

# 푸리에영역에서 상관을 이용한 패턴매칭 알고리즘

이 충 호<sup>†</sup>

## 요 약

본 논문은 잡음이 포함된 화상의 패턴매칭 및 검증에 유효한 새로운 패턴매칭 알고리즘을 제안한다. 이 알고리즘은 화상을 푸리에변환하면 중요한 형상정보가 푸리에영역의 저주파영역에 집중된다는 데 착안하여, 푸리에영역에 나타난 화상의 원점부근만을 추출하여 비교하는 방법을 이용하고 있다. 구체적으로는 두화상의 푸리에변환한 화상의 원점부분을 추출하여 감산하고 경험적인 임계치를 적용함으로써 패턴인식이 가능함을 보인다. 본 방법은 특히 잡음이 포함된 화상과 원화상의 매칭에도 효과적이다. 잡음은 푸리에영역에서 일반적으로 고주파영역에 분포하는데 본 방법은 저주파영역을 추출하여 비교하기 때문이다. 실험결과는 10개의 표준 화상과 가우시안잡음이 첨가된 화상을 사용하여 화상을 구분해 내고, 잡음이 있는 화상도 동일한 화상으로 인식함을 보여준다. 이 방법을 화상의 위상정보만을 이용하여 패턴인식을 수행하는 위상한정상관법과 비교한 결과, 일부의 경우에 위상한정상관법과 동등이상의 결과를 보여준다.

## A Pattern Matching Algorithm Using Correlation in Fourier Domain

Choong Ho Lee<sup>†</sup>

## ABSTRACT

This paper proposes a pattern matching algorithm which is useful for pattern matching and verification of images which includes noises. This algorithm is based on the feature that the signal energy of image is concentrated in a small frequency region in Fourier domain. The proposed method extracts the small parts around origins and compares the regions. Specifically, the parts around origins are extracted and subtracted, and finally experimental threshold is adopted for pattern matching. In particular, the proposed algorithm is useful for the images which includes noises because the noises are distributed in the high frequency region generally, and the method extracts the low frequency region only. Experimental result shows the method recognize ten standard images and three images includes various noises. This method shows the performance which is equal to or better than that of Phase Only Correlation in some cases.

**Key words:** Pattern Matching(패턴매칭), Correlation(상관), Fourier Domain(푸리에영역)

## 1. 서 론

일반적으로 패턴매칭은 이치화를 통한 전처리 후

에 전형적인 패턴매칭 알고리즘을 적용함으로써 이루어진다[1]. 이런 방법은 전처리 과정이 부수적으로 필요하고, 전처리기의 성능에 의해 패턴매칭의 정확도가 결정되므로 전처리가 성능이 떨어지는 경우에 패턴매칭의 성능이 현저하게 떨어지는 단점이 있다. 이를 개선하기 위한 노력으로서 푸리에영역(Fourier domain)에서의 위상의 중요성에 주목하여[2], 푸리에영역에서의 위상을 이용한 상관법[3], 위상한정상관(Phase Only Correlation)을 이용하는 방법이

※ 교신저자(Corresponding Author) : 이충호, 주소 : 대전시 유성구 덕명동 산 16-1(305-719), 전화 : 042)821-1221, FAX : 042)821-1670, E-mail : chlee@hanbat.ac.kr

접수일 : 2003년 9월 8일, 완료일 : 2004년 2월 16일

<sup>†</sup> 중신회원, 한밭대학교 정보통신전문대학원 부교수

※ 본 연구는 한밭대학교 교내학술연구과제 연구비 지원으로 이루어졌음.

제안된 바 있으며 많은 진척이 이루어져 왔다[4-9]. 이 위상한정상관법의 연구동기로는 화상을 주파수영역으로 변환시킨 후에 상관을 계산하는 경우 잡음을 포함한 화상의 검증에 불리하다는 점을 들고 있다[6].

