

논문 2014-51-2-15

가혹한 조건에 대응하기 위한 차량용 카메라의 개선된 영상복원 알고리즘

(Improved Image Restoration Algorithm about Vehicle Camera for Corresponding of Harsh Conditions)

장 영 민*, 조 상 복**, 이 종 화**

(Young-Min Jang, Sang-Bock Cho, and Jong-Hwa Lee[©])

요 약

자동차용 영상 사고기록장치(블랙박스)는 도로위의 일반적인 상황만을 촬영하게 된다. 또한, 급격한 조도변화의 상황에서는 주위의 환경을 제대로 인식하기 어렵고 렌즈 자체의 왜곡이 매우 심하기 때문에 사고 발생 시 명확한 증거로 사용하기 어렵다. 이러한 문제를 해결하기 위한 첫 번째 방법으로 정규화된 밝기 정보의 수표현자인 NLD(Normalized Luminance Descriptor)값과 정규화된 명암정보의 수표현자인 NCD(Normalized Contrast Descriptor)값을 정의하여 추출하고 두 값의 관계를 갖는 영상의 수표현자인 NIQ(Normalized Image Quality)값을 사용하여 급격한 조도변화에 대응하였다. 두 번째로, 어안렌즈가 디자인되는 방법을 기본으로 하는 FOV(Field Of View)모델을 이용하여 렌즈의 왜곡을 보정한다. 결과적으로 두 가지 영상왜곡은 각각 감마보정 및 렌즈왜곡보정의 영상처리 기법을 사용하여 병렬로 처리한 후 이를 하나의 영상으로 통합하는 알고리즘을 제안한다.

Abstract

Vehicle Black Box (Event Data Recorder · EDR) only recognizes the general surrounding environments of load. In addition, general EDR is difficult to recognize the images of a sudden illumination change. It appears that the lens is being a severe distortion. Therefore, general EDR does not provide the clues of the circumstances of the accident. To solve this problem, we estimate the value of Normalized Luminance Descriptor(NLD) and Normalized Contrast Descriptor(NCD). Illumination change is corrected using Normalized Image Quality(NIQ). Second, we are corrected lens distortion using model of Field Of View(FOV) based on designed method of fisheye lens. As a result, we propose integration algorithm of two methods that correct distortions of images using each Gamma Correction and Lens Correction in parallel.

Keywords : Image Restoration, Low Illumination, Gamma Correction, Lens Distortion, Lens Correction

I. 서 론

2012년 교통사고 분석^[1]에 따르면 223,656건의 크고 작은 도로위의 사고가 발생했으며 목격자 없는 사고 및 뺑소니에 의한 사고가 해마다 증가하는 것으로 나타났

다. 이러한 사고에 대비하기 위해 지능형 교통 시스템(ITS)과 스마트 자동차에서 영상 사고기록장치(차량용 블랙박스)는 도로위의 사건·사고들에 대해 중요한 단서를 제공하는 핵심적인 역할로 급부상하고 있다.

선진국에서는 상용차를 중심으로 블랙박스의 의무 장착이 진행되고 있으며, 세계 각국 정부는 의무화에 관련된 법규를 제정하고 있다. 대한민국은 2013년까지 사업용 차량에 대해 디지털운행기록계의 의무부착 완료가 공표 되었고 이와 연동되는 블랙박스의 소비가 증가하게 될 것이라고 예상된다.

최근 차량용 카메라에 관련된 영상처리기술이 관련

* 학생회원, ** 평생회원, 울산대학교 전기공학부
(School of Electrical Engineering, University of Ulsan)

© Corresponding Author(E-mail: jhlee@ulsan.ac.kr)

※ 본 논문은 2011년도 울산대학교 교비연구비의 지원에 의해 작성되었음.

접수일자: 2013년11월8일, 수정완료일: 2014년2월3일

분야에서 다양하게 연구되고 있다. 그러나 대부분의 국내 기술은 렌즈의 영상왜곡을 해결하기 위한 접근방식이 영상처리기술의 낙후로 완벽하지 못하며, 갑작스러운 조도변화^[2-5]에서 촬영이 어려워 저조도 환경에서 사고 발생 시 결정적인 단서를 제공하지 못하게 된다.

먼저 조도변화에 대해 이미지 화질을 개선하기 위해서는 밝기 및 명암에 대한 이미지 평가가 선행되어야 한다. 이미지 품질 평가는 Oakley와 Bu에 의해 연구되었다^[2]. 하지만 이들에 대한 평가는 히스토그램의 분포를 자의적으로 해석하는 것으로 이루어지고 있을 뿐 객관적인 평가의 기준을 제시하는 방안은 아니다. 최근에는 히스토그램의 분포를 밝기와 명암으로 나누어 4영역으로 재 분포시키고 이의 분포밀도를 a, A, b, B, c, C, d, D로 나타내는 문자표현자(Word descriptor)가 2008년 Restrepo와 Ramponi에 의해서 소개되었다^[6]. 그러나 이 방법 역시 “아주 밝고, 명암비가 매우 높은” 등과 같이 이미지를 표시하므로 객관성이 떨어지고, 이의 활용도 역시 낮을 수밖에 없다.

두 번째로, 렌즈 자체만으로 발생하는 렌즈왜곡을 보정하기 위해 다양한 연구가 시도되고 있다. 하지만 연산시간, 노이즈 등의 문제 및 평활도 개선이 완벽하지 못하다. Kang^[7]은 단일 영상을 통해 공간에서 평행인 직선으로 이루어진 방사왜곡 스네이크를 이용하여 파라미터를 예측하였지만 지정 영역의 왜곡만을 지역적으로 보정하는 단점이 있다. 최근, 이와 비슷한 방법으로 Hough 변환을 이용한 왜곡보정^[8]이 연구 되었지만 비슷한 문제점을 가지고 있다.

