

## 영상정보 개선 기술

河 永 浩

(正 會 員)

慶北大學校 工科大學 電子工學科

### I. 서 론

영상처리의 중요한 목표중의 하나는 영상정보의 개선에 있으며, 이는 영상정보의 해석과 인식을 위한 기본적인 과제중의 하나이다. 일반적으로 우리가 얻는 영상에는 크거나 작은 왜곡이나 잡음을 수반하는 경우가 많으며 이러한 영상을 열화(劣化 : degradation) 된 영상이라고 한다. 열화된 영상은 영상의 분류, 식별등의 처리를 곤란하게 하므로 원영상을 복원하거나 개선해야 할 필요가 있다.

영상정보 개선 기술에는 그림 1에 보는 바와 같이 크게 두가지로 나눌 수 있다. 그 하나는 영상복원(image restoration)이며 다른 하나는 영상향상(image enhancement)이다.<sup>[1~3]</sup>

영상복원은 영상의 열화현상을 보정하여 원영상의 추정이나 이상적인 영상에 가능한한 근사화하는 기술이다. 잡음의 제거, 몽통화(blurring)의 복원, 계통적인 왜곡(distortion)의 복원이나 기하학적인 왜곡의 복원등은 대표적인 영상복원의 예이다.<sup>[4,5]</sup>

영상향상은 영상의 시각적 효과를 증가시키거나 사람이나 기계적 분석에 적합하도록 영상형태를 변

형시키는 기술을 의미한다. 따라서 영상향상의 목표는 영상복원의 경우와는 다르다. 사람에게 보기쉬운 영상은 어떠한 것인가에 대한 명확한 답은 어려우며, 따라서 영상향상에서 영상의 무엇을 어떻게 처리하는가에 관한 일반적인 이론은 없다. 그러나 콘트래스트가 큰 영상, 가장자리(edge)가 강조된 선명한 영상등은 사람에게 보기 좋은 영상이다. 또한 사람의 눈은 색에 대하여 예민하다. 그러므로 흑백의 명암도(grey level) 영상에 대응시켜 적절한 색을 부여하여 명암도 스케일의 미세한 변화를 식별하게 할 수 있다. 이러한 이유등에서 영상향상은 명암도 스케일의 변환, 공간주파수의 고역필터링, 의색(擬色: pseudo color) 표현등이 그 예이다.<sup>[6~8]</sup>

본 논문에서는 영상정보개선 기술로서 영상복원과 영상향상에 대해 몇가지 유형으로 나누어 개략적인 설명을 하면서 그 특질을 살펴보기로 한다.

### II. 영상의 열화모델과 평가함수

영상은 대기의 산란, 렌즈의 왜곡, 카메라의 움직임 또는 영상 시스템의 왜곡등의 원인으로 열화가 생겨난다. 또한 영상의 전송로, 관측장치, 양자화장치, 혹은 증폭기등에서 잡음원을 생각할 수 있으며 그러한 것들이 영상을 열화시키는 주된 요인들이다. 그림 2는 열화과정을 설명하는 열화모델(degradation model)을 나타낸다. 원영상  $f(x, y)$ 는 어떤 전달함수  $h(x, y)$ 를 가지는 선형불변 시스템에서 몽통화나 왜곡이 생기고 그것에 독립적인 잡음이 가산되어 열화영상  $g(x, y)$ 로 된다. 영상의 복원은 원영상의 성질, 전달함수의 특성, 잡음의 통계적 특성을 이용하여 어떤 평가함수로써 열화영상에서 원영상의 최종적인 추정영상  $\hat{f}(x, y)$ 를 얻는데 있다.

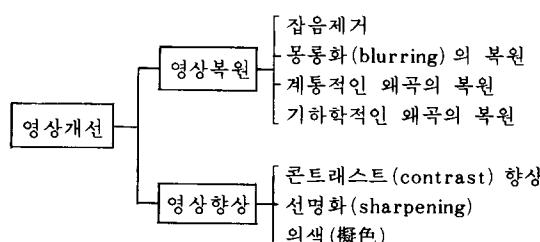


그림 1. 영상 정보 개선 기술의 분류

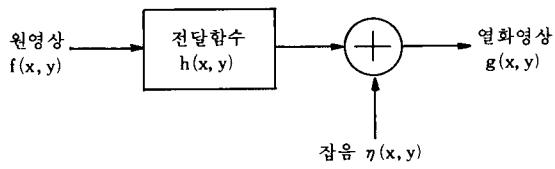


그림 2. 영상 열화 모델

일반적으로 이용되는 평가함수는 다음과 같다.