하지만, 본 논문에서는 푸리에변환을 이용하여 계산한 상관을 이용하는 경우에도 저주파부분 즉 푸리에영역에서 저주파영역 즉 원점부분(화상의 중심부분)의 정보만을 추출하여 비교하면 잡음에 강한 알고리즘을 찾아 낼 수 있음을 보이고 이를 이용한 새로운 알고리즘을 제안한다. 이 새로운 알고리즘은 화상의 중요한 형상정보가 푸리에영역에서 원점부분에 집중된다는 사실과, 잡음은 대체로 원점에서 멀리 떨어진 부분에 넓게 분포한다는 사실에 기반한 것이다. 즉, 중심부분의 차이만을 계산하여 적절한 임계치를 설정하여 그 임계치보다 작으면 같은 화상으로, 임계치보다 크면 다른 화상으로 분류하는 것이다.

## 2. 상 관

$M \times N$  크기의 2개의 입력화상을 각각  $f_1(m_1, n_1)$ 과  $f_2(m_2, n_2)$ 라고 한 경우 두 화상의 상관의 계산은 다음과 같이 된다. 우선 2개의 입력신호를 푸리에변환을 한다. 이것을 각각  $F_1(u_1, v_1)$ ,  $F_2(u_2, v_2)$ 라고 하고, 다음 식 1과 식 2와 같이 정의할 수 있다.

$$F_1(u_1, v_1) = \sum_{m_1} \sum_{n_1} f_1(m_1, n_1) e^{-j2\pi(m_1 u_1 / M + n_1 v_1 / N)} = A(u_1, v_1) e^{j\theta(u_1, v_1)} \quad (1)$$

$$F_2(u_2, v_2) = \sum_{m_2} \sum_{n_2} f_2(m_2, n_2) e^{-j2\pi(m_2 u_2 / M + n_2 v_2 / N)} = B(u_2, v_2) e^{j\phi(u_2, v_2)} \quad (2)$$

여기서,  $A(u_1, v_1)$ 과  $B(u_2, v_2)$ 는 진폭스펙트럼,  $\theta(u_1, v_1)$ 과  $\phi(u_1, v_1)$ 는 위상스펙트럼이다. 상관함수(correlation function)는 다음 식 3에 의하여 계산할 수 있다.

$$G(u, v) = A(u_1, v_1) B(u_2, v_2) e^{j\{\theta(u_1, v_1) - \phi(u_2, v_2)\}} \quad (3)$$

여기서  $A(u_1, v_1) B(u_2, v_2)$ 은 상관함수의 진폭스펙트럼이며,  $e^{j\{\theta(u_1, v_1) - \phi(u_2, v_2)\}}$ 은 위상스펙트럼이다.

입력화상이 같은 경우 자기상관(auto-correlation)이 되며 식 3은 다음과 같이 된다.

$$G(u, v) = A(u_1, v_1)^2 e^{j\{\theta(u_1, v_1) - \theta(u_2, v_2)\}} \quad (4)$$

그림 1과 그림 2는 각각  $256 \times 256$  크기의 Lena와 lady를 나타낸 것이다, 그림 3은 그림 1과 그림 2에 나타낸 두 입력화상을 식 3에 의하여 상관을 계산하여 주파수 영역에 나타낸 것이다. 그림 4와 그림 5는



