

변형 마스크 프로세싱을 이용한 영상초점 판별

이훈주*, 진윤희, 공재향, 임홍섭(숭실대원), 유봉환(숭실대)

Image Focal Point Using Modified Mask Processing

H. J. Lee*, Y. H. Jin, J. H. Kong, H. S. Lim

(Graduate School, Soong Sil Univ.), B. H. Ryu(Soong Sil Univ.)

Key Words : image focal point(영상초점), modified mask processing(변형 마스크 프로세싱), sum-modified laplacian(변형 라플라시안).

ABSTRACT

Though the increment of using computer vision system, there are lots of difficulties to measure precisely because of measurement error or distortion phenomenon. Among these reasons, the distortion of edge is dominant reason which is occurred by the blurred image. So, the problem of clear judgment about image focal point is very important.

We must fix the discrimination criteria which is collected by image recognition of precise focus. To solve these problems, we compare with mask processing methods using image intensity gradient, laplacian, and sum-modified laplacian operator.

These experimental results showed modified mask processing method is effective.

1. 서 론

최근 현대 산업사회는 컴퓨터 비전을 이용한 정밀측정과 공장자동화 분야에 대한 관심도가 점차로 증가되고 있으며, 그 사용 범위가 크게 확대되고 있다. 그러나 이러한 비전 시스템 사용의 증가에도 불구하고 외부 환경요인에 의한 측정 오차나 왜곡 현상들로 인해 영상의 정밀한 측정에 많은 어려움이 따르고 있다. 또한 영상 획득에 있어서도 현재 받고 있는 영상이 최적의 영상

인가에 대해서 명확한 판단 기준이 정립되어 있지 않으며, 숙련된 기술자의 경험에 의한 판단에 의해 많은 처리와 측정이 이루어져 오는 것이 현재의 실정이다⁽¹⁻²⁾. 따라서, 실제 영상에 존재하는 이와 같은 어려움을 극복하기 위해서 여러 가지 단순화 방법이 도입되었으며, 더 향상된 결과를 얻기 위해 다양한 방법으로 연구되어지고 있다⁽³⁻⁵⁾. 일반적으로 많이 비교 연구되는 에너지 함수로는 영상의 주파수 성분을 이용하는 푸리에 변환법, 광강도의 1차 미분을 이용하는 방법, 라플라시안을 이용하는 방법, 광강도의 히스토그램을 이용한 방법, 광강도의 분산 이용법, 패턴 인식법등이 있다. 이중 광강도의 1차 미분 및 라플라시안을 이용하는 방법이 다른 함수들에 비하여 상대적으로 우수하며, 특히 1차 미분연산자를 단속적으로 모델링 한 것중 소벨(sobel) 연산자를 이용한 것이 가장 우수한 성능을 가지는 것으로 보고된바 있다⁽⁶⁻⁷⁾. 그러나 최근에는 변형된 라플라시안 연산자를 이용한 방법⁽⁸⁾이 제시되어 소벨 연산자보다 더 향상된 결과를 기대하고 있다.

따라서, 본 연구의 목적은 기존의 여러 영상 에너지 함수들과 향상된 결과가 기대되고 있는 변형 라플라시안 연산자법을 비교실험하여 그 경향 및 신뢰성을 비교 분석하고, 영상 획득에 있어서 보다 좋은 초점을 가진 영상을 판별하여 실제 작업에 있어서 좀 더 정밀한 측정과 가공이 이루어질 수 있도록 하는 토대를 구축하고자 한다.

2. 영상 에너지 함수

2-1 광강도 변화법

영상에 있어서 고주파수 성분이 포함된 부분은

광강도가 급격히 변화하는 부분이나 광강도가 급격히 요동하는 부분이다. 이러한 부분에서의 광강도 변화를 이용하면 초점위치 산출에 적합한 에너지 함수를 만들 수 있다.

