

## 論 文

# 역 필터링을 이용한 이동물체 영상복원

準會員 金 榮 佑\*, 正會員 柳 光 烈\*\*, 正會員 李 大 寧\*\*\*

## Motion Image Restoration by Inverse Filtering

Young Woo KIM\*, Kwang Ryeol RYU\*\*, Dae Young LEE\*\*\* Regular Members

**要 約** 본 논문은 역필터링을 이용하여 이동에 의해 흐려진 영상을 복원하는 기법에 관한 논문이다. 적절한 역필터를 설계하기 위하여 저하과정(Degradation Process)을 정확히 모델링하여 그의 역특성을 갖는 필터를 구해내야 한다. 고속으로 이동하는 물체의 영상은 Blurring 되는데, 이것은 수학적으로 시간에 대한 영상의 적분으로 모델링될 수 있으며, 공간좌표상에 방향성 방형 윈도우(Rectangular Window)를 상승(Convolution) 하는 것으로 분석된다. 본 논문에서는 주파수 영역에서 이를 분석하여, 이동방향을 고려한 역 Sinc 함수 특성을 갖는 필터를 이용하여 흐려진 영상을 복원하는 기법을 연구한다.

**ABSTRACT** This paper presents a method for Digital Image Motion Restoration by inverse filtering. In order to construct optimal Restoration filter, We exactly have to model the degradation process, and therefrom, derive the inverse filter which has inverse characteristics of the degradation model. An Image taken from object which moves fast, is to suffer blurring. It can be modeled by integration process mathematically and analyzed to convolve a rectangular window over an image. In this paper, We analyzed it in the frequency domain, and studied a method for motion restoration using inverse filter which has a directional Sinc property.

### 1. 서 론

영상을 원거리로 전송하거나 영상에 여러가지 작업을 수행할 경우에, 잡음이 섞이거나 시스템의 비선형 특성에 의해 흐림<sup>(1)</sup> (Blurring) 현상을

받아 영상의 질이 원래의 것보다 저하되게 된다. 이와같이 흐림(Blurring)이나 잡음에 의해 나빠진 영상을 저하(Degradation)<sup>(1)(8~11)</sup> 모델과 평가기준<sup>(1)</sup>을 고려하여, 원래의 영상에 가깝게 만들어 주는 것을 영상복원(Image Restoration)이라 한다<sup>(1)(1~11)</sup>.

영상개선(Image Enhancement)방법이 원래의 영상을 주관적인 관찰자의 입장에서 개선시키는, 경험에 의한 혹은 직관적인 방법을 고려한 것이라면, 영상복원(Image Restoration)은 객관적

\*. \*\*. \*\*\* 慶熙大學校 電子工學科

Dept. of Electronic Engineering

Kyung-Hee University, Seoul, 131, Korea.

論文番號 : 87-19 (接受 1987. 4. 10)

인 평가기준을 수학적으로 정의하여, 가정한 영상에 대한 저하(Degradation) 모델로부터 저하가 없는 이상적인 최적의 영상을 추정하는 과정에 해당된다. 이러한 수학적 정립을 위해서는 영상 형성 시스템, 영상입력 시스템, 영상출력 시스템 및 잡음 모델 등을 고려한 영상의 저하모델 및 여기에 수반되는 많은 정확한 사전정보가 필요하게 된다.

저하 (Degradation) 모델은 시스템의 비선형에 의한 것<sup>(8)</sup>, 공간적인 흐림<sup>(1)</sup> (Space Blurring)에 의한 것, 잡음의 영향에 의한 것<sup>(9)</sup>, 운동에의 한 것<sup>(1)</sup> 등 여러가지 경우가 있는데, 본 논문은 운동에 의해 저하된 영상을 원래의 정지영상과 같은 영상으로 복원(Restoration)하는 기법에 관해 연구한 논문이다.

지금까지는 물체가 1 차원적으로 움직이는 경우만을 생각했으나, 본 논문에서는 방향성을 고려하고 그 각각에 따른 주파수영역에서의 패턴<sup>(1)</sup>을 분석하여, 물체의 방향성 있는 움직임에 의해 저하된 영상을 복원(Restoration)하는 방법을 연구한다.

## 2. 영상 복원 (Image Restoration)

### 2-1 영상 복원 (Image Restoration)의 원리<sup>(1)(8)</sup>

영상 복원 (Image Restoration)의 목적은 흐림(Blurring)이나 잡음(Noise) 등으로 저하 (Degradation) 된 영상을 여러가지 기법을 통하여 원 영상에 가까운 영상을 구하는 것이다.

일반적으로 영상 복원 (Image Restoration)은 저하 (Degradation) 되는 과정을 모델링하여 그역변환을 하는 필터를 설계하여 통과시킴으로써 행해지는데, 복원 (Restoration)을 위한 최적필터를 설계하기 위해서는 먼저 저하 (Degradation) 현상을 정확히 모델화하여야 한다.

디지털 영상복원 모델은 그림 1처럼 저하 (Degradation) 과정과 복원 (Restoration) 과정으로 구성할 수 있다<sup>(1)(3)</sup>. 저하 (Degradation) 과정은 원 영상  $f(x, y)$  가 저하 (Degradation) 모델  $H$ 를 통하여 흐려지고, 가산 잡음이  $n$  이 가해져, 질이 떨어진 영상  $g(x, y)$  가 만들어지는 과정인데, 영

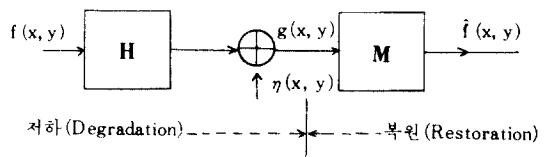


그림 1 영상복원모델  
Image Restoration Model

상복원을 위해 얻어진 영상은 이  $g(x, y)$  가 된다. 복원과정은 이  $g(x, y)$  를 가지고서 저하 (Degradation) 모델  $H$  및 잡음  $n$  의 통계적 특성을 알고 구해낸 적절한 역필터를 이용하여 원영상  $f(x, y)$  에 보다 가까운  $f(x, y)$  를 구하는 과정을 말한다.

### 2-2 영상 복원 (Image Restoration)의 수학적 모델링 (Modeling)<sup>(1)</sup>

위에서 언급한 과정은 수학적으로식(1)과 같이 표현할 수 있다.

$$g(x, y) = \int \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha, \beta) \cdot h(x, y, \alpha, \beta) \cdot d\alpha \cdot d\beta + \eta(x, y) \quad (1)$$

식(1)에서  $h(x, y, \alpha, \beta)$  가 위치불변 (Position Invariant) 함수라 가정하면 다시

$$\begin{aligned} g(x, y) &= \int \int_{-\infty}^{\infty} f(\alpha, \beta) \cdot h(x - \alpha, y - \beta) \\ &\quad \cdot d\alpha \cdot d\beta + \eta(x, y) \\ &= f(x, y) \cdot h(x, y) + \eta(x, y) \end{aligned} \quad (2)$$

의 꼴로 쓸 수 있다.