본 논문에서는 도로에서 발생하는 사건·사고들에 대해 정확한 영상의 획득을 위한 차량용 카메라의 개선된 영상복원 알고리즘을 제안한다. 첫 번째로, 급격한 저조도의 상황에서 영상의 명확한 촬영 및 판독이 가능하도록 하기 위해서 정규화된 밝기정보의 수표현자인 NLD(Normalized Luminance Descriptor)값과 정규화된 명암정보의 수표현자인 NCD(Normalized Contrast Descriptor)값을 정의하여 추출하게 되고 두 값의 관계를 갖는 영상의 수 표현자인 NIQ(Normalized Image Quality)값을 사용하여 감마보정을 한다. 두 번째로, 카메라가 가지고 있는 본질적인 문제인 렌즈왜곡은 어안 렌즈가 디자인되는 방법을 기본으로 하는 FOV(Field Of View)모델을 사용하며 렌즈의 중심과 나란한 왜곡된 한 점의 위치 및 그 점의 보정된 위치 값을 통해 보정하는 방법을 사용한다. 결론적으로 두 가지 영상왜곡은 각각 감마보정 및 렌즈왜곡보정의 영상처리 기법을

사용하여 병렬로 처리한 후 이를 하나의 영상으로 통합하는 알고리즘을 제안한다.

II. 본 론 : 영상왜곡 보정의 통합 알고리즘

그림 1은 도로의 상황을 촬영한 영상이 렌즈 왜곡 보정과 감마 보정 알고리즘을 각각 병렬로 처리 한 후, 두 알고리즘을 하나의 영상으로 통합하는 제안된 알고리즘의 블록도이다.

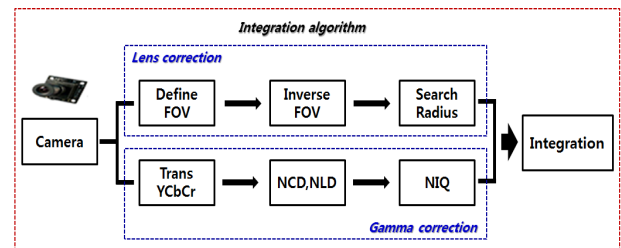


그림 1. 제안한 알고리즘의 블록도
Fig. 1. Block diagram of the proposed algorithm.

1. 감마 보정

가. 기존의 문자표현자

일반적으로 밝기 및 명암에 대한 이미지 화질은 히스토그램을 이용하여 표현되었다^[9-11]. 이 방법은 픽셀 데이터 값의 분포밀도로 이미지 화질을 나타내는 방법으로 평가 주체에 따라 달라지는 단점을 가진다. 이를 해결하기 위해 이미지 픽셀 데이터를 분산 및 위치 분포도(d-1 scatter chart)를 4개 영역(고명암/중밝기(A), 저

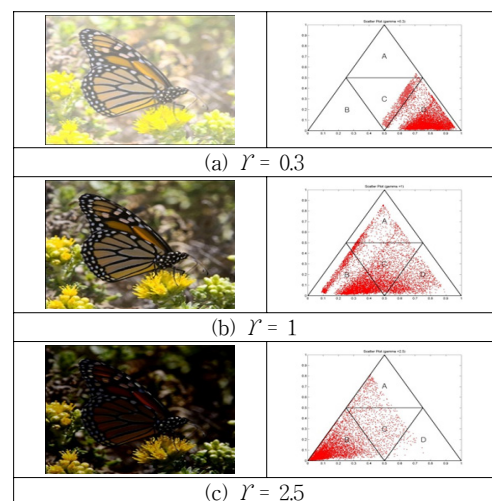


그림 2. 기존의 문자표현자에 의한 방법
Fig. 2. methods by existing word descriptor.

명암/저밝기(B), 중명암/중밝기(C), 저명암/고밝기(D))으로 나누어 이미지의 밝기 및 명암을 문자의 조합으로 표현하는 Restrepo와 Ramponid의 문자표현자 방식이 소개되었다. 예를 들어, 그림 2에 나타낸 바와 같이 “나비” 이미지(그림 2의 (b))에 $\gamma = 0.3$ 을 적용하여 밝은 영상(그림 1의 (a))을 생성하고, $\gamma = 2.5$ 를 적용하여 어두운 영상(그림 2의 (c))을 생성한다. 그 다음 이들의 분산 및 위치 분포도를 나타내면 그림 2에 각 그림의 우측에 나타낸 분포도와 같이 표시된다. 분산 및 위치 분포도에서 가로축은 밝기정보를 세로축은 명암정보를 나타낸다.

확률밀도함수 f 와 누적분포함수 F 를 갖는 모집단으로부터 데이터 n 샘플의 최대, 최소의 공통분포는 다음의 식 (1)과 같이 주어진다.

$$f_{\min, \max}(a, b) = n(n-1)[F(b) - F(a)]^{n-2} f(a) f(b) \quad (1)$$

또, $F(t)=1, f(t)=1$ 을 갖는 균일분포에 대해서는, 공통 밀도함수는 식 (2)로 구해진다.

$$f_{\min, \max}(a, b) = n(n-1)[b-a]^{n-2}, \quad a \in [0, 1], a \leq b \leq 1 \quad (2)$$

여기서 (min, max)에서의 최대값 = (a, b) = (0, 1)이고 기대치는 식 (3)과 같이 된다.

$$(E[\min], E[\max]) = \left(\frac{1}{n+1}, \frac{n-2}{n-1} \right) \quad (3)$$

이를 이용하여 각 그림의 밝기 및 명암을 문자표현자로 나타내면 그림 2의 (a)는 DCab, (b)는 BCAD 그리고 (c)는 BCad로 표현된다.

