

논문-00-5-2-14

통계적 극점 자취 알고리즘에 기초한 움직임 열화 영상의 파라미터 추출

최 병 철*, 홍 훈 섭**, 강 문 기**

Estimation of Motion-Blur Parameters Based on a Stochastic Peak Trace Algorithm

Byung-Chul Choi*, Hunsop Hong** and Moon Gi Kang**

요 약

영상을 획득하는 과정에 있어서 영상 획득 장치 또는 피사체의 흔들림은 영상에 손상을 가져온다. 이러한 손상을 움직임 열화(motion blur)라고 부르며, 영상의 선명도를 떨어뜨리는 주된 원인이 된다. 최근 연구에서 밝힌 극점자취 방법을 통해 주어진 열화 영상에서 열화의 PSF(Point Spread Function) 특성을 구하는데 사용되는 중요한 파라미터를 추출 할 수 있다. 이러한 극점 자취 방법으로, 노이즈에 의한 열화에 관계없이 적은 연산량으로 움직임 열화의 방향을 추출할 수 있다. 본 논문에서는 통계적 극점 자취 접근법을 새롭게 제안한다. 저주파 영역에서 움직임 열화방향의 추정오차를 줄이기 위해 ML(Maximum Likelihood)분류를 통해 오차를 유발하는 극점을 선택하여 가중치를 적용, 그 영향을 최소화 한다. 선형 예측법을 사용하여, 불규칙적 자료가 극점으로 선택 되는 것을 방지한다. 제안된 MALM(Moving average least mean)방법은 두번째로 큰 극점의 검출을 위해 움직임의 정도를 판별하는데 사용된다. MALM방법은 자체적으로 노이즈 제거 과정을 내포하고 있으므로 노이즈가 많은 환경에서도 파라미터를 추출할 수가 있다. 실험에서 우리는 제안된 방법을 통해 얻어진 정보를 사용하여, 열화된 이미지를 효율적으로 복구해 낼 수 있었다.

Abstract

While acquiring images, the relative motion between the imaging device and the object scene seriously damages the image quality. This phenomenon is called motion blur. The peak-trace approach, which is our recent previous work, identifies important parameters to characterize the point spread function (PSF) of the blur, given only the blurred image itself. With the peak-trace approach the direction of the motion blur can be extracted regardless of the noise corruption and does not need much processing time. In this paper stochastic peak-trace approaches are introduced. The erroneous data can be selected through the ML classification, and can be made small through weighting. Therefore the distortion of the direction in the low frequency region can be prevented. Using the linear prediction method, the irregular data are prohibited from being selected as the peak point. The detection of the second peak using the proposed moving average least mean (MALM) method is used in the identification of the motion extent. The MALM method itself includes a noise removal process, so it is possible to extract the parameters even an environment of heavy noise. In the experiment, we could efficiently restore the degraded image using the information obtained by the proposed algorithm.

I. 서 론

영상을 획득하는데 있어서 영상획득장치와 피사체간의

상대속도 차이는 영상의 품질에 심각한 저하를 가져온다. 이러한 손상은 영상의 해상도와 선명도를 저하시키는데, 이를 움직임 열화(motion blur)라고 부른다^[1]. 일반적으로, 움직임 열화 시스템에 대한 정보는 매우 제한적이기 때문에, 열화된 영상만을 가지고 복원해내야 한다. 복원 과정은 PSF(Point Spread Function)를 모델링 한 후 움직임 열화의 파라미터를 추출하고 모델링 된 PSF를 사용하여

* 삼성전자 디스플레이사업부
Display Division Samsung Electronics co., LTD

** 연세대학교 전기·전자공학과
Dept. of Electrical & Electronic Engineering, Yonsei University

움직임 열화 영상에 역컨벌루션(deconvolution)을 적용하는 순서로 이루어지는데, 이러한 복원 방법은 지금까지 널리 연구되어왔다^{[2][3]}. Cannon은 움직임 열화 시스템의 주파수 응답에서의 영교차점(zero crossing)의 방향과 주기성을 이용하여 움직임 파라미터를 추정했다. 즉, 움직임 열화 PSF의 주파수 응답인 sinc함수의 영교차점은 움직임의 방향과 길이에 대한 정보를 가지고 있으므로, 만약에 영교차점을 찾을 수 있다면, 열화의 파라미터를 추정할 수 있다. 노이즈가 많은 경우에 영교차점을 찾기 어려우므로, 이를 극복하기 위한 극점 자취 알고리즘이 있다^{[2][4]}. 극점 자취방법을 이용하면, SNR이 낮을 때, 종래의 방법보다 정확한 파라미터를 구할 수 있다.

극점자취방법에서 움직임 열화의 방향과 길이는 극점 자취 함수를 이용하여 구할 수 있다. sinc함수의 주기적 영교차점 사이에 위치한 극점의 자취는 움직임 열화의 방향과 수직이다. 그러므로, 극점자취를 찾을 수 있다면, 움직임 열화의 방향도 구할 수 있을 것이다. 극점의 자취는 극점자취 함수를 통해 구할 수 있으며, 폴(pole)을 사용한 극점자취 방법은 노이즈에 의한 영향이 적다. 따라서 움직임 열화 파라미터를 노이즈에 관계없이 추출할 수 있고, 그 처리시간도 줄일 수 있다. 이 접근법에서는 열화된 이미지의 SNR과 열화의 정도를 얻기 위해서 1차원 함수인 극점자취 영역과 주기적인 영교차점을 사용한다.

