이미지 유사도를 측정을 위한 컬러특징값에 대한 연구

최영미*, 주문원*, 윤태복**
*성결대학교 멀티미디어학부
**성균관대학교 컴퓨터공학과 박사과정
[1]e-mail : choiym@sungkyul.edu

A Study on Color Features for Image Similarity

Young-Mie Choi*, Moon-Won Choo*, Tae-Bok Yoon**
*Dept. of Multimedia, Sungkyul University
**Dept. of Computer Engineering, Sungkyunkwan University

요 약

이 논문에서는 이미지간의 유사도를 측정하기 위하여 컬러 특징값을 추출하는 한 방법을 제시하고자 한다. 컬러특징값은 다양한 형태로 추출될 수 있지만 자연적인 조명 환경하에서 어느 정도 invariance consistency 특징을 유지하는 방법을 찾아내는 것이 중요하다. 컬러 coocurrence 특징값은 많은 연구가 진행되어 여러 응용에서 적용되고 있지만 여기서는 컬러의 invariance 공간에 대한 coocurrence 특징값을 추출하여 이미지 유사도를 측정하는 방식을 제시하고자 한다.

1. 서론

이미지처리에 있어 이미지 간의 차이를 컬러특징값으로 정의하는 작업은 대단히 중요한 일이며, 많은 연구가 진행되고 있다. 특히, 컬러 텍스처 분석을 통하여 얻어지는 특징값들이 많이 사용된다[1]. 일반적으로 세가지 유형의 접근법이 있는데, 하나는 joint color texture features 를 사용하는 것이고, 두번째는 양자화를 통하여 컬러정보를 축소하는 방법이며, 세번째는 컬러밴드간의 상관성을 활용하는 것이다[7]. 이 논문에서는 텍스처 특징을 정의함에 있어 통계적 기법을 적용한 컬러 co-occurrence matrix 의 특징값을 활용하기로 한다. Cooccurrence matrix 는 2 차 결합조건밀도함수로 픽셀값(그레이레벨)의 변화와 방향을 파라미터로 한다[5]. 컬러이미지인 경우 세개의 컬러채널별로 확률함수를 계산하여 특징값으로 활용하게 된다.

2. 컬러 불변 공간

자연상태에서 녹취된 이미지는 빛의 방향과 강도, 물체의 움직임과 주변환경의 변화에 따라 일관성이 결여된 동적인 특징을 나타내게 된다. 따라서 이미지의 특징값을 추출하고 비교함으로써 유사도를 측정하는 작업은 대단히 복잡도가 높아질 수 있다. 이러한 측면에서 이미지에서 컬러불변성이라는 파라미터를 찾아내는 일은 대단히 중요하다고 할 수 있다[2]. 이러한 노력 중의 하나가 Kubelka-Munk 이론으로 컬러 객체의 반사 스펙트럼을 모델화한다[3]. 이 이론에 따라 photometric 반사모델은 다음과 같이 주어진다.

$$E(\lambda,\vec{x}) = e(\lambda,\vec{x})(1-\rho_f(\vec{x}))^2 R_\infty(\lambda,\vec{x}) + e(\lambda,\vec{x})\rho_f(\vec{x})$$

여기서 x 는 이미징의 위치, λ 는 파장, $e(\lambda,\vec{x})$ 는 조도 스펙트럼, $\rho_f(\vec{x})$ 는 $\vec{x}$ 의 Fresnel reflectance, 그리고 $R_\infty(\lambda,\vec{x})$ 는 material reflectivity 를 나타낸다. 즉, $E(\lambda,\vec{x})$ 는 보는 방향에서의 반사 스펙트럼이 된다. 광원의 스펙트럼 요소는 일정한 에너지 조도에 따른 모든 파장에 걸쳐 일정하므로 빛의 강도 변화를 나타내는 공간요소 $i(x)$ 를 대입하면 아래와 같은 식이 유도된다.

