

다양한 조명하에서 웨이블릿 변환과 히스토그램 평활화를 이용한 개선된 물체인식

김재남[†]·정병수^{**}·김병기^{***}

요약

주성분 분석(Principal Component Analysis : PCA)은 물체 인식 기술에서 가장 효율적인 방법으로 인정되고 있으나 영상 크기의 제곱에 비례하여 계산량이 증가하고 조명의 변화에 따라 정확성이 떨어지는 문제점이 있다. 본 논문에서는 이러한 문제점을 해결하기 위해서 웨이블릿 변환(Wavelet Transform)과 히스토그램 평활화(Histogram Equalization)를 사용하였다. 계산량이 증가하는 문제는 웨이블릿 변환으로 낮은 해상도의 영상을 사용하여 해결하였다. 조명의 변화에 따라 정확성이 떨어지는 문제는 히스토그램 평활화를 사용하여 영상의 대조를 크게 하고 휘도치의 분포를 펼침으로써 해결하였다. 제안한 기법으로 실험한 결과 조명변화에 영향을 최소화하여 인식률이 향상되고, 웨이블릿 변환으로 처리할 영역을 줄여 처리 시간이 크게 단축됨을 보여 주었다.

키워드 : 주성분 분석, 물체인식, 웨이블릿, 히스토그램 평활화

Improved Object Recognition using Wavelet Transform & Histogram Equalization in the variable illumination

Jae-Nam Kim[†] · Byeong-Soo Jung^{**} · Byung-Ki Kim^{***}

ABSTRACT

There are two problems associated with the existing principal component analysis, which is regarded as the most effective in object recognition technology. First, it brings about an increase in the volume of calculations in proportion to the square of image size. Second, it gives rise to a decrease in accuracy according to illumination changes. In order to solve these problems, this paper proposes wavelet transformation and histogram equalization. Wavelet transformation solves the first problem by using the images of low resolution. To solve the second problem, the histogram equalization enlarges the contrast of images and widens the distribution of brightness values. The proposed technology improves recognition rate by minimizing the effect of illumination change. It also speeds up the processing and reduces its area by wavelet transformation.

Key Words : Principal Component Analysis, Object Recognition, Wavelet, Histogram Equalization

1. 서론

물체 인식 문제는 영상으로부터의 물체검출, 물체의 특징 추출과 물체 인식이라는 세부 주제로 다시 나누어지며 각각 독립적으로 연구되어 왔다[1]. 1990년대 이후의 물체 인식분야는 크게 주성분 분석을 이용한 방법론, 동적 링크 구조를 이용한 방법론, 신경회로망을 이용한 방법론 등으로 나뉘어서 독립적으로 연구되어지고 있다. 주성분 분석을 이용한 방법론은 물체 인식기술에서 가장 효율적인 방법으로 입증

되어져 왔다[2-4]. 그러나 이 방법은 조명의 변화에 있어서 인식률이 떨어지고 속도에 문제점이 있다[5, 6].

본 논문에서 제안하고자 하는 물체 인식 알고리즘은 위의 알고리즘을 기초로 하여 인식할 영상의 전처리 과정으로써 픽셀 값들의 분포를 비슷하게 하도록 히스토그램 분포를 유사하게 만들어 기존의 주성분 분석을 이용한 물체 인식기술과 인식을 측면에서 비교하였다. 계산량을 줄이는 방안으로 웨이블릿 변환을 이용하여 처리한 후 속도를 비교하였다. 본 논문에서는 물체에 대해 5°씩 회전을 시켜서 물체 영상(72개 영상) 찍은 후(72 * 20개 물체)에 그 사이에 들어온 입력 영상에 대해서는 그 주변의 학습 영상들을 이용해서 그룹 단위로 인식을 수행한다.

† 정 회 원 : 광주여자대학교 디지털영상그래픽학과 교수

** 정 회 원 : 남부대학교 디지털정보학과 교수

*** 총신회원 : 전남대학교 전자컴퓨터정보통신공학 교수

논문접수 : 2005년 10월 5일, 심사완료 : 2006년 1월 7일

2. 제안된 물체 인식 기술

주성분 분석은 물체 인식 기술에서 가장 믿을 수 있는 방법이나 몇 가지 한계점이 있다[11, 14, 15]. 첫째, 주성분 분석의 계산량은 영상의 크기에 제곱에 비례하여 증가한다. 둘째, 주성분 분석은 픽셀 값을 비교하기 때문에 조명의 변화에 따라 정확성이 떨어진다[17, 18, 20]. 이 한계점을 극복하기 위해서 웨이블릿 변환(Wavelet Transform)과 히스토그램 평활화(Histogram Equalization)를 사용 하였다. 첫 번째 한계점을 해결하기 위해서는 웨이블릿 변환하여 낮은 해상도의 영상을 사용하였고, 두 번째 한계점을 해결하기 위해서 히스토그램 평활화를 사용하여 영상의 대조를 크게 하고 휘도치의 분포를 펼침으로써 해결한다.