본 논문에서는 열화 방향을 추정하기 위하여 전가중치(pre-weight)를 새롭게 도입한다. 일반 영상은 특정 주파수 영역에서 큰 값을 갖기 때문에, 이 알고리즘의 적용에 지장이 있다. 이 문제는 ML(Maximum Likelihood)분류에 근거한 전가중치에 의해 해결할 수 있다. 우리는 불규칙적인 극점 자취 문제를 풀어내기 위한 수단으로 AR(Autoregressive) 모델을 사용한 능동 극점자취 탐색을 소개한다. 또한 노이즈에 의해 크기가 작아진 부극점을 추출하여 움직임 열화의 정도를 추정하는 MALM(moving average least mean)방법을 제안한다. 따라서 SNR이 낮을 경우 MALM방법은 영교차점을 이용한 종래의 방법보다 더 나은 파라미터를 추정할 수 있다.

II. 이론적 배경

실제적으로 많은 경우에 이미지의 열화는 선형 열화와 가우시안 노이즈가 부가된 과정(additive Gaussian noise process)^[5]에 의해 모델링 할 수 있다. 그러므로 열화모델

은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$y(i, j) = d(i, j) * x(i, j) + n(i, j) \quad (1)$$

여기서, $x(i, j)$ 는 원영상, $d(i, j)$ 는 열화현상의 PSF, 그리고 $n(i, j)$ 는 노이즈이다.

만약, 원영상이 정적 가우시안 랜덤 프로세스라면 영상에 있어 픽셀간의 차이도 랜덤이라는 것을 알 수 있다. 우리는 랜덤 신호가 다음과 같은 가우시안 확률분포함수를 가질 경우를 생각해 볼 수 있다.

$$g_X(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_X^2}} \exp\left\{-\frac{(x-\mu_X)^2}{2\sigma_X^2}\right\} \quad (2)$$

여기서 σ_X^2 와 μ_X 는 주파수영역에서의 영상의 분산과 평균이다.

1. 움직임 열화 영상의 통계적 분석

움직임 열화가 일어난 영상의 주파수영역에서 한 점을 고려해 보자. 원 영상의 값은 저주파수 영역에 주로 분포하는 경향이 있으므로 저주파수 영역에 큰 값이 존재한다. 이러한 큰 값이 열화함수와 곱해지면, 열화가 발생한 점의 값은 일반 값과는 달리 상당히 커지게 된다. 그러므로 움직임 열화가 일어난 영상에서의 한 점의 값은 왜곡을 일어나게 하지 않는 일반적 집합과 방향의 왜곡을 야기할 큰 값(Large value)의 집합으로 나눌 수 있다.

만약에 움직임 열화 영상의 한 점 값이 다른 값과 비교해 충분히 크다면, 그 점의 확률 분포함수는 주파수 영역에서 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$X = I_G \cdot B \quad (3)$$

여기서 X , I_G , B 는 각각 점의 값, 영상에서 아주 큰 값 그리고 열화의 진폭이다. 이 경우 영상에서의 점들의 값은 대략 1정도로 매우 크기 때문에, 움직임 열화의 파라미터값을 유도하는데 열화를 곱해주게 되면 $I_G \cdot B$ 는 파라미터의 추정을 방해할 만큼 큰 값이 되고, 열화의 파라미터를 구하기 어렵게 된다. 그러므로 이러한 경우에 있어 확률분포함수 $X = I_G \cdot B$ 를 $X = I_G$ 로 치환하여 그 영향을 최소화 할 수 있다. X 의 확률분포함수는 영상 I 의 확률분포함수에 의해 아래와 같이 표현될 수 있으며^[6]

$$g_{X_i}(x) = \frac{1}{\sqrt{2\pi\sigma_X^2}} \exp\left\{-\frac{(X-\mu_X)^2}{2\sigma_X^2}\right\} \quad (4)$$

여기서 σ_X, μ_X 는 영상의 분산과 확률이다.

위의 경우와 비교해 보았을 때 일반적인 값을 갖는 움직임 열화 영상의 경우를 고려해 보자. 그러면 열화 영상 위의 한 점의 값은 다음과 같이 표현할 수 있다.

$$X = I_N \cdot B \quad (5)$$

여기서 I_N 은 원영상의 일반적 값이다. X 의 확률분포 함수를 구하기 위해 두 랜덤변수의 밀도함수 $X = g(I, B)$ 를 결정하는 것을 고려해 보자. 이 확률 밀도함수는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$f_X(z) = \int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{|u|} f_I(w) f_B\left(\frac{z}{w}\right) dw \quad (6)$$

여기서 랜덤변수 I 와 B 는 서로 독립적이다.

