 추정이 가능하고, 극점자취영역을 통한 SNR의 추정이 가능하게 된다.

본 논문에서는 확률적 개념을 도입한 새로운 극점자취 방법을 소개한다. 확률적 관점에서 보면, 극점자취 방법은 확률적인 분류방법 중 하나이다. 극점자취 방법은 일반적인 영상의 주파수 영역에 존재하는 큰 값들에 의해 오차를 일으킬 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해, ML 분류를 사용한 선가중치(pre-weight)가 적용되며, 또한 불규칙한 극점을 보정하기 위한, 선형예측방법이 사용되어진다. 움직임의 길이 추정에 있어서는 새롭게 제안한 이동평균 최소법(MALM)이 사용되었으며, 이 방법은 노이즈에 강한 극점을 매개로 파라미터를 추정하므로, 노이즈에 영향을 받지 않게 된다.

II. 움직임 열화의 방향 추정

1. ML(maximum likelihood)분류방법기반의 극점자취 알고리즘

일반적인 영상의 일부 주파수 영역에 존재하는 매우 큰 값은, 극점자취추정에 큰 왜곡을 가져오기도 한다. 이를 해결하기 위해, 기존의 극점자취방법에서는 가중치를 적용한 최소평균자승법(weighted least mean square)을 사용하였다. 적용된 가중치는 극점으로 검출된 점과 주변 점들간의 기울기의 역수로서, 비정상적인 극점의 영향을 크게 줄여주는 역할을 한다. 그러나, 이러한 방법은 이미 얻어진 데이터를 소실시키는 수동적인 보정이기 때문에, 그리 효율

적이라 말할수 없었고, 또한 신호지배영역의 설정이 정밀하지 못했을 경우, 방향성에 추정 에 있어 오차를 발생시킬 여지가 있었다.

이러한 문제를 해결하기 위해서 본 논문에서는 ML 분류방법을 이용하여, 선별적으로 가중치를 부여할 수 있도록 하는 선가중치(pre-weight)를 새롭게 소개한다. 기존의 가중치는 왜곡이 일어난 극점자취영역의 효과를 감소시키는 역할을 했다. 다시말하자면, 극점자취 자체를 보정하지는 못한다는 뜻이다. 극점자취 자체를 보정하려는 목적의 가중치를 사용한다면, 이는 극점자취를 검출하기 이전에 적용해야 한다. 이를 위해서는 가중치를 적용하려는 점들을 선별하기 위한 분류의 개념이 도입되어야 한다. 이러한 분류는 가중치를 적용해야 하는 점들의 확률밀도함수와 적용하지 않아도 올바른 극점이 검출될 수 있는 점들의 확률밀도함수를 사용하여, ML 방법으로 분류해 낼 수 있다. 일반적인 크기의 점들, 즉 가중치를 적용할 필요가 없는 점들의 확률밀도함수는 움직임 열화가 발생한 영상의 확률밀도 f_x 로 표현할 수 있다. 이 점들에는 가중치 없이도, 올바른 극점이 검출될 수 있다. 가중치를 적용해야만 하는, 왜곡을 일으키는 큰 값들은 그 값이 매우 큰 영상에서 비롯된 성분이므로, 거의 영상에서의 값과 같다. 또한 이러한 값들은 PSF의 값이 1에 가까울 때, 문제를 일으키므로, 영상에 의한 영향이 지배적이다. 따라서, 이때의 움직임 열화가 발생한 영상은 주파수 영역에서 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$Y = D \cdot X \cong X \quad (1)$$

여기서 X 는 문제를 일으키는 원영상의 큰 값이다. 따라서, 이때의 확률밀도함수는 원영상의 확률밀도 함수 f_x 와 같게된다. 두개의 분류를 위한 확률밀도함수가 존재하므로, ML 분류방법을 적용할 수 있다. 각각의 판별함수를 다음

과 같이 정의한다[6].

$$g_l(x) = \ln\{f_l\}, \quad g_n(x) = \ln\{f_n\} \quad (2)$$

이제 가중치를 적용할 값들의 클래스와 적용하지 않아도되는 값들의 클래스를 다음과 같이 분류한다.

$$x \in C_l, \quad \text{if } T(x) = g_l(x) - g_n(x) > 0 \quad (3)$$

그리고

$$x \in C_n, \quad \text{if } T(x) = g_l(x) - g_n(x) < 0 \quad (4)$$

여기서 V_l 과 V_n 은 각각 가중치 적용이 필요한 클래스, 그리고 가중치 적용이 필요없는 클래스이다.

