

그래디언트 히스토그램 기반의 효율적인 영상 품질 평가

Histogram of Gradient based Efficient Image Quality Assessment

노세용*, 안 상 우***, 정 정 화**

Se-yong No*, Sang-woo Ahn***, Jong-wha Chong**

Abstract

Here we propose an image quality assessment (IQA) based on histogram of oriented gradients (HOG). This method makes use of the characteristic that the histogram of gradient image describes the state of input image. In the proposed method, the image quality is derived by the slope of the HOG obtained from the target image. The line representing the HOG is measured by a random sample consensus (RANSAC) on the HOG. Simulation results based on the LIVE image quality assessment database suggest that the proposed method aligns better with how the human visual system perceives image quality than several state-of-the-art IQAs.

요 약

본 논문에서는 그래디언트 히스토그램을 기반으로 하는 영상 품질 평가 알고리즘을 제안하였다. 이는 목표 영상의 그래디언트 영상을 히스토그램으로 나타낼 경우 영상의 특성을 잘 나타낸다는 장점을 이용하였다. 제안한 방법에서 영상의 품질은 목표 영상에서 얻어진 그래디언트 히스토그램의 기울기에 의해 평가되고, 그래디언트 히스토그램을 대표하는 선의 기울기는 RANSAC (Random Sample Consensus)에 의해 측정된다. LIVE 영상 품질 평가 데이터베이스를 사용한 실험 결과를 통하여 제안한 알고리즘이 현존하는 다른 알고리즘에 비해 실제 사람의 영상에 대한 평가와 유사하다는 것을 확인할 수 있다.

Key words : Image Quality Assessment, Human Visual System, Histogram of Gradient, RANSAC

1. 서론

* 정희원, 한양대학교 전기전자 컴퓨터 공학과, LG 유플러스 (Department of Electronics and Computer Engineering, Hanyang University, LG Uplus)

** 정희원,교신저자 *** 비희원, 한양대학교 나노반도체공학과, (Department of Nanoscale Semiconductor Engineering, Hanyang University)

※ 감사의 글 (Acknowledgment)

이 연구는 지식 경제부, Brain Korea 21 및 NIPA의 ITRC의 지원으로 수행하였음. (NIPA 2012 H0301 12 1011, 100355701 Development of self-powered smart sensor node platform for smart&green building)

接受日:2012年 06月 15日, 修正完了日: 2012年 07月 23日
掲載確定日: 2012年 08月 01日

디지털 영상의 급속적인 확산에 따라 영상 품질 평가 (Image Quality Assessment, IQA)가 영상 촬영, 전송, 압축 및 복원과 같은 영상 처리 시스템에서 중요한 분야 중 하나로 연구되고 있다. 이는 영상 품질 평가 알고리즘이 영상 시스템을 감시하고 영상 품질을 조정하며 알고리즘을 최적화하고 영상 처리 시스템의 변수를 조정하는데 활용될 수 있기 때문이다 [1]. 영상의 품질 평가는 주관적이기 때문에 실험 대상을 통한 주관적인 영상 품질 평가의 평균이 가장 신뢰성 있는 지표이지만, 이는 실시간 처리가 불가능하며 자동화 시스템에 적용될 수 없기 때문에 영상

처리 시스템에서 사용하는 것이 어렵다. 그렇기 때문에 주관적인 영상 품질 평가를 대체할 수 있는 수식을 활용한 방법이 연구되고 있다.

