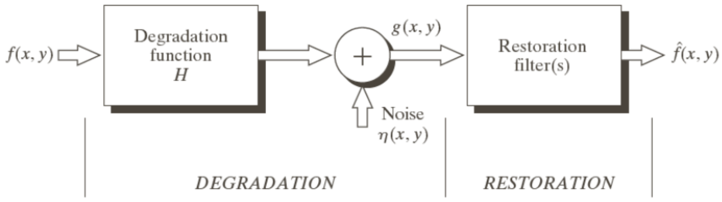
Image Restoration

Restoration

- 열화(degradation)된 이미지를 열화 현상에 대한 사전 지식을 이용하여 재구성(reconstruction)하는 것.
- Degradation Model과 Noise Model의 이해 필요.
- 주어진 Image에 대한 restoration만 고려 -> 센서등의 열화는 고려치 않음.
- Spatial domain과 Frequency domain 모두 고려

FIGURE 5.1
A model of the image degradation/restoration process.



$g(x,y) = h(x,y) \star f(x,y) + \eta(x,y)$;Spatial Domain
$G(u,v) = H(u,v)F(u,v) + N(u,v)$;Frequency Domain

* 목표 : 열화된 영상 $g(x,y)$로 원본 영상 $f(x,y)$의 추정인 $\hat{f}(x,y)$를 얻는 것.

Noise Model

- 디지털 영상의 잡음 원인
  - 영상 획득 과정(image acquisition process)
    - CCD의 성능
    - acquisition 시의 주변 환경, 밝기, 온도 등
  - 전송 과정(transmission process)
    - 외부 환경으로부터의 간섭(interference)
    - 유/무선 전송에 의한 간섭
    - 아날로그 전송 시의 간섭
    - 디지털 전송 시의 간섭

Noise Probability Density Functions

- 영상에 존재하는 잡음 성분을 확률 변수로 가정하여 잡음을 확률 분포함수로 표현
- 가장 대표적인 Noise model 들
  - Gaussian noise
  - Rayleigh noise
  - Erlang(Gamma) noise
  - Exponential noise
  - Uniform noise
  - Impulse(salt-and-pepper) noise

Noise Probability Density Function

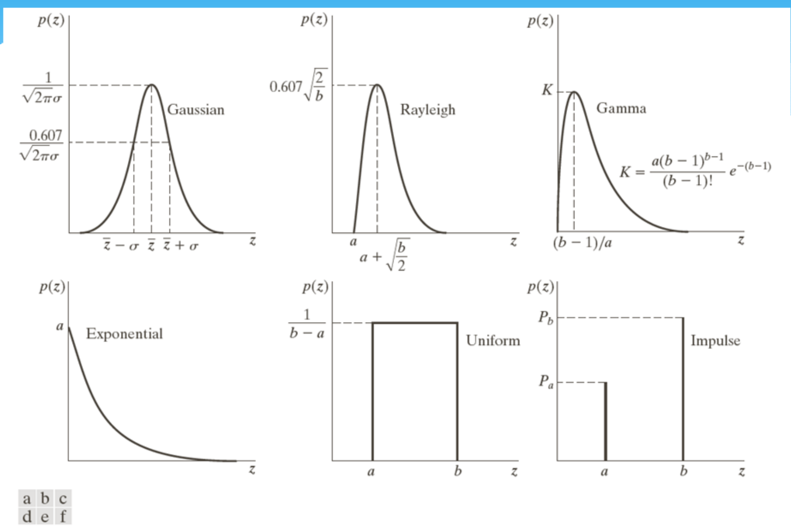


FIGURE 5.2 Some important probability density functions.