이렇게 분류된 가중치 적용이 필요한 클래스는 다음과 같이 주변값과의 기울기, 자신의 크기등을 다각도로 고려하여 적용해 준다. 가중치는 다음과 같이 크기와 주변값과의 기울기에 반비례하도록 설정해 준다.

$$w(u, v) = \begin{cases} \frac{k}{\log |X(u, v)| + \log |\nabla X(u, v)|} & , T(x) > 0 \\ 1 & , T(x) < 0 \end{cases} \quad (5)$$

여기서 ∇X 는 다음과 같다.

$$\nabla X(u, v) = \frac{|x(u-1, v)|^2 + |x(u, v-1)|^2}{4} + \frac{|x(u, v+1)|^2 + |x(u+1, v)|^2 - 4|x(u, v)|^2}{4} \quad (6)$$

이러한 선가중치 적용은 왜곡을 일으킬수 있는 잘못된 값들이 극점으로 검출될 확률을 낮추어 주는 역할을 하게 된다. 이에 따른, 새롭게 정의된 극점자취 함수는 다음과 같다.

$$H_o(v) = \arg\{\max_u G(u, v) \cdot w(u, v)\} \quad (7)$$

이렇게 ML 방법을 사용한 새로운 극점자취방법은 신호지배영역의 결정 없이도 적절한 파라미터 추정이 가능하다.

2. AR(auto-regressive)모형을 사용한 선형 예측기반의 극점자취 알고리즘



그림 2 움직임열화현상이 발생한 영상의 주파수 영역에서의 단면

실질적으로 움직임열화가 발생한 영상에서 극점자취를 검출하면, 움직임의 방향성과는 관계없는 불규칙한 극점자취가 발생되기도 한다. 이러한 현상을 효과적으로 제거하기 위해서는, 좁은영역에서 극점자취점들이 비교적 일정한 통계적인 특성을 지닌다는 사전정보를 활용해야 한다. 이러한 특성을 이용하여, AR 모델을 이용한 선형예측을 일정구간에서 하게되면, 방향성과 관계없는 잘못된 극점값들의 예측오차(prediction error)는 일반적인 것들보다 큰 값으로 나오게 된다. 여기서, 예측 오차는 다음과 같다[6].

$$e(n) = u(n) - \sum_{k=1}^s a(k)u(n+k) \quad (8)$$

s 는 예측 구간이다. 여기서 예측오차가 한계값 f 를 넘어버리게 되면, 검출된 최대값을 제외한 다음 최대값을 찾아, 다시 오차를 측정한다. 오차가 한계값이내일 때는 그 점을 극점으로 판단하게 된다. 이러한 과정은 다음과 같은 반복적인 방법으로 나타낼 수 있다.

$$u_0(v) = H_o(v) = \arg\{\max_{u \in S_0} G(u, v) \cdot w(u, v)\}, S_0 = \{x | x \text{ 는 } u \text{ 축의 모든 값}\}$$

$$u_1(v) = H_o(v) = \arg\{\max_{u \in S_1} G(u, v) \cdot w(u, v)\},$$

$$S_i = S_0 \cap \{u_i(v)\}^c, e(v) > f \text{ 일때}$$

$$u_i(v) = H_o(v) = \arg\{\max_{u \in S_i} G(u, v) \cdot w(u, v)\},$$

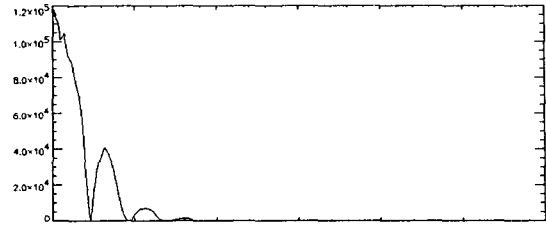


그림 3 길이 7의 움직임 열화가 발생한 영상의 1차원 특성곡선(이동평균함수를 이용한 결과)

