

레티넥스 모델과 조명-반사율 모델의 조명 보상 성능 비교 연구

(Comparative Study on Illumination Compensation Performance of Retinex model and Illumination-Reflectance model)

정지년[†] 양현승^{**}

(Jin Yun Chung) (Hyun Seung Yang)

요약 대상인식 기술을 실제 환경에 적용하기 위해서는 조명 보상 기술 개발이 필수적이다. 본 논문은 조명의 방향 변화로 인한 영상의 변화를 보상하는 방법으로 레티넥스 모델과 조명-반사율 모델에 주목하고, 이를 다양한 방법으로 구현하고 그 성능을 비교함으로써 효과적인 조명 보상방법을 제시하였다. 본 논문에서는 레티넥스 모델을 단일 스케일 레티넥스, 다중 스케일 레티넥스와 이를 신경망으로 재구성한 레티넥스 신경망, 다중 스케일 레티넥스 신경망으로 구현하였다. 조명 반사율 모델은 조명 영상을 이산코사인변환, 웨이블릿변환을 통한 저주파 필터링과 가우시안 블러로 구현 후, 이를 이용하여 반사율 영상을 계산하여 조명 보상을 수행하도록 하였다. 구현된 조명 보상을 9가지 조명 방향 변화가 존재하는 얼굴 영상에 대해 조명 보상을 수행하여, 그 성능을 측정하고 비교하였으며, 더불어 주성분분석 계수를 이용하여 그 성능을 측정하였다. 실험 결과 조명-반사율 모델이 보다 좋은 성능을 보였으며, 주성분분석 계수를 추출한 경우 전반적인 성능향상을 얻을 수 있었다.

키워드 : 조명 보상, 레티넥스 모델, 조명-반사율 모델

Abstract To apply object recognition techniques to real environment, illumination compensation method should be developed. As effective illumination compensation model, we focused our attention on Retinex model and Illumination-Reflectance model, implemented them, and experimented on their performance. We implemented Retinex model with Single Scale Retinex, Multi-Scale Retinex, and Retinex Neural Network and Multi-Scale Retinex Neural Network, neural network model of Retinex model. Also, we implemented Illumination-Reflectance model with reflectance image calculation by calculating an illumination image by low frequency filtering in frequency domain of Discrete Cosine Transform and Wavelet Transform, and Gaussian blurring. We compare their illumination compensation performance to facial images under nine illumination directions. We also compare their performance after post processing using Principal Component Analysis(PCA). As a result, Illumination-Reflectance model showed better performance and their overall performance was improved when illumination compensated images were post processed by PCA.

Key words : Illumination compensation, Retinex model, Illumination-reflectance model

1. 서론

대상 인식 기술은 패턴 인식 문제의 하나로 많은 연구가 이루어져 왔고 그 결과 괄목할 만한 기술의 발전

도 이루어 왔다. 그러나 여전히 대상 인식 기술의 실용화에는 해결해야 할 기술적인 문제가 있으며, 그 중 조명 변화로 인한 영상의 왜곡은 해결해야 할 가장 어려운 기술적 난제 중 하나이다.

대상 인식은 물체에 의해 반사된 빛이 투영되어 형성된 영상을 대상으로 한다. 그러나, 실제 환경에 있어 조명은 완벽히 제어하기 어려운 요소이며, 대상의 상태가 불변함에도 불구하고 조명의 변화는 필연적으로 투영되는 영상의 변화를 야기한다. 따라서 조명의 변화로 인한 영상의 왜곡 문제를 해결하지 않고는 안정된 성능을 가진 대상 인식 기술 개발은 요원한 일이라고 할 수 있다.

· 본 연구는 산업자원부의 뇌신경정보학 연구 프로그램과 정보통신부의 유비쿼터스 컴퓨팅 및 네트워크 원천기반기술 개발사업의 지원에 의해 수행되었습니다.

† 학생회원 : 한국과학기술원 전자전산학과
mage@paradise.kaist.ac.kr

** 종신회원 : 한국과학기술원 전자전산학과 교수
hsyang@paradise.kaist.ac.kr

논문접수 : 2005년 9월 23일

심사완료 : 2006년 9월 19일

조명의 변화에는 조명의 종류, 강도, 방향 등의 변화가 있다. 이 중 조명의 방향의 변화는 영상에 투영된 형상 자체를 변화시키기 때문에 대상 인식을 어렵게 하는 가장 큰 요인이 되고 있다. 따라서 본 논문은 조명의 변화 문제 중, 조명의 방향 변화로 인한 영상의 왜곡 문제에 집중하여 조명 보상 방법을 살펴보고, 그 중 적합한 조명 보상 방법을 연구해 보고자 하였다.