영상 품질 평가 알고리즘은 참조 영상의 유효성에 따라 전체 참조 영상 품질 평가 (Full Reference IQA), 비 참조 영상 품질 평가 (No Reference IQA), 제한된 참조 영상 품질 평가 (Reduced Reference IQA)로 구분될 수 있다 [2]. 전체 참조 영상 품질 평가는 기존의 훼손되지 않은 영상과 훼손된 영상을 가지고 영상의 품질을 측정하는 방법이다. 제한된 참조 영상 품질 평가 알고리즘은 훼손된 영상과 추가적인 경로 또는 훼손된 이미지에서 결합할 수 있는 정보를 통하여 제공되는 훼손되지 않은 영상의 정보를 사용하여 영상 품질을 평가하는 방법이다. 비 참조 영상 품질 평가는 참조 영상의 정보 없이 훼손된 이미지만을 가지고 영상 품질을 평가하는 방법이다 [3]. 하지만 비 참조 영상 품질 평가는 영상 품질을 평가하기 위한 알고리즘을 구성하는데 어려움이 있다. 그렇기 때문에 최근에는 비 참조 영상 품질 평가 알고리즘에 대한 많은 연구가 진행되고 있다. 본 논문에서는 비 참조 영상 품질 평가의 새로운 방법을 제안한다.

비 참조 영상 품질 평가는 훼손되지 않은 기존의 영상에 대한 아무런 정보가 없기 때문에 훼손된 사진이 얼마나 훼손이 되었는지 평가하는 것이 어렵다. 그로 인해 비 참조 영상 품질 평가 알고리즘은 인지 시각 특성 (human visual system, HVS)에 따른 훼손된 영상의 성질을 사용하여 영상의 품질을 평가한다. 제안하는 비 참조 영상 품질 평가에는 훼손된 영상의 다양한 특성들 중 그래디언트 히스토그램을 통하여 알 수 있는 그래디언트 분포가 사용되었다.

그래디언트 히스토그램의 형태는 영상의 품질을 자세히 나타낸다. 시각적으로는 확인이 즉시 가능한 히스토그램의 형태를 컴퓨터가 수치 값으로 측정하기는 어렵기 때문에 이를 위한 방법이 그래디언트 히스토그램의 주된 연구 분야 중 하나로서 연구되고 있다. 기존의 알고리즘들은 일반적으로 heavy-tailed 분포를 사용하여 히스토그램의 형태를 측정 한다 [4]. 그러나 이 방법의 경우 계산량이 많다는 단점이 있다. 이에 반해 제안한 알고리즘은 선 추정 알고리즘인 RANSAC을 이용하여 그래디언트 히스토그램의 모양을 측정하였다. RANSAC을 통해 구해진 선의 기울기가 영상 품질 평가 지표로 사용된다.

본 논문에서는 새로운 그래디언트 히스토그램 추정 방법을 통하여 비 참조 영상 품질 평가 알고리즘의 새로운 접근법을 제안하였으며 기존의 알고리즘과 비교하여 정확도를 유지하면서 계산량을 감소시켰다.

II. 본론

1. 그래디언트 히스토그램

영상의 그래디언트는 영상의 색상 또는 밝기의 방향성 변화를 나타낸다. 훼손된 영상은 작은 그래디언트 값을 가지고, 훼손되지 않은 영상은 반대의 특성을 가진다. 훼손된 영상의 한 화소는 이웃한 화소들 사이에 서로 영향을 미치게 되고 이 복합적인 영향의 결과로 화소 간 값의 차이가 작아지기 때문이다. 이러한 영상 품질과 그래디언트 히스토그램의 상관관계는 그림 1에서 명확히 확인할 수 있다. 그래디언트 히스토그램은 수식 (1)을 통해 구할 수 있다.

$$H = \log(G_x + G_y) \quad (1)$$

$$G_x = I \otimes s_x, G_y = I \otimes s_y$$

$$, -255 \leq g \leq 255$$

여기에서 H 는 그래디언트 히스토그램, I 는 입력 영상, G_x 는 x 축 방향 그래디언트 영상, G_y 는 y 축 방향 그래디언트 영상, s_x 는 $[-1 \ 0 \ 1; -2 \ 0 \ 2; -1 \ 0 \ 1]$ 로 정의된 x 축 방향 커널, s_y 는 $[-1 \ -2 \ -1; 0 \ 0 \ 1; 1 \ 2 \ 1]$ 로 정의된 y 축 방향 커널이고 g 는 그래디언트 값이다.