(a) 평균제곱오차 (mean square error)

$$\iint [f(x,y) - g(x,y)]^2 dx dy \quad (1)$$

(b) 평균절대오차 (mean absolute error)

$$\iint |f(x,y) - g(x,y)| dx dy \quad (2)$$

(c) 최대절대오차 (max. absolute error)

$$\max_{(x,y)} \{ |f(x,y) - g(x,y)| \} \quad (3)$$

(d) 상호상관관계 (cross-correlation)

$$\iint f(x,y) g(x,y) dx dy \quad (4)$$

또한 사람의 시각은 명암도가 급격히 변화하는 영역이나 경계선에 대하여 예민하다. 이 경우에 Laplacian 연산자로써 경계선 영역을 향상시킨 영상을 이용하여 유사성을 평가하는 경우가 있다.

(e) Laplacian 평균제곱오차 (Laplacian mean square error)

$$\iint [\nabla^2 f(x,y) - \nabla^2 g(x,y)] dx dy \quad (5)$$

영상화질의 열화특성을 표시하는 하나의 대표적인 함수는 점확산함수 (point spread function)이다. 점확산함수는 점광원 (point source)인 임펄스 (impulse)에 대한 시스템의 응답함수이며, 일반적으로 확산을 가진 출력영상이 된다. 따라서 이 출력영상은 점입력에 대한 몽롱화한 정도를 나타내며 영상의 열화를 측정할 수 있는 유효한 척도가 된다.

### III. 영상의 평활화(Smoothing)

#### 1. 평활화에 의한 잡음제거

영상  $g(i,j)$ 을 평활화하여 잡음을 억제하는 경우는 다음의 식으로 나타나는 이웃평균처리 (neighborhood averaging)이다.

$$\bar{g}(i,j) = \frac{1}{n} \sum_{(k,l) \in R} g(k,l) \quad (6)$$

위식에서  $R$ 은 화소  $(i,j)$ 와 그의 이웃하는 화소들의 집합이며 (그림 3),  $n$ 은  $R$ 에 속한 화소의 개수를 나타낸다. 잡음  $\eta(i,j)$ 가 원영상  $f(i,j)$ 에 가산되면 다음 식 (7)과 같다.

$$g(i,j) = f(i,j) + \eta(i,j) \quad (7)$$

여기서 잡음은 평균이 0, 분산은  $\sigma_n^2$ 으로 화소 모두에 대해 상관관계가 없음을 가정한다.

이 경우 식 (6)에서 정한 이웃평균처리를 하여 얻어진 영상  $\bar{g}(i,j)$ 에서는 잡음의 분산이  $1/n$ 로 억제됨을 알 수 있다. 식 (6)을 식 (7)에 대입하면

$$\begin{aligned} \bar{g}(i,j) &= \frac{1}{n} \sum_{(k,l) \in R} [f(k,l) + \eta(k,l)] \\ &= \frac{1}{n} \sum_{(k,l) \in R} f(k,l) + \frac{1}{n} \sum_{(k,l) \in R} \eta(k,l) \end{aligned} \quad (8)$$

가 되며 영상  $\bar{g}(i,j)$ 의 잡음성분의 기대값  $\mu$ 와 분산  $\rho^2$ 을 구하면

$$\begin{aligned} \mu &= E\left(\frac{1}{n} \sum_{(k,l) \in R} \eta(k,l)\right) \\ &= \frac{1}{n} \sum_{(k,l) \in R} E(\eta(k,l)) \\ &= 0 \end{aligned} \quad (9)$$

또한,

$$\begin{aligned} \rho^2 &= E\left\{\left[\frac{1}{n} \sum_{(k,l) \in R} \eta(k,l)\right]^2\right\} - \mu^2 \\ &= \frac{1}{n^2} \sum_{(p,q) \in R} \sum_{(r,s) \in R} E(\eta(p,q) \eta(r,s)) - \mu^2 \end{aligned} \quad (10)$$

여기서,

$$E\{\eta(p,q) \eta(r,s)\} = \begin{cases} E(\eta(p,q)) E(\eta(r,s)) & (p,q) \neq (r,s) \text{의 경우} \\ \mu^2 & (p,q) = (r,s) \text{의 경우} \\ \sigma_n^2 + \mu^2, & \end{cases} \quad (11)$$

이다. 따라서 식 (10)은 다음의 식 (12)와 같게 된다.

$$\begin{aligned} \rho^2 &= \frac{1}{n^2} [n(\sigma_n^2 + \mu^2) + (n^2 - n)\mu^2] - \mu^2 \\ &= \frac{1}{n} \sigma_n^2 \end{aligned} \quad (12)$$

이상에서 이웃평균처리는 잡음의 분산을  $1/n$ 로 억제함을 알 수 있다.