그림 1.  $256 \times 256$  Lena



그림 2.  $256 \times 256$  lady

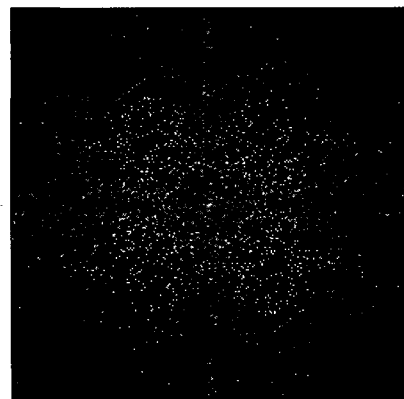


그림 3. Lena와 lady의 상호상관

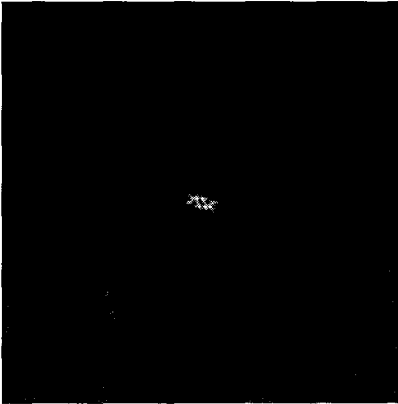


그림 4. Lena의 자기상관

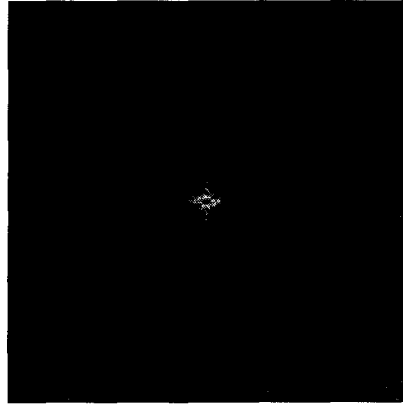


그림 5. lady의 자기상관

그림 1과 그림 2에 대한 각각의 자기상관을 식 4에 의하여 계산하여 주파수영역에 나타낸 것이다. (각각에 대한 입체적인 그림은 부록의 그림 A-1, A-2, A-3를 참고할 것)

그림 3에서 볼 수 있듯이 전혀 다른 화상의 상호상관(cross-correlation)은 에너지가 일반적인 신호와 마찬가지로 원점(중심)에서 멀리 분포된 형상을 나타낸다. 이것은 부록의 그림 A-1에서도 확인할 수 있다. 그러나 동일한 화상에 대한 자기상관 화상인 그림 4와 그림 5는 중앙에 에너지가 집중된다. 이것은 부록의 그림 A-2와 A-3에서도 확인할 수 있다.

### 3. 위상 한정 상관

식 3으로 표현된 상관함수는 임계치를 설정하여 그대로 사용하는 경우에 비교적 적은 잡음이 첨가된 경우에는 사람이 보기에 동일한 화상은 잘 인식해 내지만, 비교적 큰 잡음이 포함되어 있는 경우에는 잘 인식해 내지 못하는 문제점이 있다. 이런 문제점을 개선하고자, 상관함수의 계산과정에서 진폭 스펙트럼을 고정치로 하고 위상정보의 값을 사용하여 패턴 매칭의 성능을 향상 시키기 위하여 위상한정상관법이 고안되었다[4-9]. 이 방법은 푸리에변환을 행한 화상의 진폭 스펙트럼에는 형상적인 정보가 포함되어 있지 않지만 위상 스펙트럼에는 형상적인 정보가 포함되어 있다는 점[2]을 이용한 것이다. 구체적인 위상한정상관의 계산방법은 식 3에서 진폭  $A(u_1, v_1)B(u_2, v_2)$ 를 상수 1로 놓고 다음 식 5와 같이 위상부분만 이루어진 상관함수를 역변환하는 것이다.

$$G(u, v) = e^{j\{\theta(u_1, v_1) - \theta(u_2, v_2)\}} \quad (5)$$

식 3을 역푸리에변환하면 상관함수  $f_3(m_3, n_3)$ 가 얻어진다.

그림 6은 그림 1을 입력영상으로 하여 식 5에 의하여 위상한정 자기상관을 계산한 결과를 나타낸 것이다. 진폭을 고정치로 두고 위상정보만을 이용한 위상한정상관의 경우 중심부분에 예리한 1개의 피크치만 나타나므로 화상의 검증이 보다 쉬운 것으로 알려져 있다. 그러나 이 방법도 잡음성분이 커질 경우 피크치가 상대적으로 낮아지는데, 잡음이 점점 커짐에 따라 미세한 화상의 구분이 어려워진다. 즉, 피크치

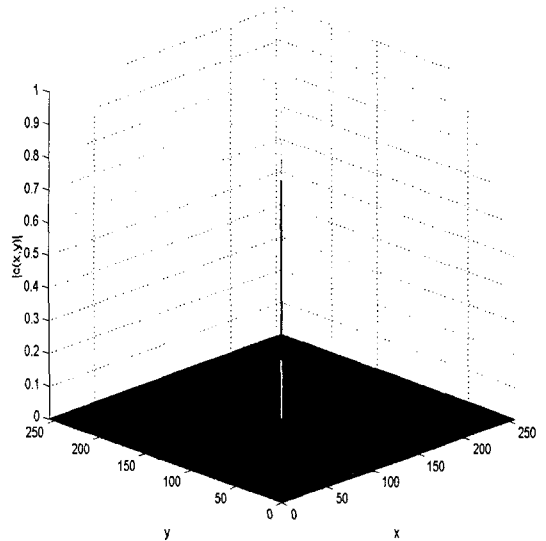


그림 6. Lena의 위상한정자기상관(Phase Only auto-Correlation)