2.1 제안된 물체 인식 알고리즘

제안한 알고리즘은 두 개의 부분으로 나누어지는데 첫째 부분은 학습하는 영역으로, 여기서는 물체공간의 기저벡터를 생성하고 물체공간에서 각각의 대표 성분을 저장한다. 뒷부분은 인식영역으로 학습영역에서 구한 기저벡터에 인식할 영상을 내적 하여 그때 나온 성분을 앞 단계에서 저장된 각각의 대표 성분의 거리를 측정하여 가장 가까운 거리가 나온 물체와 일치한다고 인식하게 된다.

그런데 주성분 분석을 이용한 물체 인식을 향상시키기 위해서 주된 두 가지 전처리과정이 포함된다. 첫 번째로 입력된 영상을 히스토그램 평활화를 하여 히스토그램을 펼친다. 두 번째로 이 처리를 한 영상을 웨이블릿 변환하여 영상을 분해한다. 분해된 하부영상을 가지고 주성분 분석을 실행한다.

2.2 웨이블릿 변환

웨이블릿은 신호처리에서 사용해왔던 서브밴드나 필터뱅크와 같은 개념을 수학적으로 정리한 것이다. 웨이블릿이란 어느 특정시간에 집중되어 있는 에너지를 가지고 있는 작은 파형을 의미한다. 이를 이용한 웨이블릿 변환은 특정시간이나 공간에서의 신호의 주파수 특성을 알려준다[7-9].

웨이블릿 변환을 정의하기 위해서는 스케일링 함수와 모 웨이블릿 함수(Mother Wavelet Function)가 필요하다. 스케일링 함수와 모 웨이블릿은 식(1)과 식(2)로 나타낼 수 있다.

$$\Phi(t) = \sum_n h(n) \sqrt{2} \Phi(2t-n) \tag{1}$$

$$\Psi(t) = \sum_n h_1(n) \sqrt{2} \Phi(2t-n) \tag{2}$$

여기서 $h(k)$ 는 저역통과필터계수이며 $h_1(k) = (-1)^k h(l-k)$ (단, l 은 홀수)는 고역통과필터계수가 된다.

스케일링 함수 Φ 와 모 웨이블릿 함수 Ψ 가 결정되면 2^j 만큼 스케일링 하고, $2^{-j}k$ 만큼 천이한 함수가 다음과 같이 식(3)과 식(4)로 정의된다.

$$\Phi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \Phi(2^j t - k) \tag{3}$$

$$\Psi_{j,k}(t) = 2^{j/2} \Psi(2^j t - k) \tag{4}$$

여기서 j, k 는 정수이며 $\Psi_{j,k}(t)$ 는 L^2 의 정규화된 직교기저 함수가 된다. k 에 의해서 시간 혹은 공간을 파라미터화 하였고, j 에 의해서 주파수 혹은 스케일을 파라미터화 하였다.

웨이블릿 변환에 의해 신호 $f(t)$ 의 계수들은 식(5)과 식(6)을 이용해서 구할 수 있다.

$$c_j(k) = \langle \Phi_{j,k}(t), f(t) \rangle = \int f(t) \Phi_{j,k}(t) dt \tag{5}$$

$$d_j(k) = \langle \Psi_{j,k}(t), f(t) \rangle = \int f(t) \Psi_{j,k}(t) dt \tag{6}$$

컴퓨터를 이용하는 경우는 오직 이산적인 연산만을 할 수 있으므로 실질적으로 사용할 수 있는 웨이블릿 시스템을 고려해야만 한다. 신호 $f(t)$ 를 샘플링하여 얻은 $N=2^M$ 개의 이산 신호를 c_0^M, \dots, c_{N-1}^M 이라고 가정하면 이산 웨이블릿 변환(DWT : Discrete Wavelet Transform)을 정의 할 수 있다. 해상도 J 에서 $J-1$ 로의 분해(Decomposition)는 식(7)과 같이 저역통과필터 계수에 의해 구해지는 부분인 스케일링 계수와 식(8)과 같이 고역통과필터 계수에 의해 구해지는 부분인 웨이블릿 계수를 표현한다.

