

비선형 평활화와 다차원의 명암변화에 기반을 둔 영상인식

Image Recognition Based on Nonlinear Equalization and Multidimensional Intensity Variation

조용현[†]

Yong-Hyun Cho

대구가톨릭대학교 IT공학부

School of Information Tech. Eng., Catholic Univ. of Daegu

요약

본 논문에서는 영상의 비선형 평활화와 다차원의 명암변화에 기반을 둔 조합형 인식기법을 제안하였다. 여기서 비선형 평활화는 적응적 변형의 히스토그램 재조정 전처리 기법으로 영상의 밝기를 조정하여 화질을 개선하기 위함이다. 다차원의 명암변화는 인접 픽셀간의 밝기변화를 4단계로 나누어 고려함으로써 영상의 속성을 더욱 더 정확하게 반영하기 위함이고, x축과 y축의 2방향 각각의 명암변화를 고려한 정규상호상관계수는 좀 더 포괄적으로 영상의 유사성을 측정하기 위함이다. 제안된 기법을 50개 40*40 픽셀의 명암도 변화를 가지는 얼굴영상들을 대상으로 실험한 결과, 평활화를 수행하지 않거나 선형 평활화를 수행한 기법에 비해 각각 영상의 속성을 잘 반영한 우수한 인식성능이 있음을 확인하였다.

키워드 : 영상인식, 비선형 히스토그램 평활화, 명암변화, 유사성 척도, 정규상호상관계수

Abstract

This paper presents a hybrid recognition method, which is based on the nonlinear histogram equalization and the multidimensional intensity variation of an images. The nonlinear histogram equalization based on a adaptively modified function is applied to improve the quality by adjusting the brightness of the image. The multidimensional intensity variation by considering the a extent of 4-step changes in brightness between the adjacent pixels is also applied to reflect accurately the attributes of image. The statistical correlation that is measured by the normalized cross-correlation(NCC) coefficient, is applied to comprehensively measure the similarity between the images. The NCC is considered by the intensity variation of each 2-direction(x-axis and y-axis) image. The proposed method has been applied to the problem for recognizing the 50-face images of 40*40 pixels. The experimental results show that the proposed method has a superior recognition performances to the method without performing the histogram equalization, or the linear histogram equalization, respectively.

Key Words : Image Recognition, Nonlinear Histogram Equalization, Intensity Variation, Similarity Criterion, Normalized Cross-correlation Coefficient

1. 서론

조명의 변화, 상호 겹침에 따른 차단, 지나친 조명에

접수일자: 2014년 4월 29일

심사(수정)일자: 2014년 7월 7일

게재확정일자 : 2014년 7월 16일

[†] Corresponding author

이 논문은 2013년도 대구가톨릭대학교 교내연구비 지원에 의한 것임

This is an Open-Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License (<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.

의한 포화(saturation) 등 환경변화에 의해 특징을 잘 나타내지 못하거나 인식이 불가능한 화질의 영상이 얻어질 수 있다. 최근 영상인식이나 정합, 그리고 영상 신호의 전송을 위해 획득된 영상의 화질개선에 대한 요구가 높아지고 있다[1-5]. 이를 위한 기존의 히스토그램 평활화(conventional histogram equalization : CHE)는 가장 널리 이용되는 화질개선 기법으로 히스토그램에 의한 누적분포함수(cumulative density function : CDF)의 변환함수에 따라 명암도의 동적영역을 재조정하는 공간영역 기법이다[2-9]. 하지만 평활영상의 밝기가 과도하게 변하는 문제점이 있으며, 이를 해결하기 위한 기법들에는 히스토그램의 대칭성이나 세밀한 부분의 향상 및 평활에 걸리는 시간 등에서 화질 개선정도의 한계가 있어, 다양한 종류의 일반영상에 적용하기에는 제약이 있다[6-9]. 따라서 다양한 히스토

그램 분포를 가지는 영상에서도 우수한 화질개선 성능을 가지면서도 평활에 소요되는 계산부하의 감소를 위한 대안 제시가 요구된다.

한편 영상인식에는 명암의 특징이나 세기를 고려한 기법으로 특징기반 접근(feature-based approach)법과 영상기반 접근(intensity-based approach)법이 널리 이용되고 있다[3-5]. 전자는 명암을 고려하지 않는 방법으로 영상에서 공통적 속성을 제공하는 특징만을 찾아 인식에 이용하는 방법이다. 여기에는 국부적 특징들을 이용하는 Hough 변환의 일반화(generalizing Hough transform : GHT)법과 기하학적 특징들을 이용하는 색인접근(indexing approach)법 등이 있다[3-5]. 또한 후자는 영상의 전체 명암을 기반으로 한 방법으로 대상 영상 상호간의 명암 관계가 매우 복잡하거나 상관관계를 잘 알 수가 없으면 높은 인식률을 보장하지 못하는 제약이 있다. 여기에는 주로 명암도의 통계적 정보를 이용하는 방법들로 상관계수(correlation coefficient : CC) 기법, 자승차의 합(sum of squared difference : SSD) 기법, 그리고 색이나 히스토그램 색인(color or histogram indexing) 기법 등이 있다[3-5]. 하지만 어느 방법에서도 조명 등과 같은 환경변화에 강건한 인식은 이루어지지 않고 있다. 따라서 명암변화와 같은 주변 환경변화에도 보다 강건한 인식이 가능한 방법의 제시가 절실하다.

일반적으로 영상인식에서는 참조영상과 입력영상으로부터 추출된 속성들의 유사성을 비교하여 판단한다. 유사성을 비교하는 방법으로 특징기반 방법은 영상들로부터 추출될 수 있는 두드러진 구조들을 이용하며, 영역기반 방법은 영상의 전체 영역을 대상으로 특징의 검출보다는 오히려 특징의 정합에 중점을 둔다. 특히 널리 이용되고 있는 영역기반 방법에서의 인식은 참조영상과 입력영상간의 거리나 상관도를 유사성의 척도로 이용한다[10]. 거리에 바탕을 둔 유사성 비교는 계산 부하가 적으나 구성성분에 대한 비교는 불가능하며, 대상 영상간의 평균값 사이에 차이가 심할 경우 분류오차가 크다. 또한 상관도는 구성성분의 비교도 가능하고 지역독립성(location-free)과 척도독립성(scale-free)이 있으나 계산 부하가 큰 제약이 있다. 한편 거리를 측정하는 방법에는 벡터접근법과 확률적 접근법이 있으며, 상관도 측정법으로는 상호상관(cross-correlation)법과 자기상관(auto-correlation)법이 있다[10]. 일반적으로 상관도에 의한 분류는 참조영상과 입력영상의 유사성을 비교함으로써 가능하다. 하지만 여기서 영상 에너지가 위치에 따라 변한다면 인식이 되지 않는 경우가 발생되고, 유사성의 범위는 영상의 크기에 의존하며, 나아가 조명의 선형적인 변화에 매우 민감한 제약들이 있다. 이러한 제약들을 해결하기 위해 정규상호상관계수(normalized cross-correlation coefficient : NCC)가 제안되었고, 대상 영상사이의 유사성을 평가하기 위한 metric으로서 가장 널리 이용되고 있다[10]. NCC는 -1에서 1사이의 값을 가져 검출이나 판정을 위한 문턱치의 설정이 기존의 상호상관보다 훨씬 용이하다.

