

# HDC를 이용한 고속 MSRCR 알고리즘

한 규 필<sup>†</sup>

## 요 약

본 논문에서는 칼라비전의 색사상에서 가장 많이 활용되는 MSR(multi-scale Retinex) 기법의 속도를 크게 개선한 MSRCR(MSR with color restoration) 알고리즘을 제시한다. 기존 MSR기법은 보통 3개의 SSR(single-scale Retinex)로 구성되며 각 SSR에 크기가 다른 Gaussian 주변함수를 사용하고 있으며, 이 함수와의 상승적분 부분에서 많은 계산이 요구된다. 그러므로 제안한 알고리즘은 속도를 높이기 위해 Gaussian 함수와 등가적인 HDC(hierarchical discrete correlation)를 사용하고 휘도영상에만 적용하는 기법을 제시하며, 휘도영상의 Retinex 결과 값을 이용하여 색이 보존되는 단순한 MSRCR 알고리즘을 개발하였다. 실험을 통하여 제안한 기법은 기존의 가장 단순한 MSR기법보다 연산량 및 속도를 1/9.5배, 1/3.5배로 줄일 수 있었으며 기존 기법과 동등한 결과를 얻을 수 있었다.

## A Fast MSRCR Algorithm Using Hierarchical Discrete Correlation

Kyu-Phil Han<sup>†</sup>

## ABSTRACT

This paper presents an improved fast MSRCR algorithm that MSRs are commonly adopted at tone mapping in color vision. Conventional MSRs consist of three SSRs, which use three Gaussian functions with different scales as those surround ones. This convolution processes require much computation load. Therefore, the proposed algorithm adopts a hierarchical discrete correlation which is equivalent to Gaussian function and the Retinex process is only applied to the luminance channel in order to get a fast processing. A simple color preservation scheme is applied to the Retinex output from the luminance channel in the proposed MSRCR algorithm. Experimental results show that the proposed algorithm required less number of oprations and computation time about 1/9.5 and 1/3.5 times, respectively, than those of the simplest MSR and was equivalent to conventional MSRs.

**Key words:** Tone mapping(색사상), Retinex algorithm, MSR, Hierarchical discrete correlation, MSRCR

## 1. 서 론

색 사상(tone mapping)이란 영상관련 분야에서 고품질의 영상을 획득하기위해 필수적으로 거쳐야 하는 과정이다. 이 과정은 장치 특성에 따라 다른 동적 범위(dynamic range)를 조절하는 방식으로도 활용되지만, 역광과 노출 조정 실패 등에 의해 저하된

영상을 향상시키는 기법으로도 많이 활용되고 있다 [1-3]. 색사상 기법은 크게 전역(global) 기법과 국부(local) 기법으로 나누어지며, 전역기법은 모든 화소에 지수, 로그 및 sigmoid 등과 같은 동일 함수를 적용하는 방식이지만 국부기법은 화소의 위치와 주변 값에 따라 독립적인 함수를 사용한다. 수행 속도에서는 전역기법이 우수하지만 영상의 품질에서는 국부

※ 교신저자(Corresponding Author): 한규필, 주소: 경북 구미시 양호동 1번지 금오공과대학교 컴퓨터공학과(730-701), 전화: 054)478-7525, FAX: 054)478-7539, E-mail: kphan@kumoh.ac.kr

접수일: 2010년 4월 6일, 수정일: 2010년 7월 14일

완료일: 2010년 9월 13일

<sup>†</sup> 종신회원, 금오공과대학교 컴퓨터공학과

※ 본 연구는 금오공과대학교 학술연구비에 의하여 연구된 논문임

기법이 좋은 결과를 가져온다[3]. 전역기법의 대표적인 예는 감마보정, 히스토그램 평활화이고 국부기법은 Retinex가 대표적인 예이다[3]. Edwin Land에 의해 고안된 Retinex[4]기법의 목적은 조명의 영향을 제거하고 물체의 밝기를 획득하기 위해 영상을 반사와 조명성분으로 분해하는 것이다. Land는 서서히 변화되는 저주파형태의 조명 성분을 계산하기 위해 1차원적 무작위 경로를 따라 화소의 연속적 덧셈을 이용한 경로형(path version) 방식을 제안하였다[5-7]. 이후 많은 연구가 진행되어 현재 반복 및 비반복(iterative and non-iterative)형으로 분류된다[8]. 반복형은 경로형을 2차원으로 확장한 형태이며 비반복형은 주변기반(surround-based)형으로 불리우며 다시 Land에 의해 제안되었다[9]. 주변함수를 단수개로 사용하는 SSR(single-scale Retinex)과 복수개를 사용하는 MSR(multi-scale Retinex)이 있으며, 최근 색 복원기능을 갖는 MSRCR(MSR with color restoration)로 발전되었다[1].

