

영상의 복원 : Image Restoration

김 경 섭
삼성종합기술원

I. 개요

..... Image를 Capture시 Image Capture 장비의 Nonlinear 특성, Out of Focus(Blurring), Noise 첨가로 원래의 영상(Original Image)의 모습이 손상되어 Degraded Image를 생성함. Image Restoration은 손상된 Image로부터 Blurring Process를 측정(Estimation)하여 만든 Deblurring Filter를 손상된 Image (Corrupted Image, Degraded Image)에 적용시켜 원래의 Image 화질에 가깝게 복원시키는 것을 말함. 만약에 Blurring Process를 정확하게 측정할 수 있으면 손상된 Image로부터 Original Image에 정확히 복원할 수 있으나 대개 Blurring Process는 Estimation되기 때문에 Original Image에 가깝게 복원이 되는 것으로 목표로 함. 따라서 Image Restoration은 손상된 Image로부터 Blurring Process를 Estimation하여 계산된 Deblurring Filter를 손상된 Image에 적용하여 Original Image에 가깝게 복원시키는 데 있음.

2. Blurring Process

Image Sensor Device(Camera, Video..)로부터 Image

를 생성시 여러가지의 물리적인 현상 때문에 다음과 같은 Blurring Process가 나열될 수 있음.

- The relative motion between the camera and the original scene.
- An optical system that is out of focus
- Atmospheric turbulence
- An optical system with aberrations
- The nonlinearity of photographic film
 - The density of silver grains on developed film varies approximately logarithmically with the incident light
- The transmission noise by a noisy channel
- The recording medium noise(film grain noise)
- The quantization error of the data for digital storage

3. Image Restoration 응용 분야

- Astronomy
 - Atmospheric Turbulence, Out of Focus, Aberrated된 Optical System으로부터 Blurred 된 image를 복원함.
- Medical Images
- Satellite Photographs, Remote Sensing
- Enhancing Historically Important Photographs
- Motion Blur Restoration(ex. 차량번호 추적)
- Periodic Noise 제거 in Frequency Domain

4. Image Degradation(Blurring Process) Model

Original Image f 가 Blurring Process H 와 Noise

Process N 에 의해 Corrupted(Blurred) Image g 가 생성되는 과정을 그림 1과 같이 간단히 표현할 수 있음.

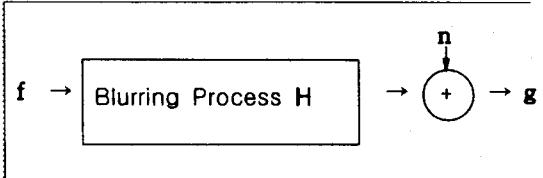


그림 1. Image Degradation Model

여기서 f : Original Image Matrix, H : Blurring (Degradation) Process Matrix, n : Additive Noise Matrix, g : Corrupted(Blurred, Degraded) Image Matrix이다.

Blurring Process H 는 Convolution Operator를 이용하여 표현되는 Linear Process와 Nonlinear Process로 표현됨. 만약에 Blurring Process H 가 Linear Process, Time Invariant로 표현이 되면 그림 1로부터 equation(1)과 같은 식으로 표현할 수 있음.

$$g(i, j) = h(i, j) * f(i, j) + n(i, j)$$

여기서 $*$: 2-D Convolution Operator

$g(i, j)$: Degraded(Corrupted) Image,

$h(i, j)$: Blurring Process function, Point Spread Function(PSF)

$f(i, j)$: Original Image

$n(i, j)$: Additive Image

Convolution $*$ operator를 설명하기 앞서서 먼저 Linear Process, Time Invariant를 설명하면 다음과 같음.

4.1. Linear Process

Linear Process란 어떤 시스템에 Input Signals을 가하였을 때 Output Signals이 각각 Input Signal에 대한 Output Signal을 합친 것과 같을 때의 시스템을 Linear Process라고 함.

4.2. Time Invariant Process

Time Invariant(Shift Invariant) System 이란 Input Signal이 Time Shift 되었을 때의 Output Signal이, 원래의 Shift 되지 않은 Input Signal을 가할 시 얻어진 Output Signal을 Shift하여 같을 경우 시스템을 Time Invariant Process라고 함.

