

배경이 물체에 겹치지 않는 영상에서 잡음에 대한 안정성, 출력의 최대값 크기, 광효율을 고려한 최적 Trade-off 필터

(Optimal trade-off filters for Noise Robustness, Peak Sharpness and Light Efficiency in the Nonoverlapping Background Noise)

成英慶*, 崔泰善**

(Yeong Kyeong Seong and Tae Sun Choi)

요약

본 논문에서는 패턴인식의 문제에서 배경이 물체에 겹치지 않는 영상일 때 잡음에 대한 안정성, 피크의 크기와 광효율의 조건에 대한 trade-off를 통해 필터를 설계하는 방법에 대해 언급한다. 필터를 설계하기 위해 신호대 잡음비, 출력의 최대값대 출력에너지비, 광효율의 세가지 다른 조건을 사용한다. 필터의 성능을 시험하기 위해 여러 형태의 잡음과 필터 계수에 대해 컴퓨터 모의실험을 실시한다. 배경이 물체에 겹치지 않는 영상에 대해 기존의 필터보다 우수한 성능을 얻을 수 있다.

Abstract

The design of filters for pattern recognition that have optimal trade-off for the criteria of noise robustness, peak sharpness and Horner efficiency, when input scene noise is spatially disjoint (nonoverlapping) with the target, are presented. Three different criteria, i.e., signal-to-noise ratio, peak-to-output energy ratio and light efficiency are used to design the filter. Computer simulation is made for the various types of noise and parameters to illustrate filter performance for optical pattern recognition. When we compare the new trade-off filter with the original optimal trade-off filter, the performance of trade-off filter for nonoverlapping background is better than that of trade-off filter for overlapping background.

I. 서론

광학적 패턴 인식을 위한 홀로그래픽 정합필터

(matched filter)^[1]가 제시된 이후로 여러 다른 조건들^[2]에 대해 최적화된 정합필터들이 제안되었다. 고전정합필터(classical matched filter)는 출력의 상관도의 최대치에 대한 기대값의 제곱과 그 분산의 비로 정의되는 신호대 잡음비(SNR)가 최대가 되도록 설계한다. 고전정합필터는 입력 영상의 배경이 물체에 겹쳐지는 경우에 최적화된 필터이다. 그러나 이 경우에는 필터 출력의 중심 값을 고려하므로 많은 잘못된 인식이 발생한다. 필터출력에서 상대적으로 높은 피크 값을 얻기 위해서는 피크대 상관에너지비(PCE)를 최적화해야 한다. 역필터(inverse filter)는 이러한 조건을 최적화한 필

* 正會員, 光州科學技術院 機電工學科
(Dept. of Mechatronics, Kwangju Institute of Science and Technology)

** 正會員, 光州科學技術院 機電工學科
(Dept. of Mechatronics, Kwangju Institute of Science and Technology)

接受日字:1999年9月30日, 수정완료일:2000年7月3日

터이다. 광학적 패턴인식에서는 Horner 효율이라는 세 번째 조건을 고려해야 한다. Horner 효율은 총입력 에너지대 총출력에너지의 비를 나타낸다. Horner 효율은 위상필터(phase-only filter)^[3]가 최적필터이다.

1990년 이후로 정합필터의 설계방향은 다중 조건 최적화에 맞춰졌다^[4-8]. 단 하나의 조건만을 만족하는 정합필터는 실제 사용에서 많은 문제점을 가지고 있다. 첫째로, 잡음이 중요한 문제일 때 고전 정합필터나 일반 정합필터(generalized matched filter)를 사용한다. 영상내에 여러 개의 목표물이 존재할 때는 역필터를 사용함으로써 목표물을 쉽게 분류할 수 있다. 마지막으로, 검지면에서의 광량이 중요한 조건일 때는 위상필터를 사용한다. 그러나 이 세가지 필터는 단 하나의 요구조건만을 고려한 필터이다. 그러므로 이 필터들은 한가지 조건에만 지나치게 특성화 되어있다. 즉, 고려된 한가지 조건에 대해서는 좋은 성능을 가지지만 다른 조건에 대해서는 매우 낮은 성능 값을 갖는다. 이러한 필터의 지나친 특성화를 극복하기 위해 높은 피크값과 잡음에 대한 안정성과 광효율의 세가지 조건을 고려하여 모두에 대해 적당한 값을 갖는 필터를 설계한다. 최근에 배경이 물체에 겹치는 영상에서 위에 언급한 세가지 조건을 고려한 trade-off 필터^[4]가 제안되었다. 그러나 실제 패턴인식에서는 배경이 물체에 겹치지 않는 경우가 보다 일반적이다.^[9-17] 따라서 이러한 배경이 물체에 겹치지 않는 경우에 다중 조건을 만족하는 새로운 필터가 필요하게 되었다. 실제로 배경이 물체에 겹치지 않는 경우에는 다른 trade-off 조건이 고려되어야 한다.

