

비선형 평활화와 통계적 상관성에 기반을 둔 인식성능 개선

An Improvement of Recognition Performance Based on Nonlinear Equalization and Statistical Correlation

신현수 · 조용현*

Hyun-Soo Shin and Yong-Hyun Cho*

대구가톨릭대학교 IT공학부

요 약

본 논문에서는 영상의 비선형 평활화와 특징들의 통계적 상관성에 기반을 둔 조합형 인식성능 개선기법을 제안하였다. 여기서 비선형 평활화는 로지스틱 함수에 기반을 둔 히스토그램 재조정 및 전처리 기법으로 영상의 밝기를 조정하여 화질을 개선하기 위함이다. 통계적 상관성은 정규상호상관계수에 의해 측정되며, 이는 유사도를 좀 더 빠르고 정확하게 측정하기 위함이다. 또한 독립성분분석에 의한 국부적인 특징들을 대상으로 정규상호상관을 계산함으로써 좀 더 정확한 유사도를 통계적으로 측정하기 위함이다. 제안된 기법을 30개 40*50픽셀의 명암도 변화를 가지는 얼굴영상들을 대상으로 실험한 결과, 전처리를 하지 않은 기법이나 기존 및 적응적 변형히스토그램 평활화에 의한 전처리 기법에 비해 각각 영상의 속성을 잘 반영한 우수한 인식성능이 있음을 확인하였다.

키워드 : 영상인식, 비선형 히스토그램 평활화, 유사도 척도, 정규상호상관계수, 독립성분분석

Abstract

This paper presents a hybrid method for improving the recognition performance, which is based on the nonlinear histogram equalization, features extraction, and statistical correlation of images. The nonlinear histogram equalization based on a logistic function is applied to adaptively improve the quality by adjusting the brightness of the image according to its intensity level frequency. The statistical correlation that is measured by the normalized cross-correlation(NCC) coefficient, is applied to rapidly and accurately express the similarity between the images. The local features based on independent component analysis(ICA) that is used to calculate the NCC, is also applied to statistically measure the correct similarity in each images. The proposed method has been applied to the problem for recognizing the 30-face images of 40*50 pixels. The experimental results show that the proposed method has a superior recognition performances to the method without performing the preprocessing, or the methods of conventional and adaptively modified histogram equalization, respectively.

Key Words : Image Recognition, Nonlinear Histogram Equalization, Similarity criterion, Normalized Cross-correlation Coefficient, Independent Component Analysis

1. 서론

최근 영상신호의 전송을 위한 화질의 개선에 대한 요구가 지속적으로 높아지고 있으며, 특히 다양한 환경변화에도 강건한 인식성능을 가지는 시스템에 대한 연구가 주목을 받고 있다[1-4]. 카메라로부터 획득되는 영상의 인식에서 조명의 변화는 그 성능을 결정짓는 가장 중요한 요소 중 하나이다. 일반적으로 영상의 획득과정에 포함되는 조명의 세기에 따라서는 특징을

잘 나타내지 못하거나 인식이 불가능한 화질의 영상이 얻어 질 수 있다.

히스토그램 평활화(histogram equalization)는 가장 널리 이용되는 화질개선 기법으로 히스토그램에 의한 누적분포함수(cumulative density function : CDF)의 변환함수에 따라 명암도의 동적영역을 재조정하는 공간영역 기법이다[1-9]. 이때 동적영역의 증감정도는 영상에서 명암도의 발생빈도수에 비례한다. 하지만 이러한 기존 히스토그램 평활화(conventional histogram equalization : CHE)는 히스토그램에 의한 변환함수에만 의존하므로 평활영상의 밝기가 과도하게 변하는 단점이 있다. 이러한 문제점을 해결하기 위한 많은 기법들이 제안되었다. 하지만 제안된 기법들에는 히스토그램의 대칭성이나 세밀한 부분의 향상 및 평활에 걸리는 시간 등에서 화질 개선정도의 한계가 있어 다양한 종류의 멀티미디어 영상처리에는 아직도

접수일자: 2012년 8월 20일

심사(수정)일자: 2012년 10월 7일

게재확정일자 : 2012년 10월 8일

* 교신 저자

이 논문은 2012년도 대구가톨릭대학교 교내연구비 지원에 의한 것임

제약이 있다[7-9]. 따라서 다양한 히스토그램 분포를 가지는 일반적인 영상에서도 우수한 화질개선 성능을 가지면서 평활에 소요되는 계산부하의 감소를 위한 대안 제시가 절실하다.

한편 영상인식 과정에서 특징추출은 인식성능을 결정짓는 중요한 파라미터이다. 영상이 가지는 속성을 좀 더 잘 표현하는 특성의 추출이 요구되며, 일반적으로 추출방법에는 기하학적 특징기반 방법과 영상기반 방법으로 분류된다[1-4]. 특징기반 방법은 얼굴 각 특징부위가 가지는 기하학적 특징 상호간의 일치 여부를 이용하며, 영상기반 방법은 영상의 각 특정 부위보다는 영역 전체를 대상으로 추출된 특징을 이용한다. 일반적으로 특징기반보다는 추출비용이 적게 요구되는 영상기반 방법을 이용한 인식기법이 널리 이용되고 있다[3,4]. 특히 holistic analysis에 바탕을 둔 독립성분분석(independent component analysis : ICA)의 영상기반 특징 추출법은 다차원의 다변량 데이터 내에 포함된 요소들이나 성분들을 찾기 위한 방법이며, 이때 통계적으로 독립이면서 비가우시안 국부성분을 찾는다[10]. ICA는 분류되지 않은 특징들 중 확률적으로 독립인 성분을 충분히 포함하고 있는 새로운 특징을 추출함으로써 기존의 주요성분분석의 단점을 보완하였다. 따라서 영상 내에 포함된 통계적으로 독립인 국부특징들을 이용하면 영상이 가지는 속성을 보다 정확하게 얻을 수 있어 개선된 인식성능을 얻을 수 있을 것이다.

영상인식에서 상관성을 비교하는 방법에서 특징기반 방법은 영상들로부터 추출될 수 있는 두드러진 구조들을 이용하며, 영역기반 방법은 영상의 전체 영역을 대상으로 특징의 검출보다는 오히려 특징의 정합에 중점을 둔다. 일반적으로 널리 이용되고 있는 영역기반 방법에 의한 인식은 참조영상과 입력영상간의 거리나 유사도를 상관성의 척도로 이용한다[11,12]. 거리는 비교대상 영상간의 상이성 정도를 나타내는 것으로 그 값이 클수록 상관성은 떨어지므로 비유사성 계수이다. 하지만 유사도는 인식대상 영상간의 통계적 상관도를 나타내는 것으로 그 값이 클수록 상관성이 증가함으로 유사도 계수이다. 거리계수에 바탕을 둔 상관성 비교는 계산 부하가 적으나 구성성분에 대한 비교는 불가능하며, 대상 영상간의 평균값 사이에 차이가 심할 경우 분류오차가 크다. 하지만 유사도 계수는 구성성분의 비교도 가능하며, 지역독립성(location-free)과 척도독립성(scale-free)이 있으나 계산 부하가 큰 제약이 있다.