4.3. Convolution

만약에 시스템이 Linear, Time Invariant하면 시스템에 Input Signal을 가할 시 Output Signal은 Convolution Operator로 표현됨.

$$g(x, y) = \iint f(x', y') h(x - x', y - y') dx' dy'$$

$$= f(x, y) * h(x, y) \quad (2)$$

즉 $h(x, y)$ 가 x^t, y^t 변수축으로 Invert된 후에 x, y 만큼 이동시키면서 $f(x, y)$ 와 곱한 면적의 합이 $g(x, y)$ 가 됨.

Equation(2)를 1차원으로 표시하면

$$\begin{aligned} g(x) &= \iint f(x') h(x - x') dx' \\ &= f(x) * h(x) \end{aligned} \quad (3)$$

이되며 그림으로 1차원 convolution을 나타내면 그림 2.

와 같음.

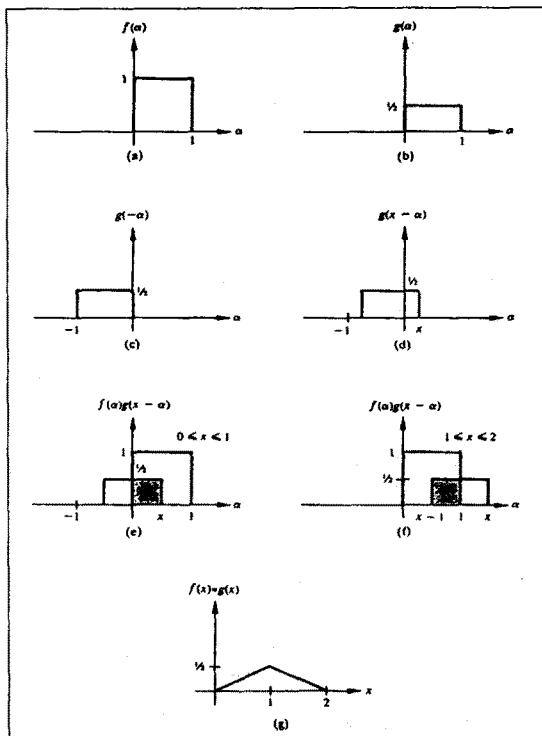


그림 2. Continous 1-D Convolution

5. Discrete Time Image Degradation Model

그림1에서 설명된 Image Degradation Model로부터 유도된 equation(1)식은 Image를 Digital Data로 저장 처리시 Integral Operator로부터 Summation Operator로 바뀌어 다음과 같은 Discrete Time Convolution Model 식으로 나타낼 수 있음.

$$g(i, j) = \sum_{i'} \sum_{j'} f(i', j') h(i - i', j - j') + n(i, j)$$

$$= f(i, j) * h(i, j) + n(i, j) \quad (4)$$

1-D signal인 경우에는

$$g(i) = \sum_i f(i') h(i - i') + n(i)$$

$$= f(i) * h(i) + n(i) \quad (5)$$

로 나타냄. Discrete Time Convolution 시 $f(i, j)$, $h(i, j)$ data수가 한정되어 있기 때문에 Output Image Data 수도 한정이 됨.

보통 Poing Spread Function(Blurring Process Function)의 Data 개수는 Original Image $f(i, j)$ 의 Data 개수보다 훨씬 적음. 즉 $f(i, j)$ Image가 $0 \leq i < A$, $0 \leq j < B$, $h(i, j)$ PSF가 $0 \leq i < C$, $0 \leq j < D$ 일 때 $A \gg C$, $B \gg D$ 의 관계를 가짐.

Equation(4)로 인하여 생성된 Blurred Image $g(i, j)$ 는 $0 \leq i < A + C - 1$, $0 \leq j < B + D - 1$ 의 data 개수를 가짐. 예를 들면, Original Image $f(i, j)$ 가 256×256 , $h(i, j)$ 가 5×5 PSF로 $g(i, j)$ 를 생성시 $g(i, j)$ 는 300×300 Data size 를 가지게 됨.