의 진폭이 낮아진 원인이 그림 1, 그림 2와 같이 완전히 다른 화상이기 때문인지, 그림 8, 그림 9, 그림 10과 같이 사람이 보기에는 비슷한 화상이지만 입력화상에 포함된 잡음 때문인지를 구분할 수 있는 더 나은 방법을 연구할 필요성이 있다[10,11].

#### 4. 제안하는 알고리즘

$M \times N$  크기의 입력화상2개에 대한 자기상관을 나타낸 그림 4, 그림 5와 MATLAB[13,14]을 이용하여 입체적으로 그려놓은 부록의 그림 A-2, A-3에서 볼 수 있듯이 자기상관에 대한 정보들은 푸리에 좌표  $(u, v)$  공간의 저주파영역인 중심부분에 몰려있다.

그림 1의 Lena 화상에 잡음을 첨가하여 상관을 구해보면 어떻게 되는지 알아 보기로 하자. 그림 7과 그림 8, 그림 9는 그림 1의 Lena 화상에 각각 백색잡음(white noise), 가우시안 잡음(Gaussian noise), 라플

라시안 잡음(Laplacian noise)을 첨가한 화상이다. 이것들과 그림 1의 원화상과의 상호상관을 계산하여 주파수 영역에 나타낸 것이 그림 10, 그림 11, 그림 12이다. 이 그림들에서 주목해야 될 점은 그림 10, 그림 11, 그림 12의 세 화상 모두 그림 4의 자기상관과 중심부분이 유사하다는 것이다. 이것은 푸리에영역에서 화상의 형상정보가 저주파영역에 집중되는 성질에 기인한다[2].

그러므로 원화상의 자기상관, 동일여부를 가리고자 하는 입력화상과 등록화상과의 상관을 따로따로 계산하여 두 상관간의 중심부분의 유사도를 계산하면 두 화상의 동일 여부를 가릴 수 있는 알고리즘을 찾아 낼 수 있다[12]. 이 때 경험적인 임계치를 설정하면 원화상에 잡음이 섞여 있는 화상일지라도 동일 화상으로 인식하는 알고리즘을 찾아 낼 수 있다. 구체적으로는 그림 13과 같은 알고리즘을 제안한다. 여기서 등록화상은 비교기준으로 삼는 원화상을 의미