$$E(\lambda,\vec{x}) = i(x)((1-\rho_f(\vec{x}))^2 R_\infty(\lambda,\vec{x}) + \rho_f(\vec{x})) .$$

이 식을 λ 에 두 번 미분하여 정리하면 $H = E_\lambda / E_{\lambda\lambda}$ 비율이 계산되는데, 이 수치는 $R_\infty(\lambda,\vec{x})$ 의 미분계수에만 의존한다는 사실을 알 수 있다. 즉, H 값은 시점, 표면 방향, 조도 방향, 강도, 그리고 프레스넬 반사 계수에 상관없이 물체의 반사속성에만 따르게 된다. 이 계수를 이용하여 RGB 컬러 모델을 참조하여 다음과 같은 변환공식을 유도해 낼 수 있다. 이 컬러 모델을 이용하여 이미지 유사도를 측정하기 위한 컬러 특징값을 추출하기로 한다.

$$\begin{bmatrix} \boldsymbol{E} \\ \boldsymbol{E}_\lambda \\ \boldsymbol{E}_{\lambda\lambda} \end{bmatrix} = \begin{pmatrix} 0.06 & 0.63 & 0.27 \\ 0.3 & 0.04 & -0.35 \\ 0.34 & -0.6 & 0.17 \end{pmatrix} \begin{bmatrix} \boldsymbol{R} \\ \boldsymbol{G} \\ \boldsymbol{B} \end{bmatrix}$$

이 연구는 한국콘텐츠진흥원의 차세대게임전문인력양성사업의 지원을 받아 수행되었음.

3. 이미지 특징값 추출

녹취된 RGB 이미지는 각 채널 별로 위 식에 따라 변환을 한 후 co-occurrence 행렬을 이용하여 2 차 텍스처 정보를 추출한다[4][6][7]. $M \times N$ 차원의 이미지가 주어졌다고 할 때, 이 이미지의 행렬요소 $O_{\theta,d}(a,b)$ 는 상대도수로서 다음과 같이 정의된다. 이미지 상의 그레이레벨 a, b 값이 θ 방향으로 d 거리만큼 떨어진 위치에 얼마나 자주 나타나는가를 표시한다. 예를 들어. 0 도와 45 도 방향으로 d 거리만큼 떨어진 도수의 행렬값은 아래와 같이 정의할 수 있을 것이다.

$$O_{0^0,d}(a,b) = |\{((k,l),(m,n)) \in V : k-m=0, |l-n|=d, D(k,l)=a, D(m,n)=b\}|$$

$$O_{45^0,d}(a,b) = |\{((k,l),(m,n)) \in V : (l-n=-d, k-m=d) OR (l-n=d, k-m=-d), D(k,l)=a, D(m,n)=b\}|$$

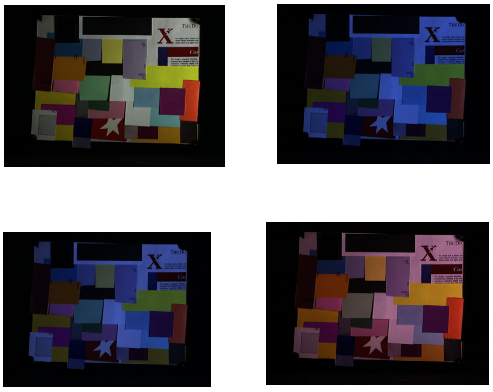
여기에서 $|\{\cdots\}|$는 집합 cardinality, D 는 이미지 블록, 그리고 $V=(M \times N)\times(M \times N)$ 을 나타낸다. 기타 자세한 내용은 참고문헌을 참조하기 바란다. 일단 이 행렬이 구해지면 정규화하여 확률화시킨다. 다음에 다음과 같은 다양한 확률 특징값을 구할 수 있다. 이 값이 바로 이미지 유사도를 측정할 때 활용되는 수치로 여기서는 에너지와 엔트로피 값만을 예로 들어보기로 한다. $P(i,j)$는 정규화된 행렬 $O(i, j)$. 의 (i,j) 요소값이다.

$$energy = \sum_{i,j} P(i,j)^2$$

$$entropy = -\sum_{i,j} P(i,j) \log P(i,j)$$

4. 실험

이 실험에서는 Simon Fraser 대학에서 실험용으로 제작한 이미지세트를 사용하였다[8]. 각 이미지는 16 가지의 서로 다른 조명환경하에서 녹취되어 서로의 유사도의 변화를 추적하는데 유용하게 활용될 수 있다.