이에 대응되는 이산적 (Discrete) 인 경우는, 간단히 일차원적인 벡터 (Vector) 나 행렬을 사용하여  $\mathbf{g} = \mathbf{H} \cdot \mathbf{f} + \mathbf{n}$  의 꼴로 쓸 수 있다.

여기서  $\mathbf{f} = (f(0), f(1), \dots, f(N-1))'$

$$\mathbf{g} = (g(0), g(1), \dots, g(N-1))'$$

$$\mathbf{n} = (n(0), n(1), \dots, N(N-1))'$$

' 는 천이행렬 (Transpose Matrix) 를 나타낸다.

또한,  $\mathbf{H}$ 는 아래와 같이 표시되는 회전행렬(Circulant Matrix)이다.

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} h(0), h(N-1), \dots, h(1) \\ h(1), h(0), \dots, h(2) \\ \vdots \\ h(N-2), h(1), \dots, h(N-1) \\ h(N-1), h(N-2), \dots, h(0) \end{bmatrix}$$

이다.

2 차원 영상인 경우는 열 혹은 행의 순으로 나열하여 벡터를 만들어 위와 같은 방법을 똑같이 사용할 수 있다. 즉  $M \times N$ 으로 구성된 2 차원 영상  $f(x, y)$ 는  $MN \times 1$ 의 Vector  $\mathbf{f}$ 로 표기하여 같은 방법을 적용할 수 있다.

### 2-3 역 필터링 (Inverse Filtering)<sup>(2)(4)(6)</sup>

식 (2)의 양변을 주파수 영역으로 변환하면, 식(3)과 같은 풀로 된다.

$$G(u, v) = H(u, v) \cdot F(u, v) + N(u, v) \quad (3)$$

이때 잡음이 없는 것으로 간주하거나  $N$ 이 거의 완전한 백색잡음(White Noise)이라면 전처리에 의해  $N$  항은 간단히 제거될 수 있으므로 이 경우에 구하는 원 영상은

$$\hat{F}(u, v) = G(u, v) / H(u, v) \quad (4)$$

가 되어 역 필터 (Inverse Filter)의 경우가 된다. 그런데, (4)식은 실제의 영상에 적용할 경우에는 여러 가지 문제가 발생하게 된다. U-V plain에서  $H(u, v) = 0$  가 되는 영교차 (Zero Crossing Point)들이 존재할 경우가 생기는데, 이 주파수에서  $G(u, v)$ 도 0이 되므로 부정 (Indeterminate)의 경우가 생기게 되고, 따라서 이 경우 완벽한 복원이 불가능하게 된다. 실제의 경우에는  $M(u, v)$ 라는 역 필터 (Inverse Filter)를 가정하므로써 전체적인 전달 함수는  $H(u, v) \cdot M(u, v)$ 가 되게 된다. 결과적으로 복원된 영상을  $f(x, y)$ 라 하면 그의 푸리어 변환 (Fourier Trans-

form) 형태인  $\hat{F}(u, v)$ 는 다음 식과 같이 된다.

$$\hat{F}(u, v) = [H(u, v) \cdot M(u, v)] \cdot F(u, v) \quad (5)$$

따라서  $[H(u, v) \cdot M(u, v)]$  가 1에 가까운 이상적인 전달함수 (Ideal Transform Function)가 되도록  $M(u, v)$ 를 결정해 주는 것이 중요하다.

### 3. 복원 (Motion Restoration)

#### 3-1 저하 (Degradation) 과정의 수학적 모델링<sup>(5)(7)</sup>

Motion Blurring에 의해 저하 (Degradation)된 영상을 복원하기 위해서는 우선 영상 형성 시스템의 특성을 고려해 보아야 한다.

한 개의 점  $P_t$ 가 있을 때, 한 순간  $t$  때의 그 점에서의 영상의 밝기는  $g(P_t, t)$ 로 나타내어 진다. 따라서, 노출시간  $T$  동안에 기록된 영상은 이 점에서의 중첩된 영상으로 식(6)과 같이 표현되어 진다.

$$g(P_t) = \int_0^T g(P_t, t) dt \quad (6)$$

실제적인 면에서 이와 같은 중첩은, 사진의 필름에서나 카메라 sensor의 감광체에서 이루어지는 것으로, 물체의 특정한 영역에서 발하여 Imaging System에 의해 모아진 총 세기는 시간에 관계없이 보존되어 진다. 따라서, 물체의 영상을  $f$ 라 한다면 받아들여진 영상  $g$ 는 식(7)과 같이 위치  $P_0(x_0, y_0, z_0)$ 와 시간  $t$ 에 관계없이  $f$ 와 같게 된다.

$$g(P_t, t) = f(P_0, t) \quad (7)$$

따라서, 식(6)과 (7)에 의해

$$g(p_t) = \int_0^T f(p_0, t) dt \quad (8)$$

가 된다. 이것은 노출시간  $T$  동안에 한 Image

Point ( $P_t$ ) 상에 맷어지는 물체의 모든 영상의 합에 해당된다.

만일 물체나 Image 상에 아무런 움직임이 없다면, 식(8)은 간단히  $g(P_t) = f(p_0) \cdot t|_{t=t}$ 가 되고, Image Point는 고정되고 물체가 움직인다면,  $f(p_0(t_1), t_1), f(p_0(t_2), t_2) \dots$  등과 같은 많은 점들이 같은 Image Point 상에 맷어지게 된다. 물체의 운동이  $V_0(t)$ 로 주어졌을 때 움직이는 물체의 시간에 대한 적분식은 정지된 물체의 둘가적인 위치에 대한 적분식으로 변환할 수 있으므로, 수학적으로 다음과 같이 변수상의 변화를 행하면 된다.

$$\begin{aligned} x_0(t) &= p_1(v_t, t), y_0(t) = p_2(v_t, t), z_0(t) \\ &= p_3(v_t, t) \end{aligned} \quad (9)$$

이때 함수  $p_1, p_2, p_3$  가 역함수로 각각  $q_1, q_2, q_3$  를 갖는다면,

$$t = q_1(x_0, v_t) = q_2(y_0, v_t) = q_3(z_0, v_t) \quad (10)$$

가 된다.