이처럼 문자표현자는 직관적으로 이미지 화질상태를 알아내기 어렵고, 이를 알아낸다 하더라도 감마보정을 통해 이미지 화질을 개선시키고자 할 때 감마값을 선택하기가 어렵다. 또한 분산 및 위치 분포도를 얻기 위해서는 상당히 많은 연산을 수행해야한다는 단점을 가진다. 문자표현자가 가지고 있는 객관성 결여를 개선시키기 위해 이를 0과 1 사이의 수로 표현하는 방법을 제시하고, 이미지 해상도 및 표현 데이터비트 수의 변화에도 무관하게 항상 일관적으로 표시 할 수 있는 정규화된 수표현자를 모델링해야 한다. 따라서 본 논문에서는 문자표현자보다 빠르게 구할 수 있고 또 구한 결과를 누구나 이해할 수 있도록 하는 이미지 밝기 및 명암 평가를 위한 수표현자를 정의하며, 저조도의 어두운 환경

에서 영상을 획득하기 위한 방법을 제안한다.

나. 정규화 된 밝기정보 수 표현자

(Normalized Luminance Descriptor; NLD)

그레이 레벨은 영상의 밝기를 나타내는 가중치로 사용할 수 있으므로 주어진 영상의 밝기 정보(Luminance Descriptor; LD)는 다음 식 (4)와 같은 방법으로 수치화할 수 있다.

$$LD = \sum_{k=0}^{L-1} r_k \cdot n_k \quad (4)$$

여기서 r_k 는 k 번째 그레이 레벨, n_k 는 k 번째 그레이 레벨을 갖는 화소의 수를 나타낸다. 그런데 밝기 정보(LD)는 영상의 해상도에 따라 달라질 수 있으므로 수식 (4)를 표준화 하는 작업이 필요하다. 표준화는 LD값을 영상의 해상도로 나누어 구할 수 있고, 이는 식 (5)과 같이 나타낼 수 있다.

$$NLD = \frac{1}{LN} \sum_{k=0}^{L-1} r_k \cdot n_k, \quad 0 \leq NLD \leq 1 \quad (5)$$

여기서 L 은 입력 영상의 최대 화소 값으로 만약 8비트 화소인 경우 최대값은 255가 된다. N 은 입력 영상의 해상도 크기이다.

그림 3은 정규화된 밝기정보의 수표현자를 이미지를 통해 적용한 것으로 제시한 NLD를 감마값으로 표현한 결과이다. NLD의 경우 밝기가 밝을수록 1에 가까워지고 어두울수록 0에 가까워지는 결과를 볼 수 있다. 그림 3에서 감마값은 0.5의 스케일로 표시했으며, 사이값들은 선형적이기 때문에 생략되었다.

감마값	NLD	영상
$\gamma = 0.1$	0.94	
$\gamma = 0.5$	0.74	
$\gamma = 1.0$	0.56	
$\gamma = 1.5$	0.42	
$\gamma = 2.0$	0.33	

그림 3. 각 감마값에 대한 NLD의 결과
Fig. 3. The result of NLD for each gamma value.

다. 정규화 된 명암정보 수 표현자

(Normalized Contrast Descriptor; NCD)

앞에서 언급한 NLD는 명암정보를 포함하지 않기 때문에 명암 정보(Contrast Descriptor; CD)의 표현을 위해 식 (6)과 같이 영상의 화소에 최대값과 최소값의 차로 표현할 수 있다.

$$c = r_{max} - r_{min} \quad (6)$$

NLD와 같은 개념으로 명암 정보의 수표현자 식 (7)로 나타낼 수 있고 이에 대한 표준화는 식 (8)로 나타낼 수 있다.

$$CD = \sum_{l=0}^{B-1} c_l \cdot b_l \quad (7)$$

$$NCD = \frac{1}{L} \sum_{l=0}^{B-1} c_l \cdot b_l, \quad 0 \leq NCD \leq 1 \quad (8)$$

여기서 c_l 은 l 번째 블록의 명암을 나타내는 것으로 $c_l = b(r_{max} - r_{min})_l$ 로 구하고, b_l 은 c_l 명암 값을 갖는 블록의 수를 나타낸다.

그림 4는 표준화 된 명암정보의 수표현자를 이미지를 통해 적용한 것으로 제시한 NCD를 감마값으로 표현한 결과이다. NCD의 경우 밝기가 아주 밝거나 어두운 경우에 값이 작고 NCD의 값이 최고일 때 이미지가 가장 선명하게 나타난다. 그림 4도 마찬가지로 감마값을 0.5의 스케일로 표시했으며, 나머지는 생략되었다.

감마값	NCD	영상
$\gamma = 0.1$	0.09	
$\gamma = 0.5$	0.30	
$\gamma = 1.0$	0.39	
$\gamma = 1.5$	0.40	
$\gamma = 2.0$	0.37	

그림 4. 각 감마값에 대한 NCD의 결과
Fig. 4. The result of NCD for each gamma value.

라. 정규화 된 영상의 수 표현자

(Normalized Image Quality; NIQ)

앞의 NLD와 NCD의 결과로부터 이미지 밝기 및 명암의 화질을 정규화 된 수치로 표현하는 방식은 식 (5)

감마값	0.1	0.5	1	1.5	2.0
NIQ	(0.95, 0.02)	(0.81, 0.09)	(0.66, 0.13)	(0.55, 0.15)	(0.46, 0.15)

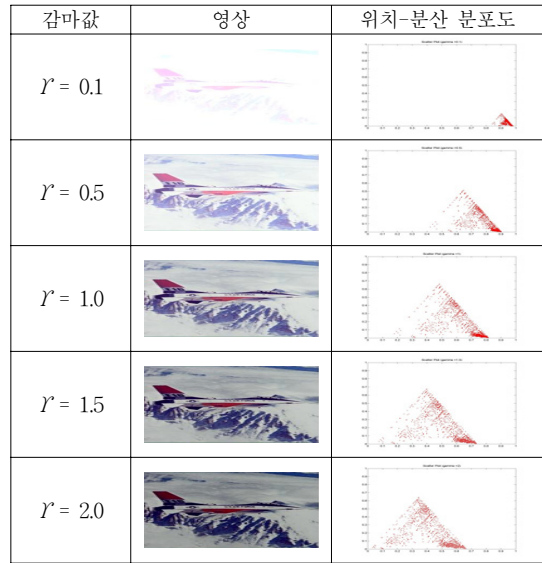


그림 5. 각 감마값에 대한 NIQ의 결과
Fig. 5. The result of NIQ for each gamma value.