$$c_k^{J-1} = \sum_{m=0}^{N-1} h(m) c_{m+2k}^J \tag{7}$$

$$d_k^{J-1} = \sum_{m=0}^{N-1} h_1(m) c_{m+2k}^J \tag{8}$$

DWT의 결과는 $\{c_0^0, d_0^0, d_0^1, \dots, d_0^{M-1}, \dots, d_{N/2-1}^{M-1}\}$ 로 주어지는데 이들은 신호 $f(t)$ 를 다음 식으로 웨이블릿 전개 하였을 때 나타내는 계수들과 가깝게 된다.

$$f(t) = \sum_k c_{0,k} \Phi_{0,k}(t) + \sum_{j \geq 0} \sum_k d_{j,k} \Psi_{j,k}(t) \tag{9}$$

원래의 신호를 두 개의 필터를 이용해서 고주파와 저주파 성분을 갖는 신호로 분리하면 두 개의 신호 중에서 원하는 부분을 동일한 두 개의 필터를 이용하여 다시 그 신호 성분의 고주파와 저주파로 나눌 수 있다. 즉 원 신호 해상도 절반의 해상도를 지닌 두 개의 신호를 만들어내는 것이다. 이것을 반복하게 되면, 원하는 대역의 주파수 성분을 알아낼 수 있으며 원래의 해상도보다 낮지만 다해상도를 지닌 신호를 만들 수 있다. 또한 나누어진 신호들을 적당한 필터를 사용하여 원래의 신호로 복원한다. 이것을 필터뱅크라고 부른다. QMF(Quadrature Mirror Filter) 뱅크는 웨이블릿 변환의 대표적인 필터뱅크로서 저역통과 필터, 고역통과 필터와 샘플링 연산자 즉, 테시메이터와(Decimator)와 인터폴레이터(Interpolator)로 구성되어 있다[20]. 이는 크게 분해뱅크와 합성뱅크로 구성되어 있다. 입력 신호에 대하여 분해뱅크 부분에서는 저역통과필터와 고역통과필터를 통과하여 각

각 두 개의 독립적인 신호가 발생하고, 이 신호의 길이를 줄이기 위해 데시메이터(Decimator)를 사용한다. 합성뱅크 부분에서는 줄어든 신호를 늘이기 위해 인터플레이터(Interpolator)를 통과 시키고 필터뱅크의 설계 조건을 만족하는 필터를 통과시켜 신호를 재생시킨다.

영상에서도 1차원 필터뱅크와 마찬가지로 하나의 영상을 원하는 주파수대역의 원하는 크기로 나눌 수 있다. 영상은 1차원 신호와는 달리 2차원이므로, 사용되는 필터도 2차원 필터이어야 한다. 그러나 실제 사용하는 경우에는 2차원 필터의 설계가 어렵고 계산도 복잡하여 사용하지 않고, 1차원 필터를 두 개의 축 방향 x축과 y축으로 각각 한 번씩 필터링하는 방법을 사용한다[7, 12].

웨이블릿 종류는 어떤 기본함수를 사용하는가에 따라 결정된다. 사용자가 원하는 형태의 웨이블릿 기본함수를 만들어 새로운 형태의 웨이블릿 기본의 조건에 맞춘다면 얼마든지 웨이블릿의 기본함수를 디자인하여 사용할 수 있다. 현재 많이 알려진 웨이블릿 필터로는 Daubechies 웨이블릿 필터, Haar 웨이블릿 필터 등이 있다[8]. 본 논문에서는 Daubechies 8탭 웨이블릿 필터를 사용하였다. 이 Daubechies 웨이블릿 필터는 스케일링 함수와 웨이블릿 함수로 구성되어있다. 여기에서 필터 계수를 구하면 <표 1>과 같다[9, 10].

<표 1> Daubechies D8의 필터계수

n	h(n)	h1(n)
0	0.23037781330890	0.01059740178507
1	0.71484657055292	0.03288301166689
2	0.63088076792986	-0.03084138183556
3	-0.02798376941686	-0.18703481171909
4	-0.18703481171909	0.02798376941686
5	0.03084138183556	0.63088076792986
6	0.03288301166689	-0.71484657055292
7	-0.01059740178507	0.23037781330890

2.3 히스토그램 평활화

휘도치의 분포가 잘 펼쳐지지 않은 영상에서 히스토그램 평활화 처리는 영상을 분석하는데 많은 도움을 준다. 결과 영상은 새롭고, 균등한 히스토그램의 분포를 가지게 된다[13].