그래디언트 히스토그램을 영상 평가의 지표로 사용하기 위해서는 영상의 훼손 정도에 따라 뚜렷한 차이가 있어야 한다. 그림 2에서 볼 수 있는 것과 같이 그래디언트 히스토그램은 훼손 정도에 따라 기울기의 차이가 명확하게 나타나기 때문에 영상 평가 지표로 활용되어 영상 평가의 계량화를 가능하게 한다.

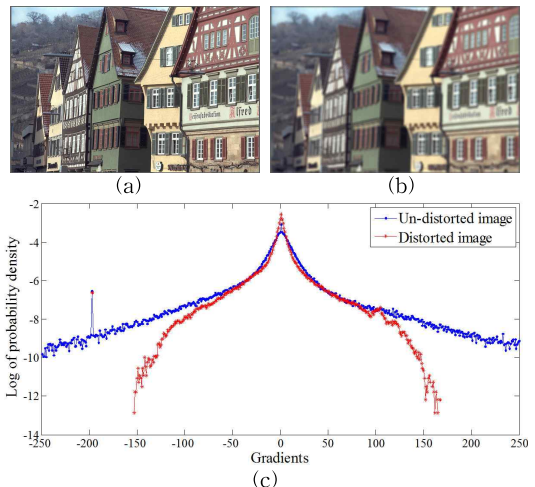


Fig. 1. (a) Un-distorted and (b) distorted images. (c) The HOG can be used in IQA system.

그림 1. (a) 훼손되지 않은 영상 (b) 훼손된 영상 (c) 그래디언트 히스토그램이 영상 품질 평가에 사용될 수 있음을 나타낸다.

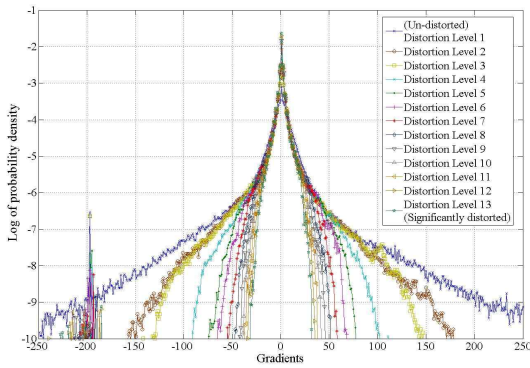


Fig. 2. The histogram of gradient on various distorted level images

그림 2. 훼손된 정도가 다양한 그림들에 대한 그래디언트 히스토그램

2. RANSAC을 이용한 선 추정

Fishler와 Bolles에 의해 제안된 RANSAC 알고리즘은 영상 처리 분야에서 널리 사용되는 정확한 추정 방법이다 [5]. RANSAC은 높은 정확도를 가지면서도 구현이 단순하기 때문에 많이 사용된다. 제안하는 비참조 영상 평가 방법에 RANSAC 기반의 그래디언트 히스토그램 추정 방식을 새롭게 도입하여 사용된다.

그림 3은 그래디언트 히스토그램에 RANSAC을 활용한 것으로 heavy-tailed 분포와 같은 복잡한 함수 [6]를 사용한 다른 그래디언트 히스토그램 추정 방식들과는 달리 RANSAC 기반의 추정 방식은 훼손된 영상과 훼손되지 않은 영상을 직선만으로 추정할 수 있는 것을 확인할 수 있다.

직선만을 사용한 그래디언트 히스토그램 추정은 그래디언트 히스토그램의 특성상 y축에 대칭을 이루기 때문에 그래디언트 히스토그램의 한 면의 경사만을 추정함으로써 훼손된 영상의 특성 분석이 가능하다.