대상 인식 문제에 있어 조명 변화로 인한 성능 저하 문제는 일찍부터 인식되어 왔기에, 관련된 연구도 상당 부분 이루어져 있다. 간단하게는 히스토그램 평활화(Histogram Equalization)와 같은 영상 전처리를 이용하거나, 에지 특징, 그라디언트 특징, 가보 특징과 같은 비교적 조명의 변화에 영향을 덜 받는 특징을 이용하여 조명변화로 인한 영상의 왜곡 문제를 피하고자 하는 접근 방법이 있다. [1]에서는 포인트간 차이(point-wise distance), 지역간 차이(regional distance), 포인트간 로그 차이(log point-wise distance) 등의 영상간 차이 계산 방법으로 조명 변화로 인한 인식 성능 저하를 해결하고자 하였다. 또한 입력영상과 기준 영상의 비로부터 비율영상(Rate image)을 계산하고, 이 비율 영상의 평활도(Smoothness)를 측정하여 이를 기준으로 인식을 수행하는 방법이 제안되기도 하였다[2]. 그러나 이러한 방법은 조명의 변화에 대해 비교적 강인한 특징 추출을 할 수는 있었으나, 성능 향상 효과가 만족할만한 수준에 이르지 못하는 못하고 있다.

그래서, 이러한 한계를 벗어나기 위해 대상 인식에 있어 조명 변화를 모델에 포함하는 시도가 이루어지기도 하였다. 이러한 접근 방법은 주어진 영상을 2차원 영상의 생성 모델이나, 3차원 모델로부터의 생성 모델로 모델링하여, 영상으로부터 대상의 고유 파라미터(표면법선 벡터(surface normal), 알비도(albedo) 등)를 추출하고자 하는 접근 방법이다. 2차원 영상의 생성 모델은 인식 대상의 형상은 같다고 보고, 영상들간의 알비도의 비로 표현하거나[3], 알비도를 동일하게 보고 표면법선 벡터(surface normal)를 복수의 영상으로부터 추정하는 방법[4], 얼굴 영상의 반사율 함수(reflectance function)을 surface spherical harmonic expansion으로 추정하는 방법[5] 등이 있다. 그러나 이러한 접근 방법은 모델의 단순화를 위해 동일한 형상이라는 제약조건을 두거나, 인식 대상의 알비도와 3차원 표면 정보가 필요하다거나, 여러 장의 고품질 영상을 필요로 하는 등의 한계가 있다. 3차원 모델을 이용하는 경우는 대상의 3차원 모델과 조명 등을 파라미터화하여 주어진 영상을 가장 잘 표현하는 파라미터를 추출하고, 이로부터 역으로 조명 왜곡이 제거된 영상을 합성하는 접근 방법들이다[6,7]. 이러한 방법은 계산량이 매우 많으며, 아무리 모델을 잘 만

들어도 그림자로 인한 변화를 반영하기는 힘들다는 한계점도 존재한다.

따라서 본 논문은 간단하여 실시간 시스템에도 적용할 수 있으면서도 조명 변화만을 효과적으로 제거할 수 있는 조명 보상 방법을 찾고자 하였고, 그 가운데 주목한 모델이 영상 기반의 조명 보상 모델인 레티넥스(Retinex) 모델과 조명-반사율 모델이었다. 두 모델은 대상에 대한 별도의 모델이 없이, 간단한 영상처리를 통해서 조명 변화를 효과적으로 보상할 수 있으며 인식과정과 독립적이므로 다양한 인식 방법에 사용이 가능하다. 이에 본 논문은 두 모델을 다양한 방식으로 구현해 보고 얼굴 영상에 대한 조명 보상 성능을 비교하고, 더불어 이 방법들간의 관계를 고찰하고 적합한 조명 보상 모델 개발 방향에 대해 고찰해 보았다.

2. 영상 기반의 조명 보상 모델

본 장에서는 본 논문이 비교 실험 대상으로 삼은 레티넥스 모델과, 조명-반사율 모델에 대해 기술한다.