영상내의 임의의 위치에서의 광강도 변화의 크기(gradient magnitude)는 다음 식과 같다.

$$|\nabla i(x, y)| = \sqrt{[h_x \otimes i(x, y)]^2 + [h_y \otimes i(x, y)]^2} \quad (1)$$

여기서, h_x 와 h_y 는 x, y 방향에 대한 소벨 마스크 처리를 나타내며, \otimes 는 컨볼루션을 의미한다. 따라서, 소벨 마스크를 이용한 광강도 변화를 나타내는 에너지 함수는 다음과 같이 표현된다.

$$E_k = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N |\nabla i_k(x, y)|^2 \quad (2)$$

여기서, E_k 는 k번째 영상에서의 에너지값을 의미하며, $i_k(x, y)$ 는 k번째의 광강도를 의미한다.

2-2 라플라시안 법

라플라시안은 광강도 변화를 이용한 영상에 대하여 다시 한번 미분하여 사용하는 방법으로 영상내에서 고주파 성분만을 추출하여 에너지값을 계산하는 방법이다. 마스크 프로세싱을 이용한 에너지 함수의 정의는 다음과 같다.

$$E_k = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N |h \otimes i_k(x, y)|^2 \quad (3)$$

윗 식은 영상내에 고주파 성분을 추출하는 용도로 라플라시안 마스크로 이용되어 물체의 에지나 윤곽 검출에 이용된다. 그러나 노이즈에 대한 영향에 민감하여 이를 감소시킬수 있는 저주파 필터등의 전처리 과정을 필요로 한다.

2-3 변형 라플라시안 법

이 방법은 라플라시안 연산자의 변형된 형태로 변형 라플라시안 마스크 형태로 구현한 함수는 다음과 같다.

$$|\nabla_M^2 i_k(x, y)| = \sqrt{[h_x \otimes i_k(x, y)]^2 + [h_y \otimes i_k(x, y)]^2} \quad (4)$$

$$E_k = \sum_{x=1}^M \sum_{y=1}^N |\nabla_M^2 i_k(x, y)|^2 \quad (5)$$

변형 라플라시안의 특징은 라플라시안과 같이 고주파 필터를 수행하면서 기존의 라플라시안 에너지 함수보다는 상대적으로 향상된 결과를 기대

할수 있으며, x, y 방향 마스크가 분리되어 있어 다양한 조작을 가능하게 한다는 장점이 있다.

3. 실험 장치와 방법

3-1 실험 장치

영상의 최적 초점 판별을 위한 영상 획득 장치는 다음과 같이 구성하였다. 영상내에서 윤곽 경계선의 판별을 위해, 영상획득 대상으로는 USAF positive test target (이하 테스트 타겟)이 사용되었다. 테스트 타겟은 각각 3개의 일정한 간격의 라인으로 이루어져 있으며, 중심으로 향할수록 점차 작아지는 0~6까지의 7개의 패턴을 하나의 그룹으로 형성하고 모두 7개의 그룹으로 이루어져 있다. 전체 크기는 50×50×1.5mm이며, 1mm 당 1~114개의 라인페어로 구성되어 있다. 이들의 표면을 관찰하기 위해 Fig. 1과 같은 컴퓨터 비전 시스템을 사용하였다. 이 비전 시스템은 상단에 CCD 카메라가 연결된 실체 현미경으로, 배율에 대한 결과 비교를 위해 2가지(×25, ×40)배율의 대물렌즈를 사용하여 영상을 획득하였다. 영상 획득시 초점 위치를 정확하게 맞추기 위해 테스트 타겟을 미소이송 장치 위에 고정하고 상하(z방향) 미소이동(0.002mm)시키므로써 최적의 영상을 얻도록 하였다.

획득된 영상을 처리하는 컴퓨터내의 영상처리보드는 DT3155가 사용되었으며, 영상획득시 모든 방향으로부터 고른 광강도를 얻기 위해 광원으로는 양방향 광섬유 조명장치를 사용하였다.