MSR기법은 주변함수로 Gaussian 함수를 사용하여 원영상과 상승적분(convolution)을 수행하기 때문에 이 과정에서 많은 계산량이 요구되어 속도와 성능을 높이기 위해 비트 이동(bit shift) 연산[10], 부표본화(down/sub-sampling), FFT(fast Fourier transform)[2,11] 및 웨이브릿변환[12], 2D 영상을 1D로 분해하는 방법[13], 경계를 이용한 주변함수의 변경[14] 등 다양한 기법이 제시되고 있으며, 현재 칼라비전에서 가장 널리 활용되고 있는 색사상 기법이다.

본 논문에서는 기존의 MSRCR방식의 속도를 획기적으로 높이기 위해 HDC(hierarchical discrete correlation)[15]를 채택하여 계층적으로 상승적분을 수행하여 연산량이 기존의 3-채널 MSR 2D Gaussian 방식 보다는 약 1/450, separable 1D Gaussian 보다는 1/9.5인 새로운 방식을 제시한다.

## 2. 주변함수기반 Retinex

Edwin Land에 의해 제안된 Retinex 알고리즘은 인간의 망막(retina)에 의해 인식되는 특정 영역의 색과 밝기는 조명의 강도와는 무관하며, 주변영역의 값과의 비율(ratio)에 의해 결정된다고 정의하였기 때문에 현재 화소의 값과 주변화소의 비율을 차이로 변환하기 위해 로그함수를 사용한다[5]. SSR의 결과는

$$R_i(x, y) = \log I_i(x, y) - \log [F(x, y) * I_i(x, y)] \quad (1)$$

로 정의되며 여기서  $I_i(x, y)$ 는 화소  $(x, y)$  위치에서  $i$ -번째 spectral band(보통 R, G, B채널)의 밝기값을 나타낸다.  $F(x, y)$ 는 아래의 Gaussian 주변함수이다.

$$F(x, y) = K \exp[-r^2/c^2] \quad (2)$$

여기서  $c$ 는 분산에 관계된 주변함수의 공간적 크기를 나타내며,  $K$ 는 Gaussian 함수가 확률밀도함수이기 위해 다음을 만족시키는 상수이다.

$$\iint F(x, y) dx dy = 1 \quad (3)$$

작은 크기(small/narrow scale)의 주변 함수를 사용하면 역광 등에 의해 발생한 과도한 밝기의 범위를 줄이는 효과가 있고 큰 크기(large/wide scale)의 주변 함수는 부드러운 색연출이 뛰어난 특징이 있으므로 MSR을 사용하면 SSR의 크기별 특성을 동시에 활용할 수 있다. MSR은 다음과 같이 각 SSR의 결과에 크기별 가중치를 부여하여 계산한다.

$$R_{MSRi} = \sum_{n=1}^N w_n \{ \log I_i(x, y) - \log [F_n(x, y) * I_i(x, y)] \} \quad (4)$$

여기서  $w_n$ 은  $n$ -번째 주변함수를 사용한 SSR의 가중치를 나타내고 크기별 주변함수는

$$F_n(x, y) = K_n \exp[-r^2/c_n^2] \quad (5)$$

이다.

MSRCR은 컬러 채널별 3개의 MSR출력에 이득과 비선형성을 조절하는 방식을 사용하여 색을 복원한다. 그러므로 MSRCR은

$$R_{MSRCRi} = C_i(x, y) R_{MSRi} \quad (6)$$

와 같이 표현되고  $C_i$ 는  $i$ -번째 spectral band의 색보정함수를 나타낸다. 색보정은 입력된 각 채널의 값이 독립적으로 변화되면 색변화가 발생되므로 색의 변화가 발생되지 않게 변화되어야 하며, 전체 색변화 비율을 선형적으로 또는 이득과 오프셋을 설정하여 비선형적으로 적용하는 방식이 있다[1].

## 3. 제안한 고속 MSRCR 알고리즘

제안한 알고리즘의 블록도는 그림 1에서와 같다. 제안한 기법은 휘도(luminance, Y)영상에만 MSR을 적용하기 때문에 영상이 입력되면 1단계 Y신호를 추출하고 그 다음 HDC를 최대 주변함수의 크기( $l=5$ ,