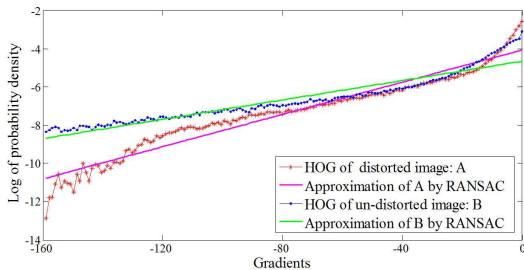


Fig. 3. Approximation of the HOG by RANSAC

그림 3. RANSAC을 통한 그래디언트 히스토그램의 추정

그래디언트 히스토그램으로부터 RANSAC을 사용하여 직선을 도출하는 방법은 그래디언트 히스토그램의 점들을 전체 정보로 정하고 직선을 결정하는데 필요한 두 점을 임의로 선택하여 직선을 생성한다. 그런 다음, 생성된 직선과 가까운 거리에 있는 점들은 inlier로 결정하고 먼 거리에 있는 점들은 outlier로 결정한다. 여기에서 inlier의 점의 수가 미리 정해둔 문턱치 보다 클 경우에는 앞의 임의 선정 과정과 inlier/outlier 구분 과정을 inlier 집단 내에서 반복적으로 수행하고, 문턱치보다 작을 경우에는 전체 정보에 대해서 새롭게 임의 선정 과정을 수행한다. 이 과정을 전체 정보의 개수에 의해 정해진 수만큼 반복하여 그 결과 중 가장 점의 수가 많은 inlier를 가지게 하는 직선을 그래디언트 히스토그램의 대표 값으로 선택한다.

3. 제안하는 알고리즘

윗 장의 그림 4는 제안하는 알고리즘을 의사코드로 나타낸 것이다. 여기에서 초기값인 t 는 3으로 d 는 72로 정의되어 사용하였다. 또 N 은 식 (2)와 같이 계산한다.

$$N = \frac{\log(1-p)}{\log(1-u^m)} \tag{2}$$

여기에서 p 는 최소한 하나의 샘플 집합이 유효한 데이터만을 포함할 확률로 일반적으로 0.99이다. u 는 데이터의 유효할 확률로 0.6으로 설정한다. 이와 같은 반복 회수의 계산이 가능하다는 것은 RANSAC 알고리즘을 활용하는 장점이다.

윗 장의 그림 4의 의사코드에서 오류 검증 함수 (Error function)가 전체 알고리즘의 성능에 중요한 영향을 미친다. 이 오류 검증 함수는 구해진 직선이 그래디언트 히스토그램의 형태를 얼마나 잘 나타내는지를 평가하는 함수이다. 일반적으로 오류 검증은 구해진 직선에서 가까이 있는 점의 개수로 사용하지만 제안하는 알고리즘에서는 식 (3)과 같이 구해진 직선과 일정 거리 내에 있는 점들 사이의 거리의 합으로 사용한다.

$$Error\ function = \sum_i \frac{|am_i + bn_i + c|}{\sqrt{a^2 + b^2}} \tag{3}$$

여기에서 i 는 그래디언트 히스토그램의 범위인 0부터 255까지 값 중 구해진 직선과 일정거리 내에 있는 점들만을 나타낸다. m_i 와 n_i 는 그래디언트 히스토그램에서 구해진 직선과 일정거리 내에 있는 점들의 좌표이다. a , b 및 c 는 구해진 직선을 나타내는 변수이다.