영상에서 신호성분은 식 (8)에 표시된 바와 같이

(i-1, j-1)	(i-1, j)	(i-1, j+1)
(i, j-1)	(i, j)	(i, j+1)
(i+1, j-1)	(i+1, j)	(i+1, j+1)

그림 3. 화소(i, j) 와 그의 3×3 이웃 화소들

이웃영역 R 내의 원화상의 평균값으로 되어  $f(i, j)$  와는 다른 몽롱화 현상을 수반한 영상을 만듬에 주의해야 한다.

## 2. 저역필터링

영상의 명암도에서 가장자리 경계나 영상잡음과 같은 급격한 변화들은 푸리에 (Fourier) 변환시 높은 주파수 성분을 많이 나타나게 한다. 따라서 저역 필터링을 통하여 주어진 입력영상의 변환에서 어떤 특정 영역의 높은 주파수 성분들을 제거하는 효과를 가져올 수 있으며 그 관계는 다음식으로 표현된다.

$$\hat{F}(u, v) = H(u, v) G(u, v) \quad (13)$$

여기서  $G(u, v)$  는 평활화하고자 원하는 영상의 푸리에 변환이며,  $H(u, v)$  는 저역필터 그리고  $\hat{F}(u, v)$  는 평활화된 영상의 푸리에변환으로 이의 역변환인  $\hat{f}(x, y)$  가 원하는 평활화된 영상을 나타낸다. 그림 4는 영상향상에 유용한 저역필터들의 몇가지 예를 보여 준다.<sup>[3]</sup>

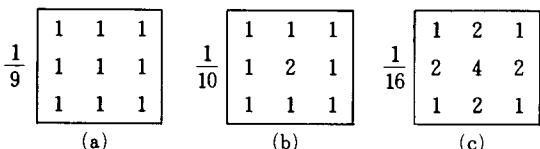


그림 4. 영상향상에 유용한 저역필터들

## 3. 메디안(median) 필터링

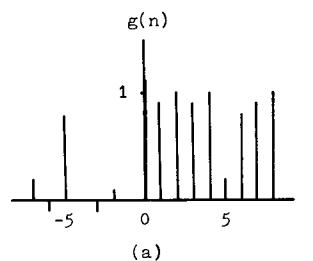
영상에서 주위 이웃화소들에 비해 명암도가 특히 높거나 낮은 고립화소가 산재해 있는 경우가 있으며 이를 임펄스 잡음 또는 salt-and-pepper 잡음이라 한다. 메디안 필터는 이러한 잡음을 제거하는데 효과적인 비선형 기법이다. 이 필터는 평활화 영역 R 내 화소들의 명암도 값들중 중앙값을 택하여 영역내의

중앙지점의 화소에 대치해 넣음으로써 저역필터와는 달리 잡음을 제거하면서도 계단함수에서 나타나는 불연속들(경계 가장자리부분)을 잘 보존할 수 있다.

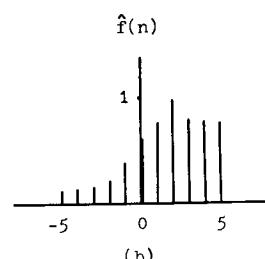
영상  $g(i, j)$ 에 대한 메디안 필터의 출력  $\hat{f}(i, j)$ 는

$$\hat{f}(i, j) = \text{med}_{(k, l) \in R} \{g(k, l)\} \quad (14)$$

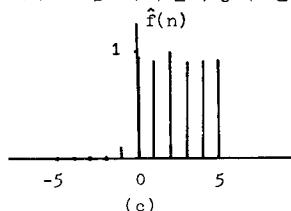
로 표현된다. 그림 5에서 (a)는 잡음으로 열화된 1 차원 계단함수를 나타내며 (b)는 5 점 저역필터에 의한 결과를, (c)는 5 점 메디안필터에 의한 결과를 나타낸다. 여기서 볼 수 있듯이 메디안필터는 잡음도 잘 제거할 뿐만 아니라 가장자리 경계도 잘 보존되었음을 알 수 있다.