본 논문에서는 영상의 비선형 평활화와 다차원의 명암변화에 기반을 둔 조합형 인식기법을 제안하였다. 여기서 비선형 평활화는 적응적 변형의 히스토그램 재조정 전처리 기법으로 영상의 밝기를 조정하여 화질을 개선하기 위함이다. 또한 다차원의 명암변화는 인접 픽

셀간의 밝기변화를 4단계로 나누어 고려함으로써 영상의 속성을 더욱 더 정확하게 반영하기 위함이고, x축과 y축의 2방향 각각의 명암변화를 고려한 정규상호상관계수는 좀 더 포괄적으로 영상의 유사성을 측정하기 위함이다. 제안된 기법을 40*40픽셀의 명암이 다른 50개 얼굴영상들[11]을 대상으로 실험하여 전처리로 평활화를 수행하지 않거나 선형 평활화를 수행한 기법과의 인식성능을 비교·고찰한다.

2. 적응적 변형의 비선형 히스토그램 평활화

히스토그램의 누적분포함수를 기반으로 하는 CHE는 평활과정의 간단하여 지금까지 널리 이용되고 있으나 대상영상에 따라서는 변환영상의 밝기가 과도하게 변하여 화질이 오히려 떨어지는 제약이 있다[5-9]. 이를 극복하기 위해 히스토그램을 적응적으로 변형한 히스토그램 평활화(adaptively modified histogram equalization : AMHE) 기법이 제안되었다[8, 9]. AMHE는 비슷한 명암도가 집중되어 있는 영상에서 밝기정도를 명확히 구별하기 위해 각 명암도의 발생빈도에 따라 변하는 변환함수를 얻고, 이를 이용하여 영상의 각 밝기를 재조정함으로써 화질을 향상시키는 방법이다. 발생빈도가 높은 명암은 영상에서 비중이 크므로 주위 명암과의 밝기 차이를 비교적 크게 하여야 인접 명암간의 구별이 명확한 영상을 얻을 수 있고, 발생빈도가 작은 명암은 영상을 이루는데 중요성이 떨어지기에 인접 명암과의 차이를 크게 할 필요가 없다. 이와 같이 명암의 발생빈도에 따라 밝기 향상 정도를 다르게 적용했을 때 영상의 세밀한 부분까지 구별이 가능하다.

그림 1(a), (b), (c)는 각각 AMHE에서 비슷한 명암도가 집중된 특정영역의 히스토그램, 평활을 위한 변환함수, 히스토그램 조정방법을 예시로 나타낸 것이다[8]. 특히 그림 1(b)에서는 선형특성을 가지는 CHE에 비해

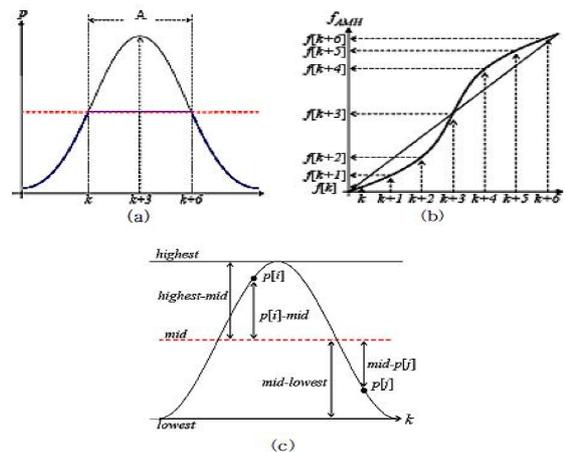


그림 1. 집중된 히스토그램 (a), 변환함수 (b), 조정방법도 (c)

Fig. 1. Concentrated histogram p (a), translation function f_{AMH} (b), and adjust method (c).

AMHE에서는 굵은 실선과 같은 형태의 비선형적 특성을 가지는 변환함수를 나타낸 것이다. 이는 히스토그램의 발생빈도가 높은 명암도와 낮은 명암도는 그 발생빈도의 크기에 따라 밝기 향상 정도를 서로 다르게 변화하기 때문에 비슷한 밝기분포를 가지는 영역에서도 경계선과 같은 세밀한 부분을 나타낼 수 있다. 그림 1(c)는 그림 1(b)의 비선형 특성의 변환함수를 얻기 위한 히스토그램의 조정방법을 도시한 것이다. 그림 1(c)에서 히스토그램의 조정을 위해 히스토그램의 최대 발생빈도수 *highest* 와 최소 발생빈도수 *lowest*을 각각 구하고, 이를 이용한 평균 발생빈도수 $mid = \frac{(highest - lowest)}{2}$ 을 계산한다. 이 발생빈도수를 이용하여 조정된 히스토그램 $p_{AMH}[k]$ 을 계산하며, 이때 원 영상의 히스토그램 $p[k]$ 가 *mid*보다 큰 경우와 그렇지 않는 경우로 나누어 조정한다. 이렇게 하면 명암도가 집중된 발생빈도가 많은 영역에서는 발생빈도를 제한하여 영상의 과도한 밝기변화를 막을 수 있고, 발생빈도가 적은 영역에서는 부족한 발생빈도를 보상하여 밝기변화를 높일 수 있다. 따라서 히스토그램의 조정을 위한 계산알고리즘을 정의하면 다음의 식 1과 같다. 즉,

$$\begin{aligned} & \text{if } (p[k] > mid) \text{ then} & (1) \\ & p_{AMH}[k] = mid + \frac{(p[k] - mid)^2}{highest - mid} \cdot \alpha \\ & \text{else} \\ & p_{AMH}[k] = mid - \frac{(mid - p[k])^2}{mid - lowest} \cdot \alpha \end{aligned}$$