2. 움직임 방향의 추정

일반적인 영상신호는 주파수영역에서의 임의의 지점에 큰 값을 가지므로 극점자취법을 적용하기 어렵다. 이전의 논문에서는 극점자취법^[4]과 가변 가중치를 둔 최소자승법을 사용하여 저주파수에서 나타나는 이러한 값의 영향을 최소화하였다. 이 가중치는 극점에 인접한 점들의 경사값과 반비례한다. 가중치를 사용한 판별 결과는 가중치 없이 판별한 결과보다 보다 정확하게 파라미터를 추정할 수 있게 해준다.

가중치를 적용하면 비정상적으로 큰 극값의 영향을 줄일 수는 있지만 방향에 관한 정보가 손상되거나 큰 추정 오차를 만들어내는 잘못된 극점을 얻을 수도 있다. 또한 이러한 가중치의 적용은 신호지배영역이 정확히 결정되지 않았을 경우 노이즈의 영향을 심하게 받게 된다. 만약, 저주파수 영역이나 기타의 영역에서 극점 자취를 적절히 찾을 수 있다면 극점자취에서 부정확한 부분들을 감쇄시키는 가중치는 불필요하게 되며 따라서, 신호지배영역(SDR)의 결정에 대해 고려할 필요가 없다. 본 논문에서는 극점 자취를 적절히 찾기 위해 전가중치를 소개한다. 이전 논문의 극점자취방법^[4]의 경우, 극점자취의 왜곡된 부분은 가중치 계산에 의해 감쇄되었으나, 그 가중치는 극점 자취

의 왜곡된 부분을 수정할 수가 없었다. 이 문제를 해결하기 위해서는 극점 자취를 추정하기 전에 가중치가 적용되어야 하며, 그 가중치는 극점 자취 추정에 오차를 일으키는 점의 값에만 선택적으로 적용되어야 한다. 이러한 전가중치(pre-weight)는 확률분포함수를 사용한 ML분류에 의해 계산할 수 있다.

이제 각 집합의 판별 함수를 고려해보도록 하자. 큰 값의 판별함수는 다음과 같다.

$$g_L(x) = \ln\{g_{XL}(x)\} - \frac{1}{2} \ln|\sigma_X^2| - \frac{(X-\mu_X)^2}{2\sigma_X^2} \quad (7)$$

여기서 σ_X^2 과 μ_X 는 X 의 분산과 평균이다. 일반 값에 있어 판별 함수는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$g_M(x) = \ln\{g_{XM}(x)\} = -\ln\left\{\int_{-\infty}^{\infty} \frac{1}{|u|} f_I(w) f_B\left(\frac{x}{w}\right) dw\right\} \quad (8)$$

식 (8)에서 $G_M(x)$ 는 가우스 함수이며 이는 해석이 용이하지 않은 함수이므로 실제적 적용의 경우 적합하지 않다. 그러나 관찰된 영상의 평균과 분산을 알고 있으므로 판별함수는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$g_M(x) = -\frac{1}{2} \ln|\sigma_M^2| - \frac{(x-\mu_M)^2}{2\sigma_M^2} \quad (9)$$

이제, 점의 값을 두 집합으로 나눌 수 있다. 큰 값을 갖는 집합과 보통값을 갖는 집합이며 다음과 같다.

$$x \in V_L, \text{ if } T(x) = g_L(x) - g_M(x) > 0 \quad (10)$$

$$x \in V_N, \text{ if } T(x) = g_L(x) - g_M(x) < 0 \quad (11)$$

일반 값을 갖는 영역의 경우에는 열화의 영향을 많이 받게 되므로, 극점 자취를 정확하게 추정해 낼 수 있다. 그러나, 큰 값을 갖는 영역의 경우에는 적절한 극점을 찾는 대신 그 큰 값이 극점이 되는 경향이 있다. 이러한 큰 값을 갖는 집합에는 전가중치를 사용하여 점의 크기를 감쇄시키는 것이 필요하다. 이 큰 값은 극점 자취에서 멀고 일반적으로 큰 경사값을 갖는다. 따라서 큰 경사값을 갖는 큰 점은 주로 왜곡을 일으키게 되므로 경사값을 고려해주는 것이 필요하게 된다. 따라서 이러한 극점자취의 왜곡을 제거하는 전가중치를 다음과 같이 정의하도록 한다.

$$w(u, v) = \begin{cases} \frac{k}{\log|G(u, v)| + \log|\nabla G(u, v)|} & T(x) > 0 \\ 1 & T(x) < 0 \end{cases} \quad (12)$$

여기서 G 와 ∇G 는 주파수 영역에서의 점의 값과, 움직임 열화 영상의 기울기이고 k 는 scaling factor이다. G 와 ∇G 의 값이 상당히 크므로 로그압축이 필요하다.

전가중치는 큰 값의 집합을 판별할 때 점의 값과 기울기 값에 반비례하게 되고, 일반 값의 경우 1의 값을 갖는다. 움직임 열화 영상의 주파수 응답 중 큰 값은 극점자취에 왜곡을 가져오기 때문에 가중치를 적용하여 일반 값으로 변화시킨다. 따라서 새로운 극점자취함수는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$H_G(v) = \arg \left[\max_u \{G(u, v) \cdot w(u, v)\} \right] \quad (13)$$

전가중치를 통하여 저주파수에서의 극점자취의 왜곡을 줄일 수 있고, SDR없이 보다 정확한 움직임의 방향을 추정할 수 있다. 전가중치를 사용하여 자료의 손상이나 노이즈의 영향 없이 적절한 극점자취를 추정할 수 있다.