(a) 잡음으로 열화된 계단함수



(b) 5 점 저역필터링의 결과



(c) 5 점 메디안 필터링의 결과

그림 5. 메디안 필터링

## IV. 영상복원

열화된 영상  $g(x, y)$ 로부터 원영상  $f(x, y)$ 를 복원하는 처리과정에는 영상이 열화된 과정을 이해해야될 필요가 있다. 앞의 그림 2의 열화모델에서 영상

$g(x, y)$ 는 상승적분연산(convolution)을 이용하여 다음의 식 (15)로 표현된다.

$$g(x, y) = f(x, y) * h(x, y) + \eta(x, y) \quad (15)$$

푸리에 변환에 의해 식 (16)과 같이 된다.

$$G(u, v) = F(u, v) H(u, v) + N(u, v) \quad (16)$$

여기서  $G(u, v)$ ,  $F(u, v)$ ,  $H(u, v)$  및  $N(u, v)$ 는 각각  $g(x, y)$ ,  $f(x, y)$ ,  $h(x, y)$  및  $\eta(x, y)$ 의 푸리에 변환이다.

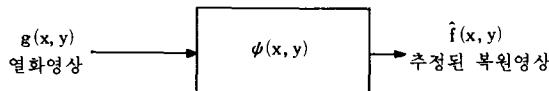


그림 6. 영상 복원 모델

복원시스템의 임펄스 응답을 그림 6에서와 같이  $\psi(x, y)$ 라 정하면 추정된 복원영상  $\hat{f}(x, y)$ 는

$$\hat{f}(x, y) = g(x, y) * \psi(x, y) \quad (17)$$

이미 이의 푸리에 변환은

$$\hat{F}(u, v) = G(u, v) \Phi(u, v) \quad (18)$$

이다. 여기서  $\hat{F}(u, v)$ ,  $\Phi(u, v)$ 는 각각  $\hat{f}(x, y)$ ,  $\psi(x, y)$ 의 푸리에 변환이다. 식 (16)을 식 (18)에 대입하면

$$\hat{F}(u, v) = [F(u, v) H(u, v) + N(u, v)] \Phi(u, v) \quad (19)$$

의 관계를 얻을 수 있다.

### 1. 역(Inverse) 필터

복원 시스템의 전달함수  $\Phi(u, v)$ 을

$$\Phi(u, v) = \frac{1}{H(u, v)} \quad (20)$$

으로 두면 식 (19)는 다음 식 (21)과 같게 된다.

$$\hat{F}(u, v) = F(u, v) + \frac{N(u, v)}{H(u, v)} \quad (21)$$

위 식에서 알 수 있듯이 역필터에 의한 영상복원은 잡음이 없는 경우, 추정영상  $\hat{F}(u, v)$ 은 원영상  $F(u, v)$ 에 완전히 일치하게 된다. 그러나 실제로  $H(u, v)$ 가 영점들을 가지고 있거나 값이 매우 작은 경우에는  $F(u, v) H(u, v)$ 가 영이 되거나 영에 매우 가깝게 되어 원영상을 정확히 복원할 수 없게 된다. 또한 영

상에 잡음이 있을 경우에  $N(u, v)/H(u, v)$ 에 해당하는 복원오차를 수반하며, 특히 이 경우  $H(u, v)$ 가 영점들을 가지고 있거나 값이 매우 작은 경우에는 잡음성분이 영상복원의 결과를 지배할 수 있다.

일반적으로  $F(u, v)$ 나  $H(u, v)$ 의 값은 높은 공간주파수에서 급격히 떨어지는 경향이 있는데 반해  $N(u, v)$ 는 높은 공간주파수에서 비교적 큰 값을 보존하는 경우가 많다. 따라서 역필터를 낮은 공간주파수에 제한된 영역내에서 사용하면 잡음에 따른 복원오차를 줄일 수 있다.

### 2. 최소제곱필터(Wiener 필터)

영상복원의 목적은 원영상을 가능한 정확히 추정하는데 있으며 추정의 오차를 측정하는 평가함수를 도입하여 이 함수의 값을 최소화하는 복원필터를 생각할 수 있다.