2.1 레티넥스 모델(Retinex Model)

레티넥스 모델(Retinex model)은 Land에 의해 제안된 빛과 색상의 감지 모델로, 망막의 수용야(Receptive field)의 On-center off-surround 현상을 모델링하여 인간이 지닌 조명 적응성을 모방하고자 한 모델이다. Rahman[8]은 이 모델을 개선하여 레티넥스의 가중합 모델인 다중 스케일 레티넥스 모델(Multi-scale retinex model)을 제안하였다. 다음 [수식1]은 다중 스케일 레티넥스 모델의 조명 보상식이며, 이는 Land가 제안한 단일 스케일 레티넥스(R_i)의 가중합(R_{MSR})이다.

$$R_i(x,y) = \log I_i(x,y) - \log [F(x,y) * I_i(x,y)], \quad F(x,y) = Ke^{-r^2/c_n^2}$$

$$\Rightarrow R_{MSR} = \sum_{n=1}^N w_n R_n, \quad F_n(x,y) = Ke^{-r^2/c_n^2} \quad (1)$$

식 (1)의 $I_i(x,y)$ 는 주어진 영상이고, $F(x,y)$ 는 가우시안 필터이며 c_n 은 스케일이다.

본 논문에서는 기존에 제안된 단일 스케일 레티넥스(이하 SSR)와 다중 스케일 레티넥스(이하 MSR)를 사용하여 조명 보상을 수행해보도록 하였다. 더불어 레티넥스 모델에 착안하여 이와 동일한 구조를 지닌 신경망인 레티넥스 신경망(Retinex Neural Network, 이하 RNN)과 다중 스케일 레티넥스 신경망(Multi Scale Retinex Neural Network, 이하 MSRNN)을 고안하여 조명 보상을 수행하도록 하였다. RNN은 그림 1과 같이 조명보상의 대상이 되는 픽셀과 그 이웃 픽셀로 구성된 입력층과 3개의 노드를 가진 은닉층, 조명 보상된 픽셀의 밝기값을 가지는 출력층의 3개의 층으로 구성된 신경망이며, 은닉층의 각 노드는 MSR의 각 레티넥스 출력값 R_n 에 대응하는 구조를 가지고 있다. 또한 출력층

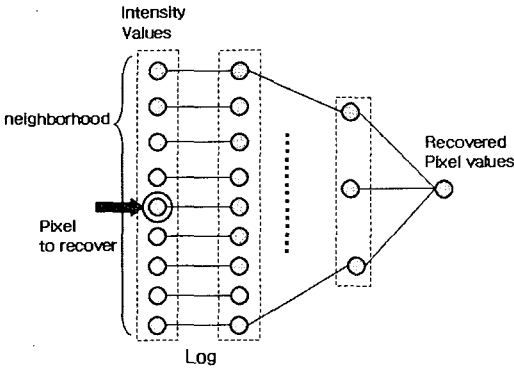


그림 1 RNN의 신경망 구조

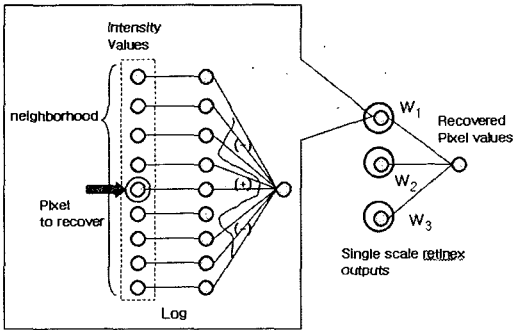


그림 2 MSRNN의 신경망 구조

은 은닉층을 가중합하는 것으로, 전체적인 구조상으로는 MSR과 동일하나 가우시안 필터 $F(x,y)$ 와 weight w_n 에 해당하는 값을 조명 보상에 적합하도록 다시 학습하도록 한 것이다. MSRNN은 RNN과 동일하되, RNN의 은닉층을 각각 다른 scale c_n 을 가지는 SSR로 구현하고, 출력층의 weight w_n 만 조명 보상에 적합하도록 학습하였다(그림 2). 기존의 MSR이 w_n 을 균등하게 주는 것에 반해 MSRNN은 학습을 통해 그 값을 조명 보상에 적합하도록 설정하도록 한 것이다.