알고리즘 1. 제안하는 알고리즘의 흐름
입력: I - 영상 평가를 하기위한 입력 영상 출력: Q - 평가 결과
순서 1. 그래디언트 히스토그램 0. Given $s_x = [-1 \ 0 \ 1; -2 \ 0 \ 2; -1 \ 0 \ 1]$; $s_y = [-1 \ -2 \ -1; 0 \ 0 \ 1; 1 \ 2 \ 1]$; 1. $G_x = I * s_x$; $G_y = I * s_y$; (*는 2차원 컨볼루션 연산) 2. Given size(I) = [m, n]; for $i = 1:m$ for $j = 1:n$ for $p = -255:0$ if ($I_{Gradient_x}(i,j) == p \mid I_{Gradient_y}(i,j) == p$) $H(p) = H(p) + 1$; end end end end 3. return H
순서 2. RANSAC을 이용한 그래디언트 히스토그램 분석 0. Given H-그래디언트 히스토그램 N-알고리즘에서 최대 반복 수행 횟수 t-데이터가 추출된 직선에 포함되는지를 평가할 문턱치 값 d-추정된 직선이 데이터를 잘 나타내는지를 평가할 문턱치 값 return: 최적의 직선의 기울기 1. initial iterations=0;fitline=null;besterr=∞; 2. while iterations < N maybeinliers= 2 randomly selected points from H; maybeline=line slope fitted to maybeinliers; alsoinliers=null; for every points in H not in maybeinliers if error function(point pits maybe model)< t alsoinlier={alsoinlier;point}; end if the number of elements in alsoinliers > d betterline=line slope fitted to all points in maybeinliers and alsoinliers; thiserr=error function(these points); if thiserr < besterr fitline = betterline; besterr= thiserr; end end iterations = iterations + 1; end 3. return fitline

Fig. 4. Pseudo code of the proposed algorithm
 그림 4. 제안하는 알고리즘의 의사코드

그림 4의 제안하는 알고리즘의 의사코드는 앞서 설명한 그래디언트 히스토그램과 RANSAC 알고리즘을 활용한 직선 추정 방법으로 나누어진다. 여기에서 제안하는 알고리즘은 영상 평가에 그래디언트 히스토그램을 사용한다. 그러므로 우선 입력 영상에 대해 그래디언트 히스토그램을 추출한다 (그림 4. 순서 1). 이때 히스토그램은 그래디언트 값 -255부터 0까지의 범위 내에서만 구한다. 이것은 앞서 말한 것과 같이 그래디언트 히스토그램의 모양이 대칭을 이루는 것을 이용하여 계산량을 줄이기 위해서이다. 그 다음은 RANSAC 알고리즘을 사용하여 그래디언트 히스토그램의 기울기와 가장 유사한 직선을 추출한다 (그림 4. 순서 2). 여기서 구한 직선은 각 영상의 그래디언트 히스토그램을 대표하고 기울기는 각 영상의 영상 품질을 대표한다. 결과적으로 이 논문에서 제안하는 알고리즘의 핵심은 RANSAC 알고리즘을 활용해서 그래디언트 히스토그램을 추정하고 그것을 사용한 새로운 비 참조 영상 품질 평가 알고리즘이다.

III. 실험 결과

실험을 위하여 LIVE 영상 품질 평가 데이터베이스 [7]을 사용했다. LIVE 영상 품질 평가 데이터베이스는 29장의 참조 영상으로 구성되어 있고, 각 참조 영상에 대해서 5개의 다른 훼손 방법에 의해 훼손된 영상이 있다. 5개의 훼손 방법은 JPEG 압축, JPEG 2000 압축, 흐려짐, 노이즈와 통신 전송 에러이다. 이 LIVE 영상 품질 평가 데이터베이스는 훼손된 영상과 함께 주관적인 평가의 평균 (mean opinion score, DMOS)도 제공하기 때문에 사람의 영상에 대한 인지와 제안한 알고리즘의 영상에 대한 평가를 바로 비교하여 정확도를 측정할 수 있다. 많은 영상 품질 평가 알고리즘들 역시 LIVE 데이터베이스를 사용하여 알고리즘의 정확성을 평가하기 때문에 다른 알고리즘들과의 비교가 가능하다.