실제로 움직임의 방향과 관계가 없는 일부 극점은 영상에 따라 다르게 나타난다. 적절한 극점대신에 이러한 극점이 나타나면, 극점자취영역은 NDR(Noise Dominant Region)과 SDR(Signal Dominant Region)을 구분해 낼 수 없다^[4]. 따라서 극점자취추정은 큰 오차를 갖는다. 만약에 이러한 극점이 일반값이라면, 전가중치에 의해 생략되지 않는다.

이러한 문제를 해결하기 위해 선형예측방법을 사용하여 적절하게 극점을 선택한다. 만약에 $u(n)$ 이 평균이 0이고 자기 상관계수함수가 $r(k)$ 인 정적랜덤과정이라면 AR모델은 다음과 같이 정의할 수 있다.

$$u(n) = \sum_{k=0}^N a(k)u(n-k) + e(n) \quad (14)$$

여기서 $a(k)$ 는 모델 계수이고 $e(n)$ 은 예측 오차, 그리고 N 은 탭수이다. \hat{S} 을 u 축이나, v 축을 따라 이동할수 있는 영역이라고 생각하면 식(14)에 의해 정의된 바와 같이 지배영역 \hat{S} 의 AR모델은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\hat{u}(n) = \sum_{k \in \hat{S}} a(k)u(n-k) + e(n) \quad (15)$$

이 식은 다음과 같은 행렬식으로 다시 표현이 가능하다.

$$Ra = b \quad (16)$$

여기서 R 은 $(N+1) \times (N+1)$ 의 상관행렬이고, a 는 $N+1$ 차의 모델 계수 벡터, b 는 오차 분산과 N 개의 0을 갖는 벡터를 의미한다. 위 방정식(16)을 풀면, 모델 계수를 구해낼 수 있다.

극점 자취 데이터 $u(v)$ 를 가지고 있을 때, 예측 오차는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$e(v) = u(v) - \hat{u}(v) \quad (17)$$

여기서 $\hat{u}(v)$ 은 추정 극점이다. (17)식에서 극점이라고 추정된 $\hat{u}(v)$ 가 적절한 극점이 아니라면, $e(v)$ 는 큰 값을 갖는데 이 경우 적절한 극점으로 선택되어서는 안된다. 이를 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$u(v) = H_G(v) = \arg \left\{ \max_{u \neq u_{\text{past}}} G(u, v) \cdot w(u, v) \right\} \quad \text{if } e(v) > f \quad (18)$$

여기서 f 는 오차한계이다.

노이즈가 많은 경우나, 혹은 특정한 패턴을 갖는 영상의 경우, 두번째로 큰 값도 적절한 극점이 아닐 수 있다. 이러한 문제를 해결하기 위해서는 반복하여 추정하는 방법을 사용해야 한다. \hat{S}_k 를 u 축의 인덱스의 k 번째 집합이라고 한다면, 반복 극점 자취 함수는 다음과 같이 주어진다.

$$\begin{aligned} u_0(v) &= H_G(v) = \arg \left\{ \max_{u \in \hat{S}_0} G(u, v) \cdot w(u, v) \right\} \\ \hat{S}_0 &= \{x | x \text{ is the all index of } u \text{ axis}\} \\ u_k(v) &= H_G(v) = \arg \left\{ \max_{u \in \hat{S}_k} G(u, v) \cdot w(u, v) \right\} \\ \hat{S}_k &= \hat{S}_{k-1} \cap \{u_k(v)\}^c, \quad \text{if } e(v) > f \end{aligned} \quad (19)$$

(19)식에서 큰 예측오차를 갖는 극점은 적절한 극점이라고 간주되지 않는다. 이 경우에 있어, 다음으로 큰 값이 선택되고, 예측오차가 다시 계산된다. 이러한 반복 과정은

예측오차가 오차한계 만큼 작아질 때까지 지속된다. 그러므로, 적절한 극점은 $e_k(n) < f$ 일 때 선택된다.

마지막으로 극점자취방법을 사용한 움직임의 방향은 다음과 같이 계산된다.

$$\theta = \left\{ \tan^{-1} \frac{\sum_p b q}{\sum_p b^2} \right\} \quad (20)$$

여기서 b, q 는 실제 검출된 극점의 좌표이다.

3. 움직임의 정도 추정

부극점을 찾기 위하여 moving average least mean 방법을 제안한다. Moving average 함수는 다음과 같이 정의된다.

$$m(u) = \int \int_{v \in y, u \in \left\{ u, u+1, \dots, u+\frac{k}{2} \right\}} G(u, v) \cdot L(u, v) du dv \quad (21)$$

여기서, $y = \tan \theta \cdot x$, $x = \{x \mid x \in R\}$ 이며, $L(u, v) = C(\text{constant})$ 와 k 는 커널 $L(u, v)$ 의 폭이다. 이 함수는 2차원 그림에 대한 일차원 특성곡선을 나타낸다. 즉, 제안된 moving average 함수를 사용하면 2차원 데이터를 원래 2차원 데이터의 정보를 가지고 있는 일차원 데이터로 변환할 수 있고 쉽게 2차원 데이터를 해석할 수 있다.