히스토그램 평활화는 히스토그램을 평평하게 하는 것이 아니고 휘도치 분포를 새롭게 하는 것이다. 만약 히스토그램에 극대점과 극소점이 있다면 이것을 실행한 후에도 여전히 그 극대점과 극소점을 유지 시킨다. 단지 그 극대점과 극소점은 이동될 뿐인 것이다. 즉 히스토그램 평활화는 평평하게 한다는 의미보다는 펼친다는 의미와 가깝다. 이 히스토그램 평활화는 존재하는 값을 새로운 값으로 대체한다. 그러나 결과 영상에서 실제 휘도치의 수는 같거나 감소한다[11]. 히스토그램 평활화 알고리즘을 간단히 나타내면 다음과 같다[13, 14].

- ① 히스토그램을 생성한다. : 각각의 픽셀 값마다 속하는 숫자를 센다.
- ② 히스토그램의 정규화된 합계를 계산한다. 위에서 구한 히스토그램을 가지고 0부터 255(8비트의 경

<표 2> 휘도치의 매핑과정

휘도치	합계	정규화된 합계	변환된 휘도치
0	1	0.43	0
1	3	1.31	1
2	5	2.18	2
3	11	4.81	5
4	16	7.00	7
5	16	7.00	7
6	16	7.00	7
7	16	7.00	7

우)까지 합계를 구하여 <표 2>와 같이 합계란에 쓰고, 정규화된 합계를 구하기 위해 비례 인자를 구하는데, 구하는 식은

$$s (\text{비례인자}) = \text{최대 픽셀 값} / \text{픽셀수 이고,}$$

여기서 정규화된 합계(Normalized Sum)를 구하면

$$\text{normalized sum} = \text{sum} * s \text{가 된다.}$$

③ 입력영상을 출력영상으로 변환한다.

<표 2>와 같이 일반화된 합계의 반올림 값으로 출력 영상의 휘도치를 변환한다[11].

히스토그램을 간단한 수식으로 표현하기 위하여 다음과 같이 가정해 보도록 하자. 영상 내 특정 밝기 값 G_i 를 갖는 화소의 전체수를 n_i 라면 히스토그램(H_i)은 다음 식(10)과 같다.

$$H_i = \frac{n_i}{n} \text{ for } i=0 \text{ to } M-1 \quad (10)$$

식(10)에 의해 정의된 히스토그램의 특성은 다음과 같다. 첫 번째 특성으로 각 H_i 는 해당 영상에서 i 번째 밝기 값의 확률분포 $Prob(G_i)$ 를 제공한다. 이때 히스토그램의 전체 합은 다음과 같이 식(11)이 된다.

$$\sum_{i=0}^{M-1} H_i = 1 \quad (11)$$

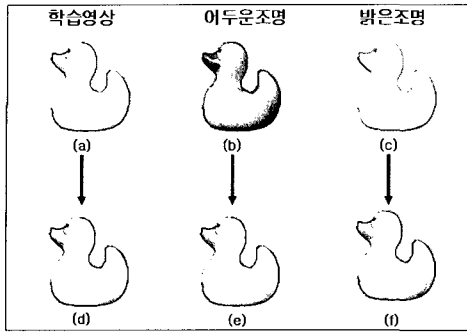
히스토그램의 두 번째 특성은 j번째 밝기 값 보다 작거나 같은 밝기 값 j의 확률분포는 식(12)과 같이 표현되며, 이를 누적확률분포라고 부른다.

$$Prob_r(G_i \leq G_j) = \sum_{i=0}^j H_i \quad 0 \leq j < M \quad (12)$$

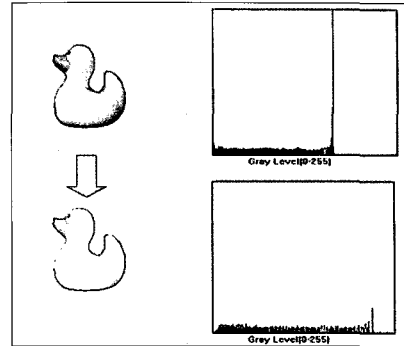
다음 (그림 1)과 (그림 2)는 다양한 조명 변화 속에서 히스토그램 평활화의 효과를 나타낸 것이다.

2.4 입력 영상과 모델 영상에 대한 매칭 방법

정규화된 영상들이 물체 영상 공간에 투영되어 인식을 위한 모델들로 정해지면 실제 인식에 필요한 처리는 매우 간단하다. 먼저 평균 영상에서 입력 영상 y 를 뺀 다음 고유 공간에 식(13)와 같이 투영하면 된다.