본 논문에서는, 입력 영상의 배경이 목표물체와 겹치지 않을 때 잡음에 대한 안정성과 높은 피크값과 Horner효율의 세가지 조건을 고려한 trade-off 필터를 제안한다. 2장에서는 배경이 물체에 겹치지 않는 영상에서 사용되는 조건들을 소개한다. 3장에서는 배경이 물체에 겹치지않는 영상에서 최적화된 trade-off 필터를 설계하고 4장에서 이러한 필터에 대해 여러 잡음과 필터 파라미터를 변화하여 컴퓨터 모의실험을 실시한다.

II. 배경이 물체에 겹치지 않는 영상에서 필터 설계 조건

배경이 물체에 겹치는 영상에서 신호대 잡음비와 광

효율과 출력의 최대값대 상관에너지비의 세가지 조건에 대해 가장효과적으로 절충한 필터는 optimal trade-off 필터(OT)^[4]이다. Refregier에 의하면 최적화는 두 조건이 정해진 상황에서 세번째 조건에 대해 가장 좋은 성능을 가지는 것을 의미한다. 이는 세가지 조건에 대해 어느 필터보다도 최적으로 절충된 필터를 나타낸다.

배경이 물체에 겹치지 않는 입력영상에 대해 생각해보자. 수식을 간략화 하기위해 일차원 변수를 사용한다. $t(x)$ 를 기준 물체라 하고 $T(f)$ 를 이의 푸리에 변환이라 하자.

$$T(f) = \int_{-\infty}^{\infty} t(x)e^{-j2\pi fx} dx \quad (1)$$

입력영상 $s(x)$ 는 알려지지 않은 위치 x_0 에 목표물체 $t(x)$ 와 겹치지 않는 배경 $b(x)$ 로 구성되어있다.

$$b(x, x_0) = b(x)w(x-x_0) \quad (2)$$

좌표 x_0 는 확률이 균일하게 분포된 랜덤 변수이다. 물체에 겹치지 않는 배경 $b(x, x_0)$ 는 기대값 m_b 와 전력 밀도 $B(f)$ 를 갖는 정상 랜덤 변수 $b(x)$ 와 물체의 역지원 함수(inverse support function) $w(x)$ 의 곱으로 나타내진다. 여기서 $w(x)$ 는 물체 내에서는 0의 값을 갖고 그 외에서는 1의 값을 갖는 함수이다.

$$b(x, x_0) = b(x)w(x-x_0) \quad (3)$$

이 논문 내에서 랜덤 변수의 구현은 같은 값을 사용한다. 영상신호 $b(x)$ 의 한 예로는 공간적으로 균일한 특징은 정상적 랜덤 변수로 표현할 수 있다. 정상 변수와 물체의 랜덤한 위치 x_0 는 서로 확률적으로 독립임을 가정한다.

다음으로, 식(2)의 배경이 물체에 겹치지 않는 영상을 결정된 부분과 랜덤 입력부분으로 나눌 수 있다. 즉 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$s(x, x_0) = [t(x-x_0) + w(x-x_0)m_b] + w(x-x_0)b^0(x) \quad (4)$$

여기서 $b^0(x) = b(x) - m_b$ 는 평균이 0인 정상 랜덤 변수이다.

식 (4)에서 결정된 신호인 $[t(x-x_0) + w(x-x_0)m_b]$ 는 새로운 목표신호로 볼 수 있고 $w(x-x_0)b_0(x)$ 는 부

가적인 잡음이라 할 수 있다. 고정된 x_0 에 대해 $w(x-x_0)b^0(x)$ 는 비-정상 평균이 0인 랜덤 변수이다. 랜덤 변수 $w(x-x_0)b^0(x)$ 의 특성은 랜덤 변수 x_0 에 대해 평균을 취함으로써 얻을 수 있다.

주어진 필터식이 $H(f)$ 일때 필터의 출력 $c(x, x_0)$ 는 다음과 같다.

$$c(x, x_0) = \int_{-\infty}^{\infty} H(f)S(f, x_0)\exp(j2\pi fx)df \quad (5)$$

여기서 $S(f, x_0)$ 는 입력영상 $s(x, x_0)$ 의 푸리에 변환이다.

배경이 겹치지 않는 영상에서는 필터설계에서 다른 기준이 필요하다^[10]. 첫번째 기준은 배경이 겹치지 않는 영상에서의 신호대 잡음비이다. 이는 상관 최대값의 기대값의 제곱대 출력의 분산의 평균의 비로 나타내진다. 이는 SNR'로 나타내고 다음으로 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} SNR' &= \frac{[E\{c(x_0; x_0)\}]^2}{Var\{c(x, x_0)\}} \\ &= \frac{\left| \int_{-\infty}^{\infty} H(f)E\{S(f, x_0)\exp(j2\pi fx_0)}df \right|^2}{\int_{-\infty}^{\infty} |H(f)|^2 Var\{S(f, x_0)\}df} \end{aligned} \quad (6)$$