이다. 여기에서 α 는 그림 1(b)에서 직선의 선형함수와 비선형 함수간의 거리를 조정하는 계수로 화질의 개선 정도를 제어한다. α 값이 커지면 명암도의 확장정도가 증가되어 영상대비는 증가하게 된다. 제시된 화질개선 계수 α 의 계산식은 다음의 식 2와 같다. 즉,

$$\alpha = \begin{cases} \frac{X_m - X_{ml}}{X_{m\mu} - X_{ml}}, & \text{for } 0 \leq k \leq X_m \\ \frac{X_{m\mu} - X_m}{X_{m\mu} - X_{ml}}, & \text{for } X_m < k \leq L-1 \end{cases} \quad (2)$$

$$\begin{aligned} \text{where } X_{ml} &= \sum_{k=0}^{X_m} k \cdot p[k] / \sum_{k=0}^{X_m} p[k], \\ X_{m\mu} &= \sum_{k=X_m+1}^{L-1} k \cdot p[k] / \sum_{k=X_m+1}^{L-1} p[k] \end{aligned}$$

이다. 여기서 X_m 는 원 영상의 평균 명암도, X_{ml} 은 X_m 보다 작은 명암도 영역의 평균 명암도, $X_{m\mu}$ 는 X_m 보다 큰 명암도 영역의 평균 명암도를 각각 의미한다.

따라서 식 1과 식 2을 이용한 AMHE는 기존의 CHE와 동일한 과정으로 평활을 수행된다. 즉, 다음의 식 3과 같이 조정된 히스토그램의 누적분포함수 $C_{AMH}[k]$ 을 계산하고, 정규화한 후 평활을 위한 변환함수 $f_{AMH}[k]$ 을 계산하여 영상의 명암을 사상하는 과정

으로 이루어진다.

$$\begin{aligned} C_{AMH}[k] &= \sum_{i=0}^k p_{AMH}[i], & (3) \\ f_{AMH}[k] &= \frac{C_{AMH}[k]}{C_{AMH}[L-1]} \cdot (L-1) \end{aligned}$$

결국 AMHE는 원 영상의 히스토그램 발생빈도수를 사전에 조정하여 이를 기반으로 CHE와 동일한 평활과정을 수행한 기법이다. 이렇게 하면 CHE에서의 과도하게 변하는 명암도의 발생빈도수를 조절하여 밝기를 제어할 수 있으며, 비선형 변환함수를 이용함으로써 비슷한 명암도가 집중된 특정영역의 세밀한 정보까지 식별가능하게 된다[9].

3. 명암변화 기반 통계적 상관도

명암은 영상의 시각적인 속성을 반영하며, 영상인식에서 명암의 특성을 이용한 기법들이 널리 이용되고 있다 [4, 5]. 제안된 기법들 중에서 CC기법은 잡음이 섞이거나 명암이 변하는 영상에 효과적이거나 부분적인 차단이나 밝은 영역 등으로 인한 영상 내 밝기 변화가 있으면 인식 성능은 떨어진다. 이러한 제약을 해결하기 위해 제안된 NCC 기법은 영상 전체의 명암이 일정하게 변하는 것에 강건하나 부분적 밝기 변화나 차단 등과 같은 외적 변화에는 여전히 제약이 있다[4, 5, 10]. 또한 SSD 기법은 명암도 차의 자승 합을 계산하는 간단하고 빠른 기법이며, 색이나 히스토그램 색인 기법 역시 회전불변의 객체 검색에 유용하나 제안된 기법들에서는 밝기변화와 차단 등에 강건하지 못한 제약은 여전히 존재한다. 따라서 음영이나 차단 및 밝은 영역의 존재 등에서도 강건한 영상인식을 위한 기법의 개발이 요구되며, 그 대안으로 명암 변화 정도의 추이를 이용하여 유사성을 판별하는 새로운 인식기법을 제안한다.

영상의 명암변화 추이는 인접하는 픽셀사이의 명암증감을 고려하는 파라미터를 정의하여 유사성 판별을 위한 평가지수로 이용한다. 즉, 대상이 되는 템플릿 영상 내에서 고려된 픽셀과 이웃 픽셀 간의 명암을 비교하여 증감 정도에 따라 1 또는 0의 이진부호를 부여함으로써 변화 추이를 알 수 있다. 결국 참조영상과 입력영상 각각으로부터 구해진 부호정보의 통계적 속성을 고려한 상관도를 유사성 척도로 이용한다. 이렇게 하면 상대적인 밝기변화가 인식을 위한 두 영상 사이에 그대로 반영되어 명암의 균등변화에 의한 영향이 줄어들게 된다. 또한 명암의 부분적 변화가 있을 때도 명암변화의 방향만 반대아 아니면 영향을 받지 않는 인식이 가능하게 된다. 특히 픽셀사이의 명암변화 정도의 추이만을 고려한 이진부호의 정보를 이용함으로써 진술한 다른 영상기반 인식기법들보다도 계산부하가 줄어들 수 있다. 하지만 명암변화의 증감뿐만 아니라 증감의 정도를 고려한 유사성 척도를 이용한다면 보다 정확한 상관도를 얻을 수 있을 것이다. 즉, 인식을 위한 두 영상 사이에 상대적인 밝기변화를 그대로 반영할 수 있을 뿐만 아니라 변화의 정도도 함께 고려함으로써 보다 정확한 유사성을 도출할 수 있다.