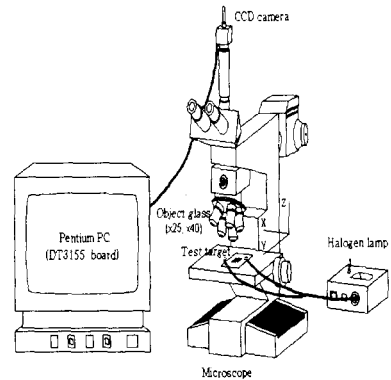


Fig. 1 computer vision system

3-2 실험 방법

본 연구의 측정 대상으로는 테스트 타겟이 사용되었으며, 2가지($\times 25$, $\times 40$) 배율의 대물렌즈를 사용하여 각 배율마다 한 화면에 3개의 막대가 들어오는 크기의 형상을 찾은 다음 영상을 획득하였다. 영상획득은 육안으로 보아 초점위치가 맞았다고 판단되는 영상을 기준으로 식별이 어려워질 때까지 카메라 높이(z방향) 이송장치를 이용하여 한 눈금(0.002mm)씩 상하 미소 이송시켜 1회에 10 프레임씩 각 배율당 총 30회씩 획득하였다. CCD 카메라가 연결된 실체 현미경으로부터 획득된 영상은 DT3155 영상처리 보드를 통하여 컴퓨터 내에 저장, 처리하도록 구성하였다.

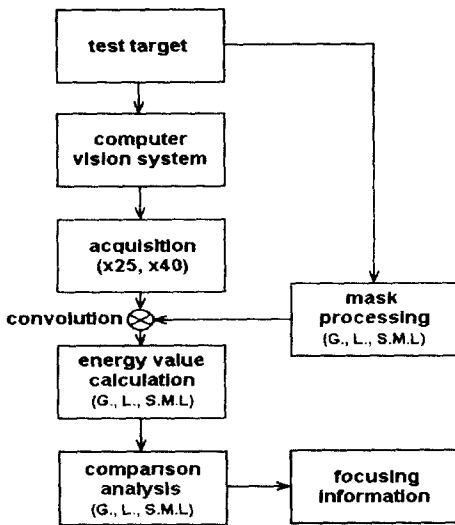


Fig. 2 flow chart of experimental method

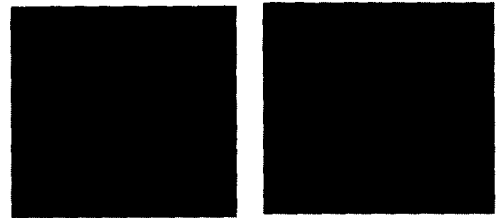
각각의 배율당 1회에 10 프레임씩 총 30회씩 걸쳐 획득된 영상은 3가지 알고리즘들(광강도 구배, 라플라시안, 변형된 라플라시안)의 에너지 함수로 계산 되었으며, 실제 적용에 있어서는 구현이 간단하고 널리 이용되는 마스크 프로세싱(mask processing)을 이용한 방법을 채택 하였다. 각 영상으로부터 얻어진 데이터들은 최대, 최소 그리고 평균값으로 나타내었으며, 얻어진 데이터에 의해 그 경향들을 비교 분석하여 보다 좋은 초점

을 판별하였다. 또한 가장 초점이 잘 맞았다고 판별된 영상의 신뢰도를 판단하기 위해 획득된 테스트 타겟의 픽셀 수의 변화와 영상의 라인 프로필을 이용하여 초점이 잘 맞는 영상과 잘 맞지 않는 영상을 비교하여 나타내었다.

Fig. 2는 실험 방법에 대한 계층도를 나타낸다.

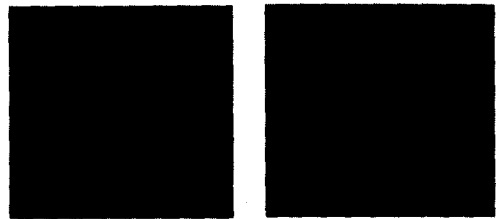
4. 실험 결과와 고찰

Fig. 3와 Fig. 4는 각각 $\times 25$, $\times 40$ 렌즈에서의 테스트 타겟의 영상이다. Fig. 3(a)와 Fig. 4(a)는 배경부분과 막대부분의 영상 구별이 매우 흐린 영상으로 각각의 영상 함수의 평균 에너지 값이 가장 낮은 지점에서의 영상이다. 또한 Fig. 3(b)와 Fig. 4(b)는 각각의 영상 함수의 평균 에너지 값이 가장 높은 지점에서의 영상이며, 막대의 윤곽선 부분이 선명하게 나타남을 알 수 있다.