두번째 조건은 상관값의 피크대 출력 에너지의 비로 상관값의 피크의 기대값의 제곱대 출력 신호 에너지의 기대값의 비로 나타내진다.

$$\begin{aligned} POE &= \frac{[E\{c(x_0; x_0)\}]^2}{E\{c(x, x_0)\}} \\ &= \frac{\left| \int_{-\infty}^{\infty} H(f)E\{S(f, x_0)\exp(j2\pi fx_0)}df \right|^2}{\int_{-\infty}^{\infty} |H(f)|^2 E\{S(f, x_0)\}df} \end{aligned} \quad (7)$$

세번째 조건은 광효율로써 총 출력 에너지대 총 입력에너지의 비이다.

$$\eta_H = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} |c(x, x_0)|^2 dx}{\int_{-\infty}^{\infty} |s(x, x_0)|^2 dx} = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} C(f, x_0)|^2 df}{\int_{-\infty}^{\infty} S(f, x_0)|^2 df} \quad (8)$$

이 세가지의 값은 필터의 위상성분에 영향을 받지 않는다. 따라서 신호대 잡음비와 피크대 출력에너지비는 상관값의 중심이 최대일 때 최적화된다. 최대 중심 상관값은 위상필터에서와 같이 목표물체의 패턴과 같을 때 얻어진다. 이는 또한 우리가 물체를 구분하기 위

해 영상의 위상을 사용하는 것과 같은 개념이다. 따라서 우리는 필터의 크기성분만을 구하면 된다.

III. 배경이 물체에 겹치지 않는 영상에서 Trade-Off 필터 설계

배경이 물체에 겹치지 않는 영상에 대한 최적화된 trade-off 필터를 얻기 위해 Refregier *et al*에 의해 구해진 배경이 물체에 겹치는 영상에 대한 trade-off 필터를 적용한다. 이를 위해 첫째로 배경이 물체에 겹치지 않는 영상에서 사용된 조건을 알아야 한다. 출력의 피크의 기대값은 식(5)로부터 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$E\{c(x_0; x_0)\} = \int_{-\infty}^{\infty} H(f)E\{S(f, x_0)\exp(j2\pi fx_0)}df \quad (9)$$

정규화된 출력에너지의 기대값은 다음과 같다.

$$E\{\overline{[c(x, x_0)]^2}\} = \int_{-\infty}^{\infty} |H(f)|^2 E\{|S(f, x_0)|^2\}df \quad (10)$$

유사하게 출력 신호의 분산의 공간적 평균은 다음과 같다.

$$\overline{Var\{y(x, x_0)\}} = \int_{-\infty}^{\infty} |H(f)|^2 Var\{|S(f, x_0)|^2\}df \quad (11)$$

조건에 대한 명확한 값을 얻기 위해 다음의 식을 분석한다. 천이된 입력 영상의 푸리에 변환의 기대값은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} E\{S(f, x_0)\exp(j2\pi x_0)\} &= \tau\{E\{s(x+x_0; x)\}\} \\ &= \tau\{E\{t(x) + m_b w(x) + b^0(x+x_0)w(x; x)\}\} \\ &= T(f) + m_b W(f) \end{aligned} \quad (12)$$

여기서 τ 는 푸리에 변환이고 $W(f)$ 는 역지원함수 $w(x)$ 의 푸리에 변환이다.

입력 영상의 스펙트럼의 기대값은 다음식으로 나타낼 수 있다.

$$E\{|S(f, x_0)|^2\} = |T(f) + m_b W(f)|^2 \quad (13)$$

입력 영상의 푸리에 변환의 기대값은 다음과 같다.

$$E\{S(f, x_0)\} = T(f) + m_b W(f) \quad (14)$$

입력 영상의 푸리에 변환의 분산은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} \text{Var}[S(f, x_0)] &= E[|S(f, x_0)|^2] - E[S(f, x_0)]^2 \\ &= B^0(f) \otimes |W(f)|^2 \end{aligned} \quad (15)$$

여기서 \otimes 는 convolution 연산이고 $B^0(f)$ 는 $b^0(x)$ 의 전력 스펙트럼 밀도이다.

식(9)에서 식(15)로부터 세 조건은 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\text{SNR}' = \frac{\left| \int_{-\infty}^{\infty} H(f)[T(f) + m_b W(f)] df \right|^2}{\int_{-\infty}^{\infty} |H(f)|^2 B^0(f) \otimes |W(f)|^2 df} \quad (16)$$

$$\text{POE} = \frac{\left| \int_{-\infty}^{\infty} H(f)[T(f) + m_b W(f)] df \right|^2}{\int_{-\infty}^{\infty} |H(f)|^2 |T(f) + m_b W(f)|^2 df} \quad (17)$$

$$\eta_H = \frac{\int_{-\infty}^{\infty} |H(f)|^2 |T(f) + m_b W(f)|^2 df}{\int_{-\infty}^{\infty} |T(f) + m_b W(f)|^2 df} \quad (18)$$