그림 7. 백색잡음이 첨가된 Lena



그림 9. 라플라시안잡음이 첨가된 Lena



그림 8. 가우시안잡음이 첨가된 Lena

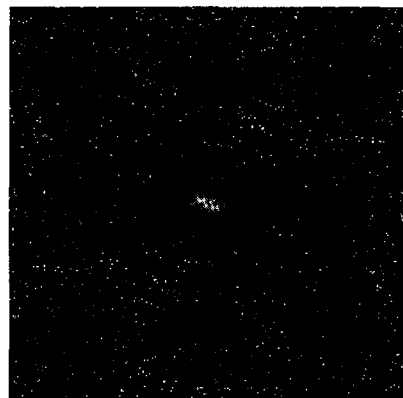


그림 10. 백색잡음이 첨가된 Lena의 상관



그림 11. 가우시안잡음이 첨가된 Lena의 상관

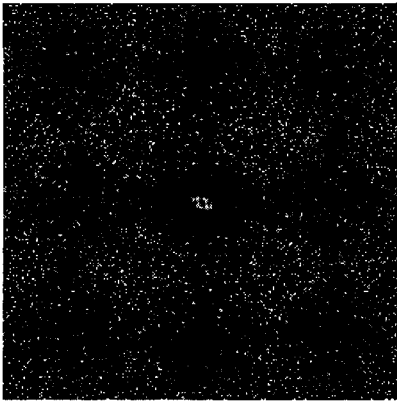


그림 12. 라플라시안잡음이 첨가된 Lena의 상관

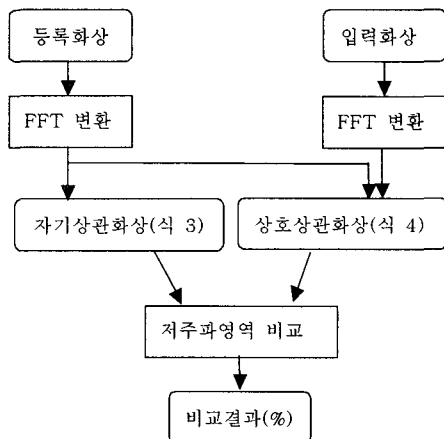


그림 13. 제안된 알고리즘 흐름도

한다. 주의할 점은FFT(Fast Fourier Transformation)를 거치는 점은 위상한정상관과 같으나, 제안한 방법에서는 위상한정상관과는 달리 역 푸리에변환

을 취하지 않는다는 것이다.

### 5. 실험 및 고찰

실험은 256×256 크기의 화상 10개에 대하여 자기상관과 상관을 구하여 다음과 같은 순서로 행하였다.

- 1) 256×256 크기의 입력화상10개 즉, airplane, baboon, camera, house, lady, Lena, sam, woman, couple, collie 에 대한 자기상관 화상을 구한다. (그림 2, 그림 A-2 참고)
- 2) Lena와 다른 화상들간의 상호상관 9개를 구한다. (그림 2, 그림 A-1 참고)
- 3) Lena에 백색잡음, 가우시안잡음, 라플라시안잡음을 첨가하여 각각의 원화상과의 상관 3개를 구하여 화상으로 저장한다. (그림 11, 그림 12, 그림 13 참고)
- 4) 1에서 구한 Lena의 자기상관과 2에서 구한상호상관을 나타내는 화상간의 차이를 구한다. (그림 A-4 참고) 단, 이때 차이라 함은 두 화상의 중심부분만의 차이를 말한다. 중심부분의 반경은 10으로 하였다. 중심부분의 화소수는 305개 화소가 된다. 차이를 구하여 절대값을 취한 후 그레이레벨이 128을 넘는 화소의 수를 세고, 화소들의 반경에 포함되는 영역에서의 점유율(Δ)을 계산한다. 식 5에 의하여 계산한 결과를 표 1에 나타내었다

$$\Delta = (| \text{상호코릴레이션 중심부분의 화소값} - \text{자기코릴레이션 중심부분의 화소값} | > 128 \text{인 화소의 수} ) / 355 \times 100(\%) \quad (5)$$

여기서, 분모의 355는 중심부분의 총 화소의 수이다.

- 5) 3에서 구한 잡음을 포함한 화소의 상관과 1에서 구한 자기상관과의 차이를 구한다. 4번에서 나타난 항목에 대하여 동일하게 나타낸다. 표 2에 나타내었다.
- 6) 경험적으로 같은 화상이라고 분류 가능한 점유율을 임계치로 정한다.

실험결과를 표로 나타낸 것은 아래와 같다. 표 1과 표 2에서 알 수 있는 것은 Lena와 다른 화상과의 상관은 Lena의 자기상관과 비교하였을 때, 차이로 인정되는 화소의 비교영역내의 점유율이 모두 20%를

넘고 있다는 점이다.

그러나 표 2에서 알 수 있듯이, Lena의 자기상관과 잡음을 포함한 화상과 Lena와의 상관들 3가지와 각각의 Lena의 자기상관과의 비교에서는 차이로 인정되는 화소의 점유율이 3%를 넘지 않는다는 점을 알 수 있다. 즉, 그림 8, 그림 9, 그림 10과 같이 잡음이 많이 포함된 경우에도 이를 동일 화상으로 인식할 수 있다. 이 때, 차이로 인정된 화소가 비교영역에서 20%를 넘는 경우는 다른 화상으로 정하고, 같은 화상은 5%이하인 경우로 정하면 된다.

이 방법의 장점은 256×256 크기의 경우 65,536개의 화소중 중심부분 305개 화소 즉 전체의 약 0.5%의 화소를 푸리에영역에서 상관을 비교함으로써 한 화상과 다른 화상을 쉽게 구별해 낼 수 있다는 점이다. 다른 응용에 대하여는 실험을 통하여 다른 수치를 임계치로 정하면 된다는 것을 예상할 수 있다.