원영상과 복원영상의 평균제곱오차  $\epsilon^2$ 는 다음 식 (22)와 같다.

$$\epsilon^2 = E \{ f(x, y) - \hat{f}(x, y) \}^2 \quad (22)$$

이 평균제곱오차를 최소로 하는 복원필터를 최소제곱필터(least squares filter) 또는 Wiener필터라고 하며 다음 식 (23)으로 주어진다.

$$\Phi(u, v) = \frac{1}{H(u, v)} \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + S_{nn}(u, v) / S_{rr}(u, v)} \quad (23)$$

여기서  $S_{nn}(u, v)$ ,  $S_{rr}(u, v)$ 는 각각 잡음과 영상신호의 power spectral density이다.

실제  $S_{nn}(u, v)$ 나  $S_{rr}(u, v)$ 가 알려지지 않는 경우가 종종 있다. 이러한 경우 식 (23)은 다음과 같이 근사화하여 주어진다.

$$\Phi(u, v) \cong \frac{1}{H(u, v)} \frac{|H(u, v)|^2}{|H(u, v)|^2 + K} \quad (24)$$

여기서  $K$ 는 상수이다.

최소제곱필터는 잡음이 없는 경우에는 이상적인 역필터로 되고 잡음이 우세한 영역에서는 전달함수  $\Phi(u, v)$ 가 0으로 접근함을 알 수 있다.

### 3. 기하학적인 왜곡의 복원

렌즈나 관측자의 위치등에 의하여 영상에는 기하학적인 왜곡이 포함될 수 있다. 기하학적인 왜곡의 발생을 그림 7에 표시한 모델로써 생각할 수 있다. 여기서 함수  $h_1(i, j)$ 과  $h_2(i, j)$ 는 기하학적인 변환을 나타낸다. 이러한 모델로써 표현되는 기하학적인 왜

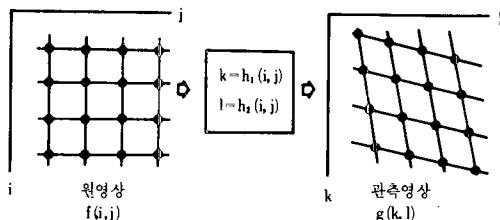


그림 7. 기하학적인 왜곡모델

곡은  $h_1$ 과  $h_2$ 를 추정함으로 복원이 가능하다. 여기서는  $h_1$ 과  $h_2$ 가 2차의 다항식으로 근사화되는 경우에  $h_1$ 과  $h_2$ 를 구하는 방법과 그에 의해 원영상을 복원하는 방법을 생각한다.

원영상의  $N$ 개의 점을  $\{(i_n, j_n)\}$ ,  $n=1, 2, \dots, N$ , 또한  $(i_n, j_n)$ 에 대응하는 왜곡된 관측영상 위의 점을  $(k_n, \ell_n)$ 이라 하고 그에 대응하는 추정치를  $(\hat{k}_n, \hat{\ell}_n)$ 이라 하면 그 관계는 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned} \hat{k}_n &= a_0 + a_1 i_n + a_2 j_n + a_3 i_n^2 + a_4 i_n j_n + a_5 j_n^2 \\ \hat{\ell}_n &= b_0 + b_1 i_n + b_2 j_n + b_3 i_n^2 + b_4 i_n j_n + b_5 j_n^2 \end{aligned} \quad (25)$$

여기서  $n=1, 2, \dots, N$ 이다.

따라서 관측영상 위의 실제로 왜곡된 점  $(k_n, \ell_n)$ 과 2차 다항식으로 근사화된 그의 추정된 값  $(\hat{k}_n, \hat{\ell}_n)$ 과의 평균제곱오차는 다음과 같다.

$$\epsilon^2 \triangleq \sum_{n=1}^N (k_n - \hat{k}_n)^2 + \sum_{n=1}^N (\ell_n - \hat{\ell}_n)^2 \quad (26)$$

위식에서  $\epsilon^2$ 을 최소로 하는  $\{a_0, a_1, \dots, a_5\}$ 와  $\{b_0, b_1, \dots, b_5\}$ 을 구하여 화소의 재배치를 정의하는 공간변환을 수행할 수 있다.