유사도 척도로 거리를 측정하는 방법에는 벡터접근법과 확률적 접근법이 있다[11,12]. 벡터 접근법은 영상을 고정된 차원의 벡터로 취급하는 것으로 city block(L1-norm) 거리나 Euclidean(L2-norm) 거리 등이 있다. 확률적 접근법은 영상을 확률밀도함수의 판단을 위한 근거로 이용하는 것으로 거리의 측정은 두 확률밀도함수 사이의 중첩을 측정하는 것으로 Bhattacharyya 거리나 Kullback-Leibler(K-L) 거리가 이용되고 있다. 한편 유사도 계수는 처리 중에 있는 영상이 다른 영상과 얼마나 상호관계를 가지는지를 나타내는 상호상관(Cross-correlation)과 동일 영상에서 다른

순간에 수집된 샘플들이 서로 어느 정도의 상호관계를 가지는지를 나타내는 자기상관(Auto-correlation)으로 나누어진다. 일반적으로 상관성을 이용한 영상의 분류는 참조영상과 입력영상을 비교함으로써 가능하다. 하지만 상관성을 측정하기 위한 유사도 계수로 상호상관은 영상의 에너지가 위치에 따라 변한다면 정합이 되지 않는 경우가 발생되며, 상관성의 범위가 영상의 크기에 의존하고, 나아가 조명의 선형적인 변화에 매우 민감한 제약들이 있다. 이러한 제약들을 해결하기 위해 정규상호상관계수(normalized cross-correlation coefficient : NCC)가 제안되었으며, 대상 영상사이의 상관성을 평가하기 위한 metric으로서 가장 널리 이용되고 있다[12]. NCC는 -1에서 1사이의 값을 가져 검출이나 판정을 위한 문턱치의 설정이 기존의 상호상관보다 훨씬 용이하다.

본 연구에서는 영상의 비선형 평활화와 특징들의 통계적 상관성에 기반을 둔 조합형 인식성능 개선기법을 제안하였다. 여기서의 비선형 평활화는 로지스틱 함수[8,9]에 기반을 둔 히스토그램 재조정의 전처리 기법이며, 통계적 상관성은 독립성분분석에 의한 국부적인 특징들을 대상으로 정규상호상관계수에 의해 측정된다. 이는 조명과 같은 외부환경에 강건한 인식성능을 얻기 위함이다. 제안된 기법을 40*50픽셀의 명암이 변한 30개 얼굴영상들[13]을 대상으로 실험하여 전처리를 하지 않은 기법이나 다른 히스토그램 평활화의 전처리 기법과의 인식성능을 비교·고찰한다.

2. 비선형 평활화에 의한 화질개선

CHE는 평활화 과정이 간단하여 지금까지는 널리 이용되고 있으나 대상영상에 따라서는 변환영상의 밝기가 과도하게 변하여 화질이 오히려 떨어지는 제약이 있다. 이를 극복하기 위해 제안된 적응적 변형 히스토그램 평활화(adaptively modified histogram equalization : AMHE)는 원 영상의 특정영역의 세밀한 부분까지도 식별할 수 있으나 히스토그램 발생빈도수의 재조정을 위한 계산부하와 화질개선 제어계수의 최적설정이 제약으로 대두된다[9]. 여기서는 다양한 히스토그램 분포를 가지는 영상에서도 우수한 화질개선 성능을 가지면서 계산부하와 계수의 최적설정과 같은 제약을 해결할 수 있는 로지스틱 변환함수[8,9]에 기반을 둔 유연한 히스토그램 평활화(flexibly modified logistic histogram equalization : FMLHE) 기법을 제안한다.

로지스틱 함수의 가장 일반적인 s-자형 곡선은 인간 뉴런(neuron)의 전달함수, 확률통계, 생물성장, 수리심리학, 수리경제학 등의 특성을 가장 잘 나타낸다. 이 함수는 초기단계에서 기하급수적으로 증가하며, 포화단계에서는 증가가 둔화되고, 완성단계에서 증가가 멈춘다. 특히 성장을 모델화한 집합 w 에 대한 로지스틱 함수의 일반적인 형식은 다음의 식 (1)과 같다[9].

$$w = w_{\max} / [1 + ve^{-k(t-t_m)}]^{(1/v)} \quad (1)$$

여기서 w_{\max} , k , t , t_m , v 는 각각 집합 w 의 최대값, 성장함수의 곡률조정 계수, 변수, 성장률이 최대일 때의 변수, 곡선의 편향조정 계수이다. 식 (1)의 로지스틱 함수는 지수함수의 성장특성을 가지나 집합 w 값의 성장상한과 비대칭의 특성을 가진다. 특히 식 (1)에서 $v=1$ 이면 대칭 성장함수를 가지는 로지스틱 함수이다. 실제 로지스틱 함수는 식물의 성장과 씨앗의 발아분야를 비롯하여 제한된 자원을 가진 환경 하에서의 인구증가, 총 판매량이 제한된 곳에서의 상품판매, 투약에 대한 환자의 반응 등의 모델링에 적용되고 있다[8]. 하지만 식 (1)이 대칭 및 비대칭 함수로 이용되기 위해서는 곡률설정 계수 k 만이나 또는 편향조정 계수 v 을 포함한 두 계수 각각의 최적 값을 설정하여야 할 뿐만 아니라 지수함수 계산에 의한 부하가 증가하는 제약이 있다.