다음으로 이 방법을 기 발표된 위상한정상관법(Phase Only Correlation)과 비교하였다. 위상한정상관법은 중심의 피크의 크기로 원화상과 입력화상이 얼마나 매치되는지를 나타낸다[13,14] 다음 표 3은 위상한정법의 가장 큰 진폭의 크기를 100으로 하였을 경우에 제안된 방법과 비교한 것이다.

표 3에서, 제안된 방법에서는 실험결과를 중심부분에서 차이로 인정된 화소의 중심부분에서의 점유율로 나타낼 수도 있지만 여기서는 미세한 차이를 명확히 보여주는 중심부분에서 차이로 인정된 화소수 즉 차이가 128을 넘는 화소의 수로 나타내었다. 한편, 위상한정상관법에서는 중심부분의 피크치로 나타내었는데, 피크가 클수록 원화상에 가까움을 나타낸다. 서로 다른 표준화상에 대하여 어떤 상호상관 조합에 대하여도 모두 중심피크는 40을 나타내었다. 그러므로 위상한정상관법도 잡음을 포함한 화상을 완전히 다른 화상과 구분해 낼 수 있음을 알 수 있다. 그러나 가우시안잡음을 포함한 화상과 라플라시안화상을 포함한 화상에 대하여는 제안된 방법은 차이로 인정된 화소수가 6에서 8로 감소됨에 비하여, 위상한정상관법은 42와 42로 같은 값을 유지하므로 제안된 방법보다 덜 민감한 것으로 간주할 수 있어, 이 실험과 같이 일부 제한된 경우에 제안된 방법이 적어도 위상한정상관법과 동등 혹은 더 좋은 성능을 가진다고 볼 수 있다. 결과적으로, 제안한 방법은 위상한정상관법의 위상만을 이용한 상관화상을 역변환한 피크치에 의한 패턴인식방법을, 상관화상의 저주파 부분을

표 1. Lena와 타화상과의 상관과 자기상관과의 비교

Lena와의 상관	차이로 인정된 화소의 개수	비교영역내의 점유율(%)
lady	62	20.33
camera	78	25.57
house	74	24.26
baboon	66	21.64
airplane	68	22.30
Sam	64	20.98
woman	78	25.57
couple	78	25.57
Collie	64	20.98

표 2. 잡음을 포함한 화상의 상관과 자기상관과의 비교

잡음을 포함한 화상과의 상관	차이로 인정된 화소의 개수	비교영역내의 점유율(%)
백색잡음을 포함한 화상과의 상관(그림 7)	4	1.31
가우시안잡음을 포함한 화상과의 상관(그림 8)	6	1.97
라플라시안잡음을 포함한 화상과의 상관(그림 9)	8	2.62

표 3. 제안된 방법과 위상한정상관법과의 비교

잡음을 포함한 화상과의 상관	제안된 방법의 차이로 인정된 화소수	위상한정상관법의 중심피크
백색잡음을 포함한 화상(그림 7)	4	50
가우시안잡음을 포함한 화상(그림 8)	6	42
라플라시안잡음을 포함한 화상(그림 9)	8	42

비교하고 차이로 인정된 화상의 점유율에 대한 임계치를 설정하는 것으로 대처할 수 있음을 보여준다.

## 6. 결 론

푸리에영역으로 화상을 변환한 후에 화상의 상관을 계산하면 중요한 정보는 푸리에영역 좌표의 중심부분에 집중된다는 사실을 이용하여 다른 화상과의 상관을 자기상관과 비교할 때 중심부분의 0.5%의 화

소만을 비교하여 화상을 구분해 내는 알고리즘을 제안하였다. 제안된 방법은 사람이 동일화상으로 인식하는 화상에 대하여 잡음에 대하여 우수한 성능을 보여 주었다. 가우시안잡음, 라플라시안잡음, 백색잡음을 포함한 화상에 대하여도 이 방법을 사용하여 동일화상으로 인식할 수 있음을 보였다. 또한 제안된 방법을 위상한정상관법과 비교해 본 결과 일부 경우에 동등이상의 성능을 보여줄 수 있었다. 실험적으로 구하여본 결과, 동일화상으로 인식하기 위한 임계치는 차이로 인정되는 화소수가 중심부분의 비교영역에서 차지하는 비율을 약 5%이하로, 다른 화상으로 인식하기 위한 최소 임계치는 약 20%로 정하면 됨을 보였다. 이 방법의 임계치의 설정에 관하여는 다른 응용에 대하여도 추후의 연구가 필요하다. 또한, 여러 종류의 잡음에 대한 정량적 성능과 위상한정상관법과의 세밀한 비교는 추후 연구되어야 한다.