DMOS와 제안한 알고리즘을 사용하여 계산된 평가 결과를 비교하여 정확도를 측정하기 위해서는 각각의 그림에 대한 DMOS의 결과와 제안한 알고리즘의 결과를 비교하는 방법을 도입하여야 한다. 본 실험에서 사용된 비교 방법은 Spearman 순위 상관 계수 (Spearman's rank ordered correlation coefficient, SROCC), Pearson 선형 상관 계수 (Pearson's linear correlation coefficient, PLCC), 평균 제곱근 오차 (root mean square error, RMSE)와 Kendall 순위 상관 계수 (Kendall's rank correlation coefficient, KRCC)이다. SROCC, PLCC, RMSE 및 KRCC는 두

입력인 DMOS 결과와 제안한 알고리즘의 결과에 대해 매개 변수를 사용하지 않는 통계적 상관관계를 측정하는 방법이다. 이것은 두 입력의 값만을 절대적 크기로 비교하는 것이 아니라 해당 입력에서의 상대적 크기를 고려하여 평가한다. 이를 통해 정확하게 알고리즘의 성능을 평가할 수 있다. 위의 방법들을 사용한 제안한 방법의 평가는 아래의 표 1과 같다.

Table 1. The proposed algorithm performance comparisons

표 1. 제안한 알고리즘 성능 비교

Model	SROCC	PLCC	RMSE	KRCC
PSNR	0.8521	0.8845	13.364	0.6865
SSIM	0.9476	0.9449	8.946	0.7963
VSNR[8]	0.9271	0.9229	10.521	0.7610
MAD	0.9438	0.9394	9.368	0.7920
VIF [9]	0.9632	0.9598	7.667	0.8270
BIQI[10]	0.8357	0.8205	16.692	-
Proposed	0.8623	0.8437	13.126	0.7214

표 1의 영상 품질 평가 알고리즘들은 두 개의 그룹으로 구분할 수 있다. 첫 번째는 PSNR, SSIM, VSNR, MAD 및 VIF와 같은 전체 참조 영상 품질 평가 알고리즘이다. 두 번째는 BIQI와 제안한 방법과 같은 비 참조 영상 품질 평가 알고리즘이다. 첫 번째 그룹이 일반적으로 두 번째 그룹에 비해 높은 정확도를 가지는 것을 확인할 수 있다. 그러므로 비 참조 영상 품질 평가 알고리즘인 제안한 알고리즘의 목표는 기존의 BIQI보다 좋은 성능을 가지면서 전체 참조 영상 품질 평가 알고리즘과 유사한 정확성을 가지는 것이다. 일반적으로 SROCC, PLCC와 KRCC의 값은 높을수록 영상 품질 평가가 정확하다는 것을 나타내고 RMSE의 값은 낮을수록 영상 품질 평가가 정확하다는 것을 나타낸다. 표 1의 실험 결과를 통해 제안한 방법의 성능이 BIQI보다 우수한 성능을 가지며 허용 가능치 내에서 PSNR 및 전체 참조 영상 품질 평가 알고리즘의 성능과 유사한 것을 볼 수 있다. 그러므로 제안하는 방법은 비 참조 영상 품질 평가 알고리즘으로서 우수한 성능을 나타내는 것을 알 수 있다.

추가적인 실험으로 알고리즘의 영상 평가 순위와 주관적인 영상 평가 순위를 구하여 제안한 영상 평가 알고리즘의 정확성을 검증하였다. 이를 위해 LIVE 영상 품질 평가 데이터베이스에서 제공하는 객관적인 영상 품질 평가 점수를 사용하여 다양한 형태로 훼손된 영상의 객관적인 순위를 매기고, 이 순위를 제안한 영상 품질 평가 알고리즘 및 다른 영상 품질 평가 알고리즘을 사용한 실험 결과와 비교하여 알고리즘의 정확도를 검증하였다.