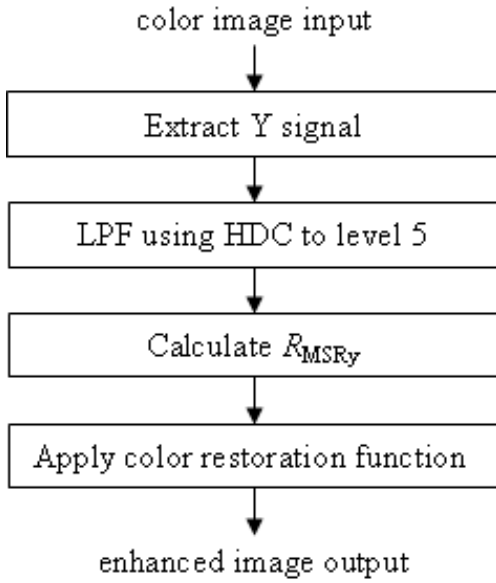


그림 1. 제안한 알고리즘의 블록도

125×125)에 도달할 때까지 Y신호와 상승적분을 수행한다. 3단계에서는 MSR이 계산되며, 마지막으로 각 MSR결과 값을 R, G, B 채널에 색변화가 없도록 적용되어 향상된 영상을 출력하게 된다.

### 3.1. 1차원 HDC

HDC는 직접적인 상관도 함수나 고속푸리에변환(FFT)을 이용한 상관도 함수보다 계산량이 적을 뿐만 아니라 창틀의 크기를 여러 가지로 할 수 있으며, 특히 작은 연산량으로 큰 크기의 필터를 구현할 수 있다는 장점이 있다[15]. 이 필터의 성질은 저역통과 필터(low-pass filter)와 같은 역할을 하며, HDC는 다음과 같이 표현된다.

$$\begin{aligned}
 g_0(x) &= f(x), \\
 g_l(x) &= \sum_{i=-m}^m w(i)g_{l-1}(x+ir^{l-1}), \quad \text{for } l \geq 1
 \end{aligned}
 \tag{7}$$

여기서  $f(x)$ 는 입력,  $g_l(x)$ 는 단계  $l$ 에서의 HDC 출력,  $w(i)$ 는 가중치 함수를 나타내고 창틀의 크기  $W=2m+1$ 로 주어진다. 초기단계인  $l=0$ 은 원신호와 같고, 단계가 증가될수록 그림 2에서와 같이 동작하며 더 많은 뭉롱화가 이루어진다. 이 필터의 성질은 가중치 함수에 의해 결정되는데, 이것은 아래의  $w(i)$  제약 조건에 의해 설명되어 질 수 있다.

$$\text{Normalization: } \sum_{i=-m}^m w(i) = 1$$

$$\text{Symmetry: } w(x) = w(-x), \quad \text{for all } x \tag{8}$$

$$\text{Unimodal: } w(x_1) \geq w(x_2) \geq 0, \quad \text{for } 0 \leq x_1 \leq x_2$$

$$\text{Equal Contribution: } \sum_{i=-m}^m w(j+ir) = \text{constant} (= \frac{1}{r}),$$

for all  $j, 0 \leq j < r$

여기서 첫 번째 식은 LPF의 성질을 나타내며  $W=5$  ( $m=r=2$ )인 필터에 대해서 이산적인  $w(i)$ 의 가중치를 제약 조건에 의해 구해 보면 유일한 해를 구할 수 없지만, 각 계수에 대한 범위가 주어지므로 선택되어지는 값에 따라 약간의 차이가 있을 수 있다. 그러나 그 중에서 가중치가 순서대로 0.05, 0.25, 0.4, 0.25, 0.05이면 상승 적분을 계속 반복할 때 Gaussian 함수에 가장 접근하는 것으로 알려져 있다[15]. HDC의 단계별 등가적 창틀의 크기는

$$W = r^{l+2} - 3 \tag{9}$$

와 같이 계산되며, 표 1에 단계별 창틀을 나타내었다.

MSR에서  $c_n$ 값은 narrow-scale의 경우 20이하로, wide-scale에서는 200이상의 주변함수로 설정하기 때문에, 보편적으로 사용되는 식(5)의  $c_n$ 값은 15, 80, 250이다[1,10]. 이  $c_n$ 값에 등가적인 HDC의 창틀 크기는 단계 3, 4, 5에 각각 해당되며, 그림 2에서처럼 초기  $W=5$ 인 창틀을 단계 증가시 2의 멱승만큼 화소 간격을 넓히면서 상승적분 한다. 그림 2는 1D 필터이므로 2D 연산 결과는 매 단계에서 수평의 결과에 수직 방향으로 동일한 상승적분을 수행하면 된다. HDC의 단계 3에서 5까지의 결과가 식(4)의 로그함수 2번째 항인  $F_n(x,y)*I_Y(x,y)$ 에 각각 대응된다. 결과적으로 narrow-scale SSR은 HDC의 단계 3이 사용되었으므로 등가적인 29×29 Gaussian 함수가 LPF로 사용된 것과 같고, middle-scale SSR은 HDC의 단계 4인 61×61, wide-scale SSR은 HDC의 단계 5인 125×125 창틀이 각각 사용된 것과 같다.