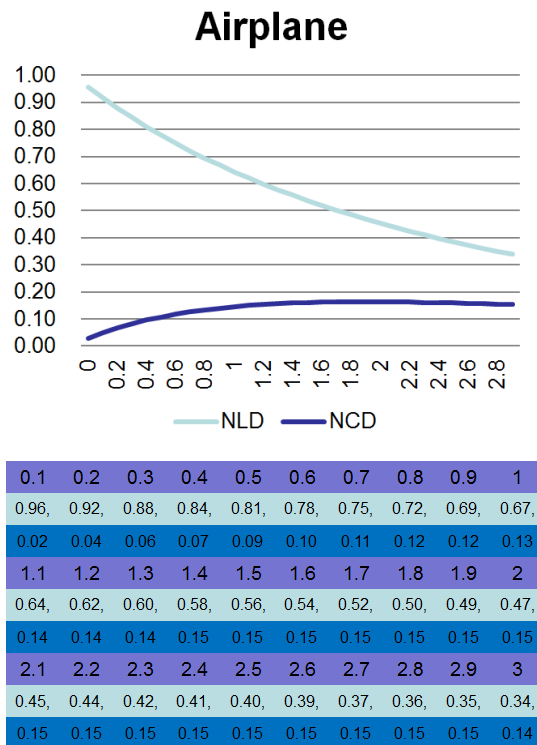


그림 6. NLD와 NCD에 의한 NIQ값의 결과
Fig. 6. NIQ value by NLD and NCD.

와 (8)을 조합하여 식 (9)와 같이 표현할 수 있다. 그림 5와 그림 6에서 볼 수 있듯이 (NLD, NCD)와 같은 배열로 새로운 감마값인 NIQ로 얻을 수 있다.

$$NIQ=(NLD,NCD) \tag{9}$$

그림 5는 표준화 된 이미지 수표현자를 통한 NIQ의 수치를 감마값으로 나타낸 결과이며, 이 결과는 위치-분산 분포도와 동일한 결과를 나타낸다. 또한 그림 6은 NLD 및 NCD에 의한 NIQ 수치를 그래프 및 표로 확인할 수 있다.

이처럼 본 논문에서 제시한 수표현자는 문자표현자가 갖는 모호성을 제거하여 좀 더 객관적이고 직관적인 이미지 밝기 및 명암 정보를 제공하게 되며, NIQ값을 이용하여 감마값을 추출하여 저조도 환경에서 차량용 카메라의 촬영 시 영상보정이 가능하게 된다.

2. 렌즈 왜곡 보정

가. 기존의 렌즈 왜곡 보정

일반적으로 3D 영상의 직선들은 렌즈 왜곡이 발생하지 않는다면 2D 영상에 투영되더라도 직선이 되어야 한다. 따라서 2D 영상 내의 곡선들을 검출하고 왜곡 모델의 파라미터를 추정한 다음 왜곡 모델에 적용하여 왜곡된 점을 왜곡 되지 않은 점으로 매핑 하는 방법이다. 왜곡 파라미터를 추정하기 위해서는 다음과 같은 과정을 거친다^[8].

첫 번째 단계는 영상 내에 존재하는 선분을 검출하는 과정이다. Sobel operator를 이용하여 각 픽셀의 그래디언트 양과 각도를 구한 후 동일한 직선을 이루고 있는 픽셀들을 하나의 그룹으로 만듦으로써 선분을 검출한다. 두 번째 단계는 이렇게 각 그룹으로 나누어진 선분들을 연결시켜서 긴 곡선으로 만든다. 두 선분을 연결하기 위해서 두 선분의 끝점 사이 거리, 두 선분 사이의 각도, 두 선분의 수직거리를 모두 관찰하면서 이것들이 각 정해진 임계값 이하인 경우에는 두 선분을 하나의 선으로 간주하여 연결함으로써 긴 곡선으로 만드는 것이다. 세 번째 단계에서는 3D 영상에서 직선이 아닌 곡선으로 존재했던 것들을 아웃라이어로 정의하고 이를 파라미터 추정에서 제외시켜 최대한 직선이 되도록 하는 것이다. 마지막으로 앞서 아웃라이어를 정의 할 때 빠르고 정확하게 긴 선들을 검출 할 수 있도록 Hough 변환을 반복적으로 진행하며 영상의 중심에서부터 L_m 에 이르는 거리에 따라 임계값에 가중치를 적용하고,

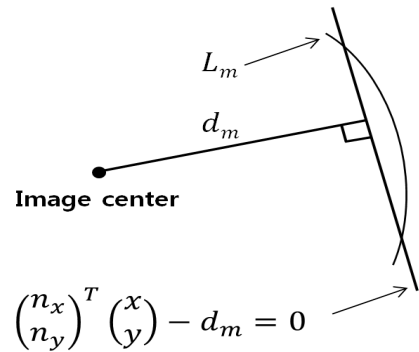


그림 7. 영상 중심에서부터 곡선까지의 거리 d_m
Fig. 7. Distance d_m to curve from center of image.

인라이어로 판단되는 파라미터의 범위를 줄여 왜곡을 추정한다.

그림 7에서와 같이 영상 중심에서 L_m 을 선형회귀법으로 구한 직선에 내린 수선의 길이 d_m 으로 정의한다. 가중치는 0과 1사이 범위로 정규화 하였다. 0의 경우 d_m 이 영상의 중심에서 대각선 꼭지점까지의 거리일 때이다. 가중치를 적용한 새로운 임계값을 식으로 나타내면 다음과 같다.