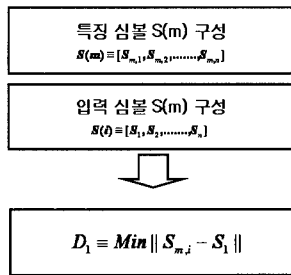
(그림 1) 조명의 세기가 다른 영상과 히스토그램 평활화 후의 영상



(그림 2) 어두운 영상을 평활화 수행 후 히스토그램 데이터

$$z_n = [e_1, e_2, e_3, \dots, e_k]^T (y_n - c) \quad (13)$$

구해진 z_n 물체 영상 공간상에서 점들로 표현되는데 이러한 점들을 물체 특징 심볼을 구한 것과 같이 입력 특징 심볼을 구성하게 된다. 여기서 고유벡터 $\{e_i | i = 1, 2, 3, \dots, k\}$ 는 저차원 공간을 구성하기 위해 ($k \ll N$)을 만족한다. 구성된 입력 특징 심볼들은 모델 특징 심볼들과 비교하여 매칭이 이루어진다. (그림 4)는 매칭 과정을 나타낸다. 만약 (그림 3)의 D_1 이 미리 정해진 임계치보다 적으면 입력 특징 심볼은 비교된 모델 특징 심볼 물체 영상으로 인식하게 된다. 물체 인식은 입력 영상의 잡음이나 시스템의 착오를 감안하여 임계값을 정해서 각 모델들과의 거리 중 (그림 3)에서 나타난 최소거리를 구하여 이루어진다.



(그림 3) 물체 영상 공간에서 매칭 과정

2.5 개선된 k-Neast Neighbor 방법을 이용한 물체 인식

앞의 절에서처럼 투영된 입력 영상이 모델 영상과의 매칭의 경우(Point to Point) 여러 포즈들이 투영되어 있는 물체 영상 공간에서 실제 물체 영상은 매칭에 성공했는지라도 다른 물체 영상으로 인식하는 잘못된 매칭이 발생하였다. 이러한 문제를 해결하기 위해 단일 물체 영상 단위의 매칭이 아닌 몇 개의 연속적인 입력 영상에 대해 각각 몇 개의 모델 영상들을 인식의 단위로 이용하였다(Class to Class). 즉 물체 영상 공간에서 입력 영상들은 어떤 궤적을 그리게 되는데 이 궤적은 연속적인 입력 심볼로 표현된다. 이런 심볼들을 모델 심볼에서 물체 특징 심볼을 구한 방법으로 물체 입력 특징 중 첫 번째 심볼이 이 물체 특징 심볼 내에 존재하면 심볼 매칭은 순차적으로 수행하게 된다. 입력 심볼이

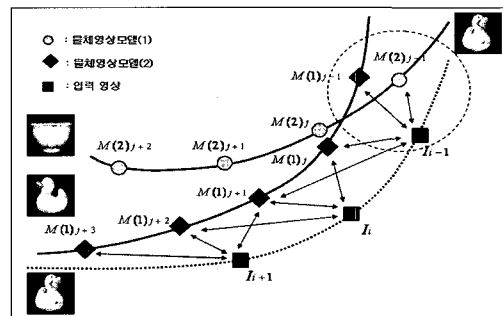
연속적인 모델특징 심볼과 일치하면 일치된 모델 물체 영상으로 인식하게 된다. 아래 (그림 4)는 물체 공간상에서 연속적인 입력 물체 영상과 모델 물체 영상 간의 매핑을 나타내고 있다. 여기서 점선으로 표현된 심볼들은 입력 물체 영상이고 직선은 모델물체 영상의 심볼들이다.

$$w = \frac{Max(arg S(M_j)) - Min(arg S(M_j))}{d(k-1)} \quad (14)$$

매칭 알고리즘은 식(14), 식(15)에서 나타난 것처럼 k-Nearest Neighbor 방법을 이용하였다. 여기서 $arg S(M_j) = j$ 는 모델의 번호를 구하는 연산자이다.

$$\frac{\sum \sum w(I_i - M_j)}{k} \quad (15)$$

위의 식(15)에 의해 구해진 값을 이용하여 모델 영상과 입력 영상의 인식을 결정한다. $\sum \sum$ 는 공간상에 투영된 연속적인 입력 영상들과 모델 영상들의 거리를 의미하고, I_i 는 입력영상, M_j 는 모델영상을 나타낸다. 여기서는 $k=3$ 을 이용하였다. (그림 4)는 공간상에 투영된 연속적인 입력 영상들과 모델 영상들은 이 방법을 이용한 매칭 방법을 나타낸 것이다. (그림 4)에서 나타나듯이 입력 영상과 모델 영상간 가장 가까운 거리를 가지는 영상일지라도 실제 다른 물체 영상일 경우가 있다는 것을 보여준다. 이러한 문제를 해결하기 위해 본 논문에서 제안한 방법은 두 점간의 거리로만 판단하지 않고 연속적인 몇 개의 영상 단위로 매칭을 수

