무정보 blur 이미지 복구를 위한 DFT 변환

문경일* · 김 철**
호남대학교 컴퓨터공학과* · 광주교육대학교 컴퓨터교육과**

요 약

어떠한 현상 혹은 사물의 이미지를 학생들에게 제공하는데 있어서 여러 가지 원인에 의해 초점이 흐리거나 혹은 흔들린 이미지들이 등장하여 학생들에게 보여주기가 힘든 경우가 빈번하게 발생한다. 특히, 이미지에 대한 구체적인 정보가 없는 경우에는 그 이미지는 쓸모가 없는 것이 된다. 본 연구는 무정보 블러링 이미지를 아주 빠른 시간 내에 복구할 수 있는 2차원 DFT 기반의 하나의 블러링 제거 알고리즘을 제안하는데 있다. 제안된 방법의 빠른 처리 속도는 이산 푸리에 변환, 변환의 필터링과 회선 관계 및 Moore-Penrose 역행렬의 효과적인 계산 방식을 바탕으로 한다. 특히, 필터의 주파수 응답에 관한 처리는 유용한 회선 공식을 유도한다. 제안된 방법의 구현은 보통 크기의 블러링 이미지에 적용했을 때, 아주 빠른 시간 내에 블러링 효과를 제거시킬 수 있고, 보다 선명한 이미지를 제공할 수 있음을 보인다.

키워드: 2D DFT, Blind deconvolution, Blurring, Deblurring, Moore-Penrose inverse

A DFT Deblurring Algorithm of Blind Blur Image

Kyungll Moon* · Chul Kim**
Dept. of Computer Engineering, Honam University* ·
Dept. of Computer Education, Gwangju National University of Education**

ABSTRACT

This paper presents a fast blind deconvolution method that produces a deblurring result from a single image in only a few seconds. The high speed of our method is enabled by considering the Discrete Fourier Transform (DFT), and its relation to filtering and convolution, and fast computation of Moore-Penrose inverse matrix. How can we predict the behavior of an arbitrary filter, or even more to the point design a filter to achieve certain specifications. The idea is to study the frequency response of the filter. This concept leads to an useful convolution formula. A Matlab implementation of our method usually takes less than one minute to deblur an image of moderate size, while the deblurring quality is comparable.

Keywords: 2D DFT, Blind deconvolution, Blurring, Deblurring, Moore-Penrose inverse

---

* 교신저자: 김철, 광주교육대학교 컴퓨터교육과
논문투고: 2011-09-07
논문심사: 2011-09-20
심사완료: 2011-09-21

1. 개 요

이미지 블러링은 보통 이미지에 저역 통과의 왜곡이 발생됨을 의미한다. 그 원인은 주로 카메라와 원래 장면 사이에 상대적인 움직임에 있고, 그 밖에 광학 시스템의 이상, 대기 잡음 등에 기인된다. 공간적으로 불변인 흔들림 형태는 회선의 식으로 표현될 수 있기 때문에, 역변환 및 조직화를 통해 이미지 흔들림을 제거하는 방법이 보편적으로 사용되고 있다[1][6]. 효과적이고 세련된 이미지 흔들림 제거 방법으로 Wiener 필터 기반 방법, 신뢰 구간의 교집합을 바탕으로 지역적인 다항식 근사를 사용하는 비모수적인 이미지 흔들림 제거 방식[18], 푸리에 웨이블릿 조직화 방식[16], 웨이블릿 기반 이미지 블러링 제거를 위한 기대치 최대화 알고리즘[11] 등이 존재한다. 그렇지만, 이들 기법들은 대부분 흔들림 커널 또는 PSF (point spread function) 관련 모수들에 관한 사전 지식을 사용한다는 점이다.

이미지 블러링 제거와 관련하여 가장 큰 문제는 이미지에 관한 사전 지식이 없어서, 블러링 연산자를 알 수 없는 경우이다. 이러한 경우에 따른 블러링 처리 기법들을 무정보 블러링 제거 방법이라 한다[3][4][17]. 무정보 블러링 제거 방법은 반복적인 수행을 거치기 때문에 상당한 계산 시간이 소요되고, 특히 잡음이 있는 경우에 안정성과 수렴성 문제들이 발생한다[12]. 무정보 블러링 제거의 보편적인 접근방식으로 단일 채널 및 다채널 방식이 사용되고 있다.