두 모델의 입력층은 모두 조명 보상의 대상이 되는 픽셀과 그 이웃 픽셀의 밝기값에 로그연산(Log)를 취하여 얻은 로그영상(Log image)이고, 출력값은 조명 보상된 밝기 값이다. 학습은 다양한 조명 변화가 반영된 얼굴 영상에서 얻은 임의의 패치(조명 보상의 대상이 되는 픽셀과 그 이웃 픽셀을 포함하는 사각형 영역)에 대해 수행하도록 하였으며, 그 때의 목표 값은 정상 조명(정면의 균일한 조명)에서의 해당 패치의 중심점의 밝기 값이다.

2.2 조명 반사율 모델(Illumination-Reflectance model)

조명-반사율 모델은 영상(I)이 조명(L)과 물체의 특성인 반사율(R)의 곱 ($I(x,y) = L(x,y).R(x,y)$)으로 형성된

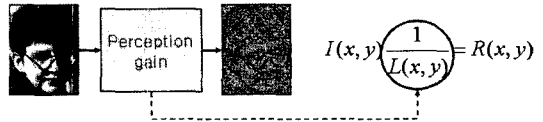


그림 3 Perceptual Gain과 조명-반사율 모델

다고 정의하고 조명을 추정하여 반사율을 계산함으로써 이 반사율 영상을 조명 보상의 결과로 사용하는 방법이다[9]. 그러나 일반적으로 조명(L(x,y))은 주어진 영상만으로 알 수 없으므로, 조명-반사율 모델에서는 사람의 신경 생리학적 특성에 착안하여 조명을 추정하는 방법을 제안하고 있다.

실제로 사람의 경우 조명의 변화에 대해 강한 특징 추출을 하고 있는데 이러한 기능은 사람의 시각 시스템이 주어진 영상에 대해 인간의 시각 시스템에 존재하는 Perceptual gain에 의해 반사율(Reflectance)을 감지하고 있다고 생각되며, 이를 조명-반사율 모델의 견지에서 보면 Perceptual gain은 조명을 추정하여 주어진 시각 자극을 픽셀별로 나누는 연산이라고 생각할 수 있다[9] (그림 3).

Perceptual gain은 인간의 신경 체계가 지니는 특성 중 하나인 베버의 법칙(Weber's law)에 의해 추론할 수 있다[9]. 베버의 법칙에 의해, 인간이 주어진 영상의 한 픽셀로부터 느끼는 자극의 크기는 이웃 픽셀의 자극에 대한 상대적인 비로 생각할 수 있으며, 이것이 곧 인간이 느끼는 밝기, 즉 인간의 시각 시스템이 추정하는 반사율이라고 할 수 있다. 이러한 관계를 수식적으로 표현하면 이웃픽셀을 ψ 라고 할 때 다음 식 (2)와 같이 표현될 수 있다[9].

$$I(x,y) \frac{1}{I_{\psi}(x,y)} = R(x,y) \quad (x,y) \in \psi \quad (2)$$

$I_{\psi}(x,y)$ 는 이웃 픽셀의 평균값이다. 즉 원본 영상의 블러(Blur)된 영상에서의 픽셀값인 셈이다. 이 식 (2)를 그림 3에서 나타난 Perceptual gain과 대응시키면, $I_{\psi}(x,y)$ 는 L(x,y)로 볼 수 있다. 즉, 사람은 주어진 영상의 블러된 형태로 조명을 추정하며, 이를 Perceptual gain으로 하여 물체 고유의 시각 특성을 나타내는 반사율 영상을 얻는다고 생각할 수 있는 것이다.

따라서 조명-반사율 모델은 주어진 영상의 블러 영상을 구하여 이것으로 주어진 영상을 픽셀별로 나누어 줌으로써 반사율 영상을 얻어 조명 보상을 수행하는 모델이며, 본 논문에서는 몇가지 방법으로 블러 영상을 계산하여 이로부터 얻은 반사율 영상을 얻도록 하였다. 사용한 블러 방법은 이산코사인 변환 및 웨이블릿 변환을 통한 저주파 필터링과, 가우시안 블러링이다.

3. 얼굴 인식에 대한 비교 실험

본 논문에서는 앞 장에서 기술한 레티넥스 모델과 조명-반사율 모델의 성능 비교를 위해 다양한 조명변화가 반영된 얼굴 영상에 대해 조명 보상을 수행한 후, 조명 보상 후의 패턴 응집도를 비교하고자 하였다. 패턴 응집도는 조명 보상 후 동일인의 영상은 응집하고, 다른 사람끼리는 흩어지는 정도를 알아보는 것이다. 이를 측정하는 방법으로 본 논문에서는 조명 보상을 거친 영상에 대해 각 사람의 평균 영상을 계산한 후, 그 평균 영상을 표준 영상(gallery)으로 삼아 최소거리법(Nearest neighbor)으로 패턴인식을 수행하여 그 인식률을 구하도록 하였다.

