

# 저대비 영상을 위한 영상향상 기법들의 비교 연구

김용수

대전대학교 컴퓨터공학부

05-04-26

1

Intelligent System & Image Analysis

## 목 차

- 연구 배경
- 연구 목적
- 저대비영상(low contrast image)
- 영상 향상 알고리즘
  - HE (Histogram Equalization)
  - BBHE (Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization)
  - ICECA (Image Contrast Enhancement Technique Using Clustering Algorithm)
  - SSR (Single-Scale Center/Surround Retinex)
  - MSR (Multi-Scale Center/Surround Retinex)
- 실험 결과 및 성능 평가
  - 실험 환경
  - ICECA 영상 실험
  - SSR 영상 실험
  - MSR 영상 실험
- 결론

05-04-26

2

Intelligent System & Image Analysis

## 연구 배경

□ 야간에 비디오카메라로 촬영시 열악한 주위 환경과 영상 전송에 기인하여 다양한 잡음에 의하여 왜곡되고 흐린 저대비(**low contrast**) 영상을 가질 수 있다.

- 저 대비 영상은 물체나 얼굴을 식별하는데 어려움
- 영상감시 시스템의 효율성을 떨어뜨림
- 인간의 시각 시스템은 순응의 원리를 이용해서 색채 항등성을 유지

## 연구 목표

- HE (Histogram Equalization)
- BBHE (Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization)
- ICECA (Image Contrast Enhancement Technique Using Clustering Algorithm)
- SSR (Single-Scale Center/Surround Retinex)
- MSR (Multi-Scale Center/Surround Retinex)

- 저대비 영상의 영상 향상 비교
- 칼라 영상의 해석적인 측면과 칼라 복원 능력을 비교

## Histogram Equalization

- 입력 영상  $X$ 는  $X = \{X(i,j)\}$ 라 하자.  $X(i,j)$ 는 공간영역(spatial location)  $(i,j)$ 에서 어떤 하나의 명암도를 나타낸다. 그리고,  $X(i,j) \in \{X_0, X_1, \dots, X_{L-1}\}$ 이다.

확률밀도함수(probability density function)  $p(X_k)$ 는

$$p(X_k) = \frac{n_k}{n}, \quad \text{for } k = 0, 1, \dots, L-1$$

$n_k$ 는  $k=0, 1, \dots, L-1$ 일때, 입력 영상  $X$ 에서  $X_k$ 레벨의 명암도의 개수를 나타낸다. 누적분포함수(cumulative density function)  $c(x)$ 는

$$c(x) = \sum_{i=0}^k p(X_i) \quad \text{where } X_k = x \text{ for } k = 0, 1, \dots, L-1$$

## Histogram Equalization

- 정의에 의해서

$$c(X_{L-1}) = 1$$

히스토그램 평활화는 누적분포함수로 정규화(normalization)된 값을 입력영상의 동적범위 전반에 걸쳐서 변환함수(transformation function)로 맵핑(mapping)시키는 것이다. 변환함수  $f(x)$ 는

$$f(x) = X_0 + (X_{L-1} - X_0)c(x)$$

히스토그램 평활화의 출력 영상  $Y$ 는

$$\begin{aligned} Y &= f(X) \\ &= f\{X(i,j) \mid X(i,j) \in X\} \end{aligned}$$

## Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization

□ 입력 영상  $X$ 는  $X_L, X_U$ 로 분할된다.  
 일때,  $X_L, X_U$ 는

$$X = X_L \cup X_U$$

where

$$X_L = \{X(i, j) \mid X(i, j) \leq X_m, \forall X(i, j) \in X\}$$

$$X_U = \{X(i, j) \mid X(i, j) > X_m, \forall X(i, j) \in X\}$$

이다.

05-04-26

Intelligent System & Image Analysis

## Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization

□  $X_A, X_B$  에서 각각의 확률밀도함수는

$$p_L(X_k) = \frac{n_L^k}{n_L}, \text{ where } k = 0, 1, \dots, m$$

$$p_U(X_k) = \frac{n_U^k}{n_U}, \text{ where } k = m+1, m+2, \dots, L-1$$

$n_L^k, n_U^k$ 는  $\{X\}_L, \{X\}_U$ 에서  $X_k$ 레벨의 명암도의 개수를 나타낸다.  
 $\{X\}_L, \{X\}_U$ 의 전체 명암도의 개수는  $n_L, n_U$ 이다.  $n_L, n_U$ 는