여기서 $m=1, \dots, M$ 으로 M 은 선의 개수이며 δ_{max} 는 사용자 파라미터이다.

$$\epsilon_{m,max} = \frac{2d_m}{(\text{영상의 대각선 길이})} \times \delta_{max} \tag{10}$$

이렇게 기존의 렌즈 왜곡 보정 방법은 3D 영상에서 직선이었던 선이 2D영상에 투영되어도 직선이 된다는 가정을 하고 왜곡이 일어나기 전에 직선이라 생각되었던 선들을 찾아낸 후 왜곡 모델링을 이용하여 이 선들이 최대한 직선이 되었을 때의 왜곡 파라미터를 찾는 방법이다. 또한 3D영상에서 직선임에도 불구하고 파라미터 왜곡 추정에 방해가 되는 선들까지도 아웃라이어에 포함하여 제거시킨다. 이러한 방법은 영상의 지정 영역의 왜곡만을 지역적으로 보정하는 단점이 있으며, 인, 아웃라이어의 정의 과정에서 오류가 발생할 수 있다.

따라서 본 논문에서는 좀 더 근본적인 렌즈왜곡을 정의하고 보정하기 위해 렌즈의 표면을 타원으로서 원의 일부분이라고 가정하며, 렌즈가 디자인되는 방법을 기본으로 하는 FOV(Field Of View)모델을 사용하며 렌즈의 중심과 나란한 왜곡된 한 점의 위치 및 그 점의 보정된 위치 값을 통해 보정하는 방법을 사용한다.

나. FOV 모델

렌즈로 촬영된 영상의 왜곡모델은 왜곡된 좌표를 수

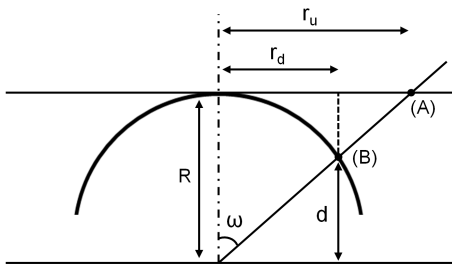


그림 8. FOV(Field of view) 모델
Fig. 8. Model of Field of view.

치연산을 통해 왜곡이 없는 좌표로 변환하기 위해 필요하며, 이러한 왜곡모델은 어안렌즈가 디자인되는 방법을 기본으로 하는 FOV모델을 사용하며 함수로 표현할 수 있다. 이것은 각도의 해상도가 대략적으로 이미지의 직경에 따른 이미지 해상도에 비례한다는 것을 가정한 것이다.

그림 8은 구형 어안렌즈에서의 FOV모델을 보여주고 있다. r_u 는 구의 중심에서부터 원래 영상의 한 점까지의 거리 값이고, r_d 는 구면 위로 투영되어 왜곡되어진 위치까지의 거리 값이다. 점(A)가 구 위의 평면으로 투영이 되면 방사왜곡으로 인해 (B)의 위치로 오게 된다. 이와 마찬가지로 영상이 어안렌즈를 통해 들어오게 되면 구 위의 평면상으로 투영이 되기 때문에 방사왜곡이 발생하게 된다. 그러나 어안렌즈의 광학적인 성질이 정확히 FOV 모델을 따르지는 않으므로 이를 보정하기 위해 FOV 모델의 왜곡 함수와 그 역함수를 이용하는데 이는 식(11)과 (12)로 표현된다. 다음은 FOV모델의 왜곡 함수와 그 역함수이다.

$$r_d = \frac{1}{\omega} \tan^{-1} \left(2r_u \tan \frac{\omega}{2} \right) \quad (11)$$

$$r_u = \frac{\tan(r_d \omega)}{2 \tan \frac{\omega}{2}} \quad (12)$$

구의 반지름 R을 이용하여 식을 정리하면 식 (13)과 같다.

$$r_u = \frac{R \times r_d}{\sqrt{R^2 - r_d^2}} \quad (13)$$

따라서 왜곡된 점들은 구의 반지름을 알 수 있다면 식 (13)을 이용하여 왜곡 보정된 위치값을 계산할 수 있다.

다. 렌즈 표면의 중심반지름 계산

그림 9에서 y축과 직교하는 원의 반지름 R_2 는 x축과 직교하는 구의 중심을 지나는 원의 선상에 있으므로 R_1 의 반지름의 크기를 알고 점(C)의 y값을 이용하면 점(C)를 포함하는 원의 반지름 R_2 의 크기를 구할 수가 있고, R_2 를 구한 뒤 FOV모델에 적용을 하면 점(C)의 x값의 보정된 위치 값을 구할 수가 있다. 같은 방법으로 점(C)의 y값의 보정된 위치 값을 구하면 점(C)의 왜곡 보정된 위치 값을 구할 수가 있다. 따라서 구의 중심 반지름만 구한다면 다른 모든 위치에서의 원의 반지름을 구할 수 있으므로 전체 영상을 왜곡 보정할 수가 있다.

왜곡된 한 점의 원래 위치값을 계산하기 위해서는 먼저 중심축의 반지름을 구하여야 한다. 어안렌즈로 점무늬의 영상을 찍으면 그림 10과 같은 왜곡된 영상을 얻을 수 있는데, 중심으로부터 점무늬 끝의 거리를 계산한 뒤, 점무늬의 개수를 통해 원 영상의 거리를 얻어 FOV모델을 이용하면 구면체의 중심을 지나는 x축, y축의 중심 반지름 R_x, R_y 를 구할 수 있다.

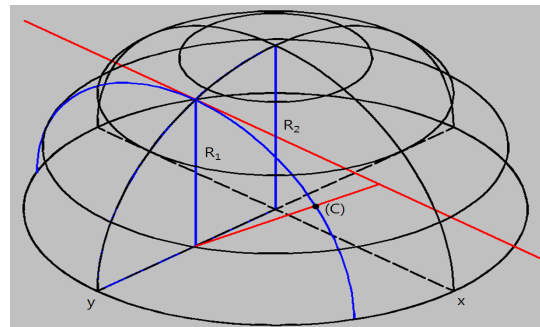


그림 9. 렌즈의 표면
Fig. 9. Surface of Lens.