표 1과 그림 2에서 보는 것과 같이 HDC는 단계가

표 1. Odd HDC의 단계별 창틀의 크기( $m=r=2$ )

단 계 (l)	1	2	3	4	5
창틀의 크기(W)	5	13	29	61	125
화소 간격(r <sup>l</sup> -1)	1	2	4	8	16

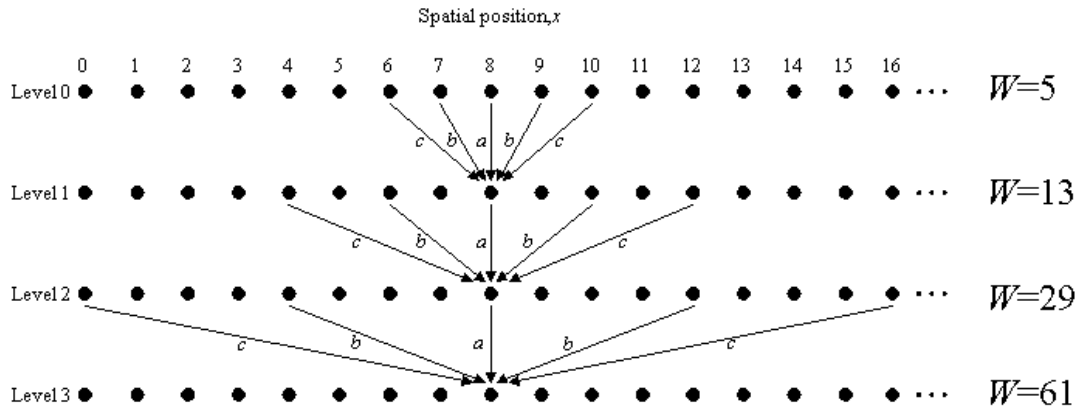


그림 2.  $m=r=2$ 일 때, odd HDC의 도식적 연산과정

증가될 때, 고려하는 인접화소의 간격이 증가되므로 inverse pyramid 및 down-sampling의 효과와 동일한 결과를 나타낸다. 그림 3은  $2048 \times 1536$  영상에 HDC와 Gaussian 함수를 사용해서 wide-scale에서 LPF한 결과이며, 히스토그램상에서 보는 것과 같이 거의 유사한 결과를 보여준다. 그림 4는 HDC의 단계별 결과를 보여준다.

3.2. 주변함수의 연산량

MSR의 계산 속도를 높이기 위해 Gaussian LPF를 개선하는 많은 기법이 제안되었다[2,10]. 그러므로, 본 절에서는 가장 대표적인 아래의 4가지 LPF 기법과 제안한 방식에 대해서 비교해 보기로 한다.

- ① 비분리형 2차원 가우시안(non-separable 2D Gaussian)
- ② 분리형 1차원 가우시안(separable 1D Gaussian)
- ③ 고속푸리에변환(FFT)
- ④ 분리형 1차원 HDC(separable 1D odd HDC, 제안한 방식)

연산량은 1-화소에서 3개의 SSR의 각 주변함수 ( $29 \times 29$ ,  $61 \times 61$ ,  $125 \times 125$ )와의 상승적분시 요구되는 곱셈과 덧셈의 연산 횟수를 비교한다.

1) 비분리형 2차원 가우시안

주어진 scale에서의 창 크기가  $M \times M$ 이라고 하면, 전체 화소 수가  $M^2$ 개이므로 LPF 윈도우와 영상의 상승적분은  $M^2$ 번의 곱셈과  $(M^2-1)$ 의 덧셈이 요구되므로 총  $2M^2-1$  연산이 필요하다.

2) 분리형 1차원 가우시안

1차원 Gaussian 함수는 1차원 필터로 분리되어 separable하게 구현될 수 있다. 그러므로  $M$ 개의 표본에 1D Gaussian을 상승적분하면 각 필터당 곱셈  $M$ 번, 덧셈  $(M-1)$ 번이 요구되므로 1차원 연산량은  $2M-1$ 이며 2차원의 경우 같은 계산이 다른 방향으로 적용되므로 전체 계산량은  $2(2M-1)$ 이 필요하다.

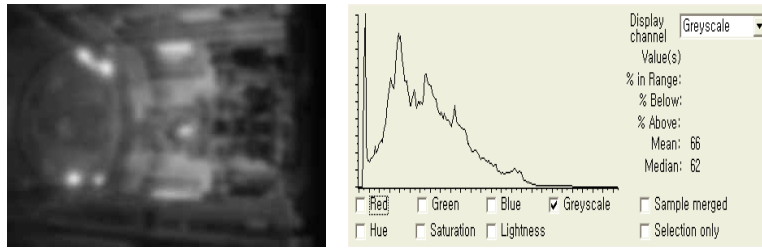
3) 고속푸리에변환

FFT는 아래의 식처럼 식(4)의 두 번째 log함수 내부에 해당하는 상승적분을 주파수 공간에서 처리한 뒤, inverse FFT를 수행하여 그림 3과 4에서 본 것과 같이 3-scale에서 LPF된 영상을 획득한다.