한편, 물체의 이동이 식(11)로 나타내지는 경로  $r$  을 따라 이동되는 것으로 표현된다면,

$$r = [x_0(t), y_0(t), z_0(t)] \quad (11)$$

미소길이  $ds$  는 다음식 (12)와 같이 나타내진다.

$$ds = \left[ \left( \frac{dx_0}{dt} \right)^2 + \left( \frac{dy_0}{dt} \right)^2 + \left( \frac{dz_0}{dt} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \cdot dt \quad (12)$$

따라서, 시간 적분식(13)은 식(14)과 같은 선 적분식으로 된다.

$$g(p_t) = \int_0^T f(p_0, t) dt \quad (13)$$

$$g(p_t) = \int_{s_0}^{s_T} f(p_0) ds / \left[ \left( \frac{dx_0}{dt} \right)^2 + \left( \frac{dy_0}{dt} \right)^2 + \left( \frac{dz_0}{dt} \right)^2 \right]^{\frac{1}{2}} \quad (14)$$

여기서

$$S_0 = [x^2 + y^2 + z^2] |_{t=0}$$

$$S_T = [x^2 + y^2 + z^2] |_{t=T}$$

움직임에 의한 Blurring을 복원하기 위해서는 윗식(12)를  $f(p)$ 에 대해서 풀어야만 한다. 이를 위해서는 위치  $S$ 와 속도  $v$ 를 필요로 하며, 3 차원적인 일반해를 구하는 것은 매우 어렵다. 그러나, 몇 가지 특별한 경우에는 쉽게 풀이 되며, 이에 대한 몇 가지 기법들이 연구되었다.

### 3-2 복원과정 (Restoration Process)

움직임에 의해 Blurring 된 영상을 복원하는 과정을 모델링 하기 위하여 TV Camera가 선형적인 이동을 한 경우를 생각하면, 맷어진 영상은 다음 식(15)와 같이 나타낼 수 있다.

$$g(x, y) = \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} f[x - \alpha(t), y - \beta(t)] dt \quad (15)$$

여기서  $T$ 는 노출 지속 시간이고,  $\alpha(t), \beta(t)$ 는 각각  $x, y$  방향의 변이량 (Displacement)이다.

윗식(15)의 양변을 푸리에 (Fourier) 변환을 하면,

$$\begin{aligned} G(u, v) &= \iint_{-\infty}^{\infty} g(x, y) \cdot \exp[-j 2 \pi (ux + vy)] \cdot dx \cdot dy \\ &= \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} \iint_{-\infty}^{\infty} (f[x - \alpha(t), y - \beta(t)] \cdot \exp[-j 2 \pi (ux + vy)]) dx \cdot dy dt \quad (16) \end{aligned}$$

이때  $\alpha(t) = v_x \cdot t, \beta(t) = v_y \cdot t$  라 놓으면,

$$\xi = x - \alpha(t) \text{ 또는 } x = \xi + \alpha(t)$$

$$\delta = y - \beta(t) \text{ 또는 } y = \delta + \beta(t) \quad (17)$$

이므로,

$$\begin{aligned} G(u, v) &= \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} \iint_{-\infty}^{\infty} f(\xi, \delta) \cdot \exp[-j 2 \pi (u\xi + v\delta)] d\xi \cdot d\delta \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} & \cdot \exp[-j 2\pi(u\alpha(t) + v\beta(t))] dt \\ & = F(u, v) \times \exp[-j 2\pi(u\alpha(t) + v\beta(t))] dt \end{aligned} \quad (18)$$

### 3-2-1 X방향 복원 (X Directional Restoration)

앞서의 식(18)에서

$$H(u, v) = \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} \exp[-j 2\pi(u\alpha(t) + v\beta(t))] dt \quad (19)$$

라 놓으면,

$$G(u, v) = F(u, v) \cdot H(u, v) \quad (20)$$

가 된다. 따라서,  $H(u, v)$ 를 결정하면 Blurring 된 영상  $G(u, v)$ 로부터 원 영상  $F(u, v)$ 를 구할 수 있다.

이때, 움직임이 x 방향으로 선형적인 경우에는

$$\alpha(t) = v \cdot t, \quad \beta(t) = 0 \text{ 이므로},$$

$$\begin{aligned} H(u, v) &= \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} \exp(-j 2\pi V_u t) dt \\ &= \sin(\pi VT u) / (\pi V u) \\ &= T \cdot \text{sinc}(\pi VT u) \end{aligned}$$

따라서,  $F(u, v) = G(u, v) / H(u, v)$ 에 대해서  $F(u, v)$ 를 구하여 역 푸리어 (Fourier) 변화율 통하여  $f(x, y)$ 를 구한다.

그런데, 실제 처리시  $H(u, v)$ 는 sinc 형태로서,  $H(u, v) = 0$ 이 되는 점이 존재하므로 이에 대한 특별한 기법이 필요하다.

### 3-2-2 Z방향 복원 (Z Directional Restoration)

식(20)의 전달함수  $H(u, v)$ 를 분석하면,

$$H(u, v) = T \cdot \text{sinc}(\pi VT u) \quad (21)$$

이므로 그 역변환을 하면,

$$h(x, y) = \frac{T}{V^2} \text{rect}(\pi/VT) \quad (22)$$

가 된다. 따라서 공간(Space) 영역에서 살펴보면,

$$\begin{aligned} g(x, y) &= f(x, y) * h(x, y) \\ &= f(x, y) * \frac{T}{V^2} \text{rect}(x/VT) \end{aligned} \quad (23)$$

가 된다.

이것은 X방향으로 나비가 T인 Rectangular Window를 Mask로 써서 콘볼루션(Convolution)하는 것이므로, 결국 X방향으로 평균을 취하는 것과 같은 결과가 된다.

그런데, 움직임의 방향이 Z 성분을 가진 경우에는 Scale이 다른 여러 장의 화면이 중첩된 것으로 간주하여 Window를 X, Y 양방향으로 확장하여,

$$\begin{aligned} \text{rect}(x, y) &\leftrightarrow \text{sinc}(u, v) = (\sin \pi u)/u \cdot \\ &(\sin \pi v)/v \end{aligned} \quad (24)$$

의 함수를 써서 모델링할 수 있다.

### 3-2-3 $\theta (= \tan^{-1}(V_y/V_x))$ 방향 복원 ( $\theta$ Directional Restoration)

앞서의 전달함수  $H(u, v)$ 에서,  $\alpha(t) = V_x \cdot t$ ,  $\beta(t) = V_y \cdot t$ 라 놓으면,

$$\begin{aligned} H(u, v) &= \int_{-\frac{T}{2}}^{\frac{T}{2}} \exp[-j 2\pi(u\alpha(t) + v\beta(t))] dt \\ &= \sin[\pi T(V_x \cdot u + V_y \cdot v)] / \pi(V_x \cdot u + V_y \cdot v) \\ &= T \cdot \text{sinc}[\pi T(V_x \cdot u + V_y \cdot v)] \end{aligned} \quad (25)$$

이므로, 이것은 그림 2에서 보는 바와 같이 sinc 함수의 그림을 시계방향으로  $\theta = \tan^{-1}(V_y/V_x)$  만큼 회전(Rotation) 사진 결과가 된다.