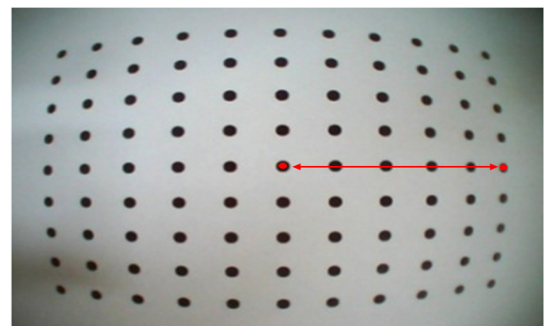


그림 10. 왜곡된 점들의 이미지
Fig. 10. Image of distortion points.

라. 어안렌즈의 왜곡보정 방법

렌즈의 표면을 이루는 구면에서 왜곡된 이미지의 모든 점들은 각각의 위치에 따른 x축, y축 반지름을 갖는

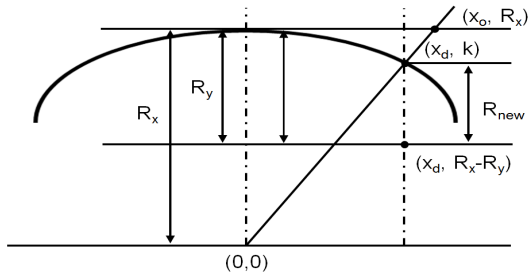


그림 11. 보정된 점의 좌표
Fig. 11. Coordinate of compensated points.

데, FOV모델을 적용하기 위해서는 모든 점들의 위치에 대한 x축, y축 반지름을 구하여야 한다. 본 논문에서는 중심과 나란한 왜곡된 한 점의 위치와 그 점의 보정된 위치값을 통해 구한 중심 반지름만을 이용하여 영상의 모든 위치에서의 새로운 x축 y축 반지름을 구한 뒤, FOV모델에 적용하여 영상의 렌즈왜곡을 보정하는 방법을 제안한다.

임의의 한 점에서 왜곡된 y의 위치 값을 보정하기 위해서는 그 위치에서의 새로운 y축 반지름을 알아야 하는데, 새로운 y축 반지름 R_{new} 은 x축 중심반지름 위의 왜곡된 x의 위치 값 x_d 의 선상에 있으므로 앞에서 구한 x축, y축 중심 반지름인 R_x, R_y 와 x_d 의 값을 이용하여 구할 수 있다. $k = \sqrt{R_x^2 - x_d^2}$ 이므로, 새로운 y축 반지름은 식 (14)와 같다.

$$R_{new} = \sqrt{R_x^2 - x_d^2} - (R_x - R_y) \tag{14}$$

따라서 y좌표의 왜곡 보정된 위치값을 위에서 구한 새로운 y축 반지름 R_{new} 과 왜곡된 y의 위치값을 FOV모델을 이용한 식(13)에 대입하여 다음과 같이 구할 수 있다.

$$y_o = \frac{\{\sqrt{R_x^2 - x_d^2} - (R_x - R_y)\} \times y_d}{\{\sqrt{R_x^2 - x_d^2} - (R_x - R_y)\}^2 - y_d^2} \tag{15}$$

식(15)를 이용하면 x축 중심 반지름을 통해서 (x_d, y)에서의 새로운 y축의 반지름을 구할 수 있는데, 이 값을 다시 식(13)에 대입하면 새로운 좌표의 원래 위치값의 y좌표 값을 구할 수 있으며 같은 방법으로 x좌표 값을 구하여 왜곡 보정된 원래 위치값을 구할 수가 있다. 또한 상하좌우 각각의 왜곡된 점들의 위치와 그 점들의 보정된 값을 구하면 상하좌우의 왜곡률이 다른 경우에도 왜곡 보정이 가능하다. 그림 12(a)는 렌즈에 의해 왜곡된 이미지를 보여주며, 그림 12(b)는 제안된 방법으로 보정된 이미지를 보여준다.

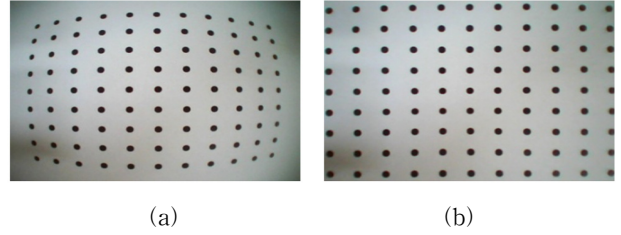


그림 12. 렌즈 왜곡 보정: (a) 왜곡된 이미지 (b) 보정된 이미지
Fig. 12. Lens distortion correction: (a) Distorted image (b) Corrected image.

표 1. 각 모델에 대한 렌즈왜곡 보정결과
Table 1. Results of Compensation for Each Models.

	Existing method ^[8]	Proposed method
Performance time	11sec	0.9sec
Error	Not measured	0.5
Leading coefficient	Inaccurate	n^2

표 1은 렌즈왜곡보정에 대한 각각의 방법에 대한 결과를 보여준다. 오차는 왜곡 보정된 결과영상의 직선이 이상적인 직선에 얼마나 근접한가에 대한 오차값으로, 각각의 수직, 수평의 직선에 대해 양 끝점을 직선의 중심점과 비교한 차분치의 자승값의 합으로 나타내었다. 최고차항은 수식에 사용된 다항식의 최고차항을 나타내었고, 각각의 모델의 왜곡보정을 수행하는데 걸린 연산 시간을 표시하였다. 이와 같이 기존의 방법은 왜곡보정까지 처리속도가 느리게 나타날 뿐더러 근분성과 객관성을 보여주기가 힘든 것을 알 수 있으며, 제안된 방법을 통해서 보정의 객관성을 제시하였다.