다채널 방식은 하나의 장면에 대한 몇 가지 관측이 복구에 사용될 수 있음을 가정한다. 다채널 방식과 관련해 두 가지 알고리즘이 대표적인데, 하나는 공간적으로 빗나간 이미지의 다채널 흔들림 제거에 관련하여 Sroubek과 Flusser의 연구 참조할 수 있고[19], 다른 하나는 아주 잡음이 심하거나 혹은 잡음은 덜하지만 장시간의 노출에 따른 흔들림을 갖는 이미지 복구에 관해 Tico와 Vehvilainen의 연구를 참조할 수 있다[14]. 그렇지만, 이러한 다채널 방식의 문제점은 왜곡 혹은 평활 연산자에 대한 사전 지식이 전혀 없이 잡음 혹은 흔들림 데이터로부터 실제 장면을 복구한다는 점이다[12].

단일 채널 방식은 보통 흔들린 이미지 상에서 사전 지식을 가정하는데, 이 방법에는 defocus 모델, 가우스 모델, 모션 모델 등이 있다. 장면에 대한 하나의 관측과 왜곡 연산자 타입을 알고 난 다음에 수학적으로 기술할 수 있는 모수들을 (가우스 흔들림의 분산, 모션 흔들림의 정도 등) 추정한다. 단일 채널 방식과 관련해서는 Rekleitis의 모션 흔들림에 의한 데이터 복구 연구가 대표적이다[2]. 이외에 웨이블릿 분해에 의한 효과적인 처리[10], 베이지안 틀에서 단일 채널 처리 방식 및 PSF에 관한 사전 지식을 여러 계층에 도입하는 방법이 사용될 수 있다[2][9][10]. 그렇지만, 단일 채널 방식 또한 이미지 분석을 통한 사전 정보 도출이라는 점에서 상당한 전처리 시간을 가지게 된다.

최근에 무정보 이미지 블러링 제거와 관련하여 신경망의 적용이 두드러지고 있다. [13]에서는 초점이 흔들린 포토 이미지에서 영역 발견과 분류에 신경망을 적용하고 있고, [7]에서는 무정보의 초해상도 이미지 복구를 위해 SVM(support vector machine)을 적용하고 있다. 흔들림 식별에 관해 MVN 기반 신경망 적용을 들 수 있는데, 두 개의 상이한 단층 MVN 기반 신경망이 흔들림과 관련 모수 식별에 사용된다[5][8]. 신경망 적용 결과들은 좋게 나타나지만, 이러한 접근방식은 몇 가지 단점들을 가지고 있다. 특히, 일반적인 학습 알고리즘이 없는 특정 구조의 네트워크이어서 별도의 훈련이 요구된다. 또 다른 단점은 아주 많은 스펙트럼 계수들을 사용하기 때문에 학습 과정이 부담스럽다는 점이다.

결론적으로 이미지 블러링 제거와 관련해서 대부분의 알고리즘은 이상적인 모델링을 기반으로 하기 때문에, 연산 측면에서 매우 비효율적이다. 이러한 측면을 개선시키기 위해서는 임의의 필터 행위의 예측 및 특정 기준 충족을 위한 필터 설계에 있어서 주파수 반응 분석이 필요하며, 이를 통해 보다 빠른 회선 공식을 유도할 필요가 있다. 본 연구에서는 이산 푸리에 변환과 필터링 및 회선 관계를 고찰하는 방식으로 보통 이미지에서 아주 짧은 시간 내에 이미지 흔들림 제거를 위한 하나의 실용적인 블러링 제거 알고리즘을 제안하고, Matlab을 사용하여 구현한다. 구현된 결과는 비교적 성능이 우수한 것으로 알려진 Wiener 필터링 방법과 비교한다.

2. 이미지 2D DFT 접근

[0, 1]에서 함수 $x(t)$에 관한 지수 형의 푸리에 급수 전개 및 푸리에 계수는 다음과 같은 스칼라 곱으로 나타낼 수 있다.

$$x(t)=\sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k e_k(t)=\sum_{k=-\infty}^{\infty} c_k e^{2\pi ikt}$$

$$c_k=<x(t),e_k(t)>=\int_0^1 x(t)\overline{e^{2\pi ikt}}dt$$

N개의 점 0, 1/N, 2/N, ... , (N-1)/N에서 샘플 벡터와 대응되는 파의 형태를 다음과 같이 나타낸다고 하자. 여기서 주파수 겹치는 현상인 앨리어싱 효과를 감안했을 때($E_{k+N}=E_{k-N}$, $E_{-k}=\overline{E_k}$), E_0, E_1, ... ,E_{N-1}만이 고려된다.

$$X=\begin{bmatrix} x(0) \\ x(1/N) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ x((N-1)/N) \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} X(0) \\ X(1) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ X(N-1) \end{bmatrix}$$

$$E_k=\begin{bmatrix} e_k(0) \\ e_k(1/N) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ e_k((N-1)/n) \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} \exp(2\pi i(k\cdot 0)/N) \\ \exp(2\pi i(k\cdot 1)/N) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \exp(2\pi i(k\cdot(N-1)/N)) \end{bmatrix}$$

이산 푸리에 변환 $\hat{X}$을 <수식 1>과 같이 정의하고, $F_N=\left[E_0^*,E_1^*,\cdots,E_{N-1}^*\right]$라 하면, $\hat{X}=F_N X$의 행렬식을 얻을 수 있다. 여기서 F_N은 $z=\exp(-2\pi i/N)$에 관해 <수식 2>과 같다.