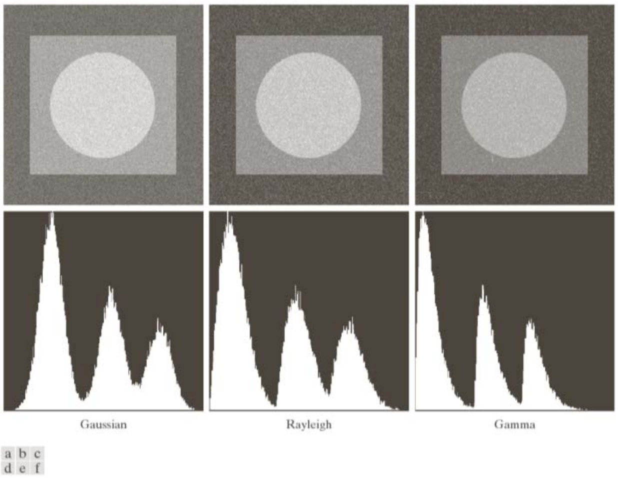


FIGURE 5.4 Images and histograms resulting from adding Gaussian, Rayleigh, and gamma noise to the image in Fig. 5.3.

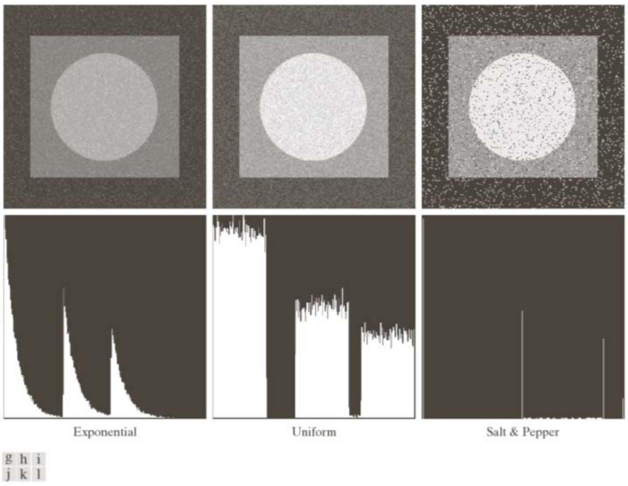
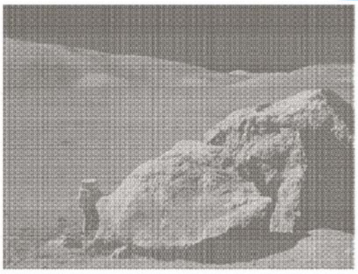
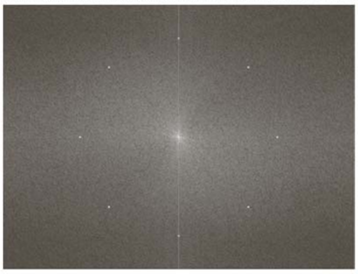


FIGURE 5.4 *(Continued)* Images and histograms resulting from adding exponential, uniform, and salt and pepper noise to the image in Fig. 5.3.

* 주기적 노이즈.





Estimation of Noise Parameters

* 주기적 노이즈의 파라미터는 일반적으로 Fourier 스펙트럼을 관찰하여 추정.
* 단색 환경에서 영상 촬영 후 분석.
* 영상 촬영이 불가능 할 경우, 단색 부분으로 추정

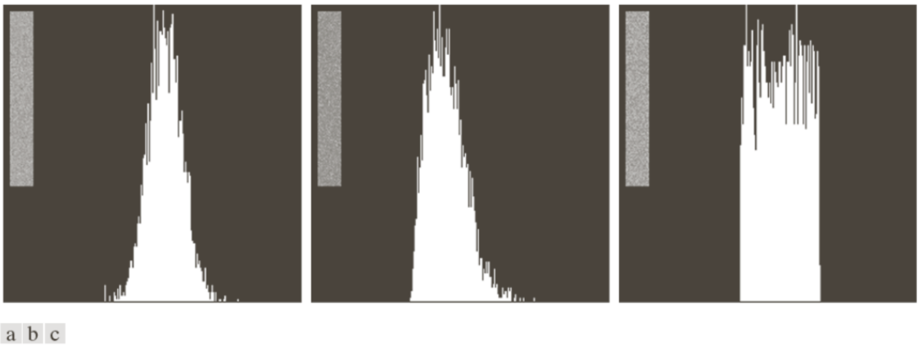


FIGURE 5.6 Histograms computed using small strips (shown as inserts) from (a) the Gaussian, (b) the Rayleigh, and (c) the uniform noisy images in Fig. 5.4.