(a) blurred image (b) fine image

Fig. 3 blurred and fine image ($\times 25$)



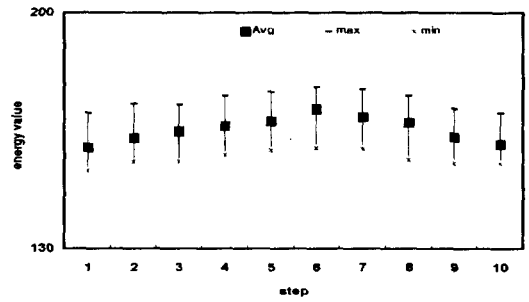
(a) blurred image (b) fine image

Fig. 4 blurred and fine image ($\times 40$)

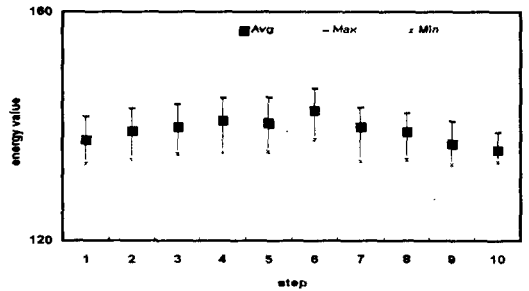
Fig. 5, Fig. 6, Fig. 7은 각각 광강도 구배, 라플라시안, 변형 라플라시안의 마스크 프로세싱을 이용하여 얻어진 영상에너지 값들의 분포를 나타낸다. 반복적인 실험을 통해 얻어진 영상으로부터 정확한 데이터를 얻기 위해 최대, 최소, 그리

고 평균 에너지값으로 나타내었다. 영상이 중앙으로 향할수록 각각의 함수에 대한 에너지 값이 증가하며, 이것은 에너지 값이 최대일 때 영상의 초점이 잘 맞았음을 나타낸다. 특히 다른 함수들의 에너지 값 증가보다 변형 라플라시안을 이용한 함수에서의 에너지 값의 증가 경향이 크다는 것을 알 수 있으며, 변형 라플라시안 마스크 프로세싱을 통해 더 향상된 결과를 얻을 수 있음을 나타낸다.

Fig. 8은 $\times 25, \times 40$ 렌즈에서 영상의 픽셀 수 변화를 나타낸다. 영상 함수의 평균 에너지 값이 최대일 때 픽셀 수는 최소가 되며, 평균 에너지 값이 최소일 때 픽셀 수는 최대가 됨을 알 수 있다. 이것은 영상의 초점이 잘 맞았으며 영상 함수의 에너지 값이 최대일 경우 경계 부분에서 픽셀이 적게 고른 분포함을 나타내며, 영상 초점이 잘 맞지 않았을 때 즉, 영상 함수의 에너지 값이 최소일 경우는 경계 부분에서 픽셀이 불규칙적으로 많이 분포함을 나타낸다.

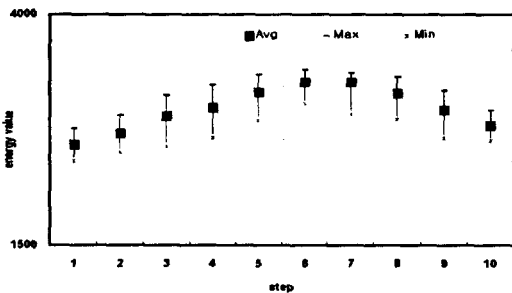


(a) Energy value for Laplacian (X25)

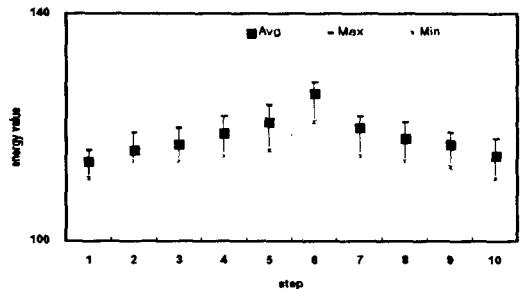


(b) Energy value for Laplacian (X40)