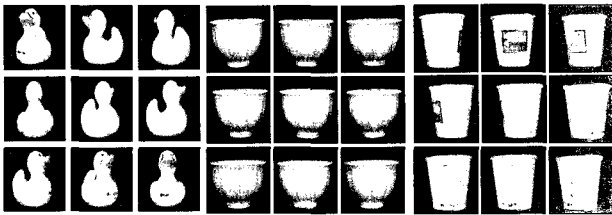


(그림 4) 개선된 k-Nearest Neighbor방법을 이용한 물체 영상 인식

행함으로써 물체 영상 전체인 궤적간의 일치성까지 알 수 있으며, 이를 이용하여 얻어진 결과는 물체 영상 전체를 평가하는 데도 이용할 수 있었다.

3. 실험 및 결과 분석

본 논문에서는 주성분 분석 물체 인식 기술을 사용해서 다양한 세기의 조명 아래에서의 실험영상에 대해서도 인식할 수 있는 물체 인식 시스템을 Visual C++로 구현 하였다. 조명의 변화에 영향을 받지 않도록 히스토그램 평활화를 적용하였으며, 또한 주성분 분석 방법의 엄청난 계산량을 줄이기 위해서 웨이블릿 변환으로 실험영상을 분해해서 처리할 영상의 차원을 줄였고, 물체의 잡음제거를 위해서 메디안 필터법을, 배경과 물체를 분리하기 위해서 차영상 기법을 적용했으며, 물체 인식률을 개선하기 위해서(매칭실패와 잘못된 매칭) 개선된 K-Nearest Neighbor 매칭방법을 적용하였다. (그림 5)는 실험에 사용된 영상의 일부이다.



(그림 5) 카메라로부터 획득한 일부 영상 집합

3.1 웨이블릿 변환 전·후의 인식률 변화 및 처리시간 비교

웨이블릿 변환 전·후의 인식률 변화를 실험 하였다. <표 3>은 다양한 세기의 조명에서 웨이블릿 전·후의 인식률을 비교한 것이다. 웨이블릿 전의 인식률은 64×64 크기의 영상을 본 논문에서 제안한 히스토그램 평활화 처리를 한 후 주성분 분석 방법을 사용해서 인식률을 검사한 것이고, 웨이블릿 후의 인식률은 64×64 영상을 히스토그램 평활화 처리

<표 3> 웨이블릿 변환 전·후의 인식률 변화

원영상에서의 조명 변화	웨이블릿 전의 인식률	웨이블릿 후의 인식률
-100	85.00%	89.33%
-50	91.00%	90.00%
-40	92.00%	90.22%
-30	91.65%	90.26%
-20	91.63%	91.30%
-10	91.00%	91.65%
원영상	92.00%	92.00%
10	91.60%	91.50%
20	91.61%	91.56%
30	91.63%	90.60%
40	91.66%	90.63%
50	91.65%	90.65%
100	91.00%	90.68%
합계	91.03%	90.80%

<표 4> 웨이블릿 변환 전·후의 처리시간 비교

웨이블릿 변환 전·후 구분	처리시간		
	히스토그램평활화	웨이블릿 변환(D2)	인식시간
웨이블릿 변환 전	-	-	1003초
웨이블릿 변환 후	180초	140초	59초

후 웨이블릿으로 2차까지 분해한 16×16의 영상을 가지고 인식률을 검사한 것이다.

웨이블릿 변환 전·후를 비교해 본 결과 웨이블릿으로 영상의 차원을 줄였어도 인식률에는 별 차이가 없었으나 인식 속도는 17배나 빨라짐을 알 수 있었다.

3.2 매칭 방법별 매칭 성공률비교

<표 5>은 각 매칭 방법별 매칭 성공률에 대한 분석 결과를 나타내었다. <표 5>에서 나타나듯이 개선된 k-Nearest Neighbor를 이용한 매칭 방법이 기존의 최소 거리 매칭 방법보다는 매칭 성공률이 매우 높음을 알 수 있다. 특히 잘못된 매칭에 대해서는 많은 개선률을 나타내었다.