이 함수를 Rect D(x, y)라고 정의하면,

$$\text{Rect } D(x, y) = \text{Rect}(C_1 \cdot x + C_2 \cdot y) \quad (26)$$

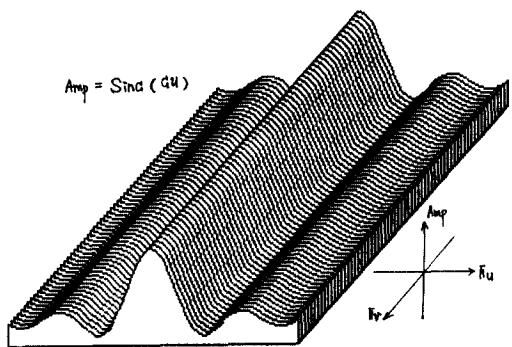


그림 2(a) X 단방향성 Sinc 함수의 그림  
X one-directional Sinc function figure.

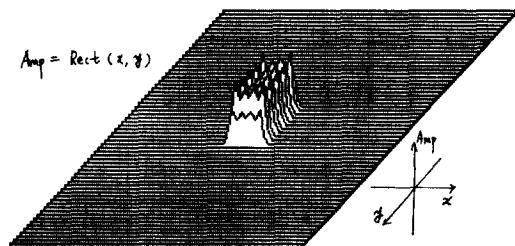


그림 2(d) XY 양방향성 Rect 함수의 그림  
XY Bi-directional Rect function figure.

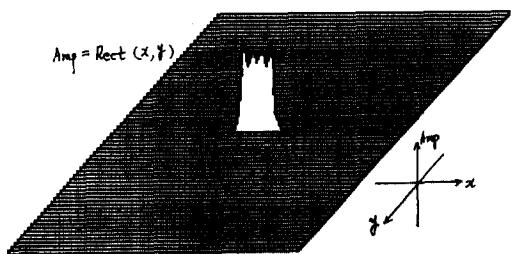


그림 2(b) X 단방향성 Rect 함수의 그림  
X one-directional Rect function figure.

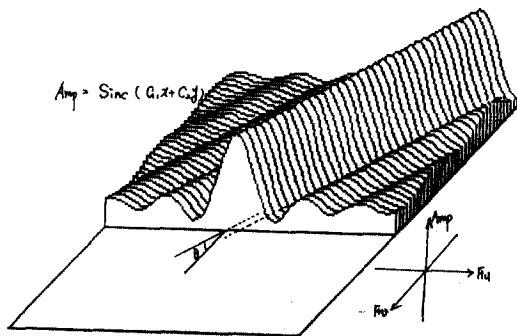


그림 2(e)  $\theta$  방향성 Sinc 함수의 그림  
 $\theta$  directional Sinc function Figure.

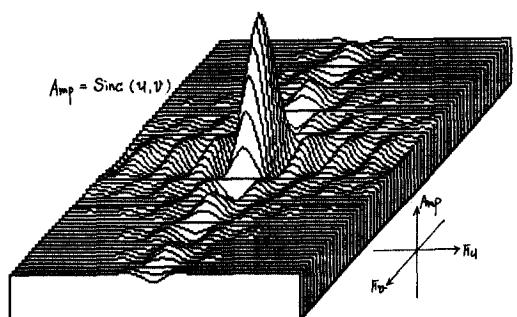


그림 2(c) XY 양방향성 Sinc 함수의 그림  
XY Bi-directional Sinc function figure.

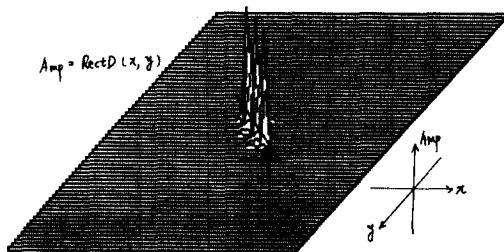


그림 2(f)  $\theta$  방향성 Rect 함수의 그림  
 $\theta$  directional Rect function figure.

가 되고, 이것은 속도  $V = (V_x^2 + V_y^2)^{\frac{1}{2}}$ 를 갖고  $\theta$  방향으로 움직이는 물체의 영상 형성 시스템 을 모델링하는 저하(Degradation) 함수로 생각할수 있다. 따라서,  $M(u, v) = 1/H(u, v)$ 을 Inverse

필터(Filter)로 하여 앞서 살펴본 식(4), (20)에의 하여  $F(u, v)$ 를 구하면 방향으로 Blurring된 물체의 영상을 복원할 수 있다.

## 4. 실험 및 고찰

### 4-1 모의 실험 (Simulation)

#### 4-1-1 X방향 복원 (X Directional Restoration) 실험

모의 실험을 위해 크기가  $64 \times 64$ , 그레이 레벨 범위가 0~63인 정지된 자동차의 영상을 이용했다.

첫 번째로는 x 방향으로만 8화소만큼 이동시키면서 합을 취하므로써 x방향으로 8화소 만큼 Motion Blurring 된 영상을 만들어 복원을 수행하여 보았다.

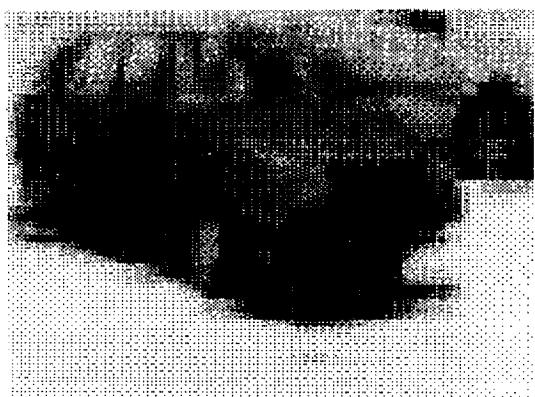


그림 3(a) 모의 실험에 사용된 원 영상  
Original image for simulation.