참 고 문 헌

[ 1 ] J. N. Wilson and G. X. Ritter, Computer Vision Algorithm in Image Algebra, pp. 225-239, Sep. 2000.

[ 2 ] A.K. Oppenheim and J.S. Lim, "The Importance of Phase in Signals," *Proc. IEEE*, Vol.69, No.5, pp. 529-541, 1981.

[ 3 ] S. Kawamata, T. Noda, and S. Minami, "Spectral Searching by Fourier-Phase Correlation," *Applied Spectroscopy*, Vol. 41, No. 7, pp. 1176-1182, 1987.

[ 4 ] T. Kobayashi, H. Nakajima, T. Aoki, M. Kawamata, and T. Higuchi, "Filtering on Phase Only Correlation Domain and Its Application," *ITE Technical Report* Vol. 21, No.42, pp. 31-36, MIP '97-41, NIM '97-60, Japan, Jul. 1997.

[ 5 ] H. Hiroshi, K. Kobayasi, M. Kawamata, and T. Higuchi, "Rotation Measurements Using Rotation Invariant Phase Only Correlation," *ITE Technical Report*(Japan), Vol. 22, No. 45, pp. 55-60, Sep. 1998.

[ 6 ] H. Nakajima, K. Kobayashi, T. Aoki, M. Kawamata, and T. Higuchi, "Principles of Phase Only Correlation and Its Application to Fingerprint Verification," *Proc. of the 2nd Symposium of Image Sensing*, Japan, Vol. A-4, pp. 15-19, 1998.

[ 7 ] T. Aoki, K. Takita, T. Higuchi, and K. Kobayashi, "Phase-Based Image Matching and Its Application to Intelligent Vision Systems," *Proceedings 2002 International Symposium on New Paradigm VLSI Computing*, pp. 95-100, Dec.2002.

[ 8 ] T. Suzuki, A Study of Pattern Matching Using Phase Only Correlation, Master Thesis of Graduate School of Engineering, Tohoku University, Sendai, Japan, Mar. 1997.

[ 9 ] H. Sasaki, K. Kobayashi, T. Aoki, M. Kawamata, and T. Higuchi, "An Image Matching Algorithm Based on Rotation Invariant Phase-Only Correlation and Its Evaluation," *ITE Technical Report* Vol. 22, No. 45, pp. 55-60, Sep. 1998.

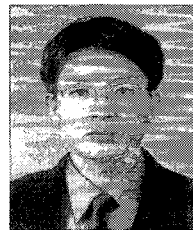
[10] 이원경, 이충호, "위상한정상관을 이용한 차량 번호판의 숫자인식," 2002년도 한국정보과학회 가을학술발표논문집, Vol. 29, No. 2, pp. 514-516, 2002. 10.

[11] 이충호, 김응규, "위상한정상관을 이용한 화상의 유사도측정," 2002년도 한국정보과학회 가을학술발표논문집, Vol. 29, No. 2, pp. 580-582, 2002. 10.

[12] 이충호, 이원경, "푸리에영역에서의 상관을 이용한 패턴매칭," 2002년도 한국정보과학회 가을학술발표논문집, Vol. 29, No. 2, pp. 499-501, 2002. 10.

[13] T. Higuchi and M. Masayuki, Digital Signal Processing for MATLAB(Japanese), Mar. 2000.

[14] \_\_\_\_\_, Image Processing Toolbox for Use with MATLAB, The Math Works Inc., 2001.