이 세 조건을 사용하여 배경이 겹치는 영상에서의 trade-off필터의 형태를 배경이 겹치지 않는 영상의 필터에 적용할 수 있다. trade-off는 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$H_{\text{TOF}}(f) = \sigma_\lambda \left[\frac{T^*(f) + m_b W^*(f)}{\mu |B^0(f) \otimes |W(f)|^2 + (1-\mu) |T(f) + m_b W(f)|^2} \right] \quad (19)$$

여기서 $*$ 는 공액복소수 연산자이고

$$\sigma_\lambda[y] = \begin{cases} (\lambda+1) \cdot y, & \text{if } |y| \leq \frac{1}{\lambda} \\ e^{j\varphi(y)}, & \text{otherwise} \end{cases}$$

$\varphi(y)$ 는 y 의 위상이고 $\mu \in [0, 1]$ 와 $\lambda \geq 0$ 는 trade-off 필터의 계수이다. 식(19)의 trade-off 필터는 정합필터와 역필터와 위상필터를 포함하고 있다. (μ, λ) 의 값이 각각 (1, 0), (0, 0), $(\mu, +\infty)$ 일 때 세 필터의 형태와 동일하다. Horner efficiency가 최적화되지 않으면 필터는 배경이 겹치지 않는 영상에 적용된 Wiener-필터이다. 그러나 실제 광학시스템에 사용하기 위해서는 광효율을 고려해야 하고 Wiener-필터의 위상필터 형태를 사용한다.

IV. Trade-off 필터의 성능 시험

Trade-off필터의 성능을 시험하기 위해 최적화된

SNR' 와 POE에 대한 SNR' 와 POE의 비를 구한다. 실험에서 그림 1의 256×256 크기의 영상을 사용한다. 그림 1 (b)는 백색 랜덤 잡음을 갖는 배경이 물체에 겹치지 않는 영상이다. 그림 1 (c)의 배경은 상관계수 $\rho=0.8$ 을 갖는 유색 잡음이다. 여러 다양한 잡음 형태와 필터 계수에 대해 trade-off 필터의 성능을 시험했다. 잡음의 분산은 0.05에서 0.8로 변화시키고 256 크기의 2차원 고속 푸리에 변환 (FFT)을 수행한다.

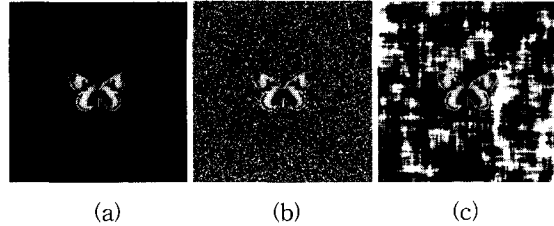


그림 1. trade-off 필터의 실험에 사용된 영상: (a) 목표물체. (b) 백색잡음의 배경을 갖는 입력영상. (c) 상관계수 $\rho=0.8$ 의 유색 잡음을 갖는 입력영상.

Fig. 1. The images used in the experiment of trade-off filter: (a) Target object. (b) Input image with white noise background. (c) Input image with colored noise correlation coefficient $\rho=0.8$.

그림 2, 3, 4에서는 trade-off필터의 성능을 보이기 위해 다른 값의 μ 와 λ 에 대한 결과를 보여준다. 최적화된 SNR' 와 POE에 대한 값을 비교하기 위해 $R_{\text{SNR}'} = \text{SNR}'_{\text{OPT}} / \text{SNR}'$, $R_{\text{POE}} = \text{POE}_{\text{OPT}} / \text{POE}$ 를 사용한다. 여기서 SNR'_{OPT} 는 정합필터의 최적화된 SNR' 이고, POE_{OPT} 는 역필터의 최적화된 POE이다. 배경이 물체에 겹치지 않는 영상에 대한 trade-off 필터의 성능곡선은 실선으로 표시하고, OT 필터의 성능 곡선은 점선으로 나타내었다. 모의실험은 잡음이 백색 잡음이고 표준편차 $\text{std}_b=0.5$ 이고 평균이 각각 $m_b=0.05, 0.2, 0.35, 0.65$ 일때 (그림 2), 유색 잡음이고 표준편차 $\text{std}_b=0.5$, 평균 $m_b=0.2$, 상관계수 $\rho=0.05, 0.35, 0.5, 0.8$ 일때 (그림 3), 그리고 유색 잡음이고 평균 $m_b=0.2$, 상관계수 $\rho=0.5$, 표준편차 $\text{std}_b=0.35, 0.5, 0.65, 0.8$ 일때 (그림 4) 수행되었다.

그림 2, 3, 4에서 실선의 아래 부분은 최적화되지 않은 필터를 나타낸다. 그림 2, 3에서 잡음의 평균 또는 상관계수가 작을 경우 두 필터의 성능 차이는 비교적

작다. 그러나 평균 또는 상관계수가 큰 값일 경우에는 새로운 trade-off 필터의 성능이 매우 우수함을 알 수 있다. 일반적으로 말해서 새로운 trade-off 필터와 원래의 OT 필터의 성능을 비교하면 새로운 trade-off 필터의 성능이 우수하다고 할 수 있다. 그림에서 보듯이 정합필터와 역필터는 하나의 조건에 지나치게 최적화되어 있다. 정합필터는 SNR'의 성능은 좋으나 낮은 POE를 갖는다. 반면에 역필터는 높은 POE와 낮은 SNR' 값을 갖는다.