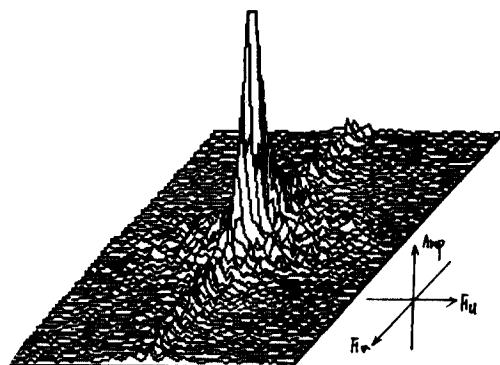


그림 3(b) 그림 3(a)의 푸리어 변환 결과  
Fourier transform of Fig 3(a).

그림 3(a)는 모의실험에 사용된 원 영상이고, 그림 3(b)는 원영상의 푸리어(Fourier)변환된 계수들의 크기를 나타낸 그림이다.

그림 3(b)는 Motion Blurring 된 영상이며, 그림 3(d)는 그림 3(c)의 푸리어(Fourier)변환 결과이다. 그림 3(d)를 분석해 보면, Blurring에 의해 x방향의 높은 주파수 성분들이 크게 감쇄됨을 볼 수 있다. 따라서 Blurring 현상을 모델링 할 수 있고 높은 주파수 성분을 강조해 줄 수 있는 특성을 갖는 필터(Filter)에 Blurring 된 영상을 통과시키면 복원할 수 있다.

실험에서는 그림 4와 같은 역 sinc 특성을 갖는 필터(Filter)를 통해 그림 3(e)의 복원된 영상

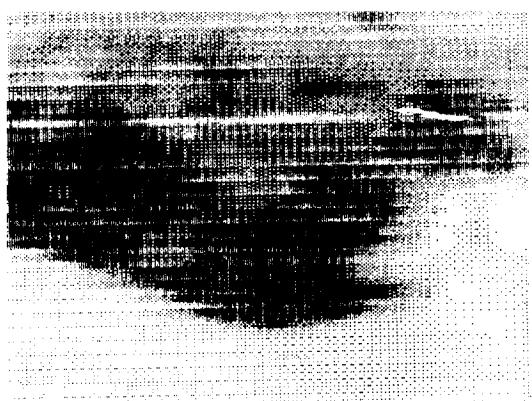


그림 3(c) X단방향 움직임에 의해 흐려진 영상  
X one-directional motion blurred image.

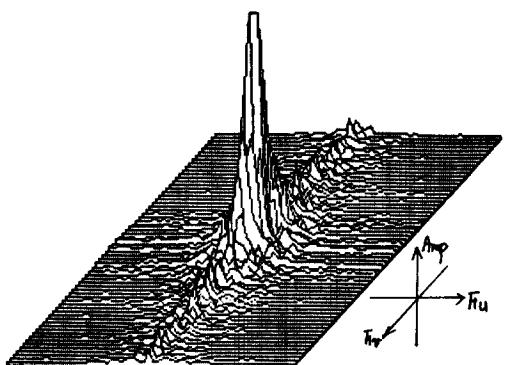


그림 3(d) 그림 3(c)의 푸리어 변환 결과  
Fourier Transform of Fig 3(c).

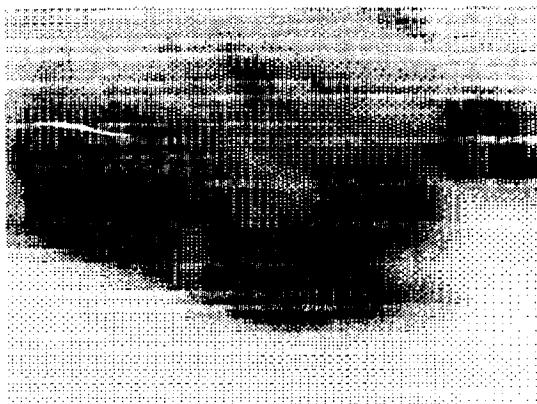


그림 3(e) X 방향으로 복원된 영상  
X directionally restored image.

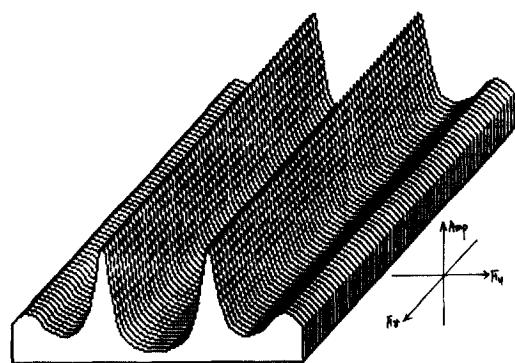


그림 4 X 단방향성 역 Sinc 필터의 그림  
X one-directional inverse Sinc filter figure.

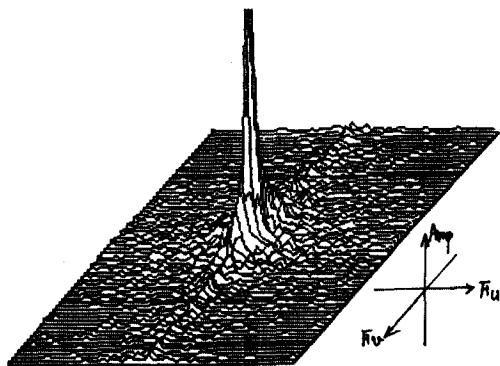


그림 3(f) 그림 3(e)의 푸리어 변환 결과  
Fourier transform of Fig. 3(e).

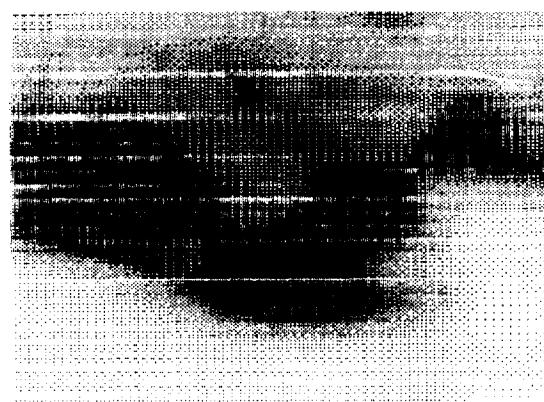


그림 5(a) Z 방향 움직임에 의해 흐려진 영상  
Z directional motion blurred image.

을 얻을 수 있었다.

그림 3(f)는 복원된 그림 3(e)의 푸리어 (Fourier) 변환 결과이다.

#### 4-1-2 Z방향 복원 (Z Directional Restoration) 실험

Z 방향으로 Blurring된 영상을 복원하는 실험을 위해 원영상에  $8 \times 8$ 의 윈도우를 취해 Blurring 시킨 영상을 이용하였다.