<표 5> 매칭 방법별 매칭 성공률

매칭 방법	입력 영상	매칭 실패	잘못된 매칭	매칭 성공
		최소 거리 계산 (Point to Point)	모델로 구성된 경우	11.5%
	모델로 구성되지 않은 경우	16.8%	21.2%	63%
개선된 K-Nearest Neighbor 알고리즘 (Class to Class)	모델로 구성된 경우	5.1%	3.5%	91.2%
	모델로 구성되지 않은 경우	14.2%	17.8%	71%

3.3 조명 변화에 따른 인식률 비교

<표 6>는 실험을 통하여 조명의 변화에 따라 인식률을 비교하여 나타낸 것이다. 각각 조명에 대해 아무런 전처리를 하지 않은 단순한 주성분 분석 방법, 휘도치 정규화를 사용한 방법, 히스토그램 평활화를 사용해 전 처리한 방법을 비교하였다.

<표 6>를 통해 결과를 분석해 보면 기본 방법은 학습영상의 조명 변화가 거의 없을 경우에만 좋은 결과를 내지만, 조명 변화에 따라 바로 인식률이 크게 떨어짐을 알 수 있다. 그리고 휘도치 정규화를 사용한 방법도 기본 주성분 분석 방법 보다는 조명 변화에 강하게 나타나지만 심한 변화에

<표 6> 조명의 밝기 변화에 따른 인식률 비교

조명 변화	기본 PCA	휘도치 정규화	히스토그램 평활화
-100	4.33%	56.00%	82.23%
-90	4.33%	60.33%	84.00%
-80	4.34%	70.67%	86.00%
-20	89.20%	91.67%	93.67%
-10	98.00%	92.33%	93.87%
0	97.25%	95.12%	94.67%
10	96.33%	91.33%	92.67%
20	91.67%	90.67%	92.67%
80	18.00%	44.00%	91.20%
90	15.33%	38.00%	91.25%
100	13.67%	33.67%	90.77%
합계	48.40%	69.44%	90.27%

대해서는 인식률이 크게 떨어짐을 알 수 있다. 하지만 히스토그램 평활화를 사용한 방법은 심한 조명 변화에 대해서도 인식률의 변화 없이 높은 인식률을 일정하게 가짐을 볼 수 있다. 그리고 학습 영상과 거의 조명 변화가 없는 상황에서는 기본 주성분 분석 방법, 휘도치 정규화를 사용한 방법, 히스토그램 평활화를 사용한 방법의 순서로 인식률이 좋게 나타난다.

4. 결 론

본 논문에서는 실험영상이 학습영상에 대해 조명의 차이가 있는 경우에도 새로운 주성분 분석 방법을 사용한 물체 인식 기술을 제안 하였다. 이때 히스토그램 평활화를 사용하여 히스토그램을 펼침으로써 조명 변화에 영향을 감소시키는 결과가 나왔고, 이것은 기본적인 주성분 분석방법과 휘도치 정규화를 한 방법과 비교해 본 결과 조명 변화에 영향을 최소화하여 일정한 인식률을 유지할 수 있었다. 그리고 웨이블렛 변환을 이용해 처리할 영역을 줄여 계산량을 크게 감소 시켰다.

본 논문에서 얻은 결과는 다음과 같다.

첫째, 실험 영상에 히스토그램 평활화를 사용하여 조명의 영향을 크게 감소시켰다. 이 방법은 기존의 휘도치 정규화보다 영상의 조명변화에 훨씬 강함을 알 수 있었으며, 심한 조명 변화가 있는 영상에서도 좋은 인식률을 유지하였다.

둘째, 실험영상에 웨이블렛 변환을 사용하여 처리할 영상의 차원을 줄여 처리하는 시간을 크게 줄였음에도 인식률의 변화는 거의 없음을 확인할 수 있었다. 2 레벨로 웨이블렛 분해했을 경우 17배 이상의 속도 향상을 가져왔다.

본 연구에서는 고정된 높이에서 촬영한 영상들에 대해 조명변화의 영향 최소화, 매칭률을 개선하여 물체 인식률을 높이는 방법에 관해서 연구했다. 향후 다양한 높이와 각도에서 촬영하는 경우에 대해서도 계속해서 연구할 예정이다.