본 실험을 위해 앞 장에서 설명한 방법들을 PC에서 Matlab을 통해 구현하였으며, CAS-PEAL DB[10]로부터 9가지 조명 변화를 가진 50명의 얼굴 영상을 사용하여 실험을 하였다. 조명은 그림 4와 같이 상/하로 3가지(+45°, -45°, 0°), 우측으로 3가지(정면(0°), +45°, +90°) 조합으로 9가지이다. 또한 RNN과 MSRNN의 경우 신경망 학습이 필요하므로 이는 동일 DB로부터 얻은 별도의 15가지 조명(상하 3가지(+45°, -45°, 0°), 좌우 5가지(-90°, -45°, 0°, +45°, +90°)의 26명의 얼굴 영상으로부터 얻은 9x9 패치를 사용하여 학습을 수행하였다.

조명 보상 후 얻은 영상의 예는 다음 그림 5와 같다. 그림 5는 조명의 방향이 우로 +90°, 위로 +45°에서 비취는 영상의 조명 보상 결과이다.

또한 조명 보상을 수행한 영상에 대한 패턴 인식 실험 결과 다음 표 1과 같은 결과를 얻을 수 있었다.

표에서 "원본"은 실험의 대조군으로써, 별도의 조명 보상을 하지 않은 영상에 대한 인식 실험 결과이며,

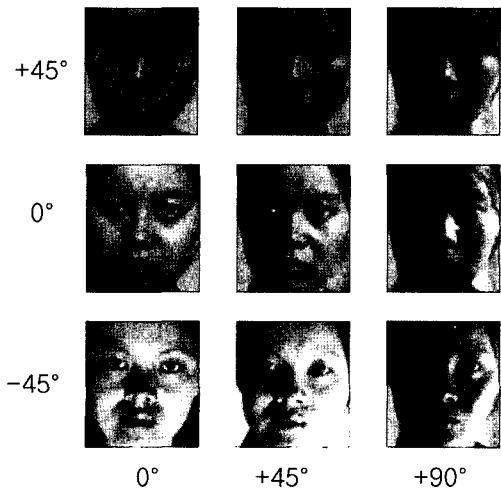


그림 4 실험에 사용한 영상의 예

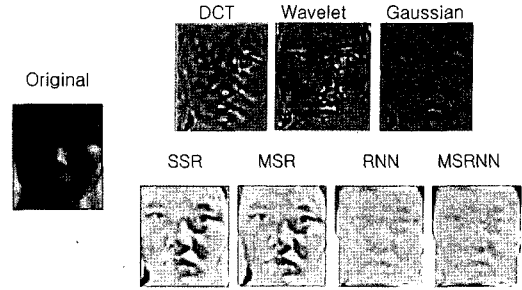


그림 5 조명 보상의 예

표 1 조명 보상 방법의 패턴 인식 성능

조명 보상 방법		인식률(%)
대조군	원본	23
	Log	29
조명-반사율 모델	DCT	75
	Wavelet	64
	Gaussian	82
레티넥스 모델	SSR	83
	MSR	78
	Retinex NN	53
	MSR NN	71

"Log"는 또 다른 대조군으로, 원본 영상에 픽셀별로 로그 연산을 함으로써 감마 보정을 수행한 것이다. 결과를 보면 대조군보다 조명-반사율 모델 또는 레티넥스 모델에 의해 조명 보상을 수행한 경우 보다 높은 성능을 보임을 알 수 있다. 즉, 영상에 나타난 조명에 의한 편차가 상당 부분 개선되었음을 알 수 있다. 전체적으로는 가우시안 블러를 이용한 조명-반사율 모델의 방법과 단일 스케일 레티넥스의 경우가 가장 좋은 성능을 보이고 있었다.