그림 3은 1-D Discrete Time Convolution의 한 예를 나타냄.

$f(i): 1 2 3 4 5$	$h(i): 1/6 2/6 3/6$
	$h(i'): 1/6 2/6 3/6$
	$h(-i'): 3/6 2/6 1/6$
$g(i) = f(i) * h(i - i')$	
$\begin{matrix} 1 & 2 & 3 & 4 & 5 \\ 6/2 & 2/6 & 1/6 \end{matrix}$	i' axis
$g(0)=1/6$, $g(1)=4/6$, $g(2)=10/6$, $g(3)=16/6$, $g(4)=22/6$	
$g(5)=22/6$, $g(6)=15/6$	

그림 3. 1-D Discrete Time Convolution의 한 예

6. Discrete Time Convolution의 Image Processing 적용 예

- Smoothing(blurring, Low pass filtering)

$$f(i): 12 \ 12 \ 120 \ 120 \ 120$$

$$h(i): 1/3 \ 1/3 \ 1/3$$

$$f(i'): 12 \ 12 \ 120 \ 120 \ 120$$

$$h(-i'): 1/3 \ 1/3 \ 1/3$$

$$g(i) = \text{Summation } (f(i') \times h(i-i'))$$

$$= 4 \ 8 \ 48 \ 88 \ 120 \ 80 \ 40$$

		12	12	120	120	120	
$g(0)$	1/3	1/3	1/3				
$g(1)$		1/3	1/3	1/3			
$g(2)$			1/3	1/3	1/3		
$g(3)$				1/3	1/3	1/3	
$g(4)$					1/3	1/3	
$g(5)$						1/3	1/3
$g(6)$						1/3	1/3

- Edge detection(High pass filtering)

$$f(i', j')$$

10	10	10	10	10
10	10	10	10	10
10	10	10	10	10
100	100	100	100	100
100	100	100	100	100
100	100	100	100	100

$$g(i, j) = f(i, j) * h(i, j)$$

*	*	*	*	*
*	0	0	0	*
*	10	10	10	*
*	360	360	360	*
*	0	0	0	*
*	*	*	*	*

$h(i,j)$: Sobel Edge Kernel

$h(i,j)$ i j	$h(i, -j')$ i $-j'$	$h(-i', -j')$ $-i'$ $-j'$																											
<table border="1" style="border-collapse: collapse; margin: auto;"> <tr><td>1</td><td>2</td><td>1</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>-1</td><td>-2</td><td>-1</td></tr> </table>	1	2	1	0	0	0	-1	-2	-1	<table border="1" style="border-collapse: collapse; margin: auto;"> <tr><td>1</td><td>2</td><td>1</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>-1</td><td>-2</td><td>-1</td></tr> </table>	1	2	1	0	0	0	-1	-2	-1	<table border="1" style="border-collapse: collapse; margin: auto;"> <tr><td>-1</td><td>-2</td><td>-1</td></tr> <tr><td>0</td><td>0</td><td>0</td></tr> <tr><td>1</td><td>2</td><td>1</td></tr> </table>	-1	-2	-1	0	0	0	1	2	1
1	2	1																											
0	0	0																											
-1	-2	-1																											
1	2	1																											
0	0	0																											
-1	-2	-1																											
-1	-2	-1																											
0	0	0																											
1	2	1																											

7. Blurring Function H Estimation

Degraded된 Image를 Restore하기 위해서는 먼저 Blurring Function $h(m, n)$ 을 Blurred Image로부터 Estimation 해야함. 이때 Original Image에 대한 정보를 실제적으로 이용할 수가 없기 때문에 Blurring Function H 를 Estimation하는 것은 상당히 고도의 수학적인 Image Processing Mode을 사용하게 되어, 일반적으로 H 를 추정하는 것은 매우 어려운 일임. 만약에 Blurring Process 종류에 대한 사전 정보를 알면, Blurring Process 종류에 따른 Blurring H Parameters를 Estimation 할 수 있음. 예를 들면 Blurring Process가 Image Sensor와 물체간의 움직임으로 이나여 Motion Blur 가 생기는 경우 Blur의 방향과 거리를 추정하며, Image Sensor가 Out of Focus로 인하여 Blur가 생기는 경우 Out of Focus의 원의 반지름을 추정하게 됨.