$$S_i = S_{i-1} \cap \{u_i(v)\}^c, e(v) > f \text{ 일때} \quad (9)$$

따라서 적절한 극점은 $e(v) < f$ 일때, 찾아진다는 것을 알 수 있다. 결론적으로 1, 2 단원의 방법을 사용하여, 다음 수식을 통해, 움직임열화현상의 방향을 구할 수 있게 된다.

III. 움직임 열화의 길이 추정

움직임 열화현상이 발생한 영상을 주파수영역에서 살펴보면, 그 단면은 그림 2와 같이 타원 형태와 비슷한 모양을 이루고 있음을 알 수 있다. 이러한 패턴은 움직임 열화 PSF의 단면과 모양이 같으므로, 이러한 단면에서 어떠한 특성을 추출해 낼 수 있다면, 구하고자하는 파라미터를 효율적으로 추정할 수 있을 것이다. 본 논문에서 이러한 2차원적인 형태의 단면을 1차원 특성곡선으로 만들어주는 다음과 같은 새로운 이동평균함수를 소개한다.

$$m(u) = \iint_{\substack{v \in \mathbb{R} \\ |v| \leq \frac{1}{2} \\ |u-v| \leq \frac{1}{2}}} G(u, v) \cdot L(u, v) du dv \quad (10)$$

여기서 $y = \tan \theta \cdot x$, $x = \{x | x \in \mathbb{R}\}$, $L(u, v)$ 는 상수, 그리고 k 는 커널의 길이이다. 이러한 이동평균함수를 사용하여 얻은 1차원의 특성곡선은 그림 3과 같이 1차원 sinc 함수로 나타나고, 이를 통하여, 다음과 같이 미분으로서 부극점을 검출할 수 있게 된다.

$$\frac{dm(u)}{du} = 0 \quad (11)$$

위의 조건을 만족하는 점이 부극점이 된다. 이



그림 4 각도 30° 길이 15의 움직임 열화가 발생한 영상의 선가중치

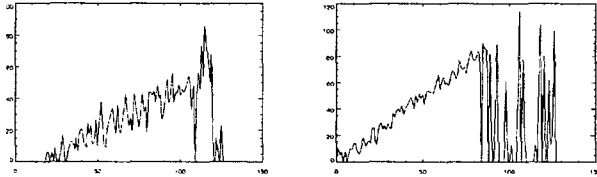


그림 5 가중치를 적용하지 않은 극점자취(왼쪽)와 선가중치를 적용한 후 검출된 극점자취(오른쪽)

러한 과정을 본 논문에서는 이동평균최소법이라 정의한다. 이러한 이동평균최소법은 노이즈가 영향을 크게 미칠수없는 부극점(sub-peak point)을 사용하였으며, 또한 이동평균함수에 합을 취하는 과정이 포함되어 있으므로, 노이즈에 대한 영향을 거의 받지 않게 된다. 결론적으로, 다음과 같은 수식으로 움직임 열화의 길이를 추정할 수 있다.

$$d = \frac{3}{2 \times \text{location of the sub-peak}} \quad (12)$$

IV. 실험결과

새롭게 제안한 알고리즘을 기존의 알고리즘과 비교해 보았다. 사용된 영상은 각도 30°, 길이 15의 움직임 열화가 발생한 영상이다. 그림 4는 본 영상에서 ML 방법에 의해 생성된 선가중치이다. 그림 5는 선가중치가 추가된 후의 극점자취와, 그렇지 않은 일반적인 극점자취와의 비교를 보여주고 있다. 선가중치를 취한 극점자취가 좀더 고른 방향성을 보이는 것을 알 수 있다. 그림 6은 오차한계를 넘은 극점에 대해 보정이 이루어지며, 오차가 줄어드는 과정을 보여준다. 표 1은 여러 노이즈 상황에서 기