그림 5(a)는 Window Size  $8 \times 8$ 로 Blurring된 영상이고 그림 5(b)는 그림 5(a)의 푸리어 (Fourier) 변환 결과이다. 그림 5(b)에서 볼 수 있듯이 u, v

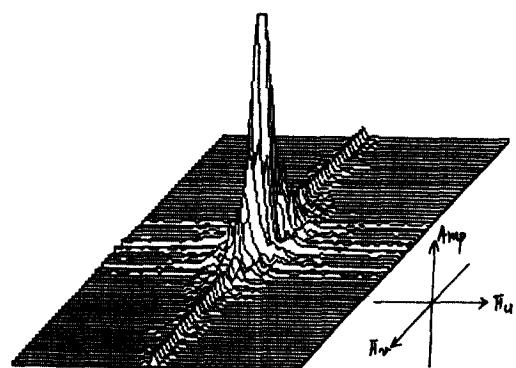


그림 5(b) 그림 5(a)의 푸리어 변환 결과  
Fourier transform of Fig 5(a).



그림 5(c) Z 방향으로 복원된 영상  
Z directionally restored image.

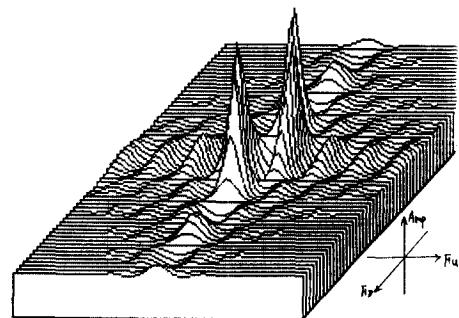


그림 6 XY 양방향성 역 Sinc 필터의 그림  
XY directional inverse Sinc filter figur.

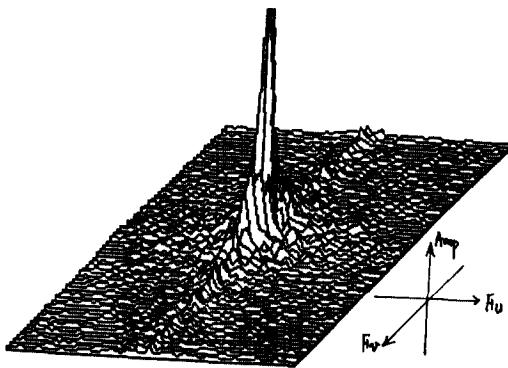


그림 5(d) 그림 5(c)의 푸리에 변환 결과  
Fourier transform of Fig 5(c).

양방향 모두 높은 주파수의 성분이 크게 감쇄되었다. 여기에 그림 6의 양 방향성 역 sinc 함수 필터를 써서 복원을 수행하였다.

그림 5(c)는 복원된 영상이고, 그림 5(d)는 그림 5(c)의 푸리에 (Fourier) 변환 결과이다.

#### 4-1-3 $\theta$ 방향 복원 ( $\theta$ Directional Restoration) 실험

$\theta (= \tan^{-1} (V_y/V_x))$  방향의 Motion Blurring에 의해 저하된 영상을 복원하는 실험으로,  $\theta = \tan^{-1} (V_y/V_x)$ 의 방향으로 Blurring된 영상을 얻기 위하여 그림 2(f)와 같은 방향성 윈도우를 취했다.

그림 7(a)는  $V_x = 6$ ,  $V_y = 4$ 로 Blurring된 영상이고 그림 7(b)는 그림 7(a)의 푸리에 (Fourier) 변환 결과이다. 그림 7(b)를 보면  $\theta$  방향에 적각인 성분들은 적게 감소되고,  $\theta$  방향 성분들은 크게 감소됨을 볼 수 있다. 여기에 그림 8의  $\theta$  방향성 역 sinc 함수 필터를 써서 복원을 행하였다.

그림 7(c)는 복원된 영상이며, 그림 7(d)는 그림 7(c)의 푸리에 (Fourier) 변환 결과이다. 그림 7(e)는 그림 7(a)를 x 방향복원 필터를 통하여 복원한 것이다. 그림 7(g)는 그림 7(a)를 z 방향 복

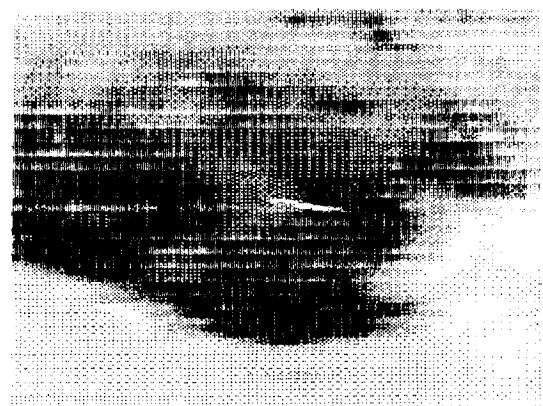


그림 7(a)  $\theta$  방향의 움직임에 의해 흐려진 영상  
 $\theta$  directional motion blurred image.

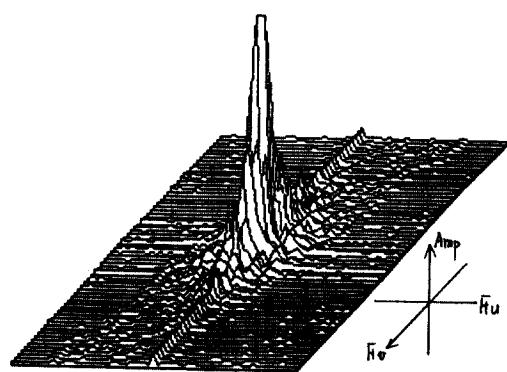


그림 7(b) 그림 7(a)의 푸리에 변환 결과  
Fourier transform of Fig. 7(a).



그림 7(e) 그림 7(a)를 X 방향으로 복원한 영상  
X directionally restored image of Fig. 7(a).

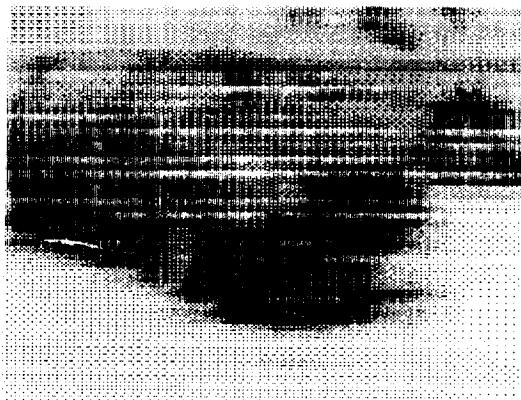


그림 7(c)  $\theta$  방향으로 복원된 영상  
 $\theta$  Directionally restored image.



그림 7(f) 그림 7(a)를 양방향으로 복원한 영상  
Bi-directionally restored image of Fig. 7(a).