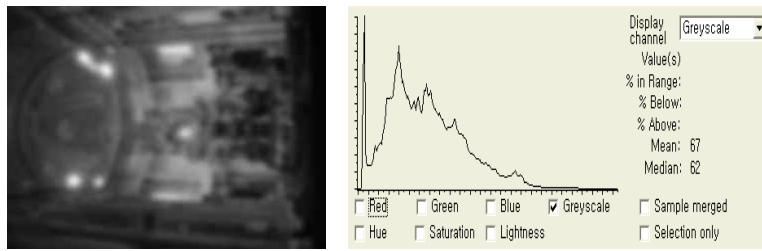
$$FT[F_n(x,y) * I_Y(x,y)] = F_n(u,v) I_Y(u,v) \tag{10}$$

그러므로 FFT를 이용할 경우, 1-화소에서 연산되는 연산량을 계산하려면 전체 연산량을 계산한 뒤 영상의 크기로 나누어야 한다.

영상의 크기가  $H \times W$ 인 경우, FFT 및 IFFT의 연산량은  $HW \log_2 HW$ 이다. MSR에서 필요한 FFT는 첫째 입력영상 1회( $I_Y(u,v)$ ), 둘째 3-주변함수 3회( $F_1(u,v)$ ,  $F_2(u,v)$ ,  $F_3(u,v)$ ), 이 경우 Gaussian 함수의 푸리에변환 결과도 Gaussian임으로 수학적으로 계산할 수 있다. 그러나, 시공간-주파수 공간사이의 분산 반비례관계로 정확한 함수의 폭과 동일한 주파수 계수를 구하기 어려우므로 시공간영역의 3개의 2D Gaussian 함수를 영상크기에 맞게 각각 FFT하였다. 셋째 IFFT( $F_1(u,v) I_Y(u,v)$ ,  $F_2(u,v) I_Y(u,v)$ ,  $F_3(u,v) I_Y(u,v)$ )가 3회 필요하다. 그 결과, 총 7회의 FFT가



(a)



(b)

그림 3. Wide-scale(125×125) LPF 결과. (a)Gaussian (b)HDC level 5

필요하며, 식(10)의 주파수공간에서 곱은 1-화소에  
서 1회이고 주변함수가 3개이므로 영상전체에서는  
3HW이다. 그러므로, FFT를 이용할 경우 총 연산량  
은  $7HW\log_2 HW + 3HW = HW(7\log_2 HW + 3)$ 이며,  
1화소의 등가적 연산량은 영상크기로 나눈  $7\log_2 HW + 3$   
이 된다. 이는 영상의 크기에 종속적이고 640×480,  
1024×768, 2048×1536인 경우 1화소의 연산 회수는

각각 약130회, 140회, 154회(평균 142회)이다. 그러나  
실제 FFT를 구현하면 실수부와 허수부의 연산이 분  
리되어야 하고, 1D FFT를 위한 빈번한 배열 복사와  
주파수 shift 등의 부가적 연산이 필요하기 때문에  
연산량의 2배이상 증가 및 저장공간의 증가 등에 의  
해 계산시간을 느리게 만든다. 이 부분은 실험에서  
비교하겠다.

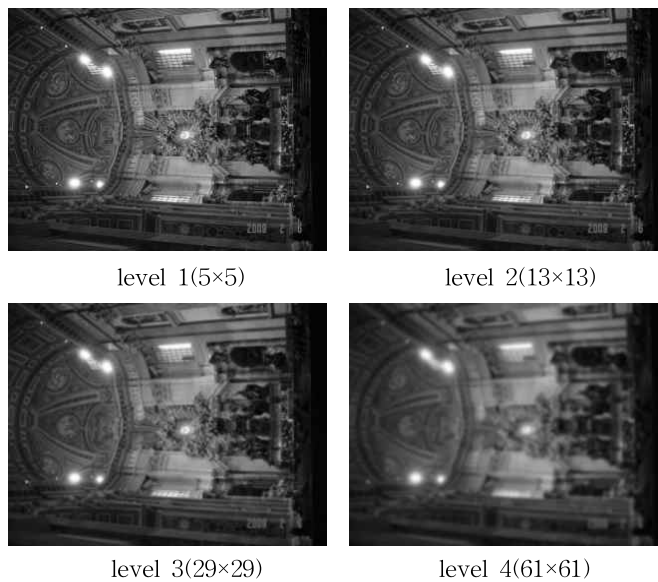


그림 4. HDC의 단계별 LPF 결과

4) 분리형 1차원 HDC(제안한 방식)