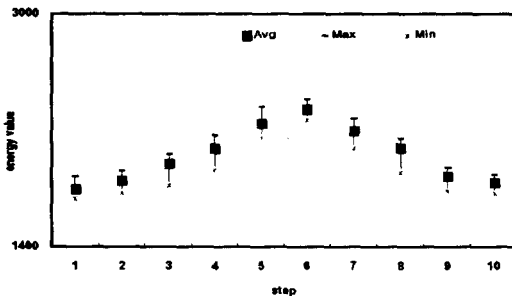
Fig. 6 Energy value for Laplacian(X25,X40)



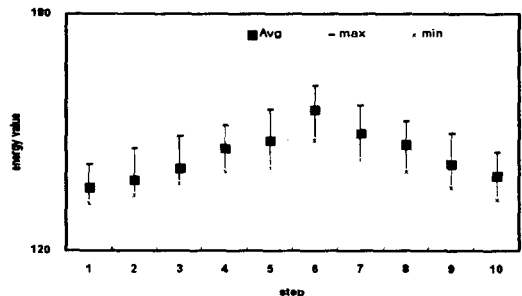
(a) Energy value for Gradient (X25)



(a) Energy value for S.M.L (X25)



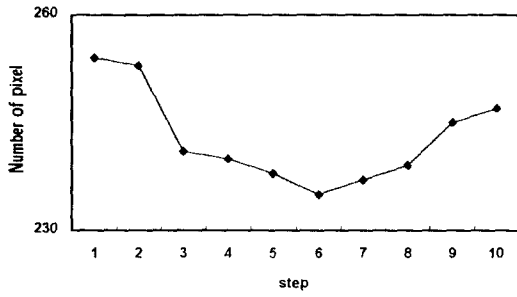
(b) Energy value for Gradient (X40)



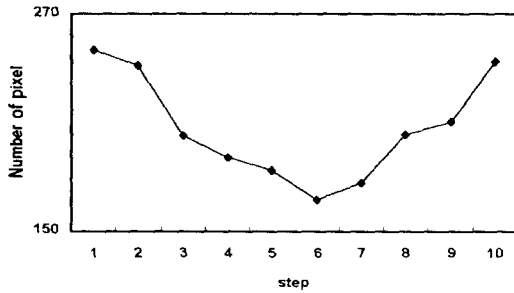
(b) Energy value for S.M.L (X40)

Fig. 5 Energy value for Gradient(X25,X40)

Fig. 7 Energy value for S.M.L(X25,X40)

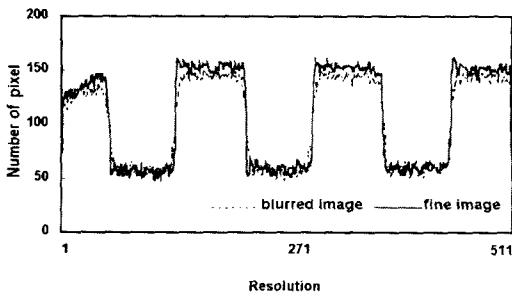


(a) pixel number for fine image (X25)

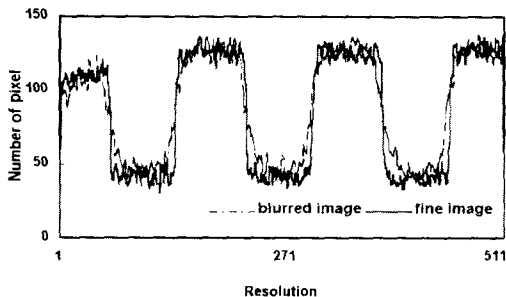


(b) pixel number for fine image (X40)

Fig.8 pixel number for fine image(X25,X40)



(a) line profile (X25)



(b) line profile (X40)

Fig. 9 line profile for blurred and fine image (X25,X40)

Fig. 9는 $\times 25$, $\times 40$ 렌즈에서의 영상 라인 프로필을 나타낸다. 실선은 각각의 영상 함수의 평균 에너지 값이 최대이며, 픽셀수가 최소일 때의 영상으로 영상 초점이 잘 맞았을 경우의 영상 라인 프로필을 나타낸다. 또한 점선은 각각의 영상 함수의 평균 에너지 값이 최소이며, 픽셀수가 최대일 때의 영상으로 영상 초점이 잘 맞지 않았을 경우의 영상 라인 프로필을 나타낸다. 비교적 실선은 점선에 비해 윤곽 경계부분에서 기울기가 크며, 구별이 뚜렷함을 알 수 있다. 이것은 영상의 초점이 잘 맞았을 경우가 잘 맞지 않았을 경우보다 명암대비가 훨씬 크다는 것을 잘 나타내고 있다.