노이즈만 있을 때의 복원

- $g(x,y) = f(x,y) + \eta(x,y)$;Spatial Domain
  $G(u,v) = F(u,v) + N(u,v)$;Frequency Domain
- 랜덤한 부가 노이즈만 존재할 경우 : 공간영역
  주기 노이즈 : 주파수 영역
- 노이즈항($\eta(x,y)$,$N(u,v)$)은 알려져 있지 않음
  -> 정확한 연산 불가능

Noise suppression by spatial filtering

- 평균 필터(Mean filter)
  - 산술 평균 필터(Arithmetic Mean filter)
  - 기하 평균 필터(Geometric Mean filter)
  - 조화 평균 필터(Harmonic Mean filter)
  - 역조화 평균 필터(Contraharmonic Mean filter)
- Order-statistics Filter
  - Median filter
  - Max, Min, Midpoint filter

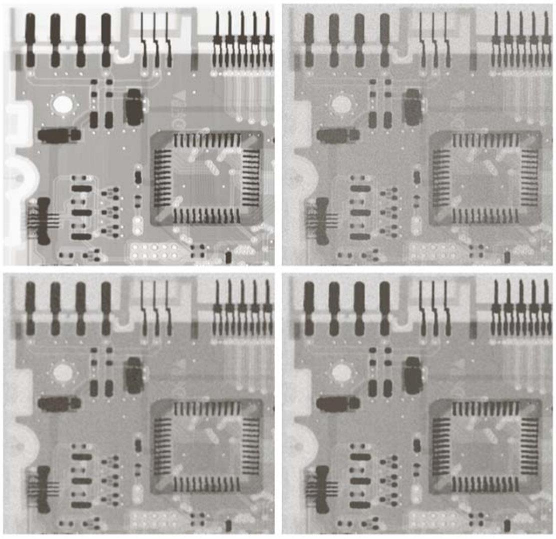
평균 필터

- $\hat{f}(x,y) = \frac{1}{mn}\sum_{(s,t)\in S_{xy}} g(s,t)$;산술 평균 필터
- $\hat{f}(x,y) = \left[\prod_{(s,t)\in S_{xy}} g(s,t)\right]^{\frac{1}{mn}}$;기하 평균 필터
- $\hat{f}(x,y) = \frac{mn}{\sum_{(s,t)\in S_{xy}} \frac{1}{g(s,t)}}$;하모닉 평균 필터
- $\hat{f}(x,y) = \frac{\sum_{(s,t)\in S_{xy}} g(s,t)^{Q+1}}{\sum_{(s,t)\in S_{xy}} g(s,t)^{Q}}$;콘트라하모닉 평균 필터