조명-반사율 모델의 경우 이산코사인 변환이나 웨이 블릿 변환에 의한 조명 보상이 전체적인 밝기값을 균일 하게 만들어주는 반면 영상에 많은 노이즈를 야기하고 있다. 특히 이러한 노이즈는 픽셀별로 나뉠 수 있는 행하는 조명-반사율 모델의 특성상 어두운 영역에서 크게 발생하는 경향을 가진다. 이에 반해 가우시안 블러를 이용하여 조명 보상을 한 경우 비록 영상의 전체적인 조명 변화 보상 효과는 작지만, 이러한 노이즈 발생이 상대적으로 작으므로 보다 좋은 인식률을 보이고 있다고 해석할 수 있다.

레티넥스 모델의 경우 단일 스케일 레티넥스의 경우가 가장 좋은 성능을 보이는데, 이로부터 최적의 가우시안 커널 한가지를 사용하였을 때가 다른 분산을 가지는 여러 개의 커널을 사용하였을 때보다 좋은 성능을 보여주고 있음을 알 수 있다. 즉, 순수한 조명 보상 효과는 최적 가우시안 커널 한 개를 사용하는 편이 낫다고 할 수 있다.

본 논문에서는 위 실험에 더불어 얼굴인식에 있어 많이 사용되어 온 주성분분석을 이용한 특징추출 방법[11]을 이용해 그 계수를 사용하여 인식 실험을 수행하여 보았다. 주성분분석 수행을 통해 총 분산의 95%를 반영하는 계수만을 추출하여 인식 실험을 하였으며, 그 실험 결과 다음 표 2와 같은 인식 결과를 얻을 수 있었다.

표 2 PCA 후의 패턴 인식 성능

조명 보상 방법		인식률(%)
대조군	원본	34
	Log	49
조명-반사율 모델	DCT	86
	Wavelet	79
	Gaussian	92
레티넥스 모델	SSR	88
	MSR	88
	Retinex NN	73
	MSR NN	90

실험 결과 전반적으로 인식 성능이 향상되었음을 알 수 있다. 이 중 근소한 차이지만 가우시안 커널을 이용한 조명-반사율 모델의 인식결과가 가장 좋으며, 그 다음이 레티넥스 모델의 결과들이다. 표 1과 표 2의 실험 결과를 종합하여 볼 때 좋은 성능을 보이는 조명 보상 방법들은 가우시안 커널을 사용하고 있음을 알 수 있다. 이는 이산코사인 변환이나 웨이블릿 변환과 같이 영상의 주파수 공간에 대한 필터링에 의한 블러링 결과로부터 얻은 반사율 영상이 많은 노이즈를 포함하고 있기 때문으로 생각되며, 가우시안 커널과 같이 영상의 국부적인 블러를 통한 조명 영상 계산이 보다 적은 노이즈를 발생시키며 조명 보상을 수행하고 있다고 해석된다.

또한, 작은 차이이긴 하지만 가우시안 블러를 사용한 조명-반사율 모델이 다소 성능의 우위를 보이고 있는데, 이는 로그를 사용해 신호의 변화폭을 압축하고 있는 레티넥스보다는 압축을 수행하지 않은 조명 반사율 모델의 경우가 보다 패턴 분류에 유리하다는 사실을 추론할 수 있게 해준다.

실험 결과, 본 논문에서는 가우시안 블러를 이용한 조명-반사율 모델에 의한 조명 보상 결과가 얼굴 인식을 위한 조명 보상에 가장 유리함을 알 수 있었다.

4. 결론

본 논문은 대상 인식의 성능 저하의 중요한 원인 중 하나인 조명 변화로 인한 영상 왜곡 문제를 해결하는 방법으로 레티넥스 모델과 조명-반사율 모델에 주목하고, 이를 구현하여 얼굴 영상에 대한 조명 보상 성능을 비교하였다. 이를 위해 기존의 레티넥스 모델 이외에 이

를 신경망으로 재구성한 RNN과 MSRNN을 고안하였으며, 조명-반사율 모델에 의한 조명 보상을 수행하기 위해 이산코사인변환, 웨이블릿변환, 가우시안 블러로 블러된 영상으로 조명 영상을 추정하여 반사율 영상을 계산해 보았다. 실험 결과 가우시안 커널을 이용한 조명-반사율 모델에 의한 조명보상과 단일 스케일 레티넥스가 가장 좋은 조명 보상 성능을 보였다. 또한 조명 보상과 더불어 주성분분석을 통해 특징을 추출 하였을 때 전반적인 성능의 향상을 얻을 수 있었으며, 이 경우 가우시안을 사용한 조명-반사율 모델이 다른 것보다 약간 더 높은 성능을 얻을 수 있었다.