$$n_L = \sum_{k=0}^m n_L^k$$

$$n_U = \sum_{k=m+1}^{L-1} n_U^k$$

05-04-26

8

Intelligent System & Image Analysis

## Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization

□ 정의에 의해서

$$C_L(X_m) = 1, C_U(X_{L-1}) = 1$$

누적분포함수로 정규화(normalization)된 값을 입력영상의 제안된 동적범위 전반에 걸쳐서 변환함수(transformation function)로 맵핑(mapping)시키는 것이다. 그러면 각각 두 개의 변환함수는

$$f_L(x) = X_0 + (X_m - X_0)c_L(x)$$

$$f_U(x) = X_{m+1} + (X_{L-1} - X_{m+1})c_U(x)$$

## Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization

□ 마지막으로 제안된 기법에서 출력 영상은 Y는

$$\begin{aligned} Y &= f(X) \\ &= f_L(X_L) \cup f_U(X_U) \end{aligned}$$

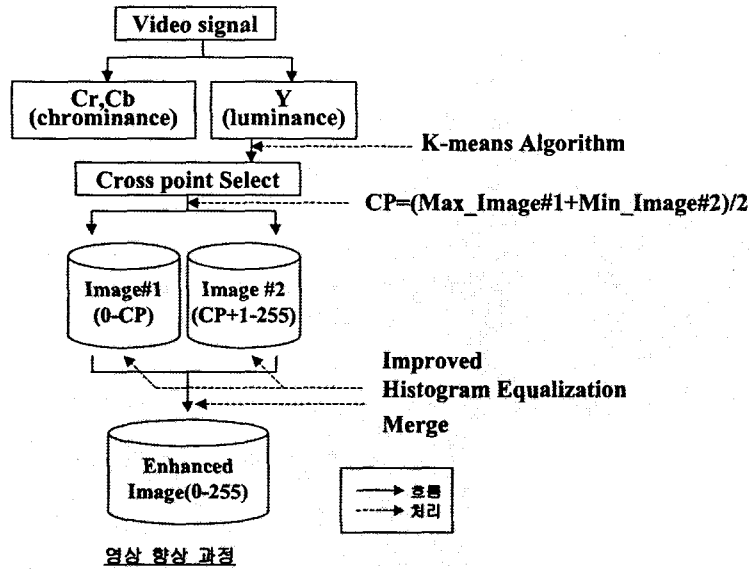
where

$$f_L(X_L) = \{f_L(X(i, j)) \mid \forall X(i, j) \in X_L\}$$

$$f_U(X_U) = \{f_U(X(i, j)) \mid \forall X(i, j) \in X_U\}$$

로 표현할 수 있다.

## Image Contrast Enhancement Technique Using Clustering Algorithm



05-04-26

11

Intelligent System & Image Analysis

## Image Contrast Enhancement Technique Using Clustering Algorithm

- 입력 영상  $X$ 는  $X_A, X_B$ 로 분할된다. 분할된 영상에서 각각 명암도의 최소값을  $M_a, M_b$ 라 하고 최대값을  $M_A, M_B$ 라 하고 할때,  $X_A, X_B$ 는

$$X = X_A \cup X_B$$

where

$$X_A = \{X(i, j) \mid X(i, j) \geq M_a \text{ and } X(i, j) \leq M_A, \forall X(i, j) \in X\}$$

$$X_B = \{X(i, j) \mid X(i, j) \geq M_b \text{ and } X(i, j) \leq M_B, \forall X(i, j) \in X\}$$

이다.

05-04-26

12

Intelligent System & Image Analysis

## Image Contrast Enhancement Technique Using Clustering Algorithm

□  $X_A, X_B$  에서 각각의 확률밀도함수는

$$p_A(X_k) = \frac{n_A^k}{n_A}, \text{ where } k = M_a, M_{a+1}, \dots, M_A$$

$$p_B(X_k) = \frac{n_B^k}{n_B}, \text{ where } k = M_b, M_{b+1}, \dots, M_B$$

$n_A^k, n_B^k$  는  $\{X\}_A, \{X\}_B$  에서  $X_k$  레벨의 명암도의 개수를 나타낸다.  $\{X\}_A, \{X\}_B$  의 전체 명암도의 개수는  $n_A, n_B$  이다.  $n_A, n_B$  는

$$n_A = \sum_{k=M_a}^{M_A} n_A^k$$

$$n_B = \sum_{k=M_b}^{M_B} n_B^k$$

## Image Contrast Enhancement Technique Using Clustering Algorithm

□ 정의에 의해서

$$C_A(X_{M_A}) = 1, C_B(X_{M_B}) = 1$$

누적분포함수로 정규화(normalization)된 값을 입력영상의 제안된 동적범위 전반에 걸쳐서 변환함수(transformation function)로 맵핑(mapping)시키는 것이다. 그러면 각각 두 개의 변환함수는