1차원 HDC는  $W=5$ 인 창을 반복 사용하므로 그림 2에서 본 것처럼, 곱셈 5번, 덧셈 4번이 요구된다. 그러므로 2차원으로 확장하면 18번의 계산이 필요하며, 각 단계별로 동일한 계산이 소요된다. 단계에 따라 인접화소의 간격이 2의 멱승으로 증가되므로 계산량에는 변화가 없다. HDC의 경우 5 단계 까지 사용되므로 연산량은  $18 \times 5 = 90$ 이 된다. 자세히 설명하면, 단계 1과 2의 결과는 MSR에는 직접 활용되지 않지만,  $29 \times 29$ 크기의 단계 3 filtering을 구현하기 위해 활용된다. 3 단계까지  $18 \times 3 = 54$  연산이 필요하고 단계 4 및 5에서 각각 18회의 연산이 요구된다.

표 2는 상기 언급한 4가지 방식에 대해서 MSR을 적용할 경우 1-화소에서 필요한 연산회수를 나타낸다. HDC를 사용한 제안한 방식과 비교한 경우, 연산량이 2D Gaussian은 450배, separable Gaussian은 9.5배, FFT는 1.58배 정도 더 요구하였다.

3.3.  $R_{MSRy}$  및 단순 CR 함수

본 논문에서는 MSR이 휘도 신호에 대해서만 적용되므로 식(4)는 다음과 같이 변경된다.

$$R_{MSRy} = \sum_{n=1}^3 w_n \{ \log I_Y(x,y) - \log [F_n(x,y) * I_Y(x,y)] \} \quad (11)$$

각 SSR의 가중치는 동일하게 1/3로 설정하였다. 왜냐하면, 가장 작은 크기의 주변함수를 사용하는 SSR의 가중치를 키우면, 동적 범위가 크게 축소되고 고색보다는 경계가 강조되어 강한 경계 주변에 "halo" artifact가 발생되게 된다. 이는 가장 큰 크기의 고려 범위가 작은 경우에도 발생되므로, 3.1절에 언급한 것과 같이 200이상의  $c_s$ 값을 사용한다. 또한 균일 가중치를 사용하는 것이 대부분의 응용환경에서 적절하다는 것이 실험적으로 증명되어있다[1,3].

CR(color restoration) 함수는 휘도신호의 MSR

결과 값이 색(hue)의 변화 없이 원본 영상의 R, G, B값을 변화시켜야 한다. 색이 유지되려면 색 좌표계에서 3차원 color 벡터의 기울기가 유지되어야 한다. 각 color 채널의 색 비율은

$$I'_i(x,y) = I_i(x,y) / \sum_{i=1}^3 I_i(x,y) \quad (12)$$

와 같이 표현되며,  $i$ 는 red-green-blue 채널을 의미한다. CR함수는 아래와 같이 정규화된 색 비율을 입력으로 하는 단조증가함수를 많이 사용한다[1].

$$C_i(x,y) = f[I'_i(x,y)] \quad (13)$$

일반적으로 CR함수는 log함수를 이용하지만, 적당한 출력 값을 결정하기 위해 CR변환에서의 이득과 오프셋을 어렵게 설정해야하는 번거로움이 있으므로, 본 논문에서는 단순한 CR함수를 구현하기 위해 색변환 함수를 식(12)에 대한 1차 직선으로 모델링하였다. 그러므로, 제안한 알고리즘의 최종적인 출력 값은

$$R_{MSRCR}(x,y) = C_i(x,y)R_{MSRy}(x,y) = I'_i(x,y)R_{MSRy}(x,y) \quad (14)$$

이 된다.

4. 실험

제안한 고속 MSRCR 알고리즘의 성능을 분석하기 위해 Sony F707 카메라로 실내외에서 촬영된 그림 5의 영상을 사용하였으며, 한 영상을  $640 \times 480$ ,  $1,024 \times 768$  및  $2,048 \times 1,536$ 로 변환하여 사용하였으며, 비교된 방식은 주변함수를 LPF하는 방식, 즉 non-separable 2D Gaussian, separable 1D Gaussian, FFT 및 제안한 기법으로 분류하고 나머지 처리는 동일한 기법을 적용하였다. 표 3에서와 같이 실험에서 동일한 상수를 사용하였기 때문에, 그림 6에서처럼 결과 영상에는 거의 차이가 없으므로 수행시간을 표 4에 나타내었다. 실험에 사용한 PC 사양은 Intel Core2