MALM방법을 이용한 부극점의 검출 과정은 그림1에 묘사되어있다. 움직임 열화 영상의 주파 응답에 moving average 함수를 사용하여, 1차원 특성 곡선을 그리도록 하자. Moving average 함수를 사용하기 전에 주파 응답의 방향은 그림 1과 같이 90도 선에 정렬되어야 한다. 그

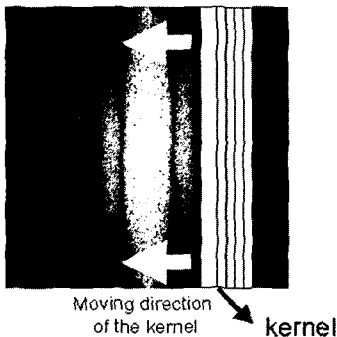


그림 1. MALM방법을 사용한 두 번째로 큰 극점의 검출
Fig. 1. Sub-peak detection using MALM method

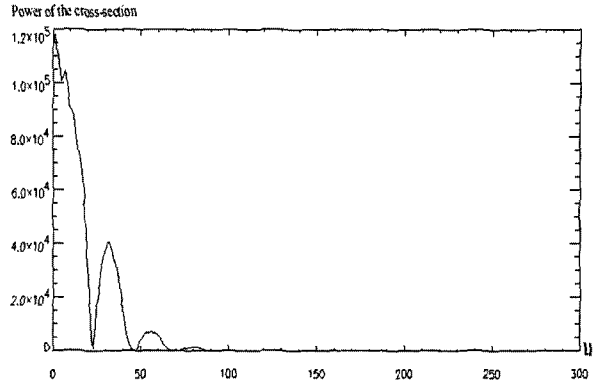


그림 2. 길이 7을 갖는 움직임 열화 영상의 일차원 곡선
Fig. 2. One dimension curve of the motion blurred image with length 7

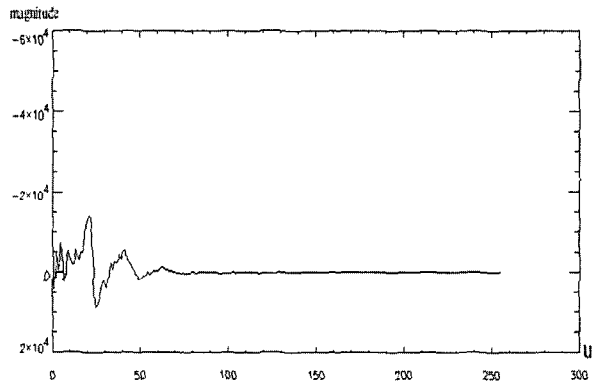


그림 3. $m(u)$ 의 미분함수
Fig. 3. Differentiation of $m(u)$

림 2은 1차원 곡선이다. 그림 3에서 움직임 열화 영상의 2차원 주파수 응답 특성곡선인, 1차원 sinc함수의 부극점을 볼 수 있다. 이 극점은 여러 2차원 데이터의 포화값들로 구성되었기 때문에, 1차원 그래프에서의 극점의 위치는 2차원에서 극점 자취의 위치를 나타낸다. 그러므로, 부극점은 다음과 같은 조건을 만족하는 위치에서 검출 될 수 있다.

$$\frac{dm(u)}{du} = 0 \quad (22)$$

그림 3은 $m(u)$ 를 미분한 결과 그래프를 보여준다. 따라서 움직임의 정도는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$d = \frac{3}{2 \times \text{location of the sub-peak}} \quad (23)$$

노이즈가 많은 환경에서는 종래의 영교차 접근법^{[4][7]}은 노이즈에 의해 영점이 산란되므로 적합한 방법이 아니다. 열화 영상 $g(u, v)$ 를 N 개의 작은 영상 $g_i(u, v)$ 으로 나누어 보자. 그러면 작은 개개 영상의 푸리에 변환은 다음과 같이 표현 가능하다.^[4]

$$\begin{aligned} F\{g_i(x, y)\} &= G_i(u, v) \\ &= H(u, v) \cdot F_i(u, v) + N_i(u, v) \end{aligned} \quad (24)$$

여기서 $G_i(u, v)$ 는 $g_i(x, y)$ 의 주파수 응답이고 $F_i(u, v)$ 와 $N_i(u, v)$ 는 원영상과 i 번째 작은 영상에 포함된 노이즈의 주파수 응답이다. (24)식의 $H(u, v)$ 와 $F_i(u, v)$ 를 $A_i(u, v)$ 로 치환하고 절대값의 제곱을 하면, (24)식은 다음처럼 된다.

$$|G_i(u, v)|^2 = |A_i(u, v) + N_i(u, v)|^2 \quad (25)$$

$A_i(u, v) = a_i + bj$ 로 $N_i(u, v) = c_i + dj$ 로 놓으면 (25)식은 다음과 같이 확장된다.