<수식 1> $$\hat{X}=\begin{bmatrix} \hat{X}(0) \\ \hat{X}(1) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ \hat{X}(N-1) \end{bmatrix}=\begin{bmatrix} E_0^* \\ E_1^* \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ E_{N-1}^* \end{bmatrix}X$$

<수식 2>

$$F_N=\begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & \cdots & 1 \\ 1 & z & z^2 & z^3 & \cdots & z^{N-1} \\ 1 & z^2 & z^{2\cdot 2} & z^{2\cdot 3} & \cdots & z^{2\cdot(N-1)} \\ 1 & z^3 & z^{3\cdot 2} & z^{3\cdot 3} & \cdots & z^{3\cdot(N-1)} \\ \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots & \cdots \\ 1 & z^{N-1} & z^{(N-1)\cdot 2} & z^{(n-1)\cdot 3} & \cdots & z^{(N-1)\cdot(N-1)} \end{bmatrix}$$

지수 함수들의 직각 성질을 이용하면, $E_k\cdot E_l=0$, $E_k\cdot E_k=1$이다. 분석 파형과의 내적은 $\hat{X}(k)=X\cdot E_k=Nc_k$이기 때문에 <수식 3>과 같은 하나의 재구축 공식이 얻어진다.

<수식 3> $$X=\sum_{r=0}^{N-1} c_r E_r=\sum_{r=0}^{N-1}\hat{X}(r)E_r/N$$

<수식 3>의 우측 항은 열벡터 합이기 때문에 $X=\left(F_N^*/N\right)\hat{X}$와 같은 행렬식이 된다. 참고로 직각 관계에 따라 $F_N^{-1}=F_N^*/N$이다.

이미지에 관한 2D 모델은 하나의 $m\times n$ 행렬 X로 행과 열들에 관해 랩어라운드 라벨링을 가진다. 컴퓨터 화면에서 상단과 하단, 좌우 에지들은 동일한 것으로 간주한다. 파의 형태는 보통 직교 좌표계 상에서 생성되는 텐서 곱에 해당한다. x와 y축에서 주기 1의 2개의 지수함수들은 배주기의 곱을 나타낸다. 이산형의 2D 파형은 <수식 4>과 같다.

<수식 4> $$\begin{aligned}\epsilon_{k,l}(r,s)&=E_{m,k}(r)E_{n,l}(s)\\&=\exp\left(2\pi i\frac{kr}{m}\right)\exp\left(2\pi i\frac{ls}{m}\right)\\&=\exp\left(2\pi i\left(\frac{kr+ls}{m}\right)\right)\end{aligned}$$

이미지 X에 대한 2D 변환은 <수식 5>과 같이 정의될 수 있다.

<수식 5>

$$\begin{aligned}\hat{X}(k,l)&=X\cdot\epsilon_{k,l}=\sum_{r=0}^{m-1}\sum_{s=0}^{n-1}X(r,s)\overline{\epsilon_{k,l}(r,s)}\\&=\sum_{r=0}^{m-1}\sum_{s=0}^{n-1}X(r,s)\overline{E_{m,k}(r)E_{n,l}(s)}\end{aligned}$$

$F_N = [E^*_{N,0}\ E^*_{N,1} \cdots\ E^*_{N,N-1}]^T$에 관해, $\hat{X} = F_m X F_n^T = F_m X F_n$, $X = F_m^* \hat{X} F_n^* / mn$의 역변환이 성립된다. 따라서 2D DFT 변환은 다음과 같이 간단히 기술할 수 있다.

$X \rightarrow F_m X = Y;$
$Y \rightarrow Y^T \rightarrow F_n Y^T \rightarrow (F_n Y^T)^T =$
$Y(F_n)^T = (F_m X)(F_n)^T = Z;$

위 첫 번째 문장은 X의 각 열에 관한 DFT를 계산하고, 결과를 행렬 Y에 배정하는 것이고, 두 번째는 Y의 행들의 DFT를 계산하여, 최종 결과를 Z에 배정한다. 2D 모델에 관한 재구축 공식은 1차원의 경우와 유사하게 X가 $m \times n$ 행렬이라 할 때, <수식 6>과 같다.