따라서 이상의 제약들을 해결하기 위해서 종단에서는 영(zero)값을 가지며, 단봉 중 모양 곡선을 가지는 새로운 성장함수 g 를 정의한다[9]. 즉, 정의된 성장함수 g 는 2개의 고정된 종단점을 가지는 유연한 비대칭 단봉곡선의 확률밀도함수이다. 이러한 성장함수 g 를 모델화한 로지스틱 함수 w 에 대한 형식은 다음의 식 (2)와 같다.

$$w = w_{\max} \left(1 + \frac{t_e - t}{denom} \right) \left(\frac{t}{t_e} \right)^{\frac{t_e}{denom}}, \quad (2)$$

$$where\ denom = t_e - t_m, 0 \leq t_m \leq t_e$$

여기서 t_e , c_m , t_m 은 각각 변수 t 의 종료 종단점, t_m 에서 성장함수 g 의 최대성장률, 최대성장률일 때의 변수이다. 특히 식 (2)는 2개의 고정된 종단점 중 하나인 시작 종단점을 0으로 가정한 것이다. 또한 w_{\max} 는 집합 w 의 최대값으로 이는 변수 t 가 종료 종단점 t_e 에 도달될 때 값이다. 그림 1은 식 (2)의 로지스틱 함수 w 와 성장함수 g 와의 관계를 변수 t 에 대해 도시한 것이다. 그림 1에서 보면 성장초기 단계인 $t=0$ 에서는 $w=0$ 이고, 성장종료 단계인 $t=t_e$ 에서는 $w=w_{\max}$ 가 된다. 그러므로 변수 t 는 $0 \leq t \leq t_e$ 에서만 성장함수에서 적용되며, $t < 0$ 이거나 $t > t_e$ 에서는 $w=0$ 이나 $w=w_{\max}$ 의 값을 가진다. 또한 t_m 에 따라서는 여러 가지 비선형의 s-자형 로지스틱 함수를 가지는 유연성도 가진다.

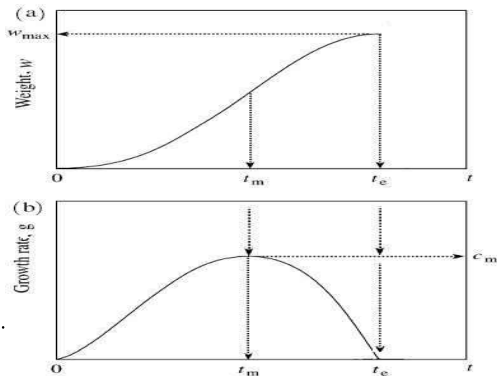


그림 1. 제안된 로지스틱 함수 w (a)와 성장함수 g (b)
Fig. 1. Proposed logistic function w (a) and growth function g (b)

본 논문에서는 식 (2)에서 정의된 집합 w 에 대한 로지스틱 함수를 영상의 히스토그램 평활화를 위한 변환함수로 이용한다. 즉 변수 t 을 영상의 명암도 X 로 로지스틱 함수 집합 w 를 변환함수 $f(X)$ 로 대치한다. 특히 그림 3에서 성장함수 g 의 최대값 c_m 은 영상의 히스토그램에서 명암도의 최대 발생빈도수 *highest*, 종료 종단점 t_e 는 최대 명암도 L , c_m 일 때의 변수 t_m 은 최대 발생빈도수를 가지는 명암도 max_level 로 각각 대치한다. 또한 기존 CHE와 AMHE 각각의 누적분포함수 $c(X)$ 와 $c_{AMHE}[k]$ 는 초기값이 영이므로 변환함수 $f(X)$ 와 $f_{AMHE}[k]$ 의 초기값도 영이며 종료값은 각각 $L-1$ 이다. 식 (2)의 로지스틱 함수에서 $t=0$ 일 때 초기값 $w_{\min}=0$ 이고, $t=t_e$ 일 때 최종값 $w_{\max}=n$ 의 영상의 전체 픽셀수로 설정하면 기존의 CHE나 AMHE와 동일하게 된다. 하지만 실제 영상의 히스토그램에서 최대 발생빈도수를 가지는 명암도 t_m 과 최대 명암도인 종료 종단점 t_e 가 동일한 $t_m=t_e$ 이면, 식 (2)에서 괄호 내 분수항과 지수항의 분모 $denom = t_e - t_m = 0$ 이 되어 계산이 성립되지 않는다. 이를 해결하기 위해서 본 논문에서는 평균 명암도 $mean$ 와 최대 명암도 L 사이의 관계 및 최대 발생빈도수를 가지는 명암도 max_level 와 평균 명암도 차이 절댓값을 각각 이용하여 $denom$ 을 다음의 식 (3)과 같이 조정하였다.

$$denom = \begin{cases} L + max_level, & \text{if}((mean < max_level) \text{ and } (dif_level > (L/2))) \\ \lceil ((L + max_level)/2.0) \rceil, & \text{if}((mean < max_level) \text{ and } (dif_level \leq (L/2))) \\ L - max_level, & \text{if}((mean \geq max_level) \text{ and } (dif_level > (L/2))) \\ \lceil ((L - max_level)/2.0) \rceil, & \text{if}((mean \geq max_level) \text{ and } (dif_level \leq (L/2))) \\ \text{where, } dif_level = \lceil (abs(max_level - mean)) \rceil \end{cases} \quad (3)$$

여기서 $\lceil \cdot \rceil$ 는 소수점의 바로 위 정수를 나타내는 기호이다. 이는 원 영상에서 최대 발생빈도수를 가지는 명암도와 최대 명암도의 근접정도에 따라 로지스틱 함수의 기울기를 조정하여 비선형의 변환특성을 잘 반영시키기 위함이다. 또한 최대 발생빈도수를 가지는 명암도와 평균 명암도 사이의 정도에 따라서는 영상의 평활화 정도를 조정하기 위함이다.

결국 식 (2)와 식 (3)에 의해 제안된 로지스틱 함수를 이용한 히스토그램 평활화 FMLHE는 전장에서 서술한 것처럼 비선형 변환함수에 의한 평활화로 명암도 발생빈도수의 정도에 따라 명암도의 변화정도를 서로 다르게 사상시킬 수 있다. 이는 FMLHE도 AMHE에서처럼 평활화 후에도 유사한 명암을 가지는 영역의 경계선 부분을 나타내기 위함이다. 또한 식 (1)과 같은 일반적인 로지스틱 함수의 구현에서 계수들의 최적값을 경험적으로 설정하여야 하는 제약도 해결할 수 있으며, 지수함수의 계산에 따른 부하도 줄일 수 있다. 특히 식 (2)의 로지스틱 함수를 직접 변환함수로 이용함으로써 CHE나 AMHE에서의 누적분포함수를 이용하여 변환함수를 계산하는 부담을 줄일 수 있으며, AMHE에서의 사전에 히스토그램을 재조정하기 위한 복잡한 과정도 없앨 수 있어 빠른 평활화가 가능하다.