참 고 문 헌

[1] R. Chellappa, Charles L. Wilson, and S. Sirohey, "Human and Machine Recognition of Faces: A Survey," Proc. IEEE, Vol. 83, No.5, pp.704-740, May, 1995.
 [2] L. Sirovich and M. Kirby, "Low-dimensional procedure for the characterization of human faces", J. of Opt. Soc. Amer. A. Vol.4, No.3, pp.519-524, 1987.
 [3] J. Daugman, "Face and gesture recognition: overview", IEEE Trans, Pattern Anal. and Mach. Intell., Vol.19, No.7, pp.675-675, 1997.
 [4] M.Kirby and L. Sirovich, "Application of Karhunen-Loeve procedure for characterization of human faces", IEEE Trans. On Pattern Anal. And Mach. Intell., Vol.12, pp.103-108, 1990.
 [5] M. Turk and A. Pentland, "Eigen faces for recognition", Journal of Cognitive Neuro science, Vol.3, No.1, pp.71-86, 1991.
 [6] A. O'Toole, H. Abdi, K. Deffenbacher and D Valentin, "Low-dimensional representation of faces in higher dimensions of the face space", J. Op t.S oc. Am. A. Vol.10, No.3, pp.405-411, 1993.
 [7] Wickerhauser and M. Victor, "Adapted Wavelets Analysis from Theory to Software, IEEE Press", 1993.
 [8] C. Sidney Burrus Ramesh, A. Gopinath Haitao Guo, Introduction to Wavelets and Wavelet Transforms, Prentice Hall, 1998.
 [9] Daubechies, Ingrid, Ten Lectures on Wavelets, Philadelphia, Pennsylvania. 1992.
 [10] Randy Crane, simplified approach to Image Processing, Prentice Hall, 1997.
 [11] L. D. Harmon, "The recognition of faces", sci. Am., Vol.229,

pp.71-82, 1973.
 [12] Liming Zhang and Patrick Lenders, "Locating the Head Boundary with 2D Continuous Wavelet Transform", Proceedings of 2001 International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing, pp.336-339, 2001
 [13] Liming Zhang, Patrick Lenders, "A new head detection method based on the region shield segmentation in complex background", Proceedings of 2001 International Symposium on Intelligent Multimedia, Video and Speech Processing, pp.328-331, 2001.
 [14] Kin-Man Lam, "A fast approach for detecting human faces in a complex background", ISCAS '98., Proceedings of the 1998 IEEE International Symposium on Circuits and Systems, Vol.4, pp.85-88, 1998.
 [15] Xiao-guang Lv, Jie Zhou, Chang-shui Zhang, "A Novel Algorithm for Rotated Human Face Detection", Proceedings. IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, Vol.1, pp.760-765, 2000.
 [16] H. WU, Q. Chen, and M. Yachida, "Facial Feature Extraction and Face Verification," IEEE Proc. ICPR, pp.484-488, 1996.
 [17] Hyun-Sool Kim, Woo-Seok Kang, Joong-In Shin, Sang-Hui Park, "Face Detection Using Template Matching and Ellipse Fitting", IEICE Trans. Inf. & Syst., Vol.E83-D, No.11, pp.2008-201, 2000.
 [18] Chiunhsiun Lin, Kuo-Chin Fan, "Human Face Detection Using Geometric Triangle Relationship", Proceedings. 15th International Conference on Pattern Recognition, Vol.2, pp. 941-944, 2000.
 [19] H. A. Rowley, S. Baluja, and T. Kanade, "Neural Network-Based Face Detection," Tech. Rep. School of Computer Science, Carnegie Mellon niv., USA, 1995.
 [20] Yuela, P.C.; Dai, D.Q.; Feng, G.C. "Wavelet-based PCA for human face recognition", Image Analysis and Interpretation, IEEE Southwest Symposium, pp.223-228, 1998.



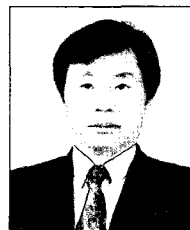
김재남

E-mail : jnkim@mail.kwu.ac.kr
 1984년 전남대학교 계산통계학과(이학사)
 1990년 전남대학교 전산통계학과(이학석사)
 1999년 전남대학교 전산학과(박사수료)
 1984년~1991년 전남대학교 전산처리사
 1992년~현재 광주여자대학교 디지털영상 그래픽학과 교수
 관심분야 : 객체지향시스템, 패턴인식, 컴퓨터그래픽스



정병수

E-mail : bsjung@nambu.ac.kr
 1986년 전남대학교 계산통계학과(이학사)
 1988년 전남대학교 전산통계학과(이학석사)
 1991년~1999년 전남과학대학 전산정보처리과 교수
 2006년 전남대학교 전산통계학과(이학박사)
 2000년~현재 남부대학교 디지털정보학과 교수
 관심분야 : 소프트웨어공학, 디지털 영상처리, 정보보안 관련분야



김병기

E-mail : bgkim@chonnam.chonnam.ac.kr
 1978년 전남대학교 수학교육과(이학사)
 1980년 전남대학교 수학과(이학석사)
 2000년 전북대학교 수학과(이학박사)
 1981년~현재 전남대학교 전자컴퓨터정보 통신공학 교수
 1995년~현재 한국정보처리학회 이사 및 부회장

관심분야 : 소프트웨어공학, 객체지향시스템, 컴포넌트기반소프트웨어 개발