(그림 1) 테스트 이미지 세트

이 논문의 목적이 KM 컬러공간의 컬러불변성을 이미지 유사도를 측정하는데 활용할 수 있는가 여부를 알아보는데 있으므로 채널 별로 위에서 보여준 테스트 이미지들의 특징값을 추출하여 표준편차를 구하였다. 결과는 아래 표와 같다. 결과적으로 컬러불변속성을 반영한 특징값의 표준편차가 다른 컬러 공간에 비하여 상대적으로 작은 것을 보여주고 있다.

<표 1> 컬러공간별 표준편차결과

feature	KM	RGB	YCbCr	HSV
Entropy(1)	0.0008	0.0021	0.0013	0.0037
Energy(1)	0.0083	0.0477	0.0288	0.0895
Contrast(1)	0.0004	0.0007	0.0004	0.0074
Variance(1)	0.2065	0.5616	0.3952	10.2174
Correlation(1)	0.0003	0.0013	0.0008	0.0001
Entropy(2)	0.0007	0.0014	0.0003	0.0041
Energy(2)	0.0536	0.0210	0.0238	0.0591
Contrast(2)	0.0000	0.0005	0.0000	0.0091
Variance(2)	0.0002	0.4171	3.6227	36.1688
Correlation(2)	NaN	0.0006	0.0006	0.0001
Entropy(3)	0.0003	0.0003	0.0016	0.0006
Energy(3)	0.0051	0.0172	0.1239	0.0145
Contrast(3)	0.0001	0.0002	0.0002	0.0004
Variance(3)	0.0035	0.3129	1.9616	0.2321
Correlation(3)	0.0004	0.0001	0.0040	0.0000

5. 결론 및 추후 연구

이 연구에서는 컬러불변성을 활용할 수 있는 준비작업으로 실험을 하였으며 실제 이미지 유사도를 측정하는데 적용하기 위하여는 컬러이미지의 광학적 특징에 대한 이해가 더욱 깊어야 하고, 특히 계산량이 상대적으로 많은 coccurrence 행렬의 접근법을 향상시킬 수 있는 대안을 찾아야 할 것이다.

참고문헌

[1]Haralick Shapiro,"Computer and Robot Vision Vol. 1," Addison Wesley, 1992

[2]Jan-Mak G., et. al,"Color Invariance,"IEEE Trans. On PAMI, vol.23, no. 12, Dec. 2001

[3]Kristen Hoffman,"Applications of the Kubelka-Munk Color Model to Xerographic Images,"www.cis.rit.edu/research/thesis/bs/1998 / hoffman

[4]Milan Sonka, Vaclav Hiavac, Rogger Boyle " Image processing Analysis and machine vision," International Thomson Publishing Co., 1999, 2nd edition

[5]Sami B. & Jorma L.,"Statistical Shape Features in Content-Based Image Retrieval," Proc. of ICPR2000, Spain, September 2000

[6]Trevor Darrell and Michele Covel " Correspondence with cumulative similiarity transforms" IEEE pattern analysis and machine intelligence, pp 222-227 Vol.23 No2 February 2001

[7]Vincent Arvis, el.al,"Generalization of the coocurrence matrix for color images: application to color texture classification," Image Anal. Stereo 1, 2004

[8]Web site, Computational Vision Laboratory , http://www.cs.sfu.ca/~colour/