성능 곡선이 하나의 축에 가까워질수록 필터는 두개의 조건 중 하나에 지나치게 최적화 된다. 곡선 위의 점들은 $\mu = 0.05, 0.1, 0.2, 0.9, 1.0$ 일 때 (POE, SNR') 쌍의 값들이다. 그림에서 보듯이 지나치게 특성화된 값이 다른 필터 형태를 가짐에 따라 급격히 감소하는 것을 알 수 있다. 그림5는 영상의 잡음이 평균 $m_b=0.5$, 상관계수 $\rho=0.8$, 표준편차 $std_b=0.2$ 인 유색 잡음일 때 필터의 출력이다.

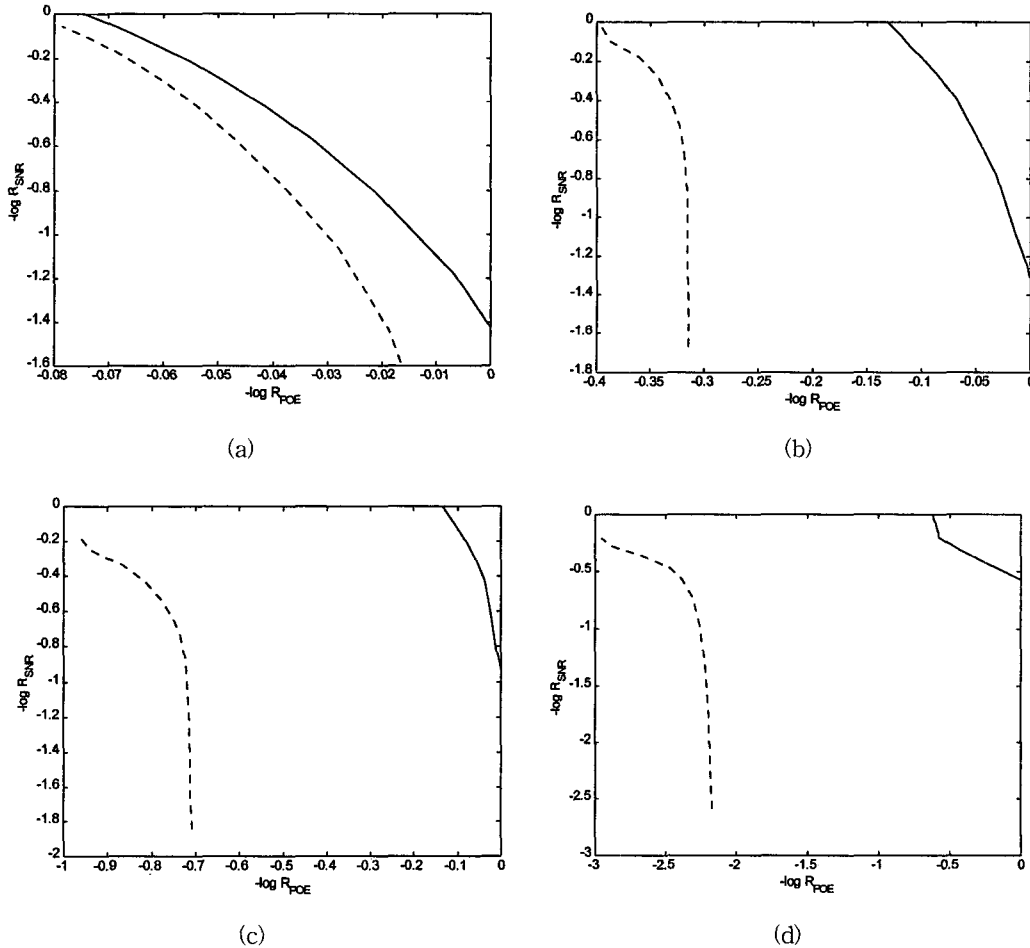


그림 2. 배경이 물체에 겹치지 않는 영상에서 trade-off필터의 성능곡선. 배경이 표준편차=0.5, 평균이 각각 (a) $m_b=0.05$, (b) $m_b=0.2$, (c) $m_b=0.35$, (d) $m_b=0.65$ 인 백색 잡음일 때. 실선: 배경이 물체에 겹치지 않는 영상에 대해 최적화된 trade-off 필터, 점선: 배경이 물체에 겹치는 영상에 대해 최적화된 trade-off filter (OT).

Fig. 2. The performance curve of the trade-off filter in the nonoverlapping background. White noise with standard deviation =0.5, and noise mean (a) $m_b=0.05$, (b) $m_b=0.2$, (c) $m_b=0.35$, and (d) $m_b=0.65$. Solid line: trade-off filter for nonoverlapping noise, dotted line: trade-off filter for overlapping noise.