산술평균≥기하평균

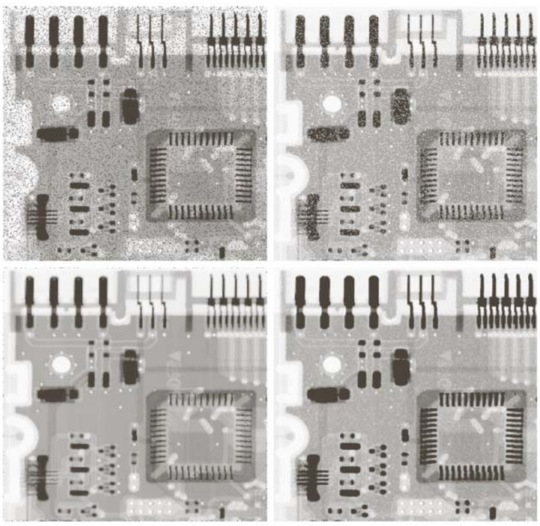
Q; 필터의 차수

- 산술평균 필터 : 블러링, 노이즈 감소
- 기하평균 필터 : 산술평균필터보다 영상의 디테일 덜 잃음
- 하모닉평균 필터 : Gauss, 소금 노이즈에 좋은 결과, 후추 노이즈엔 취약
- 콘트라하모닉 평균 필터 : $Q = 0$;산술평균 필터, $Q > 0$;후추 노이즈 제거, $Q = -1$;하모닉 평균 필터



a b
c d

FIGURE 5.7
(a) X-ray image. (b) Image corrupted by additive Gaussian noise. (c) Result of filtering with an arithmetic mean filter of size 3 × 3. (d) Result of filtering with a geometric mean filter of the same size. (Original image courtesy of Mr. Joseph E. Pascente, Lixi, Inc.)

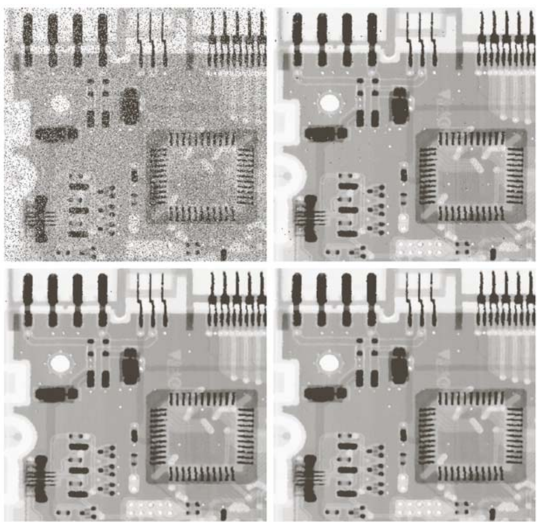


a b
c d

FIGURE 5.8
(a) Image corrupted by pepper noise with a probability of 0.1. (b) Image corrupted by salt noise with the same probability. (c) Result of filtering (a) with a 3 × 3 contra-harmonic filter of order 1.5. (d) Result of filtering (b) with $Q = -1.5$.

Median filter

- $\hat{f}(x,y) = \underset{(s,t)\in S_{xy}}{median}\{g(s,t)\}$
- 가장 대표적인 order-statistics filter
- bipolar, unipolar impulse noise 제거에 최적
- 계산량이 많음



a b
c d

FIGURE 5.10 (a) Image corrupted by salt-and-pepper noise with probabilities $P_a = P_b = 0.1$. (b) Result of one pass with a median filter of size 3 × 3. (c) Result of processing (b) with this filter. (d) Result of processing (c) with the same filter.

Max filter

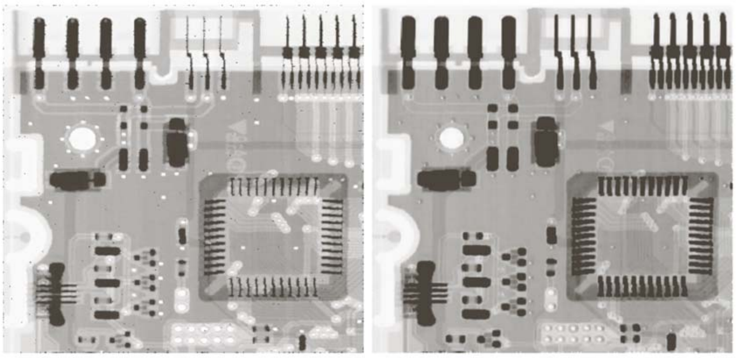
- $\hat{f}(x,y) = \max_{(s,t) \in S_{xy}} \{g(s,t)\}$
- 최대값을 사용
- pepper noise 제거 기능, 영상이 부분적으로 밝아짐

Min filter

- $\hat{f}(x,y) = \min_{(s,t) \in S_{xy}} \{g(s,t)\}$
- 최소값을 사용
- salt noise 제거 기능, 영상이 부분적으로 어두워짐

a b

FIGURE 5.11 (a) Result of filtering Fig. 5.8(a) with a max filter of size 3 × 3. (b) Result of filtering 5.8(b) with a min filter of the same size.