$$|A_i(u, v) + N_i(u, v)|^2 = |A_i(u, v)|^2 + |N_i(u, v)|^2 + 2(a_i c_i + b_j d_j) \quad (26)$$

$\angle N_i = \theta_N$, $A_i(u, v)$ 의 각을 $\angle A_i = \theta_A$ 로, $N_i(u, v)$ 의 각을 $\angle N_i = \theta_N$ 로 놓고, 각 사이의 차이를 $\theta_i = \theta_A - \theta_N$ 로 잡자. 이 경우 삼각함수 공식에 의해 $\cos \theta_i$ 는 다음과 같이 확장할 수 있다.

$$\cos \theta_i = \frac{a_i c_i + b_j d_j}{\sqrt{(a_i^2 + b_j^2)(c_i^2 + d_j^2)}} \quad (27)$$

식(26)을 식(27)으로 치환하면 (26)식은 다음과 같이 된다.

$$|A_i(u, v) + N_i(u, v)|^2 = |A_i(u, v)|^2 + |N_i(u, v)|^2 + 2|A_i(u, v)| \cdot |N_i(u, v)| \cos \theta_i \quad (28)$$

결국 위의 결과를 이용하면 (25)식은 다음과 같이 된다.

$$|G_i(u, v)|^2 = |H(u, v) \cdot F_i(u, v)|^2 + |N_i(u, v)|^2 + 2|H(u, v) \cdot F_i(u, v)| |N_i(u, v)| \cos \theta_i \quad (29)$$

앞서 제안한 MALM방법에 따라, 동일한 방향에 위치한 $G_i(u, v)$ 의 평균값을 사용한다. $G_i(u, v)$ 의 위치를 표시하기 위해 2차원 첨자를 도입하여 $G_{i,j}(u, v)$ 와 같이 쓰도록 한다. $X_{i,j}$ 를 2차원 좌표를 갖는 주파수 응답이라고 놓고, n 과 j 를 변수, i 를 상수로 놓자. 그러면 2차원 표시는 $G_{i,j}(u, v)|_{i=n}$ 과 같이 쓸 수 있다. 2차원 표시법을 이용하여 (28)식에서 보인 것과 동일한 방향으로 이동하는 $G_i(u, v)$ 의 n 차 평균은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} &\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} |G_{i,j}(u, v)|_{i=n}|^2 \\ &= \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} ||H(u, v) \cdot F_{i,j}(u, v)|_{i=n} + |N_{i,j}(u, v)|_{i=n}|^2 \end{aligned} \quad (30)$$

(29)과 (30)로부터

$$\begin{aligned} &\lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} |G_{i,j}(u, v)|_{i=n}|^2 \\ &= |H(u, v)|^2 \cdot \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} |F_{i,j}(u, v)|_{i=j}|^2 \\ &\quad + \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} |N_{i,j}(u, v)|^2 \\ &\quad + 2 \lim_{n \rightarrow \infty} \frac{1}{N} \sum_{j=0}^{N-1} |H(u, v) \cdot F_{i,j}(u, v)|_{i=n} \\ &\quad \cdot |N_{i,j}(u, v)|_{i=n}| \cos \theta_{i,j} \end{aligned} \quad (31)$$

$A_{i,j}(u, v)|_{i=n}$ 와 $N_{i,j}(u, v)|_{i=n}$ 가 독립인 관계를 가지므로 $\theta_{i,j}|_{i=n}$ 은 랜덤 특성을 갖는다. 그러므로 $\cos \theta_{i,j}|_{i=n}$ 는 $[-1, 1]$ 구간에서 랜덤 값을 갖는다. 따라서 (30)식의 마지막 항은 0으로 수렴한다. (31)식으로부터

$$P_g(u, v) = P_f(u, v) \cdot |H(u, v)|^2 + P_n(u, v) \quad (32)$$

여기서 $P_g(u, v)$, $P_{f(u, v)}$ 그리고 $P_n(u, v)$ 는 각각 $G_{i,j}(u, v)|_{i=n}$ 와 $F_{i,j}(u, v)|_{i=n}$ 그리고 $N_{i,j}(u, v)|_{i=n}$ 의 파워 스펙트럼이다. 파워 스펙트럼 $P_f(u, v)$ 가 영상의 세부사항을 보여주지 않으므로, 주파수 영역에서의 영상의 일반적인 특성만이 관찰된다. 노이즈 파워 스펙트럼 $P_n(u, v)$ 는 노이즈의 분산이 된다. 그러므로 (32)식에서 노이즈와 영상으로 인한 불규칙적인 값에 의한 열화 없이 $H(u, v)$ 를 해석해 낼 수 있다. 기본적으로 이러한 접근법은 노이즈가 많은 상황에서 효과적이고, 영상의 특성과 무관하게 적용할 수 있다.

마지막으로, 제안하고 있는 MALM방법은 두가지 이유에서 노이즈에 강하다. 첫째, 랜덤노이즈에 의한 영향은 합산 과정에서 제거된다. 둘째, 극점은 노이즈에 비교해 상당히 크다. 따라서, MALM방법을 사용할 경우 노이즈에 의한 열화 없이 움직임의 정도를 추정할 수 있다.