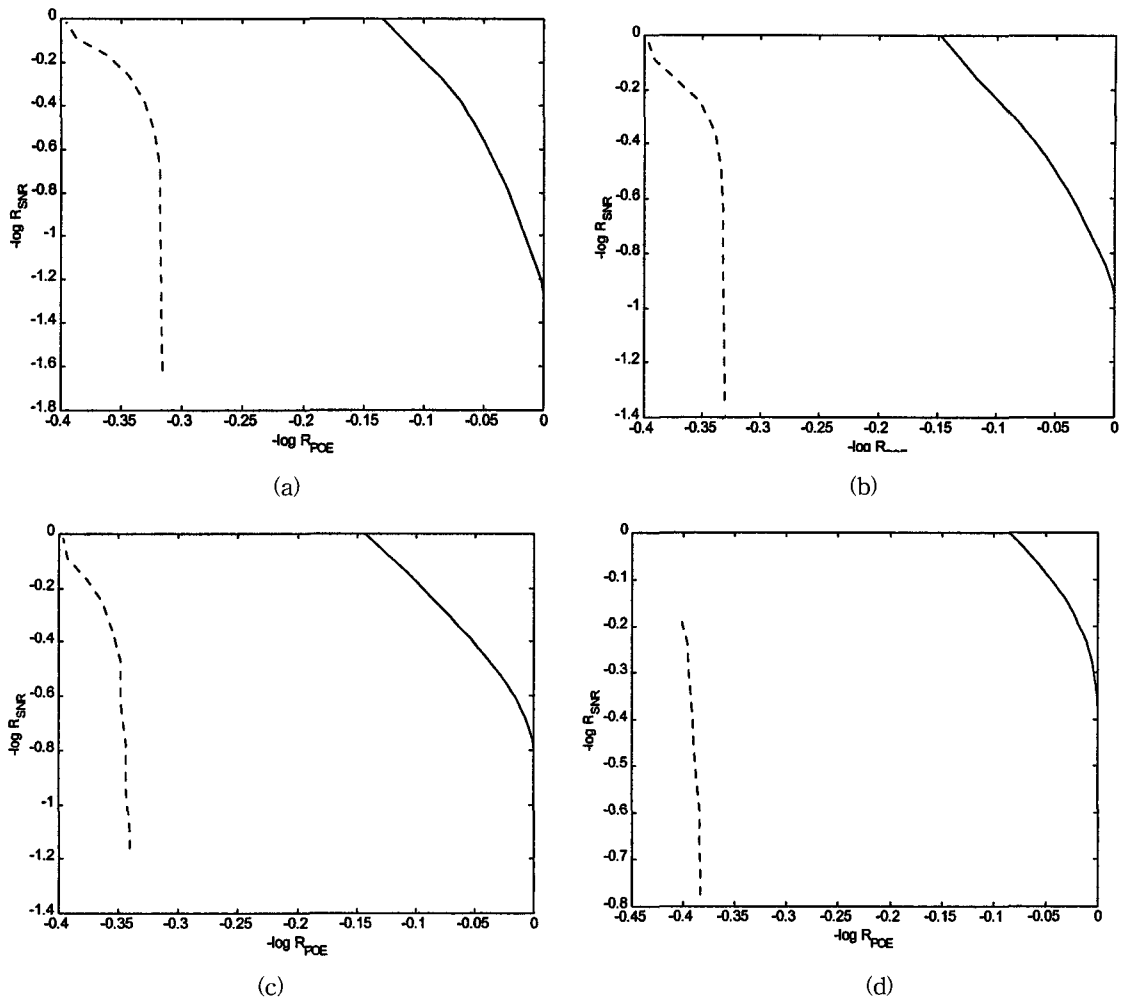


그림 3. 배경이 물체에 겹치지 않는 영상에서 trade-off필터의 성능곡선. 배경이 표준편차=0.5, 평균 $m_b=0.2$, 상관 계수가 각각 (a) $\rho=0.05$, (b) $\rho=0.35$, (c) $\rho=0.5$, (d) $\rho=0.8$ 인 유색 잡음일 때. 실선: 배경이 물체에 겹치지 않는 영상에 대해 최적화된 trade-off 필터, 점선: 배경이 물체에 겹치는 영상에 대해 최적화된 trade-off filter (OT).

Fig. 3. The performance curve of the trade-off filter in the nonoverlapping background. Colored noise with standard deviation=0.5, and mean $m_b=0.2$, correlation coefficient (a) $\rho=0.05$, (b) $\rho=0.35$, (c) $\rho=0.5$, (d) $\rho=0.8$. Solid line: trade-off filter for nonoverlapping noise, dotted line: trade-off filter for overlapping noise.