실험결과를 종합하여 볼 때 레티넥스 모델과 조명 반사율 모델은 성능의 차이가 그다지 크지는 않다. 이는 레티넥스 모델이 접근 방법은 다르나 그 계산식(식 (1), 식 (2))을 보면 조명-반사율 모델의 반사율 계산 후 로 그를 취했다는 점에서 차이를 가질 뿐 매우 유사함을 알 수 있다. 그러나 이 차이는 패턴간 거리 관계의 차이를 가져오며, 이런 차이가 패턴 응집도의 차이를 가져왔음을 추론할 수 있다. 다만 주성분분석 과정을 통해 이 차이는 상당 폭 줄어들어, 레티넥스 모델과 조명-반사율 모델의 차이는 매우 작게 줄어들었던 것이다.

다만 비록 작은 차이지만, 실험을 종합하여 볼 때 조명-반사율 모델이 성능상 우위를 가진다고 판단되며, 레티넥스 모델보다 일반화된 모델이므로 블러링에 사용되는 필터의 개선을 통해 조명 영상 계산 방법을 개선할 경우 더 좋은 조명 보상 성능을 얻을 수 있을 것으로 생각한다. 차후 연구는 블러링 필터 개발에 의한 조명-반사율 모델의 조명 영상 계산법 개선에 집중될 것이며, 더불어 LDA, 독립성분분석과 같은 인식에 특화된 특징 추출 방법과의 접목을 시도하도록 할 것이다.

참 고 논 문

[1] Adini Y., Moses Y. and Ullman S. "Face recognition: The problem of compensating for changes in illumination direction," IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence 1997. No.19, pp. 721-732.

[2] D. Jacobs, P. Belhumeur and R. Basri, "Comparing Images Under Variable Illumination," IEEE Conference on Computer Vision and Pattern Recognition, pp. 610-617, 1998.

[3] Shashua, A. and Riklin-Raviv, T., "The quotient image: class-based re-rendering and recognition with varying illuminations," IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Volume: 23, Issue: 2, Pages:129-139, Feb. 2001.

[4] A.S. Georghiadis, Peter N. Belhumeur and David J. Kriegman, "Illumination-Based Image Synthesis:

Creating Novel Images of Human Faces Under Differing Pose and Lighting," IEEE Workshop on Multi-View Modeling and Analysis of Visual Scenes pp. 47-54, Fort Collins, Colorado, 1999.

[5] Ronen Basri and David W. Jacob, "Lambertian Reflectance and Linear Subspaces," IEEE Trans. On PAMI, vol.25, No.2, February 2003, pp. 218-233.

[6] Wen Yi and Rama Chellappa, "SFS Based View Synthesis for Robust Face Recognition," Proc. of Fourth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Pages:285-292, March 2000.

[7] V. Ianz, S. Romdhani and T. Vetter, "Face identification across different poses and illuminations with a 3D morphable model," Fifth IEEE International Conference on Automatic Face and Gesture Recognition, Pages:192-197, May 2002.

[8] Jobson D.J., Rahman Z. and Woodell G.A., "A multiscale retinex for bridging the gap between color images and the human observation of scenes," IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 6, pp. 965-976, July 1997.

[9] R. Gross and V. Brajovic, "An Image Preprocessing Algorithm for Illumination Invariant Face Recognition," 4th Int. Conf. on AVBPA, June, 2003.

[10] Wen Gao, Bo Cao, Shiguang Shan, DeLong Zhou, Xiaohua Zhang and Debin Zhao, "The CAS-PEAL Large-Scale Chinese Face Database and Baseline Evaluations," JDL-TR-04-FR-001, May 2004.

[11] Simon Haykin, "Neural Networks - A Comprehensive Foundation-2nd Edition," Prentice Hall.



정지년

한국과학기술원 전산학과 학사(1999), 석사(2000). 현재 한국과학기술원 전자전산학과 전산학 전공 박사과정 재학중(2000년~현재). 관심분야는 컴퓨터 비전, 패턴인식



양현승

서울대 학사(1976). Purdue University 전자과 석사(1983). Purdue University 전자과 박사 학위 취득(1986). University of IOWA 전자전산학과 조교수. 인공지능 연구센터시각연구실장(1988년~1999년). 한국과학기술원 전자전산학과 전산학전공 정교수(1988~현재). 관심분야는 컴퓨터 비전, 로보틱스, 인공지능, 멀티미디어