<수식 6> $X = \sum_{k=0}^{m-1} \sum_{l=0}^{n-1} \hat{X}(k,l) \epsilon_{k,l} / mn$

3. 제안 알고리즘

신호의 필터링에 관해 이동 평균을 사용하여 신호를 완만하게 근사시키는 방식이 고려된다. 정수형의 시점에서 정의된 유한 샘플 추출된 신호 X=[X(0), X(1), ... , X(N-1)]T를 고려할 때, N개의 시점에서 행렬식에 의한 이동 평균 Y는 <수식 7>과 같이 정의될 수 있다. 행렬식은 경계 값들에 관한 처리를 위해 일종의 랩어라운드 방식을 포함한다. 지역적인 변동은 차분을 통해 탐지될 수 있고, <수식 8>은 N개의 시점에서 행렬식에 의한 변동을 정의한다.

<수식 7>
$$\begin{bmatrix} Y(0) \\ Y(1) \\ Y(2) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ Y(N) \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1\,0\,0 \cdots\ 0\,1 \\ 1\,1\,0 \cdots\ 0\,0 \\ 0\,1\,1 \cdots\ 0\,0 \\ \cdots \\ \cdots \\ \cdots \\ 0\,0\,0 \cdots\ 1\,1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X(0) \\ X(1) \\ X(2) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ X(7) \end{bmatrix}$$

<수식 8>
$$\begin{bmatrix} Z(0) \\ Z(1) \\ Z(2) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ Z(N) \end{bmatrix} = \frac{1}{2} \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \cdots & 0 & -1 \\ -1 & 1 & 0 \cdots & 0 & 0 \\ 0 & -1 & 1 \cdots & 0 & 0 \\ & & \cdots & & \\ & & \cdots & & \\ & & \cdots & & \\ 0 & 0 & 0 \cdots & -1 & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} X(0) \\ X(1) \\ X(2) \\ \cdot \\ \cdot \\ \cdot \\ X(N) \end{bmatrix}$$

이미지에 관한 회선은 지역적인 평균화의 개념으로 정의될 수 있다. <수식 9>과 같은 마스크 함수 f를 고려하자. f는 이동 평균과 유사하게 이미지에 관한 하나의 완만한 근사 연산자를 정의하는데 사용된다. 연산자는 하나의 픽셀과 그것에 이웃하는 8개 픽셀들의 평균으로 픽셀을 대체하도록 한다. 이리하여 X가 하나의 $n \times m$ 이미지라 할 때, $f*X$는 <수식 10>과 같이 정의된다. f의 정의로부터 <수식 10>의 두 번째 항의 합은 적절하게 선택된 9개의 0이 아닌 항들을 가지게 된다.

<수식 9>
$$\begin{cases} f(i,j) = 1/9, & i \equiv -1,0,1 \bmod m,\ j \equiv -1,0,1 \bmod n \\ f(i,j) = 0 & \text{기타} \end{cases}$$

<수식 10>
$$f^* X(i,j) = \sum_{u=-1}^{1} \sum_{v=-1}^{1} X(i-u, j-v) = \sum_{u=0}^{m-1} \sum_{v=0}^{n-1} f(u,v) X(i-u, j-v)$$

임의의 필터의 행위 혹은 어떠한 조건들을 충족시키기 위한 필터 설계를 위해서는 필터의 주파수 반응을 고찰할 필요가 있다. E가 순수한 웨이브 형태라 할 때, $Z = f^* E_k = \hat{f}(k) E_k$가 된다. $\hat{f}(k) = re^{i\theta}$이면, Z는 r과 $e^{i\theta}$에 의해 비롯되는 위상 이동에 의한 진폭 이득(혹은 감쇠)을 가지게 된다. 감쇠 효과는 대칭 범위 $-N/2 \le k \le N/2$에서 k의 함수로서 $\hat{f}(k)$의 그래프를 고려하는 방식으로 이해될 수 있다. 잡음 신호는 스펙트럼에서 거의 모든 주파수가 나타나고, 뚜렷한 패턴이 전혀 없다. 랜덤 데이터의 DFT는 다시 랜덤 형태가 된다. DFT의 그래프 표현 작업은 보통 크기만을 나타내고, 작은 주파수들을 보다 잘 나타내기 위해 $\ln(1+|\hat{X}|)$을 그래프로 나타내는데, 이러한 작업은 영상처리에 있어서 상당히 중요하다. 다음으로 낮은 주파수 성분들은 스펙트럼의 중앙에 고주파수 성분들은 보다 바깥쪽의 에지들에 놓이도록 이동시킨다.