$$f_A(x) = CP * C_A(x)$$

$$f_B(x) = CP + (L - CP) * C_B(x)$$

## Image Contrast Enhancement Technique Using Clustering Algorithm

□ 마지막으로 제안된 기법에서 출력 영상은  $Y$ 는

$$\begin{aligned} Y &= f(X) \\ &= f_A(X_A) \cup f_B(X_B) \end{aligned}$$

where

$$\begin{aligned} f_A(X_A) &= \{f_A(X(i, j)) \mid \forall X(i, j) \in X_A\} \\ f_B(X_B) &= \{f_B(X(i, j)) \mid \forall X(i, j) \in X_B\} \end{aligned}$$

로 표현할 수 있다.

## Single-Scale Center/Surround Retinex

□ SSR의 일반적인 형태는

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

이다.

여기서,  $I_i(x, y)$ 는  $i$ 번째 스펙트럼 영역안의 영상의 분배를 말하며, 이때,  $N$ 는 스펙트럼 밴드의 크기이며, 흑백 영상(gray-scale image)일 경우에는  $N=1$ 이고, 칼라 영상 경우에는  $N=3$ ,  $i \in R, G, B$ 이다.  $*$ 는 convolution 연산자이다.1



## Single-Scale Center/Surround Retinex

□  $F(x, y)$ 는 surround 함수

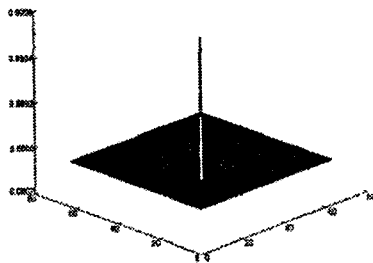
$$F(x, y) = Ke^{-r^2/c^2}$$

이며,  $c$ 는 Gaussian surround space constant 이다. 그리고,  $K$ 는

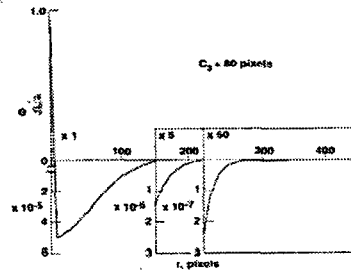
$$\iint F(x, y) dx dy = 1$$

를 만족하는 값이다.  $R_i(x, y)$ 는 Retinex출력을 나타낸다.

## Single-Scale Center/Surround Retinex



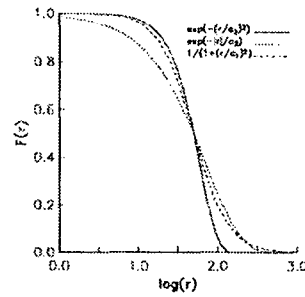
(a) 3-D representation



(b) Cross-section to illustrate wide weak surround

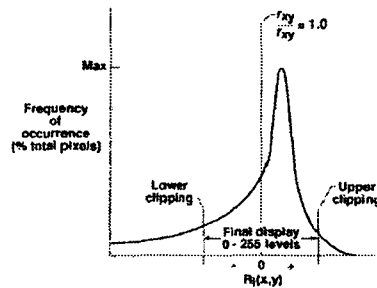
(그림) center/surround retinex 연산자의 공간적인 형태  
(Spatial form of the center/surround retinex operator)

## Single-Scale Center/Surround Retinex



(그림) 세 가지 주변함수들의 비교  
(역 정방형, 지수 함수, 가우시안)

## Single-Scale Center/Surround Retinex



(그림) Retinex 이론을 이용하여 처리한 히스토그램의 특징

## Multi-Scale Center/Surround Retinex

- MSR은 SSR를 몇몇 다른 SSR 출력의 가중치의 합으로 표현할 수 있다.