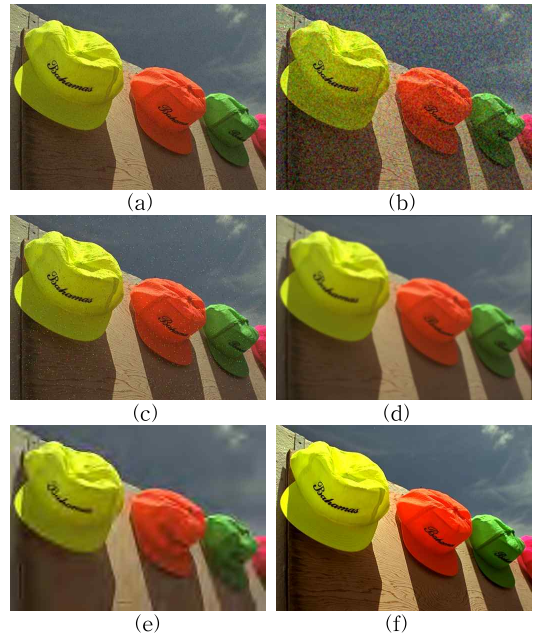


Fig. 5. Test images. (a) Additive gaussian noise, (b) Spatially correlative noise, (c) impulsive noise, (d) Gaussian blur, (e) JPEG 2000 compression, (f) Contrast change

그림 5. 실험 영상. (a) 가우시안 노이즈, (b) 공간적인 상관관계의 노이즈, (c) 임펄시브 노이즈, (d) 가우시안 블러, (e) JPEG 2000 압축, (f) 명암도 변화

Table 2. Rank order of test images in Fig. 5

표 2. 그림 5 실험 영상들의 평가 순위

Model	(a)	(b)	(c)	(d)	(e)	(f)
Subjective	2	6	3	4	5	1
SSIM	2	6	3	4	5	1
VSNR	2	6	3	4	5	1
MAD	2	6	4	3	5	1
VIF	2	5	3	4	6	1
Proposed	3	6	2	4	5	1

표 2를 보면 표 1의 실험에서 좋은 성능을 보였던 SSIM과 VSNR이 주관적인 평가와 정확히 일치하여 높은 정확도를 가지는 것을 다시 확인할 수 있다. 또 MAD는 영상의 대부분이 훼손되지 않은 영상과 동일하지만 적은 개수로 발생하는 충격 노이즈에 대해서는 부정확한 결과를 나타내었고, VIF는 JPEG 2000 압축 훼손에 부정확한 결과를 가지는 것으로 측정되었다. 제안하는 알고리즘은 가우시안 노이즈와 임펄시브 노이즈에 대해 부정확한 결과를 나타내었다. 그러나 실험한 모든 영상 품질 평가 알고리즘이 주관적

인 영상 품질 평가 순위와 대체로 유사한 결과를 나타내어 수식을 사용한 영상 품질 평가가 가능한 것을 확인하였고, 제안하는 영상 품질 평가 알고리즘 역시 정확한 영상 품질 평가가 가능하여 다양한 분야의 영상 처리 시스템에 적용될 수 있는 것을 실험을 통하여 확인하였다.

제안하는 알고리즘은 그래디언트 히스토그램을 추정하는 새로운 방법을 제안함으로써 비 참조 영상 품질 평가에 새로운 방법을 도입하였으며 그 결과 정확한 성능을 가지는 영상 품질 평가 알고리즘을 개발하였다. 그러나 제안하는 영상 품질 평가 알고리즘이 비 참조 영상 품질 평가 알고리즘의 성능은 개선하였지만 전체 참조 영상 품질 평가 알고리즘에 비해서는 낮은 성능을 가지기 때문에 추가적인 연구를 통하여 전체 참조 영상 품질 평가 알고리즘의 성능과 유사한 알고리즘을 개발할 예정이다.