X가 하나의 행렬이고, ϵ_{ij}은 같은 크기의 순수한 지수파의 형태라 할 때, $X^* \epsilon_{ij} = \hat{X}(i,j) \epsilon_{ij}$이다. 따라서 회선에 관한 식은 같은 크기의 두 개의 벡터 혹은 행렬 X와 Y에 관해 $\widehat{X^* Y} = \hat{X}\hat{Y}$가 된다. 여기서 $\hat{X}\hat{Y}$의 계

산은 성분별 곱셈이다. 결론적으로 푸리에 변환은 회선 대수에서 인덱스 집합 상에서 점별 곱셈의 함수에 이르는 하나의 대수 동형이라 할 수 있다.

이미지 블러링에 관한 단순 모델은 $Y=h*X+E$와 같다. 여기서 X는 실제 이미지, Y는 blur 이미지, h는 블러링 마스크 혹은 왜곡 연산자(PSF)로 이미지와 회선될 때, 블러링 이미지가 생성된다. E는 잡음에 해당한다. 문제는 $gY = g*(h*X) + g*E$와 같은 블러링 제거 마스크 g를 찾는 것이다. 여기서 $g*(h*X)$는 X의 좋은 근사가 되어야 하고, $g*E$는 아주 작아야 한다. h의 추정을 위해서는 여러 인자들의 조합이 요구된다. 임의의 ϵ에 관해 $|\hat{h}(i,j)| \geq \epsilon$이면, g의 추정치는 $\hat{g}(i,j) = 1/\hat{h}(i,j)$, 그렇지 않으면 0으로 놓는다. 주파수 영역에서 모든 점 쌍에 관해 $\hat{g} = 1/\hat{h}$이고, $\hat{g}\hat{E}$가 아주 작다면, 역 변환 F^{-1}에 관해 $F^{-1}(\hat{g}\hat{Y}) = F^{-1}(\hat{X} + \hat{g}\hat{E}) = X + g*E$이다. 흔들림 제거 알고리즘은 다음과 같은 단계로 나타낼 수 있다.

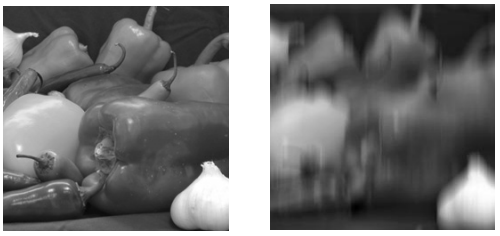
1) 블러링 영상 $F(h*X)=F(h) \cdot F(X)$의 DFT 계산
2) 임펄스에 대한 선형 근사의 위치 불변인 시스템 반응을 기술하는 $F(h)$의 DFT 형태 결정
3) $F(h)$에 관해 Moore-Penrose 역행렬 $F*(h)$의 계산($1/F(h)$에 관한 근사).
4) 복구된 영상 X^{-1}의 DFT를 점별 곱셈 방식으로 계산($F(X^{-1})=F*(h) \cdot (F(h) \cdot F(X))$
5) 역변환 $X^{-1}=F^{-1}((F*(h) \cdot (F(h) \cdot F(X)))$의 계산

단계 3)과 관련하여 대칭형의 $n \times n$ 양정치 행렬 $F'F$를 고려하고, 그것의 순위가 $r \leq n$라 하자. 이때, $S'S = F'F$을 만족하는 유일한 상 삼각행렬 S는 정확히 $n-r$개의 행들이 0의 원소들을 가진다. S에서 0의 원소들을 갖는 행들을 제거하여, 하나의 $r \times n$ 행렬인 L'(완전 순위 r을 갖는)을 고려하는 경우에 $F'F = S'S = LL'$이 성립된다. 또한, 행렬 곱 AB에 관한 Moore-Penrose 역행렬은 $(AB)* = B'(A'ABB')*A'$와 같이 나타낼 수 있다. 특히, $B=I$인 경우에 $A*=(A'A)*A'$이고, $B=A'$ 및 A가 순위 r의 $n \times r$ 행렬인 경우에 $(AA')* = A(A'A)^{-1}(A'A)^{-1}A'$이다. 이러한 F와 L에 관해 $F^{*}=L(L'L)^{-1}(L'L)^{-1}L'F'$임을 보일 수 있다. 직렬 프로세서 상에서 $F'F$와 $L'L$의 역행렬에 관한 완전 순위의 Cholesky 분해의 효율은 각각 $O(n^3)$와 $O(r^3)$이다. 그렇지만, 필요한 만큼의 프로세서들을 사용하는 병렬 구조에서 $F'F$에 관한 Cholesky 분해의 효율은 $O(n)$이다. 또한 양정치 대칭행렬 $L'L$의 역행렬에 관한 효율은 $O(\log r)$로 감소시킬 수 있다[13].