중간점 필터

* $\hat{f}(x,y) = \frac{1}{2}\left[\max_{(s,t)\in S_{xy}}\{g(s,t)\} + \min_{(s,t)\in S_{xy}}\{g(s,t)\}\right]$
* 최대값과 최소값의 평균을 사용
* Gaussian 잡음과 uniform 잡음 제거에 효과적

Noise suppression by frequency domain filtering

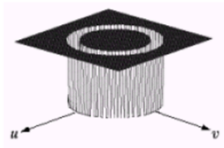
- 영상 내에 존재하는 특수한 주파수의 잡음 성분을 제거
- 대역 제거 필터(Band reject filter)
- 대역 통과 필터(Band pass filter)
- 노치 필터(Notch filter)

Band Reject Filter

- 특수한 주파수 대의 잡음 성분을 제거
- Ideal band reject filter
- Butterworth band reject filter
- Gaussian band reject filter

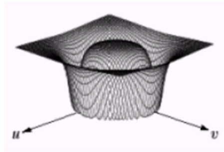
Ideal

$$H(u,v)=\begin{cases}1 & \text{if } D(u,v)<D_0-\frac{W}{2}\\ 0 & \text{if } D_0-\frac{W}{2}\le D(u,v)\le D_0+\frac{W}{2}\\ 1 & \text{if } D(u,v)>D_0+\frac{W}{2}\end{cases}$$