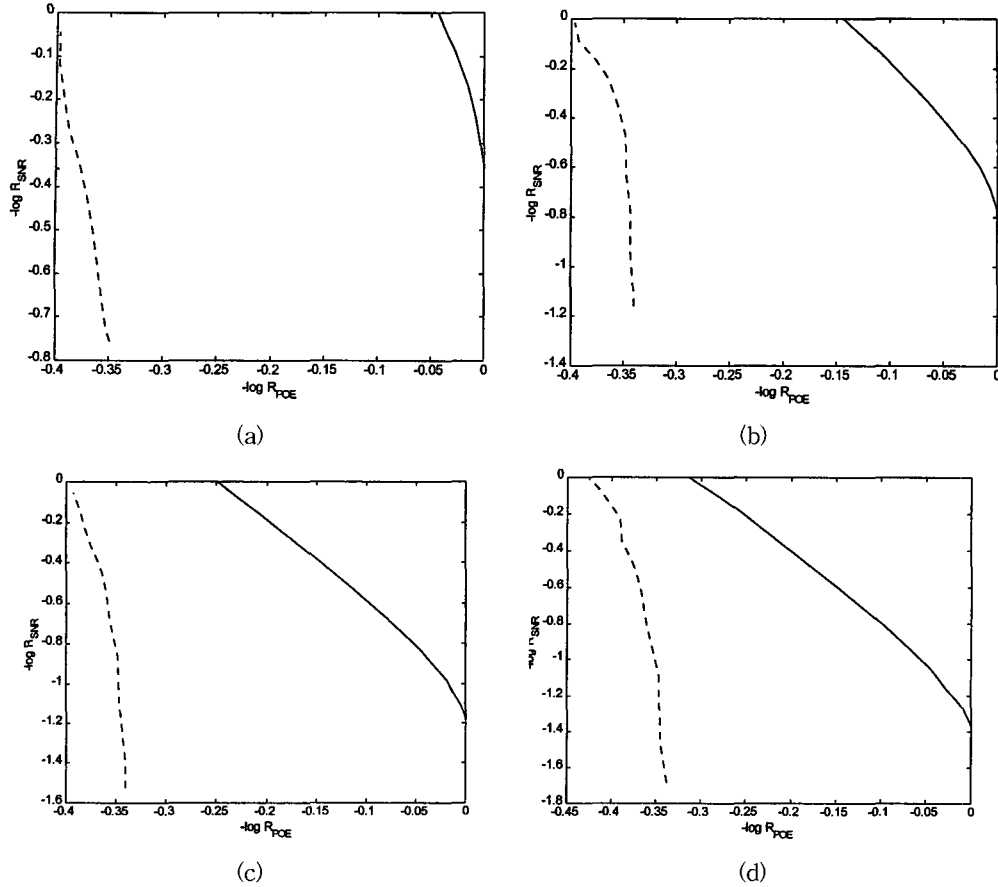


그림 4. 배경이 물체에 겹치지 않는 영상에서 trade-off필터의 성능곡선. 배경이 평균 $m_b=0.2$, 상관계수 $\rho=0.5$, 표준편차가 각각 (a) $std_b=0.35$, (b) $std_b=0.5$, (c) $std_b=0.65$, (d) $std_b=0.8$ 인 유색 잡음일 때. 실선: 배경이 물체에 겹치지 않는 영상에 대해 최적화된 trade-off 필터, 점선: 배경이 물체에 겹치는 영상에 대해 최적화된 trade-off filter (OT).

Fig. 4. The performance curve of the trade-off filter in the nonoverlapping background. Colored noise with mean=0.2, $\rho=0.5$, and standard deviation (a) $std_b=0.35$, (b) $std_b=0.5$, (c) $std_b=0.65$, (d) $std_b=0.8$. Solid line: trade-off filter for nonoverlapping noise, dotted line: trade-off filter for overlapping noise.

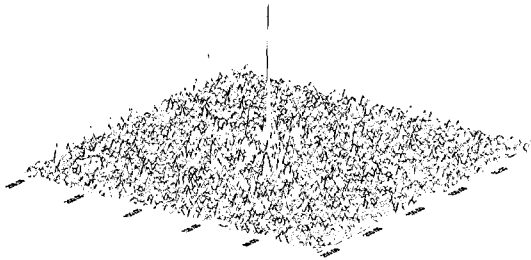


그림 5. 영상의 입력 잡음이 평균 $m_b=0.5$, 상관계수 $\rho=0.8$, 표준편차 $\text{std}_b=0.2$ 일 때 필터의 출력.
Fig. 5. 3-D plot of the filter output. Colored noise with $\rho=0.8$, mean=0.5, standard deviation =0.2.