4. 결 과

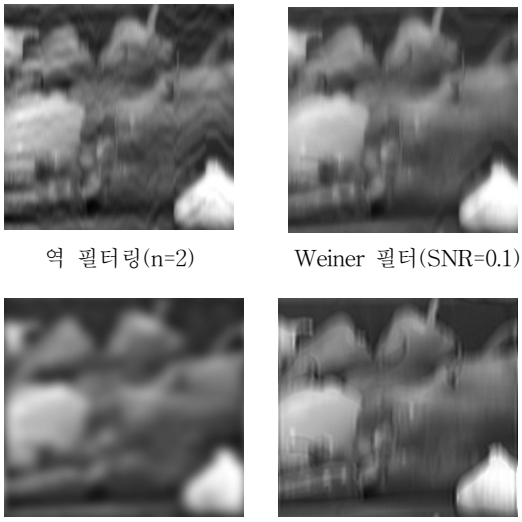
먼저, 제안된 방법에 의해 흔들린 이미지에 대한 블러링 제거 결과의 품질을 가시적으로 비교하기 위해 Matlab에 포함된 작물 이미지에 대한 인위적인 블러링 처리를 수행한 결과는 (그림 1)과 같다. (그림 1)의 좌측은 그레이 스케일 crop 이미지이고, 우측은 수직 선형 움직임에 의한 블러링 이미지이며, 대응되는 Matlab 문장은 다음과 같다.

```
J = imread('peppers.png');
J = J(60+[1:256], 222+[1:256], :);
I = rgb2gray(J); % gray scale
figure; imshow(I); title('Original Image');
Len = 20; Theta = 90;
PSF=fspecial('motion', Len, Theta); % create PSF
X = imfilter(I, PSF, 'circular', 'conv');
figure; imshow(X); title('Blurred Image')
```



(그림 1) 원래 이미지와 blur 이미지

(그림 2)의 상단 이미지는 (그림 1)의 우측 블러링 이미지에 관해 Wiener 필터를 사용한 제거 결과이다. 이미지의 블러링 제거에 대한 품질은 주로 PSF에 대한 지식에 의해 결정된다는 점에서 원래 이미지에 대한 정보가 없는 경우에 무정보의 PSF 추정은 많은 시행착오를 필요로 하게 된다.



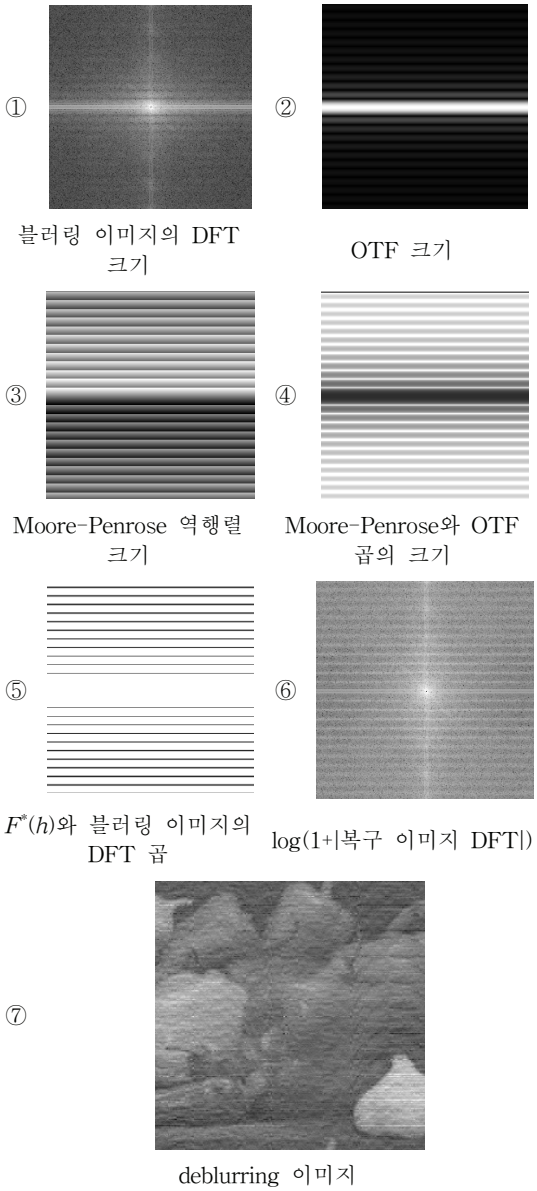
역 필터링(n=2) Weiner 필터(SNR=0.1)

Matlab 정규화 필터 Lucy-Richardson 반복법

(그림 2) 기존 deblurring 기법에 의한 복구

(그림 2)의 하단 좌측 이미지는 잡음을 감안한 정규화 필터를 사용한 (가우스 필터 PSF와 이미지의 회선) 블러링 제거 결과이다. 하단 우측 이미지는 잡음과 흔들림을 모두 고려한 Lucy-Richardson 알고리즘을 반복 적용한 결과에서 비교적 좋은 블러링 제거 이미지이다. 결론적으로 무정보 블러링 제거 방법과 관련하여 기존 블러링 제거 기법을 적용하는 경우에 일반적인 PSF 추정 방법으로는 블러링 효과를 완전히 제거하기 어렵고, 순수 블러링 제거를 위해 Lucy-Richardson 알고리즘을 적용하는 경우에 많은 반복 수행이 요구된다.