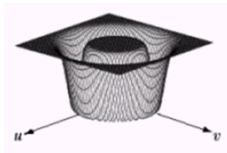
Butterworth

$$H(u,v)=\frac{1}{1+\left[\frac{D(u,v)W}{D^2(u,v)-D_0^{\,2}}\right]^{2n}}$$



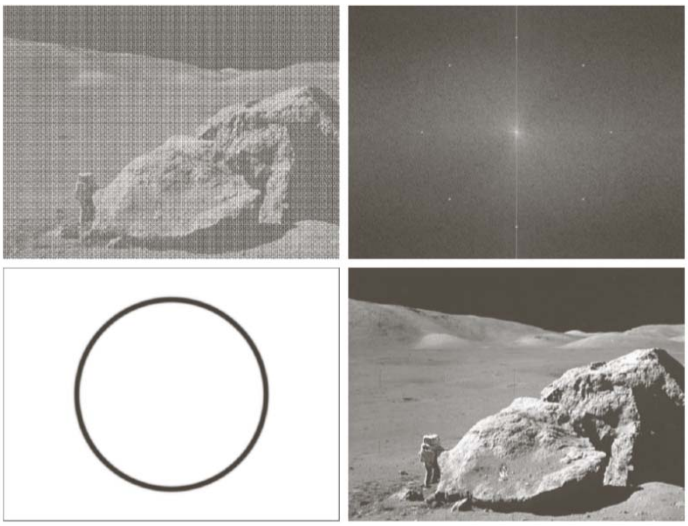
Gaussian

$$H(u,v)=1-e^{-\frac{1}{2}\left[\frac{D^2(u,v)-D_0^{\,2}}{D(u,v)W}\right]^2}$$

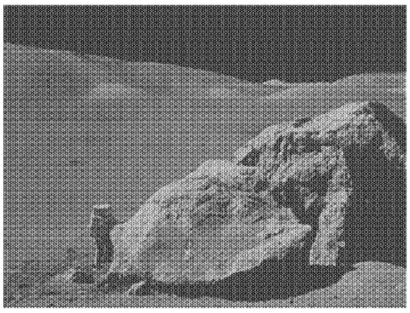


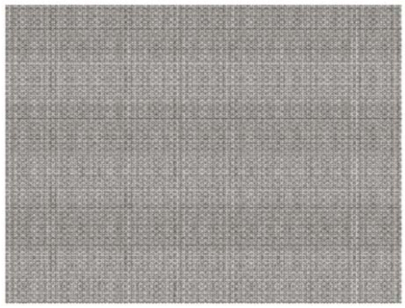
a b
c d

FIGURE 5.16 (a) Image corrupted by sinusoidal noise. (b) Spectrum of (a). (c) Butterworth bandreject filter (white represents 1). (d) Result of filtering. (Original image courtesy of NASA.)



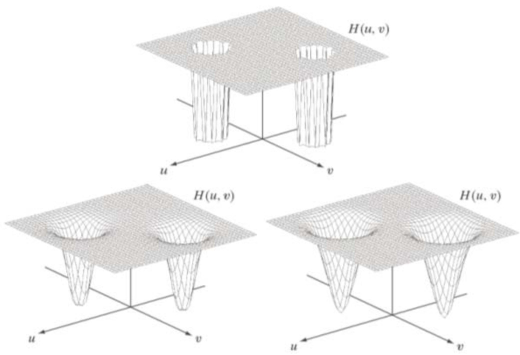
Band Pass Filter



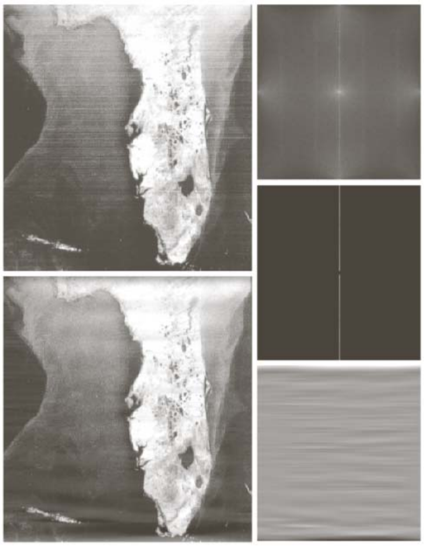


노치 필터

* 특정 주파수 성분만 통과 시키거나 제거



a
b c
FIGURE 5.18 Perspective plots of (a) ideal, (b) Butterworth (of order 2), and (c) Gaussian notch (reject) filters.



a b c e d

FIGURE 5.19
(a) Satellite image of Florida and the Gulf of Mexico showing horizontal scan lines. (b) Spectrum. (c) Notch pass filter superimposed on (b). (d) Spatial noise pattern. (e) Result of notch reject filtering. (Original image courtesy of NOAA.)

Estimating the Degradation Function

* 열화는 Convolutuion의 결과로 모델링됨. 복원은 역으로 적용하는 필터를 찾는 과정. 따라서 복원을 deconvolution이라고도 함.
* 정확한 열화 함수를 알기 어렵기 때문에 Blind deconvolution.
* 영상 관찰에 의한 추정
* 실험에 의한 추정
* 모델링에 의한 추정

영상 관찰에 의한 추정

- 매우 특별한 상황에서 사용하는 노동력이 많이 드는 과정
- 열화된 영상 자체로부터 정보를 얻어 수작업으로 처리

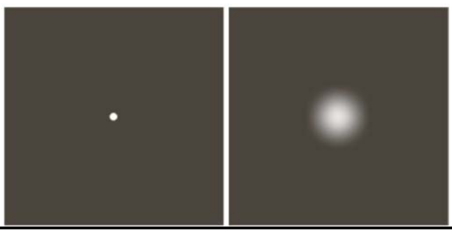
- $H_s(u,v) = \frac{G_s(u,v)}{\hat{F}_s(u,v)}$
- $G_s(u,v)$;관찰된 영상, $\hat{F}_s(u,v)$;처리된 영상