실제로  $\hat{k}_n$ 과  $\hat{\ell}_n$ 의 값들은 정수가 아닐수 있기 때문에 원영상의 정수 좌표계에서의 새로운 명암도 값들이 정의되어야 한다. 따라서 명암도에 대한 보간(interpolation)이 행해져야 하며 여기에는 선형 보간법(linear interpolation)이나 정방 B 형 운형자 보간법(cubic B-spline interpolation) 등이 많이 사용된다.

## V. 영상향상

### 1. 명암도 히스토그램의 수정

명암도 스케일 수정은 영상의 동적 범위(dynamic range)나 콘트래스트를 수정하는 간단하고도 효과적인 방법이다. 이 방법에 있어서 입력영상의 명암도 스케일은 주어진 변환 방법에 따라 다른 형태의 명암도 스케일로 변환된다. 어떤 입력영상의 명암도

$Z_f$ 를 출력영상의 명암도  $Z_g$ 로 변환시키는 연산자  $T$ 는 종종 그림이나 도표로 표현된다.

$$Z_g = T(Z_f) \quad (27)$$

그림8(a)는 3 bits로 각 화소의 명암도가 표현되는, 즉 8개의 명암도를 가지는  $4 \times 4$  크기의 영상이며, 그림 8(b), (c)는 각각 명암도 스케일 변환함수의 그림 및 도표를, 그림8(d)는 명암도 스케일이 수정된 결과영상을 보여준다.<sup>[3]</sup> 그림9(a)에서 보는 바와 같이 주어진 영상의 명암도들은 좁은 범위내에서 군집(clustering)을 이루고 있어 유효한 동적 범위를 잘 활용하고 있지를 못하다. 그와 같은 경우에 그림8(b)에서 보여진 형태로의 변환은 전반적인 동적 범위를 증가시키게 되고 결과의 영상은 더 큰 콘트래스트를 보이게 된다. 그림9(b)에서 이러한 사실을 확인할 수 있다.

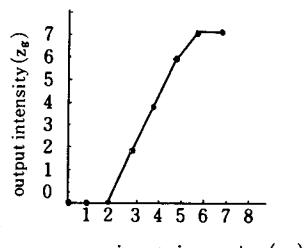
명암도 스케일의 변환방법은 요구되는 응용에 따라 달라지며, 응용에 있어서 선택되는 변환은 실제적인 조건을 고려함으로써 결정된다.

### 2. 영상선명화(Sharpening)

몽통화된 영상에서 선명한 영상을 얻는 방법으로 정상향상 처리기술의 하나이다. 일반적으로 몽통화

3	3	4	4
2	3	4	5
2	3	4	5
2	3	4	5

(a)  $4 \times 4 \times 3$  bit 화소를  
가진 입력영상



(b) 명암도 스케일 변환함수

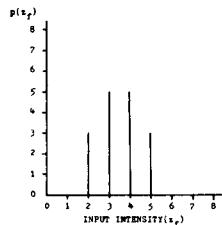
$Z_f$	$Z_g$
0	0
1	0
2	0
3	2
4	4
5	6
6	7
7	7

(c) Table로 나타낸 명암도 스케일 변환함수

2	2	4	4
0	2	4	6
0	2	4	6
0	2	4	6

(d) 명암도 스케일이  
수정된 영상

그림 8. 명암도 히스토그램의 수정



(a) 그림8(a)의 히스토그램 (b) 그림8(d)의 히스토그램

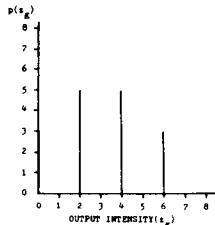


그림9. 수정된 명암도 히스토그램.

된 영상은 높은 주파수 성분이 감쇄되어 있으므로 높은 주파수 성분을 강조함으로써 선명한 영상을 얻을 수 있다. 영상의 높은 주파수 성분을 강조하는 간단한 방법중의 하나는 영상을 미분처리 하는 방법이다.

### 1) 미분

영상처리에 있어서 가장 빈번히 사용되는 미분방법은 경사미분(gradient) 연산자이다. 주어진 영상  $f(i, j)$ 에 대해  $i$  방향과  $j$  방향에서의 미분은 다음 식으로 정의된다.

$$\begin{aligned}\nabla_i f(i, j) &\triangleq f(i, j) - f(i-1, j) \\ \nabla_j f(i, j) &\triangleq f(i, j) - f(i, j+1)\end{aligned}\quad (28)$$

따라서 경사미분의 크기는

$$M[f(i, j)] = \{(\nabla_i f(i, j))^2 + (\nabla_j f(i, j))^2\}^{1/2} \quad (29)$$

이며, 다음식으로 근사화될 수 있다.

$$M[f(i, j)] = |\nabla_i f(i, j)| + |\nabla_j f(i, j)| \quad (30)$$

위에서 언급한 연산자 이외에도 Roberts 연산자, Laplacian 연산자등 많은 미분연산자들이 사용되고 있다.