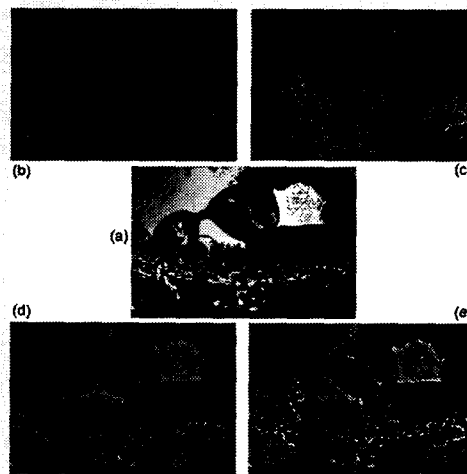
$$R_{MSR_i} = \sum_{n=1}^N W_n R_{n_i}$$

여기서,  $N$ 은 크기(scale)를 말하며, RGB영상일 경우에는  $i$ 는 3이다.  $R_{n_i}$ 는  $n$ 번째 크기의  $i$ 번째 스펙트럼 성분이다.  $R_{MSR_i}$ 는  $i$ 번째 MSR 출력의 성분이다.  $W_n$ 는  $n$ 번째 크기의 가중치 값이다.

- $R_n(x, y)$ 의 주변 함수는

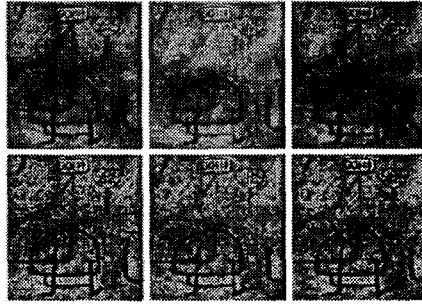
$$F(x, y) = Ke^{-r^2/c_n^2}$$

## Multi-Scale Center/Surround Retinex



(그림) MSR 결과 영상 (a)원 영상, (b) $c_n = 5$ , (c) $c_n = 20$ , (d) $c_n = 240$ , (e) MSR ( $W_n = 1/3$ ,  $n = 1, 2, 3$ )

## Multi-Scale Center/Surround Retinex









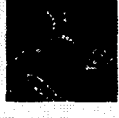





(그림) 조명효과에 따른 MSR 결과 영상

## 실험 결과 및 성능 평가

□ NASA의 Langley Research Center에서 제공한 실험 영상 (256 × 256) 6개와 의료영상 4개를 사용하여 HE, BBHE, ICECA, SSR, MSR기법 등에 적용한 결과를 영상 해석적인 측면과 칼라 복원 능력의 성능 비교를 하였다.

## Single-Scale Center/Surround Retinex 영상 실험

Original	SSR		
	c = 60	c = 70	c = 80
			
			
			

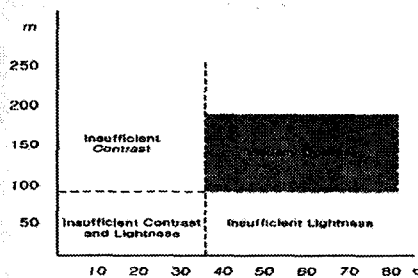
(그림) 주변 상수인  $c$ 값에 따른 SSR 결과 영상( $c = 60, 70, 80$  pixels)

05-04-26

25

Intelligent System & Image Analysis

## Single-Scale Center/Surround Retinex 영상 실험



(그림) 가설: contrast and lightness

\*  $c$ 값이 40 ~ 80, 영상의 평균( $m$ )이 100 ~ 200일 때, Contrast와 Lightness가 최적이 된다.

05-04-26

26

Intelligent System & Image Analysis

## Multi-Scale Center/Surround Retinex 영상 실험

- 실험을 위해  $N$ 을 3( $c_n = 5, 20, 240$ )이라 하고,  $W_n = 1/3$ 로 입력영상에 MSR한 결과이다. 주변 상수 값이 작을( $c_n = 5$ )때는 입력영상의 에지(edge) 강조하고, 영상의 색조 정보를 잃어버리는 고주파 통과 필터(highpass filter)의 효과를 가지며, 높을( $c_n = 240$ )때는 훌륭한 색조 정보를 얻을 수 있는 반면, 에지가 흐려지는 저주파 통과 필터(lowpass filter)효과를 가진다. 중간( $c_n = 20$ )일 때, 동적인 범위와 훌륭한 색조 정보를 얻을 수 있다. 결국, MSR의 결과는 세 가지 SSR 출력의 평균이다.