본 연구는 컴퓨터 비전 시스템을 이용한 측정에서 기존의 여러 영상 에너지 함수들과 향상된 결과가 기대되는 변형 라플라시안 연산자법을 비교하고, 획득된 영상이 최적의 영상인지를 판별하는데 있다.

이를 위해서 본 논문에서는 간단하며 빠른 시간 내에 처리할 수 있는 마스크 프로세싱 방법을 적용하여 영상에서의 에너지 값을 계산할 수 있었다. 영상함수의 에너지 값이 최대일수록 영상의 초점이 잘 맞는 최적의 영상임을 판별할 수 있으며, 영상초점 판별이 가능한 여러 함수 방법 중 광강도변화 법, 라플라시안 법, 변형 라플라시안 연산자법을 비교 측정하여 변형 라플라시안 연산자법에서 더 향상된 결과를 나타냄을 보였다. 또한 2가지($\times 25$, $\times 40$) 배율에서 실험하여 고 배율에서 더 향상된 결과가 나타냄을 보였다. 이러한 방법으로 판별되어진 영상초점의 신뢰도를 검증하기 위해, 획득된 테스트 타겟의 영상의 픽셀수 변화와 라인 프로필을 이용하였다.

따라서, 변형 라플라시안 연산자를 이용한 방법은 컴퓨터 비전을 이용한 정밀 측정이 요구되는 작업현장에 있어서 직접적인 적용과 정밀한 측정 작업이 가능할 것으로 판단된다.

5. 결론

본 연구에서는 컴퓨터 비전 시스템을 이용한 측정을 보다 정밀하게 하기 위해 다음과 같은 결론을 얻었다.

- (1) 기존에 제시되었던 에너지 함수를 이용한 방법과 변형된 라플라시안 방법을 비교실험 하였으며, 영상 함수들의 에너지 값을 최대 값, 최소 값 그리고 평균 값으로 나타내어 영상의 초점상태를 판별 하였다. 그 결과, 변형 라플라시안 방법이 초점 판별에 더 효율적인 것으로 나타났다.
- (2) 변형 라플라시안 방법을 통해 얻어진 데이터들의 픽셀 수 변화와 라인 프로필을 계산하여 객관적인 영상의 초점 상태를 비교 하였다.
- (3) 2가지 배율(X25, X40)을 사용하여 고 배율에서의 영상함수를 이용한 초점판별에 대하여 실험하였으며, 실험 결과 고 배율에서 더 효율적인 결과가 나타났다.
- (9) S. K. Nayar and Y. Nakagawa, 1994, "Shape from Focus", *IEEE TRANSACTIONS ON PATTERN ANALYSIS AND MACHINE INTELLIGENCE*, Vol. 16, No. 8, pp.824~831.

참 고 문 헌

- (1) D. Zhang., Y. Nomura. and S. Fujii., 1995, "Error Analysis and Optimal Setup on Camera Calibration", *ACCV'95*, pp. II-210~pp. II-214.
- (2) F. Bergholm, 1990, "Edge Focusing", *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI-9, No.6, pp.726~741.
- (3) R. A. Jarvis, 1973, "Focus Optimisation Criteria for Computer Image Processing", *MICROSCOPE*, Vol.24, pp.163~180.
- (4) P. Grossmann, 1987, "Depth from focus", *Pattern Recognition Letters*, pp.63~69.
- (5) E. Krotkov, 1987, "Focusing", *International Journal of Computer Vision*, 1, pp.223~237.
- (6) J. M. Tenenbaum, 1970, "Accommodation in computer vision", *Stanford Univ.*,
- (8) T. T. E. Yeo, S. H. Ong, Jayasooriah and R. Sinniah, 1993, "Autofocusing for tissue microscopy", *Image and Vision Computing*, Vol. 11, No. 10, pp.629~639.