명암의 증감 및 그 변화정도를 나타내는 추이를 다음

과 같이 정의한다. 여기서 이용되는 영상은 명암을 가지는 회색색(gray) 영상으로 1차원 배열된 벡터로 가정한다. 하지만 2차원 배열의 영상에서도 명암의 증감추이는 그대로 확장될 수 있다. 만약 $N+1$ 개 픽셀을 가지는 1차원 참조영상 벡터 $G = \{g_n\}_{n=1,2,\dots,N+1}$ 에서 N 개의 증감 정도를 나타내는 추이벡터 $B = \{b_n\}_{n=1,2,\dots,N}$ 로부터 성분 b_n 은 다음의 식 (4)와 같이 정의한다.

$$b_n = \begin{cases} 01, & [(g_{n+1} - g_n) \geq 0 \mid g_{n+1} - g_n < mean] \\ 00, & [(g_{n+1} - g_n) \geq 0 \mid g_{n+1} - g_n \geq mean] \\ 11, & [(g_{n+1} - g_n) < 0 \mid g_{n+1} - g_n < mean] \\ 10, & [(g_{n+1} - g_n) < 0 \mid g_{n+1} - g_n \geq mean] \end{cases} \quad (4)$$

여기서 성분 b_n 의 값은 회색색 영상의 명암도 0에서 255사이의 값을 2비트의 4단계로 정의한 것으로 명암변화와 그 정도를 각각 2레벨로 나타낸 것이다. 즉, 현재의 픽셀 명암도 g_{n+1} 을 기준으로 이전 픽셀 명암도 g_n 의 증감 및 영상의 평균 명암도 $mean$ 을 기준으로 그 각각에 대한 변화량을 고려하였다. 이는 레벨로 0과 1의 1비트로 단순히 증감만을 2레벨로 표시하는 것에 비해 그 변화정도도 함께 나타내기 위함이다. 또한 2비트로 국한한 것은 레벨의 증가에 따른 계산부하의 증가를 고려한 것이다. $N+1$ 개 픽셀을 가지는 1차원 입력영상 벡터 $G' = \{g'_n\}_{n=1,2,\dots,N+1}$ 와 해당 명암도의 증감 정도를 나타내는 추이벡터 $B' = \{b'_n\}_{n=1,2,\dots,N}$ 의 성분도 식 (4)와 동일하게 정의될 수 있다. 이렇게 정의된 추이벡터에 기반을 둔 유사성 척도를 계산하여 참조영상과 입력영상의 분류척도로 이용한다.

한편 인식을 위한 유사성 척도로 영상의 명암변화 정도를 반영한 추이벡터에 기반을 둔 NCC를 이용한다. 식 (5)는 식 (4)을 바탕으로 $N \times N$ 개의 픽셀을 가진 참조영상과 입력영상 각각의 추이벡터 B 와 B' 에서 원하는 방향에 대한 00인 값의 빈도수를 각각 합한 1차원 벡터 $F_{00}(k)$ 와 $F'_{00}(k)$ 간의 NCC인 상관성 계수 $Corr_{00}(F_{00}, F'_{00})$ 을 나타낸 것이다. 즉

$$Corr_{00}(F_{00}, F'_{00}) = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} [(F_{00}(k) - \overline{F_{00}})(F'_{00}(k) - \overline{F'_{00}})]}{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} (F_{00}(k) - \overline{F_{00}})^2 \sum_{k=0}^{N-1} (F'_{00}(k) - \overline{F'_{00}})^2}} \quad (5)$$

이다. 여기서 $\overline{F_{00}}$ 와 $\overline{F'_{00}}$ 는 각각 벡터 $F_{00}(k)$ 와 $F'_{00}(k)$ 의 산술평균이다. 또한 동일한 방법으로 01, 10, 11의 값에 대한 빈도수를 고려한 상관성 계수 $Corr_{01}(F_{01}, F'_{01})$, $Corr_{10}(F_{10}, F'_{10})$, $Corr_{11}(F_{11}, F'_{11})$ 을 각각 계산한다.

4. 다차원의 유사성 측정

인식을 위한 유사성 척도로 알려진 대부분의 기법들에서는 영상의 일차원적 단방향 속성만을 이용하고 있다 [3-5]. 일반적으로 영상은 방향에 따라 다른 속성을 가지

며, 방향의 고려가 인식성능에 영향을 미친다[5,9]. 영상이 가지고 있는 기하학적 속성이나 통계학적 속성을 더욱 더 잘 반영하기 위해서는 여러 방향의 영상속성을 추출하여 이용함으로써 보다 개선된 인식성능을 얻을 수 있다.

제안된 기법은 영상 상호간의 유사성을 좀 더 정확하게 고려하기 위해서 2 방향을 고려한 4단계의 유사성 비교를 제안한다. 먼저, 식 (5)와 같이 계산된 증감 정도를 고려한 상관성 계수 $Corr_{i,j}(F_{i,j}, F'_{i,j})$ (여기서 $i, j = 0, 1$)로부터 x축 방향에서의 상관계수를 다음 식 (6)과 같이 계산한다. 즉

$$Ncc_x(F, F') = \frac{1}{\sqrt{Corr_{00}(F_{0,0}, F'_{0,0}) \times Corr_{01}(F_{0,1}, F'_{0,1}) \times Corr_{10}(F_{1,0}, F'_{1,0}) \times Corr_{11}(F_{1,1}, F'_{1,1})}} \quad (6)$$

이다. 식 (6)과 동일한 방법으로 y축에 대한 상관관계 $Ncc_y(F, F')$ 도 구한다. 따라서 2차원 행렬의 영상을 대상으로 x축과 y축의 2방향 명암도 추이벡터 기반 전체 정규상호상관계수 $Total_ncc(F, F')$ 을 다음 식 (7)과 같이 계산한다. 즉,

$$Total_ncc(F, F') = \sqrt{Ncc_x(F, F') \times Ncc_y(F, F')} \quad (7)$$

이다. 여기서 $Ncc_x(F, F')$ 는 2차원 행렬 영상에서 명암도의 증감 정도를 나타내는 추이벡터 중 x축 상의 각 행에 위치하는 00, 01, 10, 11인 값의 빈도수를 합한 1차원 벡터 $F_{i,j}(k)$ 와 $F'_{i,j}(k)$ 사이의 유사성 상관계수 $Corr_{i,j}(F_{i,j}, F'_{i,j})$ 의 곱이고, 여기서 k 는 각 행을 나타내는 것으로 1부터 N 까지 값을 가진다. $Ncc_y(F, F')$ 역시 y축 상의 각 열에 대한 유사성 상관계수의 곱이다. 특히 $Ncc_x(F, F')$ 와 $Ncc_y(F, F')$ 는 기본적인 순차적 정렬 상태에 의한 구조적 속성을 반영하기 위함이다. 따라서 제안된 2방향의 명암도 기반 상관계수를 계산하여 유사성을 측정하면 영상 상호간의 작은 구조적 차이도 잘 반영되어 좀 더 효과적인 인식이 가능하다.

따라서 적응적 변형의 비선형 변환함수에 의한 히스토그램 평활화의 전처리 후, 다차원의 명암도 변화추이를 고려하는 정규상호상관계수의 유사성 척도로 판별되어지는 제안된 인식과정을 도시하면 그림 2와 같다.