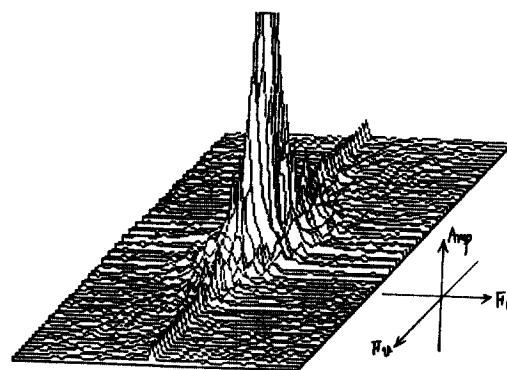


그림 7(d) 그림 7(c)의 푸리에 변환 결과  
Fourier transform of Fig. 7(c).

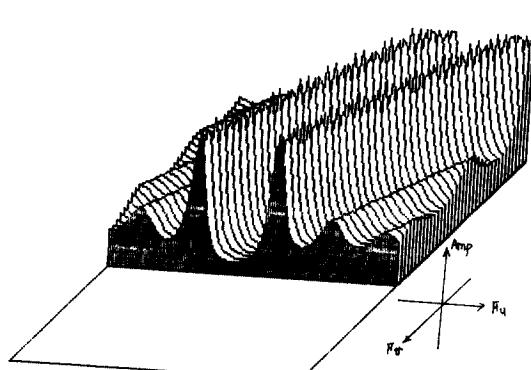


그림 8  $\theta$  방향성 역 Sinc 필터의 그림  
 $\theta$  Directional inverse Sinc filter figure.

원 필터를 통하여 복원한 것이다.

## 4-2 실제 실험

### 4-2-1 영상 데이터 수집

실제 영상을 사용하여 복원하는 실험을 위해 시속 100km / H로 달리는 고속버스의 영상을 전 우측방 약40° 방향 10m부근에서 1 / 30초동안 노출시켜 그림 9(a)의 Blurring된 영상을 얻었다.

노출시간( $T=1/30s$ ) 동안 움직인 거리는,

$$\begin{aligned} 100(\text{km/H}) &\rightarrow 10,000,000(\text{cm/H}) \rightarrow 10,000,000/ \\ 3600(\text{cm/s}) &\rightarrow 10,000,000 / (30 \times 3600) \\ &\rightarrow 93(\text{cm/T}) \text{ 이고,} \end{aligned}$$

화면 전체의 길이는 실제 화면상 약 8 m이므로



그림 9(a) 실제 실험에 사용된 흐린 영상  
Original blurred image for real experiment.

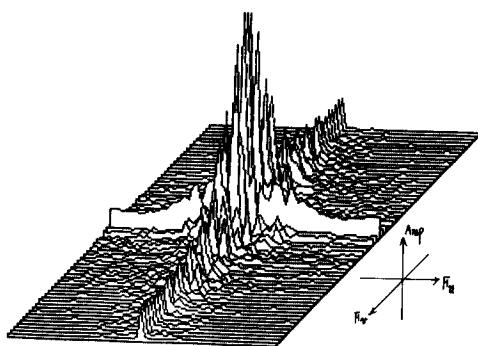


그림 9(b) 그림 9(a)의 푸리어 변환 결과  
Fourier transform of Fig. 9(a).

$800 : 64 = 93 : x$  즉,  $x = 64 \times 93 / 800 = 7.4 (\text{pixel})$   
 $\theta = 40^\circ$  방향으로 약 7 pixel 움직였으므로, x 방향으로 6 pixel, y 방향으로 4 pixel Blurring 된 것으로 간주하여  $H(u, v) = \text{sinc}(4u + 6v)$  의 필터(Filter)로 Inverse Filtering 시켜 복원을 하였다.

그림 9(b)은 그림 9(a)의 푸리어(Fourier) 변환 결과이고 그림 9(c)는 복원된 그림이다. 그림 9(d)는 그림 9(c)의 푸리어(Fourier) 변환 결과이다.

### 4-3 결과 고찰

세 가지 모의 실험과 실제 실험을 통하여 복원을 수행한 결과,  $\theta$  방향성 복원 실험의 경우에 x

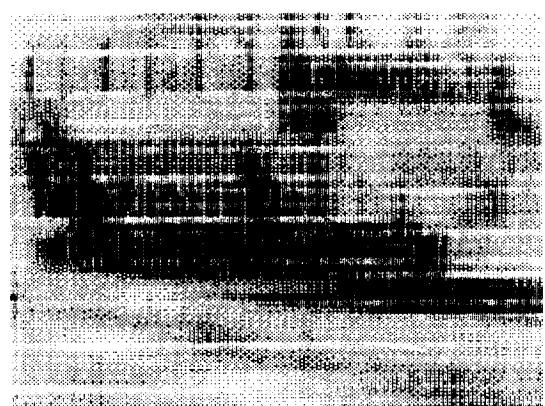


그림 9(c) 복원된 영상  
Restored image.

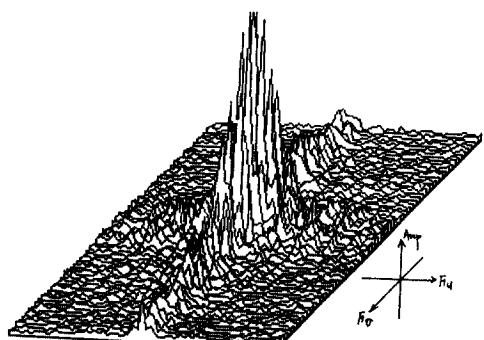


그림 9(d) 그림 9(c)의 푸리어 변환 결과  
Fourier transform of Fig. 9(c).

방향 복원필터를 쓴 복원은  $x$  방향만을 복원하므로 좀 부족하고,  $z$  방향 복원필터를 통한 복원은 방향성을 무시한 일괄적인 복원을 행하므로 그림 7(f)에서 볼 수 있듯이 불필요한 방향성분 까지 필요 이상으로 강조하는 경향이 있어서 적합치 않았으며, 방향성을 고려하여  $\theta$  방향으로 필요한 성분만을 복원하는  $\theta$  방향 복원 필터(Filter)를 통과시킨 복원은 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

그런데, 이상적인 복원필터는  $M(u, v) = 1 / H(u, v)$ 이나, sinc를 사용하여 적용하였을 때 sinc 함수의 영교차(Zero-crossing) 점과 일치하는 화소가 있을 경우에는 그 성분은 복원할 수 없게된다. 본논문에서는 이와같은 경우에는 복원 필터  $M(u, v)$ 를 다음과 가정하여 다시 수행한다.

$$M(u, v) = 1 / \{k + H(u, v)\} / (k + 1) \quad (27)$$

이때 원 영상에 대하여  $G(u, v) = H(u, v) \cdot F(u, v)$ 이고, 복원 영상에 대해서  $\hat{F}(u, v) = M(u, v) \cdot G(u, v)$ 이므로  $\hat{F}(u, v) = M(u, v) \cdot H(u, v) \cdot F(u, v)$ 가 된다.