V. 결 론

패턴인식의 문제에서 발생하는 배경이 물체에 겹치지 않는 영상일 때 최적 trade-off 필터에 대한 명확한 결과가 제안되었다. 수많은 컴퓨터 모의실험을 통해 패턴인식에서 필터의 성능을 검증했다. 정합필터가 최대의 SNR'를 가지지만 이는 실제에 있어 많은 단점을 가지고 있다. 이에 배경이 물체에 겹치지 않는 영상에서 잡음에 대한 안정성, 피크의 크기와 Horner 효율 등의 다중 조건에서의 trade-off 필터를 설계했다. 컴퓨터 모의실험의 결과에서 임의의 함수를 사용함으로써 다른 조건에 대해 최적의 함수를 얻을 수 있다. 또한 다른 조건에 대해 보다 가중치를 부여함으로써 여러 조건에 대해 조합된 필터를 얻을 수 있다. 이러한 방법으로 응용에 맞도록 필터를 변화시킬 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] A. Vanderlugt, Signal detection by complex filters, *IEEE Trans. on Information Theory*, Vol. 10, pp. 139-145, 1964.
- [2] B. V. K. Vijaya Kumar and L. Hassebrook, Performance measures for correlation filters, *Applied Optics*, Vol. 29, pp. 2997-3006, 1990.
- [3] J. L. Horner and P. D. Gianino, Phase-only matched filtering, *Applied Optics*, Vol. 23, pp. 812-816, 1984.
- [4] P. Refregier, Optimal trade-off filters for noise robustness, sharpness of the correlation peak, and Horner efficiency, *Optics Letters*, Vol. 16, pp. 829-831, 1991.
- [5] P. Refregier, Application of the stabilizing functional approach to pattern recognition filters, *Journal of Optical Society of America A*, Vol. 11, pp. 1243-1252, 1994.
- [6] S. G. Tonda and P. Refregier, Three-dimensional attitude estimation and tracking with linear normalized optimal filtering, *Optical Engineering*, Vol.36, pp. 1145-1151, 1997.
- [7] S. P. Kozaitis and S. Thangwaritorn, Optimal trade-off and distance-classifier circular filters for rotation-invariance, *Proceedings of the SPIE*, Vol. 3386, pp. 374-380, 1998.
- [8] D. Roberge, C. Soutar, and B. V. K. Vijaya Kumar, Optimal trade-off filters for the correlation of fingerprints, *Optical Engineering*, Vol. 38, pp. 108-113, 1999.
- [9] B. Javidi and J. Wang, Optimum filter for detection of a target in nonoverlapping scene noise, *Applied Optics*, Vol. 33, pp. 4454-4458, 1994.
- [10] B. Javidi and J. Wang, Design of filters to detect a noisy target in nonoverlapping background noise, *Journal of Optical Society of America A*, Vol. 11, pp. 2604-2612, 1994.
- [11] B. Javidi, G. Zhang, F. Parchekani, and P. Refregier, Performance of minimum-mean-square-error filters for spatially nonoverlapping target and input-scene noise, *Applied Optics*, Vol. 33, pp. 8197-9209, 1994.
- [12] B. Javidi and J. Wang, Optimum distortion-invariant filter for detecting a noisy distorted target in nonoverlapping background noise, *Journal of Optical Society of America A*, Vol. 12, pp. 2604-2614, 1995.
- [13] V. Kober and J. Campos, Accuracy of location measurement of a noisy target in a nonoverlapping background, *Journal of Optical Society of America A*, Vol. 13, pp. 1653-1666, 1996.

- [14] A. H. Fazlollahi and B. Javidi, Optimum receivers for pattern recognition problems with nonoverlapping target and background noise, *Optical Engineering*, Vol. 36, pp. 2633-2641, 1997.
- [15] A. H. Fazlollahi, B. Javidi, and P. Willett, Minimum-error-probability receiver for detecting a noisy target in colored background noise, *Journal of Optical Society of America A*, Vol. 14, pp. 845-852, 1997.
- [16] A. H. Fazlollahi and B. Javidi, Error probability of an optimum receiver designed for nonoverlapping target and scene noise, *Journal of Optical Society of America A*, Vol. 14, pp. 1024-1032, 1997.
- [17] B. Javidi, W. Wang, G. Zhang, and J. Li, Nonlinear filtering for recognition of phase-encoded images, *Applied Optics*, Vol. 37, pp. 1283-1291, 1998.
- [18] V. Kober, Y. K. Seong, and T. S. Choi, Multicriteria optimization approach for optical pattern recognition with nonoverlapping target and scene noise, *Proceedings of the SPIE*, Vol. 3466, pp. 302-305, 1998.

저 자 소 개



成英慶(正會員)

1973년 5월 9일생. 1996년 2월 한양대학교 전기공학과 졸업(공학사). 1998년 2월 광주과학기술원 기전공학과 졸업(공학석사). 1998년 3월~현재 광주과학기술원 기전공학과 박사과정. 주관심분야는 영상처리, 패턴인식, 영상통신

턴인식, 영상통신



崔泰善(正會員)

1976년 2월 서울대학교 공과대학 전기공학과 졸업(공학사). 1979년 2월 한국과학기술원 전기및전자공학과 졸업(공학석사). 1993년 12월 뉴욕주립대학교 전기공학과 졸업(공학박사). 현재 광주과학기술원 기전공학과 교수 재임. 주관심분야는 영상처리, 영상통신, Machine Vision