일반적으로 Blurring Process 종류에 대한 사전 정보가 주어지지 않기 때문에 고도의 Image Model Equation을 사용하여 H 를 추정함. 만약에 Corrupted된 Image g 가 전반적으로 Image Statistics의 변화가 적을 때 g 를 여러 개의 Non-Overlapping Subimages로 분할하여 Frequency Domain에서 f 를 평균적인 합으로 구한 뒤 H 를 추정하기도 함.(Blind Deconvolution) 그러나 g 의 Image Statistics의 변화가 심할 때(Non-Stationary

Image) 는 복잡한 Image Statistics Model로 H 를 추정 함.

Image Restoration은 Estimated된 H 의 Inverse Filter이나, H 로부터 유도된 Wiener Image Restoration Filter를 적용하여 Image f 를 복원함.

따라서 일반적으로 Image Restoration은 Blurring Process H 를 Estimation하는 일과 Inverse Filter, Wiener Filter 등을 적용하여 Image를 Restore하는 것으로 나뉘어짐.

Wiener Filter 이외에 Recursive 한 image Model을 이용한 Kalman Image Restoration Filter, Iterative Image Restoration Filter, Neural Network Image Resoration Filter, Fuzzy Set Image Restoration Filter 등이 Image Restoration에 적용이 되고 있으며 최근에는 여러 Sets 의 images 정보를 이용하여 Image를 Restore하는 Multichannel Image Restoration 이 연구가 됨.

8. Image Restoration in Frequency Domain

Equation(4)를 Fourier Transform을 취하게 되면 Convolution Operation이 아래와 같이 Multiplication Operation으로 바뀌게 됨.

$$F(g(i, j)) = F(f(i, j)) \times F(h(i, j)) + F(n(i, j)) \quad (6)$$

$$G(u, v) = F(u, v) H(u, v) + N(u, v) \quad (7)$$

여기서 F 는 Fourier Transform Operator입니다.

따라서 Spatial(Time) Domain에서 Convolution 계산이 단순 곱셈으로 연산되어 계산이 간단해집니다.

$h(m, n)$ 을 Estimation하여 Fourier Transform을 적용시켜 발생된 $H(u, v)$ 로 equation(7)을 나누어 $F(u, v)$ 를 아래와 같이 추정합니다.

$$\begin{aligned} G(u, v)/H(u, v) &= F(u, v) H(u, v)/H(u, v) + N(u, v)/H(u, v) \\ &= F(u, v) + N(u, v)/H(u, v) \end{aligned} \quad (8)$$

즉 Restored 된 Image는

$$F(u, v) = G(u, v)/H(u, v) - N(u, v)/H(u, v) \quad (9)$$

으로 표현되며 이 때 $1/H(u, v)$ 를 Inverse Image Restoration Filter라고 부릅니다.

일반적으로 $H(u, v)$ 는 (u, v) 공간에서 적은 영역을 차지하게 되어 대부분 (u, v) 영역에서 값이 매우 작거나 0이 됩니다. 따라서 $N(u, v)/H(u, v)$ 값이 매우 커지게 되어 Noise 가 증폭되어 Noise 가 심하게 Corrupted 된 Image에 적용할 수 없습니다.

이러한 문제점을 보완하기 위해 Noise, Image Signal의 Statistics을 활용하여, Original Image f 와 Estimated 된 Wf 사이의 Error를 Minimize 시켜 유도된 Wiener Filter를 많이 씁니다.

Wiener Filter는 Inverse Filter와 Noise, Original Image의 Statistics을 활용하여 표현됩니다.

Corrupted Image $G(u, v)$ 가 Noise Free인 Wiener Filter는 Inverse Filter가 됩니다.