III. 실험 결과

도로의 영상은 그림 13과 같이 1.3-Mega 픽셀 CMOS 이미지 센서와 ARM-9 기반 듀얼 코어 프로세서를 채택한 블랙박스로 촬영 되었으며, Visual Studio



그림 13. 실험에 사용된 이미지센서와 블랙박스
Fig. 13. Image sensor and a black box used in the experiment.

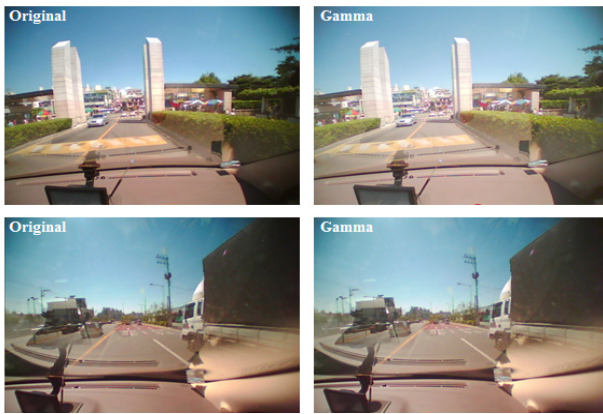


그림 14. 고조도 환경에서 감마보정의 결과
Fig. 14. Result of gamma correction for high illumination.

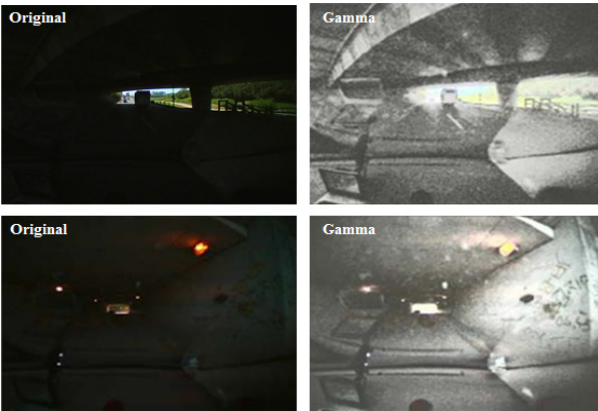


그림 15. 저조도 환경에서 감마보정의 결과
Fig. 15. Result of gamma correction for low illumination.

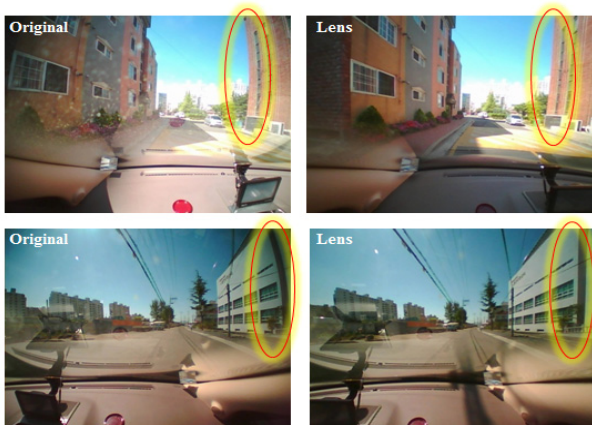


그림 16. 건물 외벽에 대한 렌즈 왜곡보정의 결과
Fig. 16. Result of lens distortion correction about external wall.

2010과 OpenCV 2.2, Intel (R) Core(TM)2 Quad Q8400 CPU 2.66GHz의 환경에서 GUI(Graphical User Interface)를 구현 되었다.

그림 14~17은 각각 차량용 카메라로 촬영한 영상이 제안된 감마보정 및 렌즈왜곡보정의 과정을 통한 보정

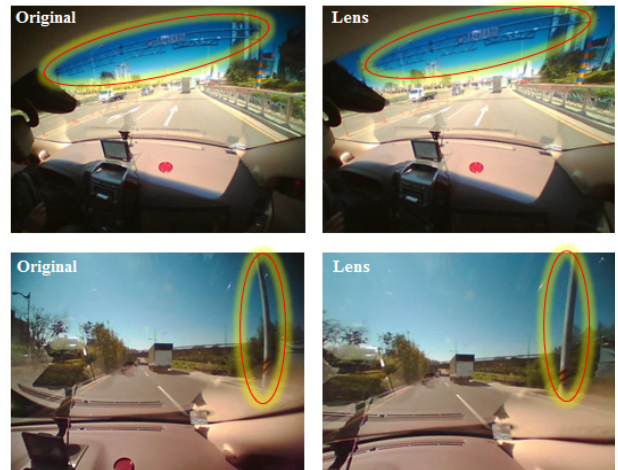


그림 17. 주변시설에 대한 렌즈 왜곡보정의 결과
Fig. 17. Result of lens distortion correction about facility.

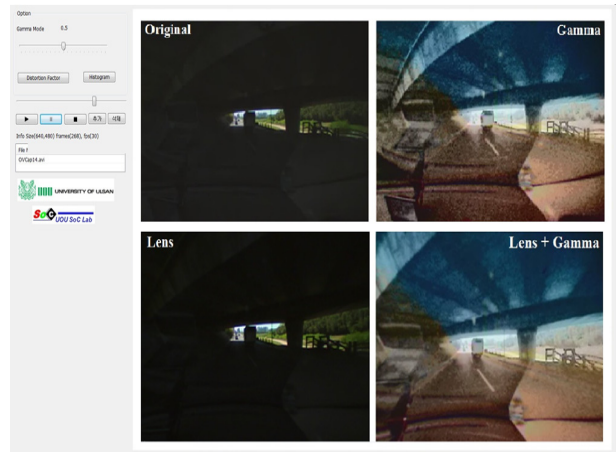


그림 18. OpenCV Program을 이용한 렌즈와 감마 보정의 통합 결과
Fig. 18. Result of gamma and lens correction using OpenCV Program.

표 2. 통합 결과에 대한 성능지표
Table 2. Performance indicators of Integrated results.

Performance indicators	Unit	Numerical data
Resolution	pixel	1680x1050 (640x480)
Transmission frame rate	fps	30
Data speed	Kbps	268
Execution time	min	2

결과를 보여준다.