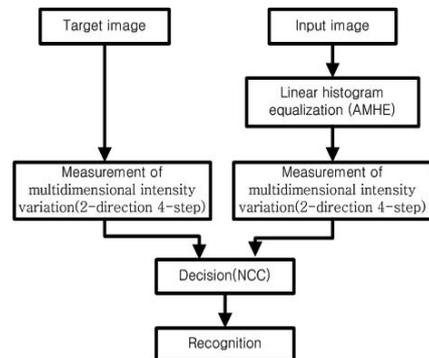


그림 2. 제안된 영상인식 과정
Fig. 2. Proposed image recognition process.

여기서 참조영상과 입력영상은 평활화의 전처리 과정을 거친 후 명암의 증감과 변화정도를 바탕으로 x축과 y축 2방향의 4단계 상관도를 계산하여 인식의 판정을 수행한다. 이렇게 하면 조명과 같은 외부요인에 의해 저하된 화질의 영상은 개선된 후 이용되며, 영상 내에 포함된 고차원의 통계적 속성을 반영한 유사성 측정이 가능하게 되어 인식성능이 개선될 수 있다.

5. 실험 및 결과분석

영상의 비선형 히스토그램 평활화의 전처리와 다차원의 명암변화 정보를 이용한 통계적 상관도 기반 제안된 조합형 인식기법의 성능을 평가하기 위해 PF07의 40*40 픽셀의 50개 얼굴영상[11]을 대상으로 실험하였다. 실험환경은 펜티엄IV-3.0G 컴퓨터에서 Matlab 2008로 구현하였다. 또한 인식의 판별을 위한 유사성 척도로 참조영상과 입력영상 각각의 명암변화추이벡터간 전체정규상호상관계수 $Total_ncc$ 을 이용하였다.

그림 3은 평활화 비적용과 기존의 CHE 및 AMHE의 평활화 성능을 각각 비교하기 위해 하나의 시험영상을 대상으로 실험한 결과이다. 일반적으로 영상의 화질개선 정도를 나타내기 위한 정량적인 척도는 없으며 주로 육안의 주관적인 판단에 근거한다[9]. 먼저 그림 3(a),(b),(c)는 각각 실험에 이용된 원 시험영상, 히스토그램, 그리고 누적히스토그램을 나타낸 것이다. 여기서 보면, 원 시험영상은 명암분포가 좌측의 한쪽에 치우쳐 화질이 나쁜 어두운 얼굴영상임을 알 수 있다. 그림 3(d),(e),(f)는 각각 원 시험영상을 대상으로 기존의 평활화 CHE를 적용한 결과영상들로 오히려 원 시험영상보다 화질이 나빠 그 개선정도를 알 수 없을 정도이다. 이는 그림 3(b)의 원 시험영상의 히스토그램을 보면 특정 명암도의 발생빈도가 매우 높아 평활 후 결과영상의 밝기가 과도하게 변해 오히려 영상의 화질이 과하게 변하였기 때문이다. 또한 변환된 그림 3(e),(f)을 각각 보면 발생빈도가 높은 명암도만을 대상으로 더욱 넓게 분포하는 히스토그램과 선형변환함수에 따른 누적히스토그램을 볼 수 있다. 따라서 CHE에서 명암도의 변화정도는 그 발생빈도수의 크기에 따른 선형변환 특성의 누적분포에 의해 항상 일정함을 알 수 있다. 한편 그림 3(g),(h),(i)는 AMHE에 의한 결과영상, 히스토그램, 누적히스토그램을 각각 나타낸 것이다. 그림 3(g)의 경우, 그림 3(d)의 CHE보다 과도한 밝기 변화를 막으므로 화질이 개선됨을 알 수 있다. 또한 그림 3(h),(i)을 보면 각각 원 영상의 히스토그램과 누적히스토그램인 그림 3(b),(c)와 유사하나 히스토그램의 분포가 약간 우측으로 이동되었으며, 좀 더 넓은 분포를 가지는 비선형 누적히스토그램임을 알 수 있다. 이는 AMHE의 결과영상 밝기가 밝아짐과 동시에 화질도 개선되었음을 보여 준 것이다. 따라서 AMHE는 CHE보다 개선된 화질을 얻을 수 있어 우수한 히스토그램 평활화 속성이 있음을 알 수 있다. 한편 CPU 시간으로 측정된 평균 평활화 시간에서 CHE와 AMHE는 각각 약 15.6ms과 약 78.1ms 정도로 AMHE가 CHE보다는 약 5.0배 정도 느림을 알 수 있다. 이는 AMHE에서 CHE와 동일한 과정을 포함할 뿐만 아니라 원 영상의 히스토그램 발

생빈도수를 사전에 조정하는 과정이 추가적으로 수행되기 때문이다.

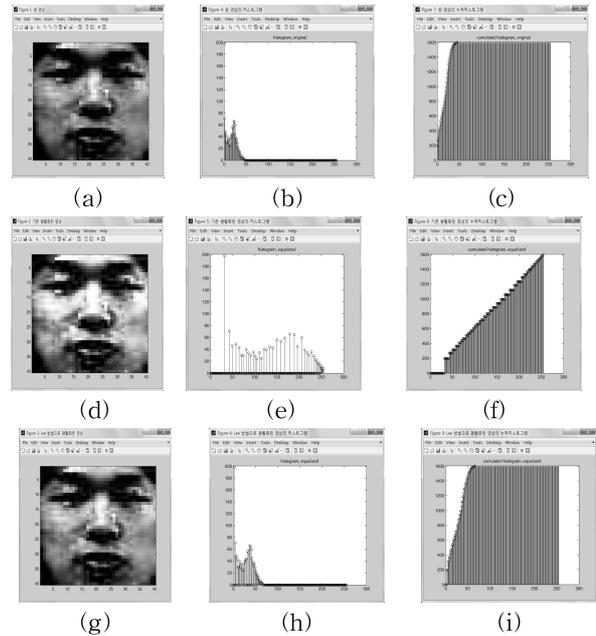


그림 3. 히스토그램 평활화 결과

(a) 원 영상과 (b) 히스토그램 및 (c) 누적히스토그램, (d) CHE 영상과 (e) 히스토그램 및 (f) 누적히스토그램, (g) AMHE 영상과 (h) 히스토그램 및 (i) 누적히스토그램

Fig. 3. Histogram equalization results.

(a) Original image, (b) it's histogram, and (c) cumulative histogram, (d) CHE image, (e) it's histogram, and (f) cumulative histogram, (g) AMHE image, (h) it's histogram, and (i) cumulative histogram.