### 2) 고역 필터링

영상에서 경계나 명암도의 급격한 변화 또는 섬세한 영역들은 일반적으로 높은 주파수 성분들을 많이 내포하고 있기 때문에 고역 필터링은 종종 국부적인 콘트라스트를 증가시키고 따라서 영상을 선명하게 만든다.

고역 필터링은 또한 영상에서의 몽롱화 현상을 줄이는데도 유용하다. 영상이 렌즈의 촛점이 맞지 않거나, 움직임이나 대기의 왜란에 의해 생긴 몽롱화 현상에 의해 열화되어 있을때 저주파 성분들을 많이 내포하고 있으므로 고역필터를 통과 시킴으로서 선명화한 영상으로 개선될 수 있다. 그러나 영상의 배경에 있는 잡음은 전형적으로 높은 주파수를 내포하고 있으므로 이 필터에 의해 잡음이 강조되는 현상

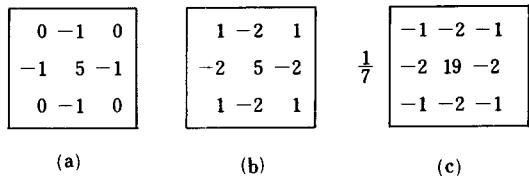


그림10. 영상향상에 유용한 고역필터들의 예

이 수반될 수 있기 때문에 주의가 따른다.

### 3) 준동형(準同型 ; homomorphic) 필터

영상  $f(x, y)$ 는 조명(illumination)의 강도와 대상물의 반사(reflectance) 계수로 다음과 같이 표현이 가능하다.

$$f(x, y) = i(x, y) r(x, y) \quad (31)$$

이 경우 강도가 불균일한 조명은 대상물이 가지고 있는 본래의 정보인  $r(x, y)$ 가 정확하게 영상으로 표현될 수 없다. 이러한 영상을 준동형 필터로 처리하여 영상을 향상시킬 수 있으며 그림11에 그 구성을 보여준다. 영상  $f(x, y)$ 에 대수를 취하면 영상의 반사계수와 조명강도를 분리할 수 있다. 즉,

$$\ell_n f(x, y) = \ell_n i(x, y) + \ell_n r(x, y) \quad (32)$$

으로 된다. 일반적으로 조명강도 성분은 공간적으로 원만히 변화하는 반면, 반사 계수의 공간적 분포는 비교적 섬세하게 변화한다. 따라서 조명강도 성분의 공간주파수 스펙트럼은 아주 낮게 한정되어 집중되어 있고, 반사계수의 스펙트럼은 높은 주파수에서 넓게 퍼져있다. 이 경우에 푸리에 변환을 하여 그림12에 표시된 선형 필터를 통과하면 낮은 주파수 성분의 조명계수의 영향을 제외시킬 수 있다.

### 3. 의색(擬色 ; Pseudo Color) 영상처리

인간의 눈이 색에 대해 매우 민감함은 잘 알려진 사실이며, 흑백영상의 명암도 변화보다는 색채를 가미한 명암도 변화는 인간의 시각에 뛰어난 구별력을 가져온다. 따라서 영상향상에 이러한 특성을 이용하면 효과적이다.

의색의 사용에 대한 기본적인 관념은 가색(假色 ;

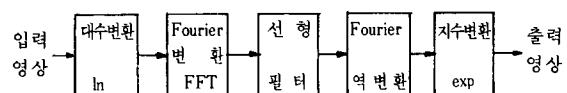


그림11. 준동형 필터

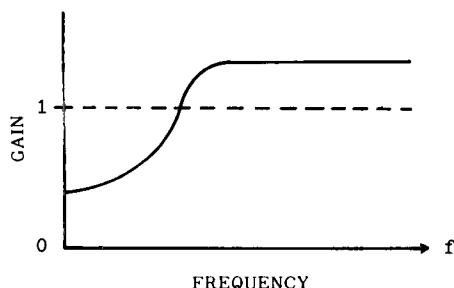


그림12. 준동형 필터의 주파수 특성

false color) 처리라고 알려진 기법과는 구분되어져야 한다. 의색처리는 한개의 명암도 영상을 색채영상으로 표현하는 것이고, 가색처리는 여러개의 명암도 영상을 색채를 이용하여 합성하는 것이다.