그림 14는 고조도 환경에서 차량용 카메라로 촬영 시 감마보정을 나타낸 결과로서 화질저하가 나타나지 않으며 원영상과 다름없는 결과를 볼 수 있다. 반면에 그림 15는 저조도 환경에서 촬영 시 감마보정 결과를 보여준

다. 이때 차량, 교각, 차선 등의 차량의 내·외부가 확인이 가능할 정도의 영상을 확인 할 수 있다.

그림 16은 렌즈로 인한 건물 외벽의 영상 왜곡이 제안된 렌즈왜곡보정 과정을 거친 결과를 보여주며, 그림 17은 차량의 높이제한시설 및 전봇대의 렌즈왜곡보정 결과를 보여준다. 두 결과 모두 육안으로 보는 듯한 평활도의 결과를 확인 할 수 있다.

최종적으로 도로의 상황을 촬영한 영상을 렌즈 왜곡보정과 감마 보정 알고리즘을 각각 병렬로 처리 한 후, 두 알고리즘을 하나의 영상으로 통합하는 알고리즘 결과는 그림 18에서 보는바와 같다.

GUI는 영상을 로딩하고 감마모드로 레벨을 설정 할 수 있도록 했으며, 성능지표를 표 2로 나타내었다.

IV. 결 론

차량용 카메라의 촬영 영상은 일반적인 도로의 상황만을 인식하는 것이 대부분이고 갑작스러운 저조도 상황에서 영상을 인식하기 어렵기 때문에 사고 발생 시 결정적인 단서로 사용하기가 어렵다. 또한 렌즈에 의한 왜곡이 심하게 나타나기 때문에 원본 영상과 차이가 나게 된다.

본 논문에서는 이러한 문제를 해결하기 위해 갑작스러운 저조도 환경에서의 영상을 개선하고, 렌즈 왜곡을 줄일 수 있는 개선된 영상복원의 통합 알고리즘을 제안했다. 그 결과로 렌즈 왜곡 보정의 영상은 원본 영상과 비교해서 평활도 개선이 나타났으며, 급격한 저조도의 어두운 상황에서는 감마 보정으로 차량, 교각, 차선 등을 감지 할 수 있을 만큼의 향상된 영상의 결과를 보였다.

제안된 알고리즘을 통해 도로위의 사건·사고의 해결에 기여할 수 있을 것으로 예상되며, 향후 추가적인 연구를 통해 차선 경계 검출을 포함하는 통합 알고리즘을 구현하게 될 것이다.

REFERENCES

[1] Traffic Accident Analysis System, http://taas.koroad.or.kr/bRead.sv?board_idt_cd=01&post_no=147&pageNum=1&category_cd=99

[2] J. P. Oakley and H. Bu, "Correction of simple contrast loss in color images," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 16, no. 2, pp. 511-522, Feb 2007.

[3] N. S. Kopeika and J. Bordogna, "Background noise in optical communication systems," *Proceedings of the IEEE*, vol. 58, no. 10, pp. 1571 - 1577, Oct 1970.

[4] J. P. Oakley and B. L. Satherley, "Improving image quality in poor visibility conditions using a physical model for contrast degradation," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 7, no. 2, pp. 167 - 179, Feb 1998.

[5] S. K. Nayar and S. G. Narasimhan, "Vision in bad weather," *Computer Vision*, 1999. The Proceedings of the Seventh IEEE International Conference on, vol. 2, pp. 820-827, Sep 1999.

[6] A. Restrepo (Palacios) and G. Ramponi, "Word Descriptors of Image Quality Based on Local Dispersion-versus-Location Distributions," *16th European Signal Processing Conference 2008*, pp. 25-29, Aug 2008.

[7] S. B. Kang, "Semi-automatic methods for recovering radial distortion parameters from a single image," *Technical Reports Series CRL 97/3*, pp. 1-21, May 1997.

[8] B. K. Kim, "Radial Lens Distortion Correction in Digital Images," *Proceeding of the 2010 Korea Signal Processing Conference*, pp. 423-426, Oct 2010.

[9] S. M. Pizer et al, "Adaptive histogram equalization and its variations," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, vol. 39, pp. 355-368, Sep 1987.

[10] K. Zuiderveld, "Contrast limited adaptive histogram equalization," *Graphics Gems IV*, pp. 474 - 485. 1994.

[11] J. A. Stark, "Adaptive image contrast enhancement using generalizations of histogram equalization," *Image Processing, IEEE Transactions on*, vol. 9, no. 5, pp. 889 - 896, May 2000.

저 자 소 개



장 영 민(학생회원)
2012년 울산대학교 전기전자
공학부 학사 졸업.
2014년 울산대학교 전기전자
공학부 석사 졸업.

<주관심분야 : 영상 압축 및 처리, 지능형 자동차,
CMOS VLSI 및 SoC설계, 아날로그 설계>



이 종 화(평생회원)
1974년 울산대학교 전기공학과
학사 졸업.
1976년 한국과학기술원
재료공학과 석사 졸업.
1986년 Brunel University
물리학과 이학박사 졸업.

1972년~현재 울산대학교 전기공학부 특임교수
<주관심분야 : 반도체 소자, VLSI 설계>



조 상 복(평생회원)
1979년 한양대학교 전자공학과
학사 졸업.
1981년 한양대학교 전자공학과
석사 졸업.
1985년 한양대학교 전자공학과
박사 졸업.

1994년~1995년 Univ. of Texas, Austin
교환교수

2003년~2004년 Univ. of California, San Diego
교환교수

2011년~현재 울산대학교
e-vehicle 연구센터장

2013년~현재 울산대학교 자동차·조선 전자융합
기술사업단장(BK21-PLUS)

<주관심분야 : SoC/VLSI 설계 및 테스트, 자동차
전장시스템 설계, 영상처리 회로 설계 및 제작, 머
신비전 시스템 개발, 초고집적 메모리 설계>