전체적인 전달함수는  $H(u, v) \cdot M(u, v)$ 이므로 이 값이 상수에 가깝고  $u, v$ 의 변화에 관계없이 일정해야 한다. 이 함수의 경우  $k$ 가 커지면  $M(u, v) H(u, v)$ 는  $u, v$ 에 관계없이 거의 일정한 값을 가지지만, 이것은 각주파수 성분에  $k$  쪽 더해준 결과가 되므로 공간좌표상의 원점(즉, 중심화소)에 Impulse를 발생시키게 된다. 이것은 중심화소에 Weight를 크게 준 Window가 사용되어 Blurring된 경우이므로  $1/H$ 이 항상 양의 값을 갖게하는, 가능한한 작은  $k$  값을 사용한다.

## 5. 결 론

본 논문에서는 영상의 저하(Degradation) 모델을 추정함으로써 적합한 역 변환을 하는 필터(Filter)를 설계하여, 움직임에 의해 흐려진 영상을 복원하는 과정을 실험을 통하여 살펴보았다.

정확한 영상 복원을 위해서는, 저하(Degradation)되는 과정을 모델링하여 그 역변환을 하는 최적

필터를 설계하기 위해 먼저 저하현상을 정확히 모델링하여야 한다. 그를 위해 본 논문에서는 모의 실험을 통해  $x$  방향으로 움직이는 물체에 의해 Blurring되는 경우,  $z$  방향으로 Blurring 시켰을 경우,  $\theta (= \tan^{-1}(V_y/V_x))$  방향으로 움직이는 물체에 의해 Blurring되는 경우의 세 가지를 각각 가정하여 모델링하였다. 각각 정확한 모델링에 의해 수학적인 역변환을 취하는 필터(Filter)를 설계하여 복원하므로써 적합한 결과를 얻어내었다. 또한 실제의 움직임에 의해 Blurring된 영상을 구하여 복원을 행하여 봄으로써 그 유용성을 실험하여 보았다.

본 논문에서는 방향성을 고려하고 그에 따른 주파수 영역 패턴을 분석하여 물체의 방향성 있는 움직임에 의해 저하(Degradation)된 영상을 복원하여 보았다.  $\theta$  방향으로 움직인 물체에 의해 Blurring된 영상의 경우,  $x$  방향 복원은  $x$  방향만을 복원하므로 좀 부족하고,  $z$  방향 복원 필터를 통한 복원은 방향성을 무시한 일괄적인 복원을 행하므로 불필요한 방향성분까지 필요 이상으로 강조하는 경향이 있어서 적합치 않았으며, 방향성을 고려하여 필요한 성분만을 복원하는  $\theta$  방향성 필터(Filter)를 통과시킨 복원은 좋은 결과를 얻을 수 있었다.

그런데, 이상적인 복원필터는  $M(u, v) = 1 / H(u, v)$ 이나, 본논문의 경우 이동영상의 복원에 대한 저하모델이 sinc함수 형태이므로, 역 필터링(Inverse Filtering)에 적용하였을 때 영교차(Zero-crossing) 점의 성분은 복원할 수 없게 된다. 본 논문에서는 이와같은 문제점을 해결하기 위하여 복원 필터를  $M(u, v) = 1 / \{k + H(u, v)\} / (k + 1)$ 로 하여 수행하였다.

또한, 3 차원적인 이동에 대해서도 고찰해 본 결과, 지금까지 저하모델(Degradation Model)의 추정은 가능하나 그의 완벽한 수학적 모델링과 역 필터(Filter)의 구성이 앞으로의 연구과제로 남아있다.

## 参 考 文 献

- (1) Earmest L. Hall, Computer Image Processing and Re-

- 
- cognition, Academic Press, 1979.
- (2) O. N. Ahmed, K. R. Rao, Orthogonal Transforms for digital signal processing, Springer-Verlag, NY, 1975.
  - (3) 김성곤, 이대영, "한정 최소자승필터를 이용한 영상부위에 관한 연구", 경희대학교 전자공학과, 1985. 2.
  - (4) William K. Pratt, "Generalized Wiener filtering computation Technique," IEEE Trans. on Computer, vol. C-21, July, 1972.
  - (5) Ramesh Jain, "Extraction of Motion Information from peripheral process," IEEE Trans. on Computer, August, 1980.
  - (6) William K. Pratt, "Fast Computation Technique for pseudo inverse and wiener Image Restoration, IEEE Trans. on Computer, vol. C-26, 1977.
  - (7) Roger Y. Tsai, Thomas S. Huang, "Estimating Three-Dimensional Motion Parameters of Rigid planar patch I, II: singular value decomposition," IEEE trans. on Computer, Sept., 1972.
  - (8) A. Rosenfeld and A. C. Kak, DIP, Academic Press, 1982.
  - (9) R. G. Gonzalez and P. Wintz, DIP, Addison-Wesley, 1977.
  - (10) K. R. Castleman, DIP, Prentice Hall, 1979.
  - (11) D. H. Ballard and M. Brown, Computer vision, Prentice-Hall, 1982.



金榮佑(Young Woo KIM) 準會員  
1961年11月18日生  
1985年2月：慶熙大學校 電子工學科卒業  
1987年2月：慶熙大學校 大學院 電子工學科 卒業(工學碩士)



柳光烈(Kwang Ryeol RYU) 正會員  
1954年9月15日生  
1975年2月：光云工大 無線通信學科 工學士(B. S.)  
1980年8月：慶熙大學校大學院 電子工學科 工學碩士(M. S.)  
1985年2月：慶熙大學校大學院 電子工學科 博士課程修了  
1984~1985：三星電子 総合研究所 代理  
現在：高麗大學校 電算情報學科 學科長



李大寧(Dai Young LEE) 正會員  
1940年3月18日生  
1968年9月~1970年3月：梨花女子大州立大學院 (工學碩士)  
1976年9月~1979年9月：延世大學校大學院電子工學科 (工學博士)

1971年9月：慶熙大學校工科大學電子工學科助教授  
1977年3月：慶熙大學校工科大學電子工學科副教授  
1982年3月：慶熙大學校工科大學電子工學科教授  
1982年9月：慶熙大學校工科大學長，韓國情報科學會理事