3. 국부적 특징 기반 유사도 측정

영상인식에서 영상별 패턴의 상관정도를 측정하는 척도로 유사도 척도가 이용되고 있다[3,4]. 이때 패턴으로 영상의 특징들이 이용되며, 이는 인식성능을 결정짓는 중요한 파라미터이다. 여기에서는 통계적으로 독립인 선형구조의 국부적 특징들을 추출하는 ICA 기반 영상인식기법을 제안한다. 또한 선형적인 패턴구조를 가지는 특징벡터를 분석하는데 적합한 정규상호상관계수를 유사성 척도로 사용하는 방안을 제안한다.

3.1 독립성분분석 기반 특징추출

독립성분분석은 은닉신호의 분리(blind source separation : BSS)나 특징추출에 널리 이용되고 있다[10]. BSS를 위한 ICA는 m 개의 은닉된 입력신호 \mathbf{s} 로부터 선형적으로 혼합된 n 개의 신호 \mathbf{x} 가 알려져 있을 때, 혼합된 신호로부터 역으로 m 개의 독립인 입력신호를 찾는 기법이다. 하지만 입력신호들을 혼합하는데 이용된 혼합행렬 $\hat{\mathbf{A}}$ 는 알려져 있지 않고, 혼합과정에서 잡음 \mathbf{n} 가 추가될 수 있으며, 그 관계는 다음 식 (4)와 같다.

$$\mathbf{x} = \hat{\mathbf{A}}\mathbf{s} + \mathbf{n} = \sum_{i=1}^m s(i)a(i) + \mathbf{n} \quad (4)$$

여기서 $\hat{\mathbf{A}} = [a(1), a(2), \dots, a(m)]$ 으로 $a(i)$ 는 ICA의 기저벡터이고, 잡음 \mathbf{n} 는 일반적으로 입력신호와 구별되지 않기 때문에 생략할 수도 있어 다음 식 (5)처럼 간략하게 나타낼 수 있다.

$$\mathbf{x} = \hat{\mathbf{A}}\mathbf{s} \quad (5)$$

여기서 혼합행렬 $\hat{\mathbf{A}}$ 와 역혼합행렬 $\hat{\mathbf{W}}$ 에 대하여 살펴보면 그림 2와 같은 구성도로 나타낼 수 있다. 결과적으로 ICA는 입력신호와 출력신호가 일치하도록 하는 즉, $\mathbf{y} = \hat{\mathbf{W}}\mathbf{x} = \hat{\mathbf{W}}\hat{\mathbf{A}}\mathbf{s}$ 에서 $\hat{\mathbf{W}} = \hat{\mathbf{A}}^{-1}$ 의 관계를 만족토록 하는 것이다.

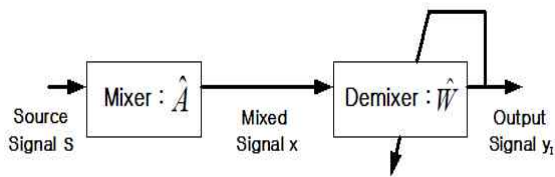


그림 2. ICA를 위한 구성도
Fig. 2. Block diagram for ICA

한편 ICA는 영상의 특징을 추출하는 것에도 이용된다. 이때 원 신호 \mathbf{s} 는 영상패치 \mathbf{x} 를 형성하기 위한 혼합행렬 $\hat{\mathbf{A}}$ 의 가중치를 나타낸다. 결국 \mathbf{s} 의 선형합성에 의해 \mathbf{x} 는 형성되므로 \mathbf{s} 는 영상들의 근거들(causes)이다. 그림 3은 선형 영상합성 모델을 나타낸 것이다. 여기서 \mathbf{s} 의 열들은 근거들을 나타내며, $\hat{\mathbf{A}}$ 의 행들은 기저벡터로 구성된 기저함수이고, 그리고 \mathbf{x} 의 열들은 관찰된 영상패치들이다. 따라서 영상패치 \mathbf{x} 로부터 ICA를 이용하여 $\hat{\mathbf{W}}$ 를 구하면 $\hat{\mathbf{W}} = \hat{\mathbf{A}}^{-1}$ 의 관계에서 $\hat{\mathbf{W}}$ 의 행은 $\hat{\mathbf{A}}$ 의 열로 이들은 기저벡터인 영상의 특징이다.

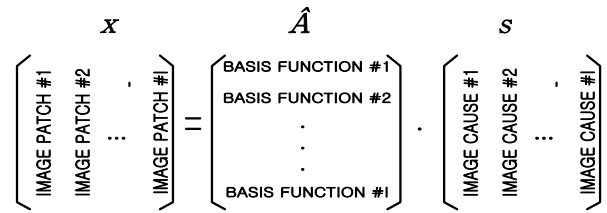


그림 3. 선형 영상합성 모델
Fig. 3. Linear synthetic image model

일반적으로 ICA를 좀 더 효과적으로 수행하기 위해 혼합신호를 대상으로 영평균과 whitening의 전처리 과정을 수행한다[10]. 이는 신호의 1차와 2차의 통계성을 고려한 정규화로 학습 알고리즘을 간략화하기 위함이다. 신호의 영평균은 신호벡터 \mathbf{x} 에서 평균값 \mathbf{x}^* 를 뺀 차이이며, 영평균된 새로운 신호벡터 \mathbf{x} 는 식 (6)과 같다.

$$\mathbf{x} = \mathbf{x} - \mathbf{x}^* \quad (6)$$

한편, whitening은 데이터 벡터 \mathbf{x} 의 공분산행렬이 단위행렬값을 갖도록 함으로써 구할 수 있다. 즉, $E\{\mathbf{x}\mathbf{x}^T\} = \mathbf{I}$ 가 되도록 한다. whitening된 벡터의 성분들은 상호간의 상관성이 줄어들어 비상관성이 더 강한 독립조건을 위해 요구되는 전처리 기법이다. 이러한 whitening의 기법으로 PCA가 널리 사용되며, 이때 PCA whitening 행렬 \mathbf{V} 는 식 (7)과 같다.

$$\mathbf{V} = \mathbf{D}^{(-1/2)}\mathbf{E}^T \quad (7)$$

여기서 \mathbf{D} 는 고유값 λ 로 구성되는 대각행렬이며, \mathbf{E} 는 고유벡터 \mathbf{w} 로 구성되는 직교행렬이다. 특히 여기에서는 ICA의 계산을 간략화하기 위해 신호의 차원인 주요성분의 개수를 조정한다.

따라서 독립성분분석의 주된 과정은 식 (5)에서 제시된 것처럼 독립성분을 계산하기 위한 역혼합행렬 $\hat{\mathbf{W}}$ 을 추정하는 것이다.