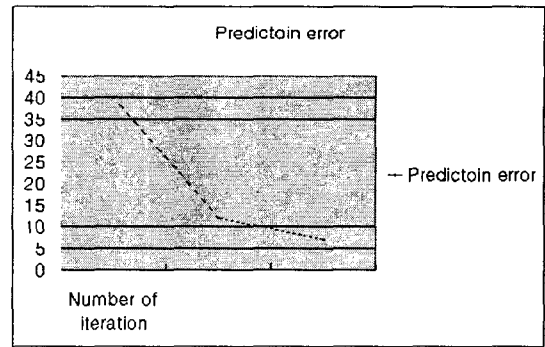


그림 6 예측오차의 수렴곡선

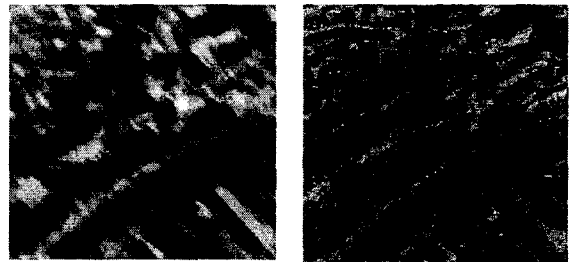


그림 7 움직임열화가 발생한 영상과 복원 결과

존의 알고리즘과 제안한 알고리즘과의 방향추정결과에 대한 비교이며, 표 2는 길이추정 결과이다. 추정결과는 신뢰할만했으며, 이를 통해 PSF를 구성한 후, CLS 필터를 사용하여, 원영상으로 복원해 본 결과는 그림 7과 같다.

V. 결론

본 논문에서는 움직임 열화현상이 발생한 영상의 효율적인 복원을 위한 더욱 개선된 알고리즘을 소개했다. 노이즈에 강하고 처리시간이 빠른 극점자취방법에, 확률적인 개념을 추가한 새로운 확률적 극점자취 방법은 극점을 검출하는데 있어, 능동적이고, 후처리-신호지배영역 설정, 수동적 가중치 설정등-에 대한 부담이 없는 효율적인 방법이다. 이를 위해, 본 논문에서는 ML 분류, 선형예측등을 사용하였으며, 또한 길이의 추정에 있어서는 노이즈에 강한 새로운 이동평균최소법을 제안하였다. 최종적으로 실험을 통하여 제안된 알고리즘이 매우 효

올적이고 신뢰할수 있는 방법임을 확인할 수 있었다.

노이즈(dB)	웨이트 미적용시 추정각	웨이트 적용시 추정각
노이즈가 없을 때	28.1160	30.2543
50	28.1648	30.0450
35	28.0952	29.9382
20	27.1072	28.5625

표 1 선가중치를 적용했을때와 적용하지 않았을 때의 추정된 각도 비교

노이즈(dB)	추정된 길이(pixel)
노이즈가 없을 때	15
50	16
35	17
20	17

표 2 제안된 이동평균자승법으로 추정된 움직임 열화의 길이

“An algorithm to extract camera-shaking degree and noise variance in the peak trace domain“, *IEEE Trans. On Consumer Electronics*, vol. 44, No. 3, pp. 1086-1090, August 1998.

- [5] John A. Richards, *Remote Sensing Digital Image Analysis, An Introduction*, Springer-Verlag, New York, 1995.
- [6] J. D. Markel and A. G. Gray, *Linear Prediction of Speech*, Springer-Verlag, 1982.

참고문헌

- [1] R. Fabian and D. Malah, “Robust Identification of Motion and Out-of-Focus Blur Parameters from Blurred and Noisy Images”, *CVGIP*, Vol. 53. No. 5. September 1991.
- [2] A. Murat Tekalp, Howard Kaufman, and John W. Woods, “Identification of image and blur parameters for the restoration of noncausal blurs”, *IEEE Transactions on Acoustic Speech and Signal Proc.*, Vol. ASSP-34, NO.4, August 1986.
- [3] T.M. Cannon, “Blind deconvolution of spatially invariance image blurs with phase”, *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.*, 24, 1976
- [4] Ji-Woong Choi, Moon Gi Kang and K. T. Park,