(그림 3)은 제안된 방법에 의한 블러링 제거 과정을 나타낸다. 복구된 이미지에서 블러링 효과는 (그림 2)와 비교했을 때, 대부분 제거됨을 알 수 있다. 실험에 사용된 블러링 이미지에 관해 일단 선형 움직임에 의한 흔들림을 가정하고, 공간 영역에서 라인 세그먼트의 마스크로 h를 추정한 것이다.



(그림 3) 제안된 deblurring 과정과 복구 이미지

(그림 3)에서 ①은 초기 블러링 이미지에 대한 centered DFT로 Matlab 함수 fftshift에 의한 log(1+|DFT|)를 출력한 것이다. ②와 ③은 블러링 필터의 DFT에 해당되는 OTF의 진폭 log(1+|OTF|)과 위상을 출력한 것이다. 마찬가지로 fftshift 함수를 적용한다. ④는 Moore-Penrose 역행렬 필터와 관련된 log(1+|$F*(h)$|)의 진폭을 출력한 것이다. ⑤는 제안된 알고리즘의 4

번째 단계와 관련하여 의사 역행렬과 OTF의 곱에 관한 진폭이다. ⑥과 ⑦은 각각 복구 이미지에 대한 centered DFT와 블러링 제거 결과를 나타낸다. 역변환 X^{-1}은 Matlab 함수 ifft2의 실수 부분을 취하는 방식으로 계산된다.

제안된 기법의 효율과 관련하여, 본 연구는 DFT의 빠른 알고리즘인 FFT 적용이기 때문에($O(n^3)$가 아닌 $O(n\log n)$ 효율), 블러링 제거의 다른 기법보다 알고리즘 효율이 높다. 특히, Moore-Penrose 역행렬 필터의 빠른 계산과 관련하여 Pierre Courrieu [14]의 Matlab 함수인 geninv를 사용할 수 있다. 문제는 blur 이미지가 잡음을 갖는 경우에 이에 관한 전처리 작업이 요구되며, 비선형 움직임에 의한 블러링이 발생된 경우에 다소간 여러 번의 $F(h)$의 DFT 형태 추측을 위한 작업이 수반될 수 있다. 그렇지만, 비선형 움직임이 수평 방향과 수직 방향의 선형 조합이라는 점에서 제안된 기법을 서너 번 적용하는 방식으로 블러링 제거 작업을 진행할 수 있다.

5. 결 론

블러링 제거 관련 대부분의 기존 알고리즘이 이상적인 모델링을 기반으로 하여 동작하거나 연산 측면에서 매우 비효율적이라는 측면에서 본 논문에서는 보통 크기의 선형 관계의 무정보 블러링 이미지의 복구를 위한 DFT의 적용 연구를 나타냈다. DFT 적용은 FFT 알고리즘 효율이 $O(n\log n)$이라는 점과 Pierre Courrieu에 의한 Moore-Penrose 역행렬 필터의 빠른 계산이 적용된다는 점에서 다른 블러링 제거 알고리즘과의 비교 분석은 하지 않았다. 제안된 방식의 핵심은 주파수 반응 분석을 통한 유용한 회선 관계식의 유도이다. 이는 필터 행위의 예측 및 어떠한 기준 충족을 위한 필터 설계와 밀접한 관련을 가진다. 제안된 방식의 실험 결과 보통 크기의 사전 정보가 없는 단순 블러링 이미지에 관해 아주 빠르고, 보다 분명한 블러링 제거 효과를 나타냈다. 본 연구의 한계로는 h가 미지의 값이라는 점, h의 추정치는 확률적으로 0 혹은 작은 값들을 가져야 한다는 점, E의 추정치 또한 미지의 값을 갖는다는 점에서 완전한 블러링 제거는 다소간 시행착오적인 반복적인 수행이 필요하다. 또한 블러링 이미지가 잡음을 갖는 경우에 잡음 제거를 위한 전처리 작업이 요구되고, h의 추정과 관련하여 여러 인자들의 조합을 검토할 필요가 있다.

참 고 문 헌

[1] Andrey Nikolayevich Tikhonov, (1977), Solutions of Ill-Posed Problems, New York; Wiley.