### 1) 의색처리

명암도 영상  $f(i,j)$  의 각 명암도에 대하여 적당한 색을 할당하여 색채영상을 만드는 처리방법이다. 이용하고자 하는 색의 종류를  $K$  개라고 하면 영상의 명암도 범위를  $K$  개의 구간으로 분할하여 각 구간에 대응하는 색을 표(look-up table)의 형태로 기억시켜 이를 이용하여 색채영상으로 변형한다.

### 2) 가색처리

예를들어 LANDSAT 영상과 같이 여러개의 주파수 대역에서 관측된 각 명암도 영상에 다른 색을 할당하여 합성하는 처리 방법이다. 가색처리법은 관측 값의 조합의 다름을 합성된 색의 다름으로 아는 방법이다.

## VI. 결 론

이상에서 영상개선 기술로써 영상복원과 영상향상에서 대표적으로 사용되는 기술들을 기초로하여 간단히 설명을 하였다. 그러나 이들의 분야는 새로운 기술이나 응용분야가 항상 개척될 수 있는 활발한 분야이다. 또한 본문에서 언급된 외에도 적응 필터링의 방법에 의해 국부적인 특성에 맞추어 영상을 향상하는 기술도 최근 활발히 진행되고 있으며, 역필터나 위너필터에 의한 직접적인 복원기술 외에도 결과가 적절한 점화산 함수등으로부터 직접 얻어지지 않고 많은 추정의 단계를 거쳐야 하는 간접적인 복원기술에 대해서도 많은 연구가 진행되고 있다.

본 논문에 언급된 영상개선 기술들은 기본적인 이해를 위하고, 나아가 이들 기술에 대한 연구의 기초로서 보탬이 되었으면 한다.

## 參 考 文 獻

- [1] A. Rosenfeld and A.C. Kak, *Digital Picture Processing*, Academic Press, Inc., New York, 1982.
- [2] R.C. Gonzalez and P. Winz, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley Publishing Co., Reading, 1987.
- [3] M.P. Ekstrom, ed., *Digital Image Processing Techniques*, Academic Press, Inc., New York, 1984.
- [4] T.S. Huang, "Image enhancement: a review," *Opto-Electronics*, vol. 1, pp.49-59, 1969.
- [5] J. Feinberg, "Real-time edge enhancement using the photorefractive effect," *Optics Letters*, vol. 5, pp. 330-332, 1980.
- [6] J.J. Sheppard, Jr., "Pseudocolor as a means of image enhancement," *Am. J. Ophthalmol. Arch. Am. Acad. Optom.*, vol. 46, pp.735-754, 1969.
- [7] R.E. Woods and R.C. Gonzalez, "Real-time image enhancement," *Proc. IEEE*, vol. 69, pp.643-654, 1981.
- [8] T. Peli and J.S. Lim, "Adaptive filtering for image enhancement," *J. Opt. Eng.*, vol.21, pp.108-112, 1982.
- [9] H.C. Andrews and B.R. Hunt, *Digital Image Restoration*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1977.
- [10] F.C. Billingsley, (ed.), *Perception of Displayed Information*, Plenum, New York, 1973.
- [11] E.R. Cole, *The Removal of Unknown Image Blurs by Homomorphic Filtering*, Ph. D. Thesis, University of Utah, 1974.
- [12] T.M. Cannon, H.J. Trussell and B.R. Hunt, "A comparison of different image restoration methods," *Appl. Opt.*, vol. 17, pp.2944-2951, 1978.
- [13] B.R. Hunt, "Deconvolution of linear systems by constrained regression and its relationship to the Wiener theory," *IEEE Trans. Automatic Control*, vol. AC-17, pp.703-705, 1972.
- [14] W.K. Pratt, *Digital Image Processing*, Wiley, New York, 1978.
- [15] D.H. Ballard and C.M. Brown, *Computer Vision*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1982.
- [16] K.R. Castleman, *Digital Image Processing*, Prentice-Hall, Englewood Cliffs, 1979.