IV. 결론

비 참조 영상 품질 평가의 연구 가치는 급속하게 증가하고 있다. 이는 비 참조 영상 품질 평가의 결과가 영상 처리의 많은 분야에 적용될 수 있기 때문이다. 비 참조 영상 품질 평가에 대해 계속적으로 연구한 결과 다양한 방법들이 도입되어 있지만 이 논문에서 제안한 그래디언트 히스토그램을 사용한 방법은 제안되어 있지 않으며 또한 제안한 그래디언트 히스토그램 분석 방법인 RANSAC 알고리즘을 사용한 방법 또한 사용되지 않고 있다. 그러므로 제안하는 알고리즘은 그래디언트 히스토그램 분석의 새로운 방법을 제시하였고, 영상 품질 평가에 그래디언트 히스토그램을 새롭게 도입하여 정확도를 개선하였다. 비 참조 영상 품질 평가 알고리즘을 계속적으로 연구하여 전체 참조 영상 품질 평가 알고리즘의 성능과 유사한 성능을 가질 수 있도록 할 예정이다.

참고문헌

- [1] Z. Wang and A. C. Bovik, *Modern Image Quality Assessment*, New York Morgan and Claypool Publishing Company, 2006
- [2] Z. Wang, A. C. Bovik, H. R. Sheikh and E. P. Simoncelli, "Image Quality Assessment: From Error Visibility to Structural Similarity," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 13, No. 4, pp.600-612, 2004
- [3] A. K. Moorthy and A. C. Bovik, "Blind Image Quality Assessment: From Natural scene Statistics to Perceptual Quality," *IEEE Transaction on Image*

Processing, Vol. 20, No. 12, pp.3350-3364, 2011

[4] R. Fergus, B. Singh, A. Hertzmann, S. T. Roweis and W. T. Freeman, "Removing Camera Shake from a Single Photograph," *ACM Transaction on Graphics*, Vol. 25, No. 3, pp.787-794, 2006

[5] M. Fischler and R. Bolles, "Random Sample Consensus: A Paradigm for Model Fitting with Applications to Image Analysis and Automated Cartography," *Communications of the ACM*, Vol. 24, No. 6, pp.381-395, 1981

[6] K. Seshadrinathan, R. Soundararajan, A. C. Bovik and L. K. Cormack, "Study of Subjective and Objective Quality Assessment of Video," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 19, No. 6, pp.1427-1441, 2010

[7] H. R. Sheikh, Z. Wang, L. Cormack and A. C. Bovik, "LIVE Image Quality Assessment Database Release 2," <http://live.ece.utexas.edu/research/quality>

[8] D. M. Chandler and S. S. Hemami, "VSNR: A Wavelet-Based Visual Signal-to-Noise Ratio for Natural Images," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 16, No. 9, pp.2284-2298, 2007

[9] H. R. Sheikh and A. C. Bovik, "Image Information and Visual Quality," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. 15, No. 2, pp.430-444, 2006

[10] A. K. Moorthy and A. C. Bovik, "A Two-Step Framework for Constructing Blind Image Quality Indices," *IEEE Signal Processing Letters*, Vol. 17, No. 5, pp.513-516, 2010

저 자 소 개

노 세 용 (정회원)



1983년 : 한양대학교 전기전자공학과 졸업 (공학사)

1989년 : 와세다대학교 대학원 전자통신공학과 (공학석사)

2007년 3월~현재 : 한양대학교 전자컴퓨터통신공학과 박사과정, LG Uplus 전무

<주관심분야> 이미지 왜곡, 디지털 영상처리, 영상 품질 평가, 이동 통신

안 상 우 (학생회원)



2010년 : 한양대학교 미디어통신
공학과 졸업 (공학사)
2010년 3월~현재 : 한양대학교
대학원 나노반도체공학과 석박통합
과정 재학 중
<주관심분야> 디지털 영상 처리,
영상 품질 평가, 영상 복원, 이미지와핑

정 정 화 (정회원)



1975년 : 한양대학교 전기전자공학
과 졸업 (공학사)
1977년 : 한양대학교 대학원 전기
전자공학과 (공학석사)
1981년 : 와세다대학교 대학원 전
자통신공학과 (공학박사)
1981년 3월~현재 : 한양대학교
융합전자공학과 정교수
<주관심분야> 디지털 영상 처리, 영상 품질 평가,
영상 복원, 이미지 와핑, 이동 통신