[2] Aristidis Likas and Nikolas Galatsanos, (2004), A variational approach for Bayesian blind image deconvolution, IEEE Trans. Signal Process., 52-8, 2222-2233.

[3] Georgios Giannakis and Robert Heath, (2000), "Blind identification of multichannel FIR blurs and perfect image restoration, IEEE Trans. Image Process., 9-11, 1877-1896.

[4] Gopal Harikumar and Yoram Bresler, (1999), Perfect blind restoration of images blurred by multiple filters: Theory and efficient algorithm, IEEE Trans. Image Process., 8-2, 202-219.

[5] Igor Aizenberg, Taras Bregin, Constantine Butakoff, Victor Karnaukhov, Nickolay Merzlyakov, and Olga Milukova, (2002), Type of blur and blur parameters identification using neural network and its application to image restoration, in Lecture Notes in Computer Science, J. R. Dorronsoro, Ed. Berlin, Germany; Springer-Verlag, 2415, 1231-1236

[6] James Nagy and Dianne O'Leary, (1998), Restoring images degraded by spatially variant blur, SIAM J. Sci. Comput., 19-4, 1063-1082.

[7] Jerome Da Rugna and Hubert Konik, (2006), Blur identification in image processing, in Proc. IEEE World Congr. Comput. Intell./Int. Joint Conf. Neural Netw., Vancouver, BC, Canada, 4843-4848.

[8] Jianping Qiao, Ju Liu, Caihua Zhao, (2006), A novel SVM-based blind super resolution algorithm," in Proc. IEEE World Congr.

Comput. Intell./Int. Joint Conf. Neural Netw., Vancouver, BC, Canada, 4830-4835.

[9] Li Chen and Kim Hui Yap, (2005), A soft double regularization approach to parametric blind image deconvolution, IEEE Trans. Image Process., 14-5, 624-633.

[10] Li Chen and Kim Hui Yap, (2006), Efficient discrete spatial techniques for blur support identification in blind image deconvolution, IEEE Trans. Signal Process., 54-4, 1557-1562.

[11] Mario Figueiredo and Robert Nowak, (2003), An EM algorithm for wavelet-based image restoration, IEEE Trans. Image Process., 12-8, 906-916.

[12] Marius Tico and Mejdi Vehvilainen, (2006), Estimation of motion blur point spread function from differently exposed image frames, in Proc. 14th Eur. Signal Process. Conf. (EUSIPCO), Florence, Italy, Sep. CD-ROM.

[13] Pierre Courrieu, (2004), Solving time of least square systems in Sigma-Pi unit networks, Neural Information Processing - Letters and Reviews, 4-3, 39-45.

[14] Pierre Courrieu, (2005), Solving time of least square systems in Sigma-Pi unitnetworks, Neural Information Processing-Letters and Reviews, 8-2, 25-29.

[15] Rafael Molina, Aggelos Katsaggelos, Javier Abad, and Javier Mateos, (1997), A Bayesian approach to blind deconvolution based on Dirichlet distributions, in Int. Conf. Acoust. Speech Signal Process., 4, 2809-2812.

[16] Ramesh Neelamani, Hyeokho Choi, Richard Baraniuk, (2003), Forward: Fourier-wavelet regularized deconvolution for ill-conditioned systems, IEEE Trans. Signal Process., 52- 2, 418-433.

[17] Reginald Lagendijk, Jan Biemond, and Dick Boekee, (1990), Identification and restoration of noisy blurred images using the expectation-maximization algorithm, IEEE Trans. Acoust. Speech Signal Process., 38-7, 1180-1191.

[18] Vladimir Katkovnik, Karen Egiazarian, and Jaakko Astola, (2005), A spatially adaptive nonparametric image deblurring, IEEE Trans. Image Process., 14-10, 1469-1478.

[19] Vladimir Katkovnik, Dmitriy Paliy, Karen Egiazarian, and Jaakko Astola, (2006), Frequency domain blind deconvolution in multiframe imaging using anisotropic spatially-adaptive denoising, in Proc. 14th Eur. Signal Process. Conf. (EUSIPCO), Florence, Italy, Sep. CD-ROM.

저 자 소 개

문 경 일

1991 서울대학교 자연대학 계산통계학과(이학박사)

1987～현재 호남대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야: 지능 시스템, 프랙털 기하

e-mail: kimoon@honam.ac.kr

김 철

1997 전남대학교 전산통계학과 (이학박사)

1998 University of Washington (객원교수)

1992～현재 광주교육대학교 컴퓨터교육과 교수

관심분야: 인터넷자원관리, 교육용콘텐츠, 메타데이타, e-Learning

e-mail: chkim@gnue.ac.kr