그림 4는 2인의 얼굴영상을 대상으로 명암과 대비를 가변시켜 밝기를 다르게 한 50개 시험영상들 중 20개 영상들과 그 각각의 히스토그램들을 함께 나타낸 것이다. 첫 번째 사람 얼굴영상 f1의 27개와 두 번째 사람 영상 f2의 23개를 대상으로 제안된 기법의 성능을 확인하였다. 여기서 영상의 대비는 -50으로 하고 그 각각에 대해 명암을 바꾸어 평균명암도와 중간명암도를 변화시킨 것이다. 그림 4에서 영상 f1-1과 f2-1은 각각 평균명암도와 중간명암도가 79.6과 86 및 86.83과 93인 원 얼굴의 학습영상들이고, 나머지 영상들은 이들 영상을 기반으로 밝기를 다르게 한 시험영상들이다. 여기에서 보면, 학습영상의 경우 히스토그램이 넓게 분포된 대비가 높은 고화질의 영상임을 알 수 있다. 하지만 나머지 시험영상들의 히스토그램은 한쪽으로 치우치거나 좁게 분포되어 전체적으로 어둡거나 밝은 영상일 뿐만 아니라 명암이 급격하게 변화되는 대비가 떨어지는 저화질의 영상들임을 알 수 있다. 특히 평균명암도와 중간명암도가 각각 2.0과 0인 f2-2, 18.31과 18인 f1-3 및 15.42과 17인 f1-7 영상의 경우는 어두우면서도 아주 낮은 대비를 가지는 화질이 가장 떨어지는 얼굴영상들이고, f1-4 및 f2-3, f2-7, f2-8도 어두운 저화질 영상임을 알 수 있다. 또한 f1-2, f1-5 및 f2-4, f2-5, f2-9,

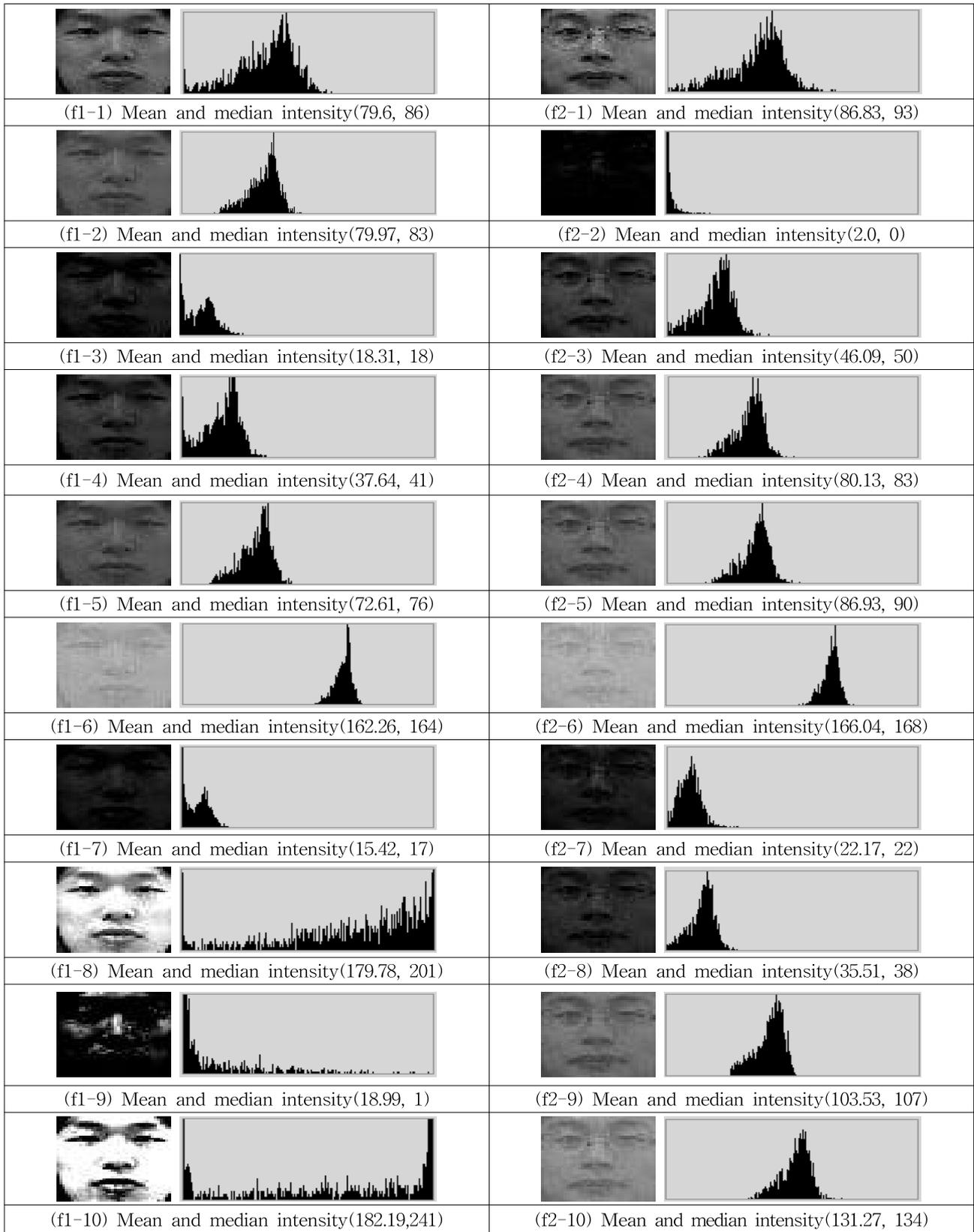


그림 4. 밝기변화의 실험 얼굴영상

Fig. 4. Experimental face images of intensity variations.