## Multi-Scale Center/Surround Retinex 영상 실험

[표] MSR의 구현을 위해 사용된 상수들

Constant	N	$C_1$	$C_2$	$C_3$	G	b	$w_n$
Value	3	5	20	240	175	-0.575	1/3

MSR의 결과를 출력 영역(display domain)으로 변화시키기 위한 gain/offset 조정은 각 스펙트럴 채널(spectral channel)에 독립적이다. 여기서, G는 gain, b는 offset값을 나타낸다

## Multi-Scale Center/Surround Retinex 영상 실험

Original	SSR		
	$c_n = 5$	$c_n = 20$	$c_n = 240$
			
			
			






(그림) 주변 상수인  $c_n$  값에 따른 SSR 결과 영상( $c_n = 5, 20, 240$  pixels)

## Multi-Scale Center/Surround Retinex 영상 실험



(그림) MSR 결과 영상

## 실험 영상 비교

		
Original Image	HE	BBHE
		
ICECA	MSR	






(그림) 실험 영상 비교(1)

05-04-26

31

Intelligent System & Image Analysis

## 실험 영상 비교

		
Original Image	HE	BBHE
		
ICECA	MSR	

(그림) 실험 영상 비교(2)






05-04-26

32

Intelligent System & Image Analysis



## 실험 영상 비교

		
Original Image	HE	BBHE
		
ICECA	MSR	


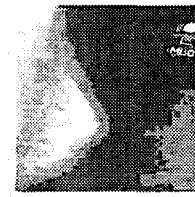
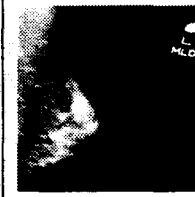


(그림) 실험 영상 비교(3)

05-04-26

33

Intelligent System & Image Analysis

## 실험 영상 비교

		
Original Image	HE	BBHE
		
ICECA	MSR	

(그림) 실험 영상 비교(4)

05-04-26

34

Intelligent System & Image Analysis

## 결론

### □ HE

- 영상의 엔트로피(entropy)를 최대화 하기 위한 가장 잘 알려진 기법중 하나이다
- 입력 영상이 그레이 레벨(gray level)일 경우, 입력 영상의 확률분포가 최대일 때, 영상의 엔트로피는 최대가 된다.
- HE기법을 칼라 영상에 적용할 경우 계단현상인 알리아싱(aliasing)현상과 원 영상의 색채 정보를 잃어버린다.
- 입력 영상의 밝기값을 변화시키는 문제점을 가지고 있다.

## 결론

### □ BBHE

- 입력 영상의 밝기값(brightness)을 보존하면서 동적인 범위(dynamic range)로 영상을 향상
- 평균값을 이용해서 교차점을 선정한 결과 물체(object)와 배경(background)을 잘 분리해 내지 못한다.
- 알리아싱현상과 원 영상의 색채 정보를 잃어버리는 문제점
- 칼라 영상의 해석적인 측면과 색채 항등성을 잘 유지하지 못한다.

## 결론

### □ ICECA

- K-means 알고리즘을 이용해서 교차점을 선정
- 물체와 배경은 잘 분리해 내는 반면 교차점 선정시 알고리즘 수행시간이 다소 걸리는 문제점
- 알리아싱(aliasing)현상과 칼라 영상의 해석적인 측면인 색채 복원 능력도 떨어진다.

## 결론

### □ SSR

- 인간의 시각시스템을 모방하는 한 가지 접근 기법
- 주변 상수 값이 작을( $c = 5$ )때는 입력영상의 에지(edge) 강조하고, 영상의 색조 정보를 잃어버리는 고주파 통과 필터(highpass filter)의 효과
- 높을( $c = 240$ )때는 훌륭한 색조 정보를 얻을 수 있는 반면, 에지가 흐려지는 저주파 통과 필터(lowpass filter)효과
- 중간( $c = 20$ )일 때, 동적인 범위와 훌륭한 색조 정보를 얻을 수 있다.

## 결론

### □ MSR

- 인간의 시각시스템을 모방하는 한 가지 접근 기법
- MSR의 결과는 세 가지 SSR 출력의 평균의 합
- MSR기법은 영상의 전후 관계가 약한 구조와 공간적이고 스펙트럼한 조명과 같은 외래 변수에 관한 영상 표현 영상의 구조적인 특징의 의존성을 줄인다
- MSR기법은 외부 조명의 변화에 따른 색채 항등성을 유지

## 결론

[표] 각 방법별 특징 및 장·단점 비교

방법 비교분야	HE	BBHE	SSR(c=80)	MSR	ICECA
밝기값 보존	Very Poor	Good	Very Good	Excellent	Very Good
색채정보 보존	Poor	Poor	Good	Very Good	Good
대비 강화	Very Good	Very Good	Excellent	Excellent	Excellent
색채 복원	Fair	Fair	Good	Very Good	Good
영상 해석	Good	Good	Very Good	Excellent	Very Good
수행 속도	Excellent	Very Good	Good	Poor	Good