이 충 호

1985년 2월 연세대학교 전자공학과 학사  
 1987년 2월 연세대학교 전자공학과 석사  
 1998년 3월 일본 토호쿠대학 정보과학연구소 박사(시스템 정보과학)

1987년 2월~2000년 2월 KT 멀티미디어연구소 전임연구원  
 2000년 2월~현재 한밭대학교 정보통신전문대학원 부교수  
 관심분야: 영상처리, 신호처리, 멀티미디어

부록 A

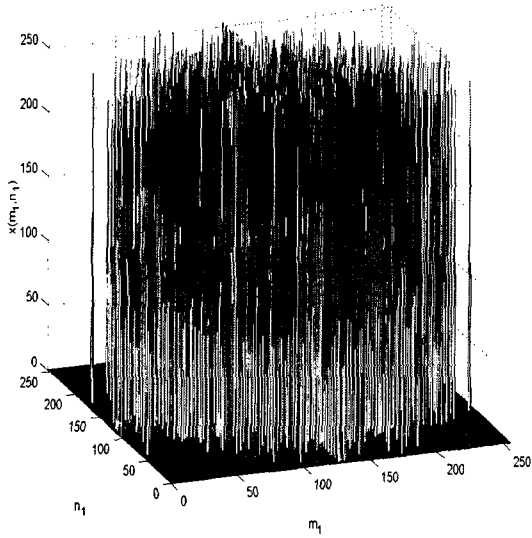


그림 A-1. Lena와 lady의 상호상관

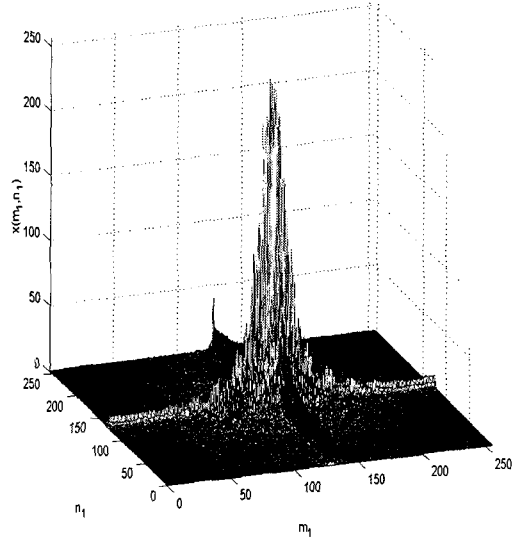


그림 A-3. lady의 자기상관

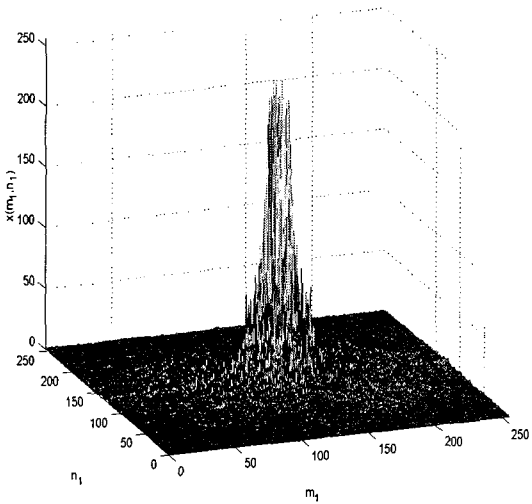


그림 A-2. Lena의 자기상관

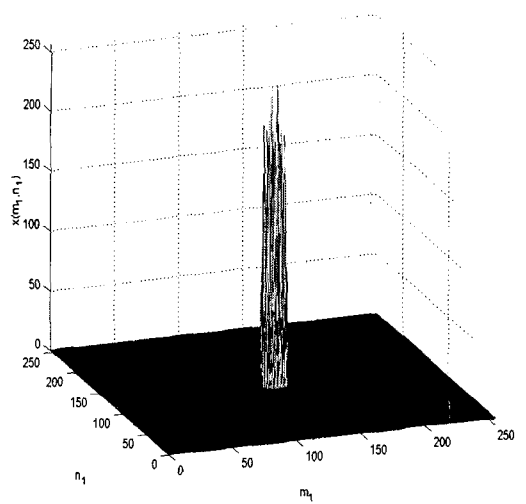


그림 A-4. Lena와 lady의 상호상관과 Lena의 자기상관의 중심부분의 차이