f2-10 영상들 역시 서로 유사한 명암분포를 가지며, f1-6과 f2-6의 경우는 대비가 낮을 뿐만 아니라 우측으로 치우친 히스토그램으로 밝은 얼굴영상들이다. 한편 f1-8, f1-9, f1-10 영상들의 명암도는 넓게 분포되었으나 영상 f1-8의 경우는 평균명암도와 중간명암도가 각각 179.78과 201인 밝은 명암을 가진 얼굴이고, 영상 f1-9는 평균명암도와 중간명암도가 각각 18.99과 1인 어두운 명암에 치우친 낮은 대비를 가진 f1-7 영상과 유사한 속성을 가지고 있다. 또한 f1-10 영상의 경우는 평균명암도가 182.19이고 중간명암도는 241이나 여기에 서도 이 영상은 다양한 명암도를 가진 넓은 분포의 히스토그램을 가지나 주로 양 끝에 치우친 분포를 가지고 있다. 그림 4의 히스토그램 분포에서 명암은 좌측에서 우측으로 갈수록 밝아진다. 따라서 시험영상들의 경우는 명암도가 좁게 분포하여 대비가 떨어지거나 한쪽으로 치우쳐 지나치게 밝거나 어두운 영상들이다. 또한 히스토그램이 넓게 분포한 영상일지라도 평균명암도와 중간명암도에서 알 수 있듯이 전체적으로 보면 한쪽이나 양쪽에 치우친 분포를 가져 화질이 떨어지는 영상임을 알 수 있다. 이는 히스토그램 분포가 집중된 저화질의 영상들에 히스토그램 평활화의 전처리를 적용한 화질개선에 의한 인식성능을 고찰하기 위함이다.

한편 그림 5는 히스토그램의 분포를 달리하는 학습 영상을 포함하는 27개의 시험얼굴영상 f1을 대상으로 히스토그램 평활화의 전처리 비적용 NHE 및 전처리로 기존의 평활화 CHE와 적응적 변형의 평활화 AMHE를 각각 실행시킨 영상의 명암변화추이벡터를 이용한 결과를 나타낸 것이다. 여기서 명암변화추이는 x축과 y축의 2방향 각각에 대해 명암의 변화정도를 4개의 값으로 나누어 고려한 것이며, 이들 상호간의 유사성을 측정하기 위해서는 전체정규상호상관계수 $Total_ncc$ 을 이용하였다. 그림 5에서 보면, NHE와 AMHE가 CHE보다 학습영상 f1-1에 대해 전체적으로 큰 값의 $Total_ncc$ 을 가져 더 유사성이 높음을 알 수 있다. 이는 전술한 것처럼 시험영상으로 이용한 영상들의 히스토그램이 어느 한 영역에 분포되어 특정 명암도의 발생빈도가 높아 CHE의 적용 후 결과영상의 밝기가 과도하게 변화하여 오히려 영상의 화질이 과하게 변했기 때문이다. 하지만 AMHE의 경우는 영상의 속성을 반영한 비선형의 적응적 평활화로 평활화를 적용하지 않은 NHE와 유사한 속성을 가지면서도 더 높은 유사성을 있음을 확인할 수 있다. 또한 전체 시험영상 27개의 실험에서 NHE, CHE, 그리고 AMHE의 평균 $Total_ncc$ 는 각각 0.2260, 0.0337, 그리고 0.2571로 AMHE는 NHE와 CHE에 비해 각각 약 1.14배와 약 7.63배 정도 개선된 유사성이 있음을 알 수 있다. 한편 그림 5에서 시험얼굴영상 4, 20, 25, 27은 그림 4에서 f1-3, f1-7, f1-9, f1-10에 해당하는 영상들로 전처리 유무에 무관하게 다른 얼굴영상들에 비해 더 낮은 유사성을 가진다. 이는 다른 영상들에 비해 이들 영상들의 명암도가 좁게 분포되어 대비가 떨어지거나 넓게 분포한다고 할지라도 양쪽에 편중된 분포를 가진 경우로 평활화의 한계점을 보여준 것이다. 또한 영상 8, 21, 22, 23, 24에서 AMHE와 NHE사이의 $Total_ncc$ 차이는 미미하지만 CHE와는 많은 차이를 보인다. 따라서 적응적 비선형 평활화를 수행한 2방향 4단계의 명암변화추

이를 이용한 제안된 방법은 단순히 평활화를 수행하지 않은 동일한 명암변화추이를 이용한 방법이나 기존의 선형 평활화의 명암변화추이를 이용한 방법보다도 더 우수한 인식성능이 있음을 알 수 있다. 특히 단순히 선형의 히스토그램 평활화의 경우 시험영상에 따라서는 평활화를 수행하지 않은 경우보다도 더 나쁜 인식결과를 보임을 확인하였다.

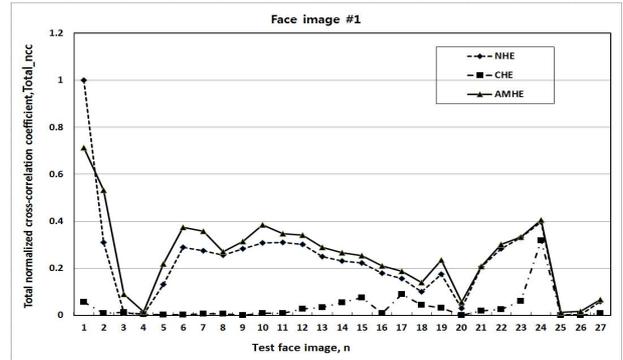


그림 5. 27개의 시험얼굴영상 f1에 대한 인식결과
Fig. 5. Recognition results of 27 test face images f1.

한편 그림 6 역시 히스토그램의 분포를 달리하는 학습 영상을 포함하는 23개의 f2 시험얼굴영상을 대상으로 전처리의 제안된 다차원 명암변화추이벡터를 이용한 결과를 나타낸 것이다. 여기에서도 전처리 유무에 따른 결과영상을 대상으로 2방향 4단계 명암변화를 고려하였고, 유사성 척도로 전체정규상호상관계수 $Total_ncc$ 을 이용하였다. 그림 6에서도 NHE와 AMHE가 CHE보다 학습영상 f2-1에 대해 전체적으로 큰 값의 $Total_ncc$ 을 가져 더 유사성이 높음을 알 수 있다. 이 역시 비선형의 적응적 평활화 AMHE가 평활화를 적용하지 않은 NHE와 유사한 속성을 가지면서도 더 높은 인식성능을 가짐을 다시 한 번 더 확인할 수 있다. 또한 전체 시험영상 23개의 실험에서 NHE, CHE, 그리고 AMHE의 평균 $Total_ncc$ 는 각각 0.1284, 0.0136, 그리고 0.1863으로 AMHE는 NHE와 CHE에 비해 각각 약 1.45배와 약 13.70배 정도 개선된 유사성이 있으며, 시험영상 f1에서보다 개선의 정도가 더 큼도 알 수 있다. 한편 그림 6에서도 시험얼굴영상 3과 4의 경우 전처리 유무에 무관하게 다른 얼굴영상들에 비해 더 작은 $Total_ncc$ 을 가진다. 여기서 영상 3은 그림 4에서의 f2-2에 해당하는 영상이며, 이는 어두면서도 대비가 매우 떨어지는 영상으로 평활화의 한계점을 보여준 것이다. 또한 영상 11, 18, 20, 21에서 CHE와 NHE사이의 $Total_ncc$ 차이는 미미하지만 AMHE와는 많은 차이를 보인다. 이 역시 영상에 따라서는 기존의 선형 평활화를 수행하지 않는 것이 오히려 더 나은 결과를 가져오며, AMHE에 의한 평활화에서는 더 우수한 성능이 있음을 알 수 있다. 따라서 그림 5의 시험영상 f1에서처럼 f2에서도 AMHE에 기반한 2방향 4단계의 명암변화추이를 이용한 제안된 방법은 NHE나 CHE에 의한 동일한 명암변화추이를 이용한 방법보다도 더 우수한 인식성능이 있음을 다시 한 번 더 확인할 수 있다.