Frequency Domain에서 Image Restoration은 Spatial Time Domain에서 Convolution이 단순한 Multiplication

으로 계산되는 잇점 때문에 Inverse Frequency Image Restoration Filter, Wiener Frequency Image Restoration Filter 등에 널리 쓰였으나 최근에 Computer의 연산능력이 개선되고 Spatial Time Domain에서 Algebraic 하게 Image Model을 분석하여 Restoration하는 Spatial Restoration Filter 연구가 활발해지며 따라 현재는 Image의 Frequency를 선별적으로 Filtering 하는 데 주로 쓰임입니다.

그림 4는 Frequency Filter를 사용하여 Image의 Periodic Noise를 제거, Restore하는 예를 보입니다.

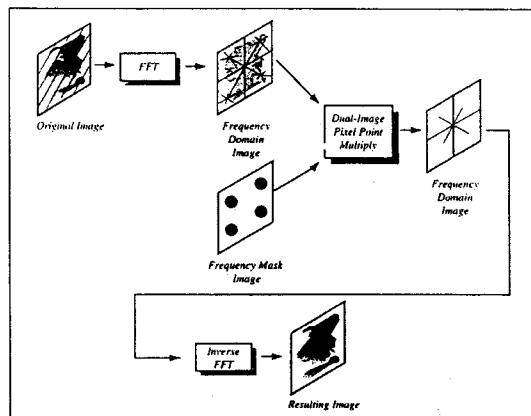


그림 4. 선택적인 Frequency Filtering

9. Algebraic Image Vector Model

9.1. 1-D Signal Vector Model

Equation(5)에서 $g(i), f(i), n(i)$ 를 Column Vector로 Mapping시 Equation(5)는 Matrix Form으로 표현됩니다. 예를 들면

$$f(i) = \begin{bmatrix} 12 & 12 & 12 & 120 & 120 \end{bmatrix}$$

$$h(i) = \begin{bmatrix} 1/3 & 1/3 & 1/3 \end{bmatrix}$$

$n(i) = 0$ 인 경우

$f(I') 12 12 120 120 12 0 0$

$h(I') 0 0 0 0 1/3 1/3 1/3 i$

$g(i) = \text{Summation}(f(i') * h(i'))$

Blurred signal $g(i)$ 를 아래와 같은 Table로 나타내면

		12	12	12	120	120	0	0	
$g(0)=$	1/3	1/3	1/3						4
$g(1)=$	0	1/3	1/3	1/3					8
$g(2)=$	0	0	1/3	1/3	1/3				12
$g(3)=$	0	0	0	1/3	1/3	1/3			48
$g(4)=$	0	0	0	0	1/3	1/3	1/3		88
$g(5)=$		0	0	0	0	1/3	1/3	1/3	80
$g(6)=$			0	0	0	0	1/3	1/3	40

따라서 Blurring Process H 는 Matrix Form인

1/3	0	0	0	0	0	0
1/3	1/3	0	0	0	0	0
1/3	1/3	1/3	0	0	0	0
0	1/3	1/3	1/3	0	0	0
0	0	1/3	1/3	1/3	0	0
0	0	0	1/3	1/3	1/3	0
0	0	0	0	1/3	1/3	1/3

로 나타냄. Inverse Filter는 이 H Filter의 Inverse Matrix로 정의되며 H Inverse Filter가 존재하면 Original Image f 가 H Inverse Filter에 의해 Restore 됨. 실제적으로 H 와 Noise Statistics를 활용한 Wiener Image Restoration Filter W 가 널리 쓰임.

Wiener Restoration Filter :

$$W = R_i H' (H R_i H' + R_n)^{-1}$$

9.2. 2-D Image Vector Model

Equation(4)에서 $g(i, j)$, $f(i, j)$, $n(i, j)$ 를 Column Vector로 Mapping 시 equation(5)는 아래와 같은 Matrix Vector Form으로 표현됨.

$$G = HF + N$$

만약에 Original Image $f(i, j)$ 의 Size가 $M \times M$, Blur Function Size가 $N \times N$ ($N \ll M$)인 경우 Blur Process Matrix H 는 $(M + N - 1) \times (M + N - 1)$ 의 Size를 가지며 G , F , N 은 각각 $(MN-1) \times 1$ 의 Size를 가짐.