4. 실험 결과

이 절에서는 다양한 움직임의 방향과 SNR로 인위적으로 열화시킨 영상을 사용하여, 복원 과정의 성능을 조사하게 된다. 시험 영상으로 8bit으로 양자화 된 256×256 화소의 항공사진(4)을 사용한다. 신호 대 잡음비는 다음에 정의된 데시벨로 표시한다.

$$SNR = 10 \log_{10} \left(\frac{\text{variance blurred image}}{\text{variance noise}} \right) \quad (33)$$

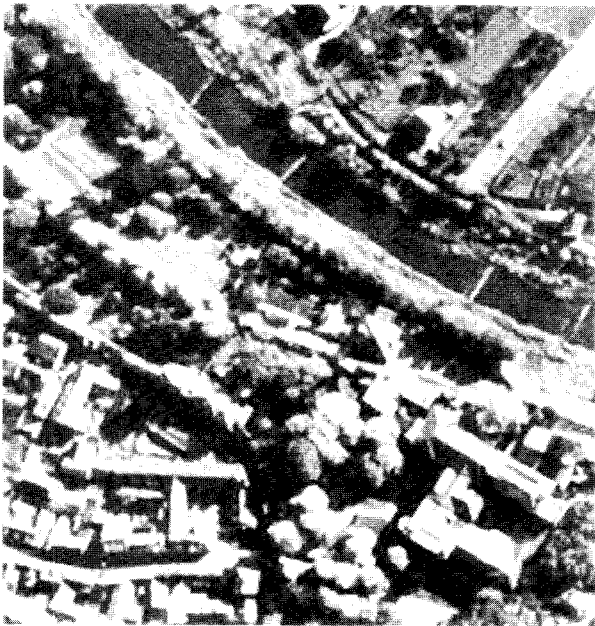


그림 4. 원 영상
Fig. 4. Original image

영상은 움직임 길이 21, 각을 30° 로 하고 30dB의 노이즈를 더한 열화영상이다. 여기서 선형 예측법과 전가중치를 적용하여 움직임의 방향을 추정하였다. 전가중치는 ML분류를 사용하여 적용하였다. 이 가중치는 저주파수 영역에서 작은 값을 보여준다. 그림 5에서, 전가중치가 부가된 극점 자취와 전가중치가 부가되지 않은 극점 자취의

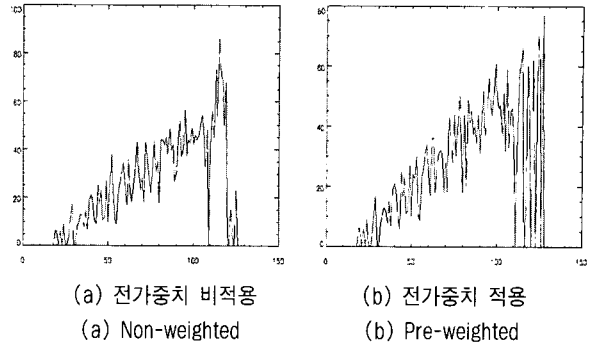


그림 5. 전가중치 적용, 비적용 극점 자취의 비교
Fig. 5. The comparison between the non-weighted peak-trace and the pre-weighted peak trace

비교를 볼 수 있다. 극점 자취의 분산은 교정과정을 적용하여 작은 값을 갖게 하여, 보다 정교한 극점 자취를 추정할 수 있게 한다. 표 1은 추정 파라미터를 나타내며, 제안된 방법(전가중치)을 사용한 추정치가 기존의 방법^[4]을 사용한 추정 방법보다 정교함을 보여준다.

표 1. 각 30도, 길이 21, 35dB의 노이즈를 갖는 움직임 열화 영상의 추정 결과치
Table 1. The estimation results of motion blurred noisy image with angle 30°, length 21, and 35dB noise

noise (dB)	non-weighting	pre-weighting
noise free	28.1160	30.2543
50	28.1646	30.0450
35	28.0952	29.9382
20	27.1072	28.5625

제안한 MALM 과정의 결과와 기존의 1차원 섀프트럼 방법을 비교하였다. 시험 영상은 앞에서 사용한 인위적으로 열화시킨 영상을 사용하였다. 다른 열화 영상도 사용하였다. 표 2.3은 추정된 움직임의 정도를 나타내며 노이즈가 많은 상황에서 기존의 방법을 사용한 추정치 보다 제안한 MALM방법을 사용한 추정치가 보다 정밀함을 보여준다.