실험에 의한 추정

- 열화된 영상을 얻는데 사용한 장치와 유사한 장치 사용
- 동일한 시스템 설정으로, 노이즈를 줄이기 위해 강한 점 광원을 대상으로 Sample 촬영
- $\mathrm{H(u,v)} = \frac{G(u,v)}{A}$
- A;Impulse의 강도를 묘사하는 상수

a b

FIGURE 5.24 Degradation estimation by impulse characterization. (a) An impulse of light (shown magnified). (b) Imaged (degraded) impulse.



모델링에 의한 추정

- 기본 원리들로부터 수학적 모델을 유도.
  - Ex) 대기 난기류의 열화 모델.

a b
c d

FIGURE 5.25 Illustration of the atmospheric turbulence model. (a) Negligible turbulence. (b) Severe turbulence, $k = 0.0025$. (c) Mild turbulence, $k = 0.001$. (d) Low turbulence, $k = 0.00025$. (Original image courtesy of NASA.)

영상의 복원

- 추정에 의한 열화함수를 이용하여 복원하는 과정
- 역 필터링
- Wiener(최소 평균 제곱 오차) 필터링
- 제한된 최소 제곱 필터링
- 기하 평균 필터링

역 필터링

- 열화된 영상의 변환을 열화 함수로 단순 나눠서 구함
- $\hat{F}(u,v) = \frac{G(u,v)}{H(u,v)}$

최소 평균 제곱 오차 필터링

- 영상과 노이즈를 확률변수로 다루며, 원본 영상과의 오차가 최소화되는 추정영상 $\hat{f}$를 찾음.
- 영상의 추정을 위해서 통계적 기법 사용.
- 다음의 근사치 사용, K;상수
- $\hat{F}(u,v) = \left[\frac{1}{H(u,v)} \frac{|H(u,v)|^2}{|H(u,v)|^2+K}\right] G(u,v)$

제한된 최소 제곱 필터링

- Wiener 필터링의 문제점
  - 전력 스팩트럼을 알아야 한다.
  - 근사치를 사용할 경우에도 K값을 추정해야 한다.
- 노이즈의 평균과 분산만으로 계산.
- 복원 영상의 최적성을 영상의 Laplacian에 기반함.
- $P(u,v)$;Laplacian의 Fourier변환, γ;파라메터
- $H^*(u,v)$; complex conjugate
- $\hat{F}(u,v) = \left[\frac{H^*(u,v)}{|H(u,v)|^2+\gamma|P(u,v)|^2}\right] G(u,v)$

$$(\overline{A})_{mn} = a_{mn} - ib_{mn} = \overline{(A_{mn})}$$
$$(A^*)_{mn} = (\overline{A})_{nm}$$

기하 평균 필터

- Wiener 필터의 일반화.
- α, β:양의 실수 상수.
- $\alpha = 1$ -> 역필터, $\alpha = 0$ & $\beta = 1$ -> Wiener 필터
- $\alpha = \frac{1}{2}$-> 기하 평균의 정의와 같아짐.
- $\alpha = \frac{1}{2}$ & $\beta = 1$-> 스팩트럼 평활화 필터(Spectrum Equalization Filter)
- 여러 개의 필터를 하나의 식으로 표현가능하기 때문에 많이 사용.
- $\hat{F}(u,v) = \left[\frac{H^*(u,v)}{|H(u,v)|^2}\right]^{\alpha} \left[\frac{H^*(u,v)}{|H(u,v)|^2+\beta\left[\frac{S_\eta(u,v)}{S_f(u,v)}\right]}\right]^{1-\alpha} G(u,v)$
- $S_\eta(u,v) = |N(u,v)|^2$:노이즈의 전력 스팩트럼
- $S_f(u,v) = |F(u,v)|^2$:열화되지 않은 영상의 전력 스팩트럼