

웨이브릿 변환에 기반한 색상과 질감 특징을 이용한 이미지 검색 시스템

서상환*, 이연숙, 김상균, 김홍식
인제대학교 전산학과

Image Retrieval System Using Color and Textural Feature Based on