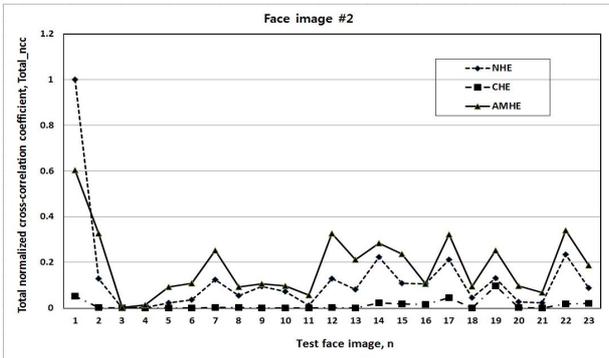


그림 6. 23개의 시험얼굴영상 f2에 대한 인식결과
Fig. 6. Recognition results of 23 test face images f2.

이상의 실험결과들에서 비선형 히스토그램 평활화의 전처리와 2방향 4단계의 명암변화추이 기반 전체정규상호상관계수의 유사성 척도를 이용한 제안된 인식방법은 우수한 성능을 가짐을 확인하였다. 또한 히스토그램 평활화의 전처리는 영상의 인식성능에 큰 영향을 미치나 선형의 평활화 기반 명암변화추이를 이용한 인식방법에서는 영상에 따라서 오히려 성능이 더 떨어짐을 알 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 영상의 비선형 평활화와 다차원의 명암변화에 기반을 둔 조합형 인식기법을 제안하였다. 여기서 비선형 평활화는 적응적 변형의 히스토그램 재조정 전처리 기법으로 영상의 밝기를 조정하여 화질을 개선하기 위함이다. 다차원의 명암변화는 인접 픽셀간의 밝기변화를 4단계로 나누어 고려함으로써 영상의 속성을 더욱 더 정확하게 반영하기 위함이고, x축과 y축의 2방향 각각의 명암변화를 고려한 정규상호상관계수는 좀 더 포괄적으로 영상의 유사성을 측정하기 위함이다.

비선형 히스토그램 평활화의 2방향 4단계 명암변화추이를 이용한 제안된 기법을 50개 40*40 픽셀의 명암도 변화를 가지는 얼굴영상들을 대상으로 실험한 결과, 평활화를 수행하지 않거나 선형 평활화를 수행한 동일한 명암변화추이 기법에 비해 각각 영상의 속성을 잘 반영한 우수한 인식성능이 있음을 확인하였다.

향후 좀 더 다양한 화질의 영상들을 대상으로 방향에 대한 연구와 전처리로 명암대비스트레칭과 같은 기법을 활용한 결과와도 비교연구가 요구되며, 영상의 겹침이나 포즈 등과 같은 외부 요인에 따른 영상추적에의 적용도 추가적으로 이루어져야 할 것이다.

References

[1] 하영호, 남재열, 이응주, 이철희 공역, *디지털 영상처리*, 도서출판그린, 2003.
[2] 조용현, *디지털 영상처리 실무*, 도서인터비전, 2005.
[3] R. C. Gonzalez, *Digital Image Processing*,

Prentice-Hall, 2002.

[4] W. Zhao and R. Chellappa, "Image-based Face Recognition Issues and Methods", http://www.face-rec.org/interesting-papers/general/chapter_figure.pdf. [Accessed : Jan. 2014]
[5] A. Campilho and M. Kamel, "Image Analysis and Recognition", *International Conference, ICIAR 2004*, Porto, Portugal, Sept. 2004.
[6] W. Zhiming, T. Jianhua, "A Fast Implementation of Adaptive Histogram Equalization", *8th International Conference on Signal Processing*, Vol. 4, Nov. 2006.
[7] M. A. Wadud, M. H. Kabir, M. A. A. Dewan, and O. Chae, "A Dynamic Histogram Equalization for Image Contrast Enhancement", *IEEE Trans. Consumer Electron.*, Vol. 53, No. 2, pp. 593- 600, May 2007.
[8] H. J. Kim, J. M. Lee, J. A. Lee, S. G. Oh, and W. Y. Kim, "Contrast Enhancement Using Adaptively Modified Histogram Equalization," *LNCS, IEEE PSIVT'06*, Dec.2006.
[9] Y. H. Cho, "Image Histogram Equalization Using Flexible Logistic Transformation Function," *Journal of Korea Institute of Intelligent Systems*, Vol. 19, No. 6, pp. 787-795, Dec. 2009.
[10] F. Zhao, Q. Huang, and W. Gao, "Image Matching by Normalized Cross-Correlation," *ICASSP 2006*, Vol.2, pp.729-732, May 2006.
[11] H. S. Lee et. al., "The POSTECH Face Database (PF07) and Performance Evaluation," *In Proceeding of the 8th IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition*, pp. 1-6, Sept. 2008.

저 자 소 개



조용현 (Yong-Hyun Cho)

1979년 : 경북대학교 전자공학과(공학사)

1981년 : 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학석사)

1993년 : 경북대학교 대학원 전자공학과 (공학박사)

1983년~1984년 : 삼성전자(주)

1984년~1987년 : 한국전자통신연구원

1987년~1997년 : 영남이공대학 전자과 교수

1997년~현재 : 대구가톨릭대학교 IT공학부 교수

관심분야 : 신경회로망, 영상신호처리 및 인식, 상황인식, 전전자교환기 등

Phone : +82-53-850-2747

Fax : +82-53-850-2750

E-mail : yhcho@cu.ac.kr