표 2. 1-화소에서 LPF 구현 방식에 따른 연산비교

W \ method	① 2D Gaussian	② separable Gaussian	③ FFT	④ separable HDC
29×29 (narrow-scale SSR)	1,681	114	-	54
61×61 (middle-scale SSR)	7,441	242	-	18
125×125 (wide-scale SSR)	31,249	498	-	18
Total no. of operations(MSR)	9,124	356	142	72
Relative ratio	448.57	9.48	1.58	1

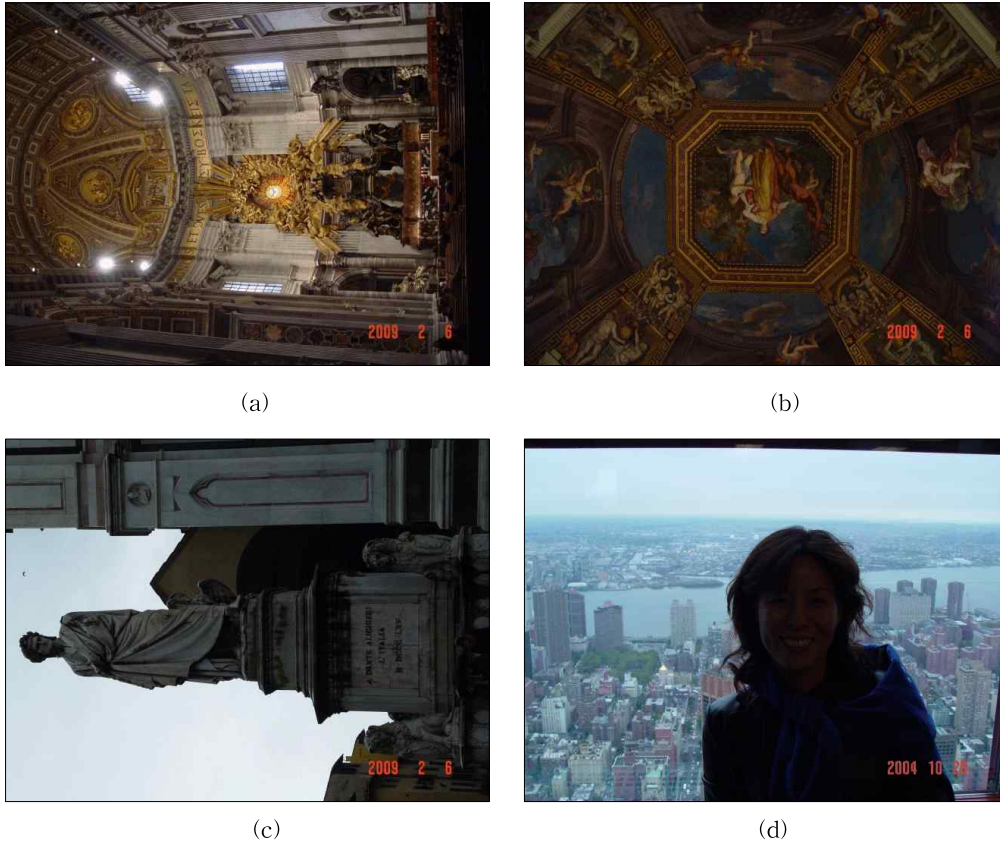


그림 5. 실험영상 (a)실내 적정노출 (b)실내 노출부족 (c)실외 노출부족 (d)역광

Duo CPU 2.83GHz, 2GB RAM이다.

표 2와 4에 보여진 것처럼, HDC를 이용한 제안한 MSRCR기법은 기존의 separable Gaussian 기법보다 연산량을 9.48배, 계산시간을 평균 3.45배 줄이는 결과를 가져왔으며, 기존방식과 동일한 결과를 가져왔

표 3. 제안한 MSRCR에 사용된 상수

constant	N	W1	W2	W3	wn
value	3	29	61	125	1/3

표 4. 평균 수행 시간 비교(단위 : 초)

method size	2D Gaussian	separable Gaussian	FFT	the proposed
640×480	67.789	1.078	1.891	0.312
1024×768	172.734	2.906	10.547	0.828
2048×1536	687.502	11.594	42.969	3.421
Average ratio	208.951	3.448	10.453	1

다. FFT의 경우, 수학적으로 주변함수의 주파수 계수를 계산하여 FFT변환을 3회 줄인 경우, 640×480, 1024×768, 2048×1536영상에 대한 계산시간이 각각 1.4, 8.9, 35.5초로 약간 감소되었으나, 제안한 기법과 separable Gaussian 방법보다 느리게 나타났다. 이는 변환을 위해 행과 열방향의 짝은 배열 복사와 실수와 허수부의 분리 연산, 주파수 이동 등 부가적인 연산이 많이 필요하기 때문에 FFT의 사용이 MSR기법에서는 큰 계산적 이점을 주지 않음을 알 수 있었다.