3.2 정규상호상관계수 기반 유사도 측정

인식에서 유사성 판별을 위한 요소로 영상이 가지는 특징의 패턴을 널리 이용한다. 하지만 특징벡터를 구성하는 성분들이 각 영상별 어떠한 패턴을 갖는지에 대해서는 잘 알려져 있지 않으며, 패턴의 구조가 선형적일 수도 있고 비선형적일 수도 있다. 통계학에서는 선형성과 비선형성 패턴의 자료들에 대해 이론적으로 분석할 수 있는 알고리즘들이 제안되었으며, 제안된 선형과 비선형 분석 알고리즘 간에도 복잡도와 그에 따른 분석시간의 차이가 존재한다. 일반적으로 선형적 분석 알고리즘이 비선형적 분석 알고리즘에 비해 훨씬 간단하고 계산 시간도 적게 소요된다.

일반적으로 유사성 판별로 상관관계수 분석은 변수간의 관련성을 분석하기 위해 사용하는 방법이다[12]. 상관관계수는 하나의 변수가 다른 변수와 어느 정도의 관련성을 가지는지에 대한 정량적인 표현이며, 그 분석은 관련 정도를 알아보는 방법이다. 정규상호상관계수 NCC은 두 변수 사이의 선형적 상관관계 정도를 나타내는 계수로 이때 상관계수로 [-1, 1]의

값을 갖는다. NCC의 값이 1에 가까울수록 두 변수는 서로 동일한 방향으로 유사하며, -1에 가까울수록 두 변수는 서로 반대방향으로 유사함을 나타낸다. NCC가 0에 가까우면 두 변수 사이에는 서로 무관함을 의미한다. 본 논문에서는 특징벡터의 구성요소들이 선형적인 패턴구조를 가진다고 전제하고 이를 분석하는데 적합한 정규화상상관계수를 유사도 척도로 사용한다.

식 (8)은 m 개의 특징을 가진 참조영상과 입력영상 각각의 1차원 특징벡터 $F(k)$ 와 $F'(k)$ 간의 정규상호상관계수 $NCC(F, F')$ 을 나타낸 것이다.

$$NCC(F, F') = \frac{\sum_{k=0}^{N-1} [(F(k) - \bar{F})(F'(k) - \bar{F}')] }{\sqrt{\sum_{k=0}^{N-1} (F(k) - \bar{F})^2 \sum_{k=0}^{N-1} (F'(k) - \bar{F}')^2}} \quad (8)$$

여기서 \bar{F} 와 \bar{F}' 는 각각 벡터 $F(k)$ 와 $F'(k)$ 의 산술평균이다.

따라서 로지스틱 함수의 비선형 변환함수에 의한 히스토그램 평활화의 전처리 후, 그 결과 영상을 대상으로 ICA를 적용한 후 국부적인 특징벡터를 추출하고, 이를 대상으로 한 정규상호상관계수의 유사도 척도로 판별되어지는 제안된 조합형 인식과정은 그림 4와 같다. 여기서 참조영상은 단순히 ICA만을 거쳐 특징을 추출하고, 입력영상은 평활화의 전처리 과정을 거친 후 ICA를 통한 특징추출이 이루어진다. 이는 조명과 같은 외부요인에 의해 저하된 화질의 영상은 개선된 후 이용되며, ICA에 의해 영상 내에 포함된 고차원의 속성을 포함하는 특징추출이 가능하고, 나아가 통계적 속성을 반영하는 유사성 측정이 가능하게 되어 인식성능이 개선될 수 있다.

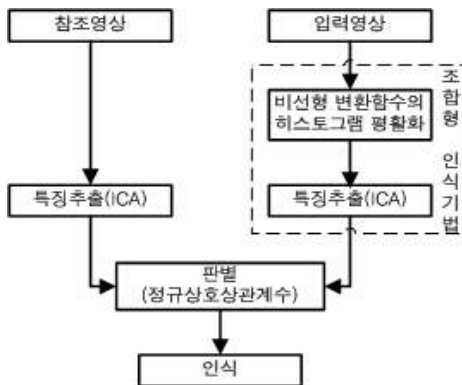


그림 4. 제안된 조합형 영상인식 과정
Fig. 4. Proposed image recognition of hybrid process.

4. 실험 및 결과분석

제안된 영상의 비선형 히스토그램 평활화의 전처리와 국부적인 특징들의 통계적 상관성에 기반을 둔 조합형 인식의 성능을 평가하기 위해 PF07의 40*50 픽셀의 30개 얼굴영상[13]을 대상으로 실험하였다.

실험환경은 펜티엄IV-3.0G 컴퓨터에서 Matlab 2008로 구현하였다. 또한 인식의 판별을 위한 유사도 척도로 참조영상과 입력영상 각각의 특징벡터 간 정규상호상관계수 NCC를 계산하여 유사성을 비교하였다.