예를 들면

$f(i,j)$

1	2	3	4
5	6	7	8
9	10	11	12
13	14	15	16

$h(i,j)$

1/9	1/9	1/9
1/9	1/9	1/9
1/9	1/9	1/9

Zero Padding $f(i,j)$

1	2	3	4	0	0
5	6	7	8	0	0
9	10	11	12	0	0
13	14	15	16	0	0
0	0	0	0	0	0
0	0	0	0	0	0

2-D Blurring Matrix H:36×36

$$\begin{array}{ccccccccc}
 1/3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 \\
 1/3 & 1/3 & 0 & 0 & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 \\
 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 \\
 0 & 1/3 & 1/3 & 1/3 & 0 & 0 & \dots & \dots & 0 \\
 \dots & & & & & & & \dots & \\
 \dots & & & & & & & \dots & \\
 \dots & & & & & & & \dots & \\
 \dots & & & & & & & \dots & \\
 \end{array}$$

G:36×1, F:36×1 Column Vector

일반적으로 2D H matrix는 0을 많이 포함하고 있어 Inverse가 존재하지 않아서 실제로 Wiener Restoration Filter나 변형된 Wiener Filter를 씀. 또한 2-D Image Matrix H는 Original Image Size의 제곱승으로 커지기 때문에 Spatial Domain에서 Image Restoration 계산은 막대한 양의 계산처리가 필요하게 됨.

10. 결 론

Image Restoration은 Original Image가 Image를 찍거나, 전송시 Noise가 침가되거나 Image Sensor와 피사체 간의 상대적인 움직임으로 인하여 손상되었을 때에 주어진 Corrupted(Blurred) Image 만을 갖고 Original Image에 가깝게 복원하는 것을 말함.

Image Restoration은 Image Enhancement와 근본적으로 다른 점은, Image Enhancement는 주어진 Original Image에 Filter 등을 적용하여 인간의 눈에 보다 더 잘 보기 위한 Process이며 Image Restoration은 Original Image 정보없이 Corrupted된 Image만을 갖고 Blur Function을 Estimation하여 Image를 복원하는 데 있음.

Image Restoratioin은 Image Processing의 여러분야 중에서 가장 많이 수학적인 Image Modeling을 쓰며 많은 양의 Data를 처리하여야 하기 때문에 Image

Processing 분야 중에서 가장 고전적인 분야이나 어려운 분야로 남아있음.

최근에는 Neural Network을 이용하여 Original Image 의 정보를 이용하여 Corrupted된 Image를 복원하기도 하며, 주어진 Corrupted Image를 여러 개의 Subimages로 분할하여 Blur Function을 추정, Restore 하는 Blind Deconvolution이 Aero-Optics 분야에 많이 활용됨.

또한 Recursive Image Model을 활용한 Kalman Image Restoration Filter, Multiple Image를 활용한 Multichannel Image Restoration Filter, Image Entropy 개념을 이용한 Maximum Entropy Image Restoration Filter, Iterative하게 Optimal Image Resotoration Filter를 구하는 Iterative Image Restoration Filter에 대한 연구가 진행되고 있음.

이 밖에 Image의 Illumination 교정, Image가 Geometric하게 변하였을 때 Shape 교정, Noise 제거 by Lowpass or Median Filter 등이 넓은 의미에서 Image Restoration 분야에 포함된다고 하겠으나 Original Image를 활용하는 점과 Blur Function을 평가하지 않는다는 점에서 Image Restoration 분야로 보기에는 적당치 않음.

참고문헌

1. The Image Processing Handbook, 2nd Edition, John Ross.
2. Digital Image Processing Principles and Applications, Gregory A. Baxes.
3. Digital Image Processing, Rafael Gonzales.
4. Iterative Methods for Image Deblurring, Proceedings of IEEE, Jan Biemond, Russell Mersereau, Vol. 78, No.5, May 1990.