### 5. 결 론

본 논문에서는 HDC를 Retinex의 주변함수로 이용하여 MSR기법에서 가장 연산량이 많은 LPF 과정의 상승적분을 획기적으로 개선하고 휘도신호에만 적용하는 고속 MSRCR 기법을 제안하였다. 실험에서 HDC는 Gaussian함수와 등가적이며, 단순한 5-화소



(a)



(b)

그림 6. 결과영상. (a) Gaussian (b) HDC



의 filtering을 반복 적용하여 빠른 시간에 decimation 과정없이 큰 크기의 창을 적용한 효과를 얻을 수 있었다. 그 결과, 기존의 separable Gaussian함수를 적용한 가장 단순하고 빠른 MSR 기법보다 연산량을 약 9.5배, 계산시간을 3.5배 정도 줄이면서 동일한 결과를 얻을 수 있었다.

제안한 기법은 하드웨어적으로 구현이 용이한 기법이므로, 향후 임베디드 프로세서를 탑재한 스마트 카메라 등에 적용할 수 있는 실시간 처리 기법과 영상 특성에 따라 자동으로 이득과 오프셋 값을 결정하는 기법에 대해 연구할 예정이다.

## 참 고 문 헌

- [1] Daniel J. Jobson, Zia-ur Rahman, and Glenn A. Woodell, "A Multiscale Retinex for Bridging the Gap Between Color Images and the Human Observation of Scenes," *IEEE, Transactions on Image Processing*, Vol. 6, No. 7, pp. 965-976, 1997.
- [2] 강봉협, 전창원, 고한석, "역광 사진의 빠른 보정을 위한 Retinex 알고리즘의 성능 개선," 대한전자공학회 논문지, Vol. 44-SP, No. 2, pp. 126-136, 2007.
- [3] Laurence Meylan, "Tone Mapping for High Dynamic Range Images," a doctoral dissertation of EPFL, Lausanne, 2006.
- [4] Edwin H. Land, "The Retinex," *American Scientist*, Vol. 52, No. 2, pp. 247-264, 1964.
- [5] Edwin H. Land and John J. McCann, "Lightness and Retinex Theory," *Journal of the Optical Society of America*, Vol. 61, No. 1, 1971.
- [6] Edwin H. Land, "The Retinex Theory of Color Vision," *Scientific American*, Vol. 237, No. 6, pp. 108-128, 1977.
- [7] Brainard, D. and Wandell, B., "Analysis of the Retinex Theory of Color Vision," *Journal of the Optical Society of America*, Vol. A3, No. 10, pp. 1651-1661, 1986.
- [8] B. Funt, F. Ciurea, and J. McCann, "Retinex in Matlab," *Journal of Electronic Imaging*, Vol. 13, No. 1, pp. 48-57, 2004.
- [9] Edwin H. Land, "An Alternative Technique for the Computation of the Designator in the Retinex Theory of Color Vision," *Proc. National Academy of Sciences of the USA*, Vol. 83, pp. 3078-3080, 1986.
- [10] Wen Wang, Bo Li, Jin Zheng, Shu Xian, and Jing Wang, "A Fast Multi-scale Retinex Algorithm for Color Image Enhancement," *Proc. of 2008 Int'l Conference on Wavelet Analysis and Pattern Recognition*, pp. 30-31, Aug. 2008, Hong Kong.
- [11] J. Morel, A. Petro, and Sbert, C. "A PDE Formalization of Retinex Theory," *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol. PP, Issue:99, p. 1, May 2010.
- [12] Ming Hao and Xingbo Sun, "A Modified Retinex Algorithm Based on Wavelet Transformation," *2nd Int'l Conference on Multimedia and Information Technology*, Vol. 1, pp. 306-309, Kaifeng, April 2010.
- [13] T. Okuno and T. Nishitani, "Efficient multi-scale retinex algorithm using multi-rate image processing," *16th IEEE International Conference on Image Processing*, pp. 3145-3148, Cairo, Nov. 2009.
- [14] R. Fattal, D. Lischinski, and M. Werman, "Gradient Domain High Dynamic Range Compression," *Proc. ACM SIGGRAPH 2002*, pp. 249-256, 2002, San Antonio, CA. 2002.
- [15] Peter J. Burt, "Fast filter Transforms for Image Processing," *Computer Graphics and Image Processing*, Vol. 16, pp. 20-51, 1981.



### 한 규 필

1993년 경북대학교 전자공학과 공학사  
 1995년 경북대학교 전자공학과 공학석사  
 1999년 경북대학교 전자공학과 공학박사  
 2000년 3월~현재 금오공과대학교 컴퓨터공학과 교수

관심분야 : DSP, 컴퓨터비전, 영상처리, 컴퓨터그래픽스, 증강 및 가상현실