그림 5는 로지스틱 함수에 기반을 둔 제안된 FMLHE를 비롯한 CHE 및 AMHE의 평활화 성능을 비교하기 위해 시험영상을 대상으로 실험한 결과이다. 일반적으로 영상의 화질개선의 정도를 나타내기 위한 정량적인 척도는 없으며 주로 육안의 주관적인 판단에 근거한다[9]. 먼저 그림 5(a),(b),(c)는 각각 실험에 이용된 40*50픽셀의 원 영상, 히스토그램, 그리고 누적히스토그램을 나타낸 것이다. 여기서 보면, 원 영상은 명암분포가 좌측의 한쪽에 치우친 어두운 얼굴영상을 알 수 있다. 그림 5(d),(e),(f)는 각각 원 영상을 대상으로 기존의 평활화인 CHE를 적용한 결과들로 결과영상은 오히려 원 영상보다 화질의 개선정도를 알 수 없을 정도이다. 이는 원 영상의 히스토그램 그림 5(b)에서 보는 것처럼 원 영상에서 특정 명암도의 발생빈도가 매우 높아 평활화 후 결과영상의 밝기가 과도하게 변해 오히려 영상의 화질이 과하게 변화하였음을 알 수 있다. 또한 변환된 그림 5(e),(f)을 보면 각각 발생빈도가 높은 명암도만을 대상으로 더욱 넓게 분포하는 히스토그램과 선형의 특성을 가지는 변환함수에 따른 누적히스토그램을 볼 수 있다. 따라서 CHE에서는 선형변환 특성의 누적분포에 의해 명암도 발생빈도수의 크기에 따른 명암도의 변화 정도는 항상 일정함을 알 수 있다. 한편 그림 5(g),(h),(i)는 AMHE에 의한 결과영상, 히스토그램, 누적히스토그램을 각각 나타낸 것이다. 그림 5(g)의 경우, 그림 5(d)의 CHE보다 과도한 밝기 변화를 막으므로 화질이 개선됨을 알 수 있다. 하지만 그림 5(j)와 비교했을 때, 화질은 다소 떨어지는 것을 확인할 수 있다. 이는 AMHE에서 화질개선 제어 계수의 값이 최적으로 설정되지 않았기 때문이다. 또한 그림 5(h),(i)를 보면 각각 원 영상의 히스토그램과 누적히스토그램인 그림 5(b),(c)와 유사하나 히스토그램의 분포가 약간 우측으로 이동되었으며, 누적히스토그램은 좀 더 넓은 분포를 가지며 비선형임을 알 수 있다. 이는 AMHE의 결과영상의 밝기가 약간 밝아짐과 동시에 화질의 개선이 있음을 보여 준 것이다. 한편 그림 5(j),(k),(l)은 제안된 FMLHE의 결과 영상, 히스토그램, 누적히스토그램을 각각 나타낸 것이다. 그림 5(j)의 경우, 다른 평활화 기법들에 비해 화질이 개선되었음을 알 수 있다. 특히 결과영상의 히스토그램 그림 5(k)을 보면 명암도의 분포가 우측으로 치우쳐 원 영상에 비해 밝은 화질을 보이며, 그림 5(l)의 누적히스토그램은 AMHE에서처럼 비선형의 분포를 가짐을 알 수 있다. 따라서 제안된 FMLHE는 CHE나 AMHE보다 개선된 화질을 얻을 수 있어 우수한 히스토그램 평활화 속성이 있음을 알 수 있다. 한편 CPU 시간으로 측정된 평균 평활화 시간에서 CHE, AMHE, 그리고 FMLHE는 각각 약 31.3ms, 약 78.1ms, 그리고 약 46.9ms 정도로 FMLHE는 CHE보다는 약 1.5배 정도 느리나 AMHE보다는 약 1.7배 정도 빠름을 알 수 있다. 이는

CHE의 경우 확률분포함수의 계산이 간단하기 때문이며, AMHE의 경우는 화질제어계수의 설정에 의존하기 때문이다. 따라서 화질의 개선정도와 전처리 시간을 고려한다면 제안된 FMLHE은 다른 기법들보다 우수한 평활화 성능이 있음을 알 수 있다.

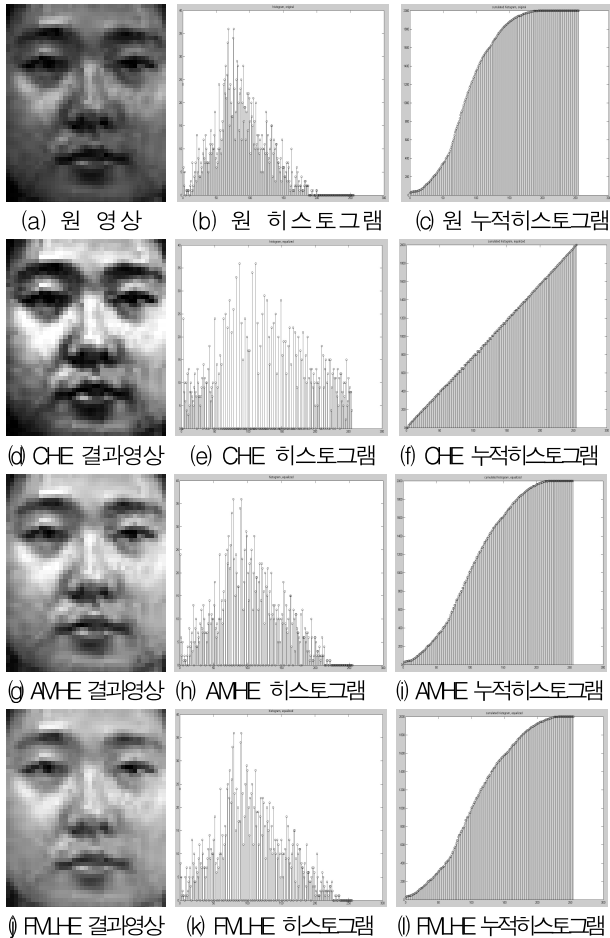
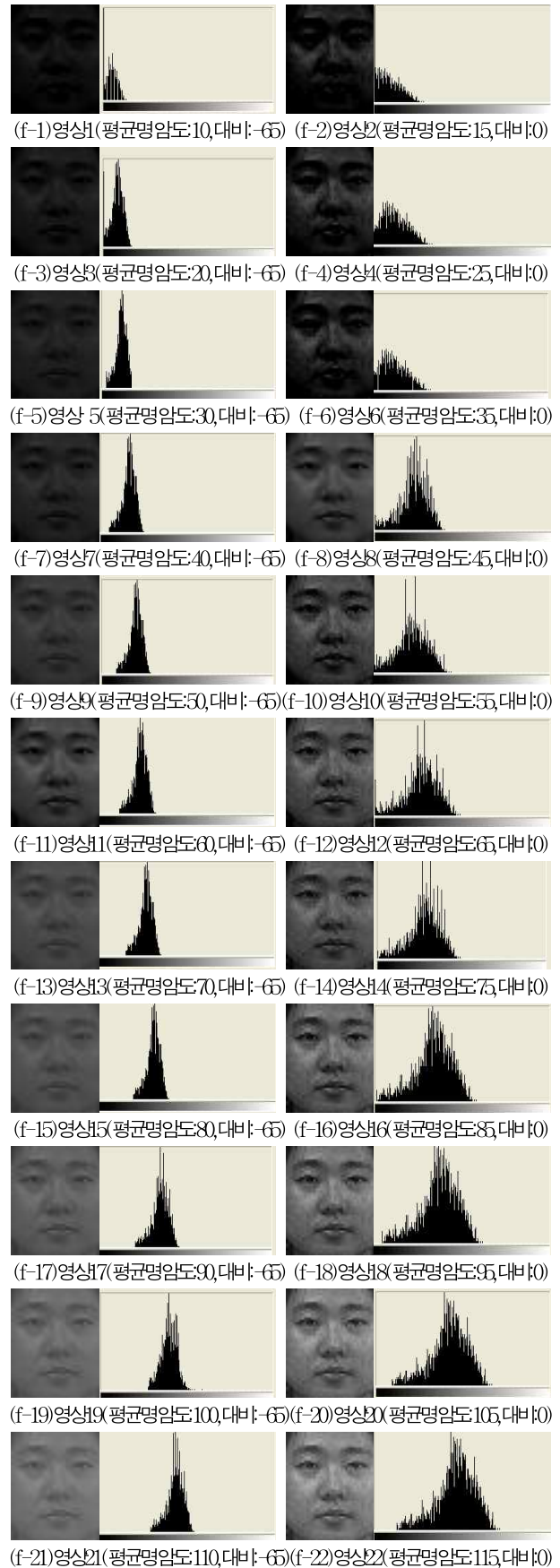