표 2. 노이즈 비침가시 움직임 열화 영상의 추정 결과치
Table 2. The estimation results of motion blurred image without noise

actual extent	conventional method	MALM method
5	5	5
15	15	15
21	21	21

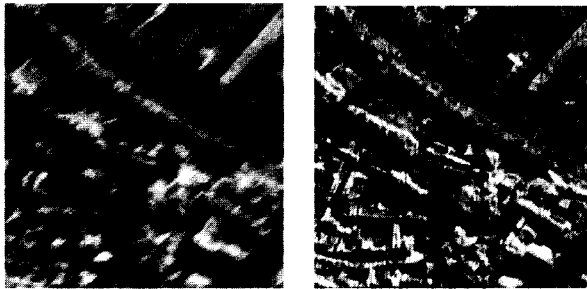
표 3. 20dB의 노이즈를 갖는 움직임 열화 영상의 결과 추정치
Table 3. The estimation results of motion blurred noisy image with 20dB noise

actual extent	conventional method	MALM method
5	5	7
15	17	15
21	24	22

추정해낸 파라미터를 사용하여 다음과 같은 위너필터를 사용하여 열화된 영상을 복구 할 수 있다.

$$X(u, v) = \frac{D^*(u, v)}{|D(u, v)|^2 + \gamma[S_n(u, v)/S_f(u, v)]} Y(u, v) \quad (35)$$

여기서 $Y(u, v)$ 는 움직임 열화 영상이며, $X(u, v)$ 는 복원된 영상이다. $S_n(u, v)$ 는 노이즈의 파워이며, $S_f(u, v)$ 는 원 영상의 파워 그리고, $D(u, v)$ 는 열화를 일으키는 함수의 추정 PSF이다. 사용한 영상은 움직임정도 13, 각 30° 그리고 35dB의 노이즈가 부가된 항공 영상이다.



(a) 열화 영상 (a) Motion blurred image
(b) 복원된 영상 (b) The restored image

그림 10. 길이 13, 각 30도 35dB의 노이즈를 갖는 움직임 열화 영상으로부터 복원된 영상

Fig. 10. The restored image from the motion blurred noisy image with length 13, degree 30°, and 35dB noise

III. 결 론

본 논문에서, 움직임의 방향과 정도를 추정하기 위해 통계적 극점 자취 알고리즘을 제안하였다. 오차가 섞인 데이터는 ML분류를 통한, 가중치 적용으로 작게 만들어 낼 수 있다. 그러므로, 저주파수 영역에서의 방향의 왜곡을 방지할 수 있으며, 결과적으로 SDR의 판별은 필요 없게 된다. 선형 예측 방법을 사용하여 오차를 만들어 내는

불규칙적인 자료-SDR에서의 고주파 자료를 극점으로 선택되지 않도록 할 수 있다. 제안한 MALM방법을 사용한 두 번째 극점의 검출은 움직임의 정도를 판별하는데 사용한다. 움직임의 방향 판별뿐만 아니라 움직임의 정도를 찾는데 극점 자취법이 사용되기 때문에, 파라미터 추정하는데 있어 노이즈는 적은 영향만을 미친다. MALM방법 자체는 노이즈를 제거하는 과정을 내포하므로 많은 노이즈가 있는 열악한 환경하에서도 파라미터를 추정하는 것이 가능하다. 실험의 결과로부터, 제안한 알고리즘이 노이즈의 영향을 적게 받는 안정된 알고리즘임을 알 수 있었다. 즉, 파라미터를 잘 추정해내고, 빠른 수행속도를 보이는 것을 알 수 있었다. 그러므로 제안한 알고리즘은 노이즈가 첨가된 열화 영상의 복원에 매우 효율적인 알고리즘이며, 실제 시스템의 적용에 있어 고성능을 기대할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] T. S. Huang, W. F. Schreiber and O. J. Tretiak, "Image Processing," *Proc. IEEE*, vol. 59, no. 11, pp. 1586-1609, 1972.
- [2] 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, Sep. 1991.
- [3] 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, Aug. 1986.
- [4] Ji-Woong Choi, Moon Gi Kang and K. T. Park, "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, Aug. 1998.
- [5] Aggelos K. Katsaggelos, "Iterative Image Restoration Algorithms," *Optical Engineering*, vol. 28, no. 7, pp. 735-748, 1989.
- [6] Athanasios Papoulis, Probability, Random Variables, and Stochastic Process, *McGraw-Hill Book Co.*, New York, 1991.
- [7] T. M. Cannon, "Blind Deconvolution of Spatially Invariance Image Blurs with Phase," *IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process.* 24, 1976.

저 자 소 개

최 병 철



1998년 2월 : 연세대학교 의용전자공학과 졸업(공학사)
1998년 3월~현재 : 연세대학교 전자공학과 석사과정
주관심분야 : 영상복원, 영상향상, 광학계 모델링

홍 훈 섭



2000년 2월 : 연세대학교 전자공학과 졸업(공학사)
2000년 3월~현재 : 연세대학교 전기전자공학과 석사과정
주관심분야 : 영상복원, 영상향상

강 문 기



1986년 2월 : 서울대학교 전자공학과 졸업(공학사)
1988년 8월 : 서울대학교 대학원 전자공학과 졸업(공학석사)
1994년 2월 : Northwestern University 졸업(공학박사)
1994년 3월 ~ 1994년 10월 : Northwestern University Research Fellow
1994년 11월~1997년 2월 : University of Minnesota, Duluth 조교수
1997년 3월 ~ 현재 : 연세대학교 전자공학과 부교수
주관심분야 : 영상복원, 초고해상도 영상복원, 디지털 비디오 처리