그림 5. 시험영상의 히스토그램 평활화 결과

Fig. 5. Histogram equalization results of test image

그림 6은 특정한 얼굴영상을 대상으로 명암과 대비를 가변시켜 밝기를 다르게 한 30개 영상들로 각각의 히스토그램을 함께 나타낸 것이다. 이는 조명변화에 따른 히스토그램 평활화의 전처리 과정의 영향을 알아보기 위함이다. 여기서 영상의 대비는 0과 -65로 하고 그 각각에 대해 평균명암도를 10씩 가변하였으며, 명암은 좌측에서 우측으로 갈수록 밝아진다. 특히 그림 6의 홀수 번째 영상들은 대비차를 -65로 크게 설정하여 히스토그램을 한쪽으로 치우치게 하였을 뿐만 아니라 명암을 급격하게 변화시킨 영상들이다. 이는 히스토그램 분포가 집중된 영상들로 평활화의 전처리에 의한 화질개선 성능을 고찰하기 위함이다. 하지만 짝수 번째 영상들은 대비는 고려하지 않고 밝기만을 변화시킨 비교적 히스토그램 분포가 널리 퍼져있는 영상들이다.



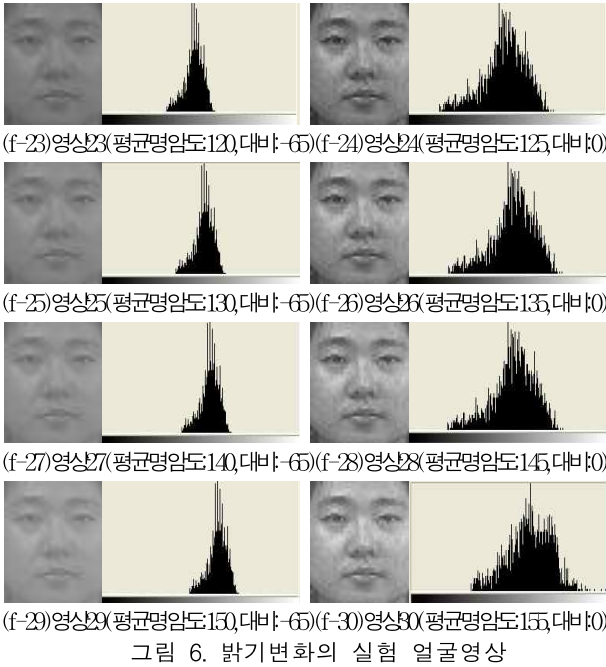


그림 6. 밝기변화의 실험 얼굴영상
Fig. 6. Experimental face images of intensity variations

한편 그림 7은 히스토그램의 분포를 달리하는 30개의 실험영상을 대상으로 전처리 적용유무와 동일한 특징추출 및 유사도 척도를 각각 이용한 인식결과를 나타낸 것이다. 여기서 특징추출과 유사도 척도로는 각각 ICA와 정규상호상관계수를 이용하였다. 그림 7에서 보면, 전처리 적용 유무에 관계없이 모두에서 평균명암도가 높아질수록 즉 밝은 얼굴영상일수록 인식률이 높아짐을 볼 수 있다. 하지만 평균명암도가 130이고 대비가 -65인 그림 7(f-25)의 영상 25부터는 오히려 인식률이 떨어짐을 알 수 있다. 이는 회백색 영상의 경우 0에서 255까지의 명암도를 가지며, 가장 이상적인 화질은 128의 중간값을 가지는 평균명암도의 영상으로 영상 25부터 영상 30까지는 화질이 떨어지기 때문이다. 히스토그램 평활화의 기법은 밝은 영상보다는 어두운 영상에서 화질개선의 정도는 더욱 증가함을 알 수 있다. 특히 영상 24는 전처리의 적용 유무에서 가장 높은 인식률을 보인다. 이는 영상 24의 평균명암도가 가장 이상적인 화질을 가지는 영상의 평균명암도에 가깝기 때문이다. 제안된 FMLHE의 전처리 기법은 전처리 비적용뿐만 아니라 CHE와 AMHE의 전처리들보다도 영상 26까지는 높은 인식률을 가짐을 알 수 있다. 하지만 그 이상의 영상에서 인식률은 계속하여 전처리 비적용과 CHE보다는 높으나 AMHE보다는 오히려 떨어짐을 알 수 있다. 이는 제안된 FMLHE의 전처리 기법이 밝은 영상보다는 어두운 영상에서 보다 우수한 화질개선의 성능이 있음을 알 수 있다. 이는 제안된 기법을 밝은 영상에 적용할 경우, 실제 영상의 히스토그램에서 최대 발생빈도수를 가지는 명암도 t_m 과 최대 명암도인 종료 중단점 t_e 로 정의되는 변환함수의 파라미터 $denom = t_e - t_m$ 가 최적으로 설정되지 않았기

때문으로 추측되며, 이에 대한 추가적인 연구가 뒤따라야 할 것이다. 한편 평균명암도와 대비 -65로 동시에 변화시켜 히스토그램 분포를 한쪽으로 치우치게 한 홀수 번째 영상들이 대비차이는 0으로 고정하고 오직 평균명암도만 변화시킨 짝수 번째 영상들보다 인식률이 떨어짐을 볼 수 있다. 이는 히스토그램 분포가 한쪽으로 치우치고 기울기가 급격한 영상들의 경우 그렇지 않은 영상들보다 인식에 불리한 속성을 가지기 때문이다. 그림 7의 실험결과에서 30개 전체영상에 대한 인식률의 평균은 원 영상 그대로를 이용한 전처리를 수행하지 않은 경우와 전처리로 CHE, AMHE, 그리고 FMLHE를 수행한 각각의 경우에 대해 약 39.2% 정도, 약 57.1% 정도, 약 80.4% 정도, 그리고 약 83.6% 정도이다. 여기서 보면 전처리의 평활화가 인식률에 매우 큰 영향을 미침을 알 수 있으며, 그 중에서도 제안된 FMLHE가 가장 높은 인식률을 보였으며, 평균명암도가 135이하인 경우에는 전처리를 적용하지 않았을 경우보다 약 2.2배 정도 인식률이 개선되었다. 그리고 FMLHE는 CHE나 AMHE의 전처리보다 각각 약 1.5배 정도와 약 1.1배 정도 개선된 인식률을 보인다. 한편 인식시간에서도 제안된 FMLHE는 AMHE에 비해 약 1.7배 정도 개선됨을 확인하였다. 이는 AMHE에서의 파라미터 설정에 따른 제약 때문이다. 결국 제안된 FMLHE에 기반을 둔 전처리는 AMHE의 전처리보다 인식률과 인식시간에서 상대적으로 우수한 인식성능이 있음을 확인하였다. 따라서 제안된 전처리 기법은 기존의 기법들보다 우수한 평활화 속성을 가지며, 이를 영상의 인식에 조합한 인식시스템을 이용하면 보다 개선된 인식률과 인식시간을 동시에 고려한 인식성능을 얻을 수 있다.

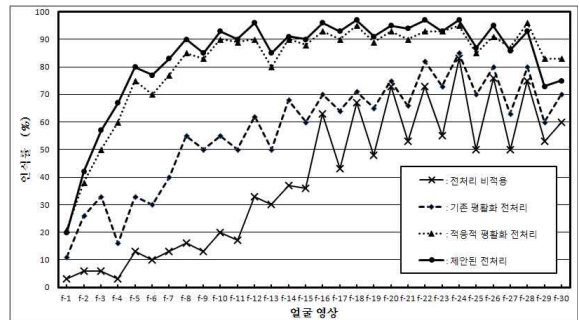


그림 7. 전처리에 따른 30개의 영상에 대한 인식결과
Fig. 7. Recognition results of 30 images by considering preprocessing

이상의 실험결과들에서 제안된 비선형 전처리와 국부적인 특징들을 대상으로 한 통계적 상관성에 기반을 둔 조합형 인식기법은 우수한 영상 인식성능이 있음을 확인하였다. 또한 히스토그램 평활화의 전처리는 영상의 인식성능에 큰 영향을 미치며, 어두운 영상에 대한 화질의 개선정도가 우수함을 알 수 있다. 특히 제안된 로지스틱 함수 기반 평활화는 다른 기존의 평활화나 적용적 평활화에 비해 더욱 더 우수한 화질개선이 성능이 있음을 확인하였다.

5. 결론

본 논문에서는 영상의 비선형 평활화와 특징들의 통계적 상관성에 기반을 둔 조합형 인식성능 개선기법을 제안하였다. 여기서 비선형 평활화는 로지스틱 함수에 기반을 둔 히스토그램 재조정의 전처리 기법으로 영상의 밝기를 조정하여 화질을 개선하기 위함이다. 통계적 상관성은 정규상호상관계수에 의해 측정되며, 이는 유사도를 좀 더 빠르고 정확하게 측정하기 위함이다. 또한 독립성분분석에 의한 국부적인 특징들을 대상으로 정규상호상관을 계산함으로써 좀 더 정확한 유사도를 통계적으로 측정하기 위함이다.

제안된 기법을 30개 40*50픽셀의 명암도 변화를 가지는 얼굴영상들을 대상으로 실험한 결과, 전처리를 하지 않은 기법이나 기존 및 적응적 변형히스토그램 평활화에 의한 전처리에 비해 각각 영상의 속성을 잘 반영한 우수한 인식성능이 있음을 확인하였다. 특히 제안된 기법은 어두운 영상에 대한 화질의 개선정도가 우수함을 알 수 있었다.

향후 밝은 영상에서의 화질개선을 위한 변환함수의 파라미터 설정 및 영상의 명암뿐만 아니라 영상의 겹침이나 포즈 등과 같은 외부 요인에 따른 적용이 추가적으로 이루어져야 할 것이다. 또한 인식성능 개선과 전처리로 다른 히스토그램 평활화의 적용 등에 대한 연구도 좀 더 지속되어야 할 것이다.

References

[1] Rafael C. Gonzalez and Richard E. Woods, *Digital Image Processing*, Prentice Hall, 2002.
 [2] Yong-Hyun Cho, *Digital Image Processing*, Interscience, 2005.
 [3] Rafael C. Gonzalez, *Digital Image Processing*, Prentice-Hall, 2002.
 [4] M. V. Wyawahare, P. M. Patil, and H. K. Abhyankar, "Image Registration Techniques: An Overview," *Int. Journal of Signal Processing, Image Processing and Pattern Recognition*, vol. 2, no. 3, pp. 11-28, Sept. 2009.
 [5] Y. T. Kim, "Contrast Enhancement using Brightness Preserving Bi-Histogram Equalization," *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, vol. 43, no. 1, pp. 1-8, Feb. 1997.
 [6] S. Chen and A. R. Ramli, "Minimum Mean Brightness Error Bi-Histogram Equalization in Contrast Enhancement," *IEEE Trans. on Consumer Electronics*, vol. 49, no. 4, pp. 1310-1319, Nov. 2003.
 [7] J. M. Lee, "Image Enhancement Method Using Adaptively Modified Histogram," Hanyang Univ., *Master Thesis*, Feb. 2006.
 [8] X. Yin, J. Goudriaan, E. A. Latanga, J. Vos, and H. J. Spiertz, "A Flexible Sigmoid Function of Determinate Growth," *Annals of Botany*, vol. 91, pp. 361 - 371, March 2003.

[9] Y. H. Cho, "Image Histogram Equalization Using Flexible Logistic Transformation Function," *Journal of Korean Institute of Intelligent Systems*, vol. 19, no. 6, pp. 787-795, Dec. 2009.
 [10] P. Comon, "Independent Component Analysis : A New Concept," *Signal Processing*, vol. 36, no. 3, pp. 287-314, April 1994.
 [11] S. Chamboon and A. Crouzil, "Dense Matching Using Correlation : New Measures That Are Robust Near Occlusions," *BMVC 2003*, vol. 1, pp. 143-152, Sept. 2003.
 [12] F. Zhao, Q. Huang, and W. Gao, "Image Matching by Normalized Cross-Correlation," *ICASSP 2006*, vol. 2, pp. 729-732, May 2006.
 [13] 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



신현수(Hyun-Soo Shin)

2010년 : 대구가톨릭대학교 컴퓨터공학과 (공학사)
 2012년 : 대구가톨릭대학교 대학원 컴퓨터정보통신공학과(공학석사)
 2012년~현재 : (주)아이스피
 관심분야 : 영상신호처리 및 인식, 상황인식 등

Phone : +82-53-850-2747
 Fax : +82-53-850-2740
 E-mail : eve0130@cu.ac.kr



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 : +82-53-850-2740
 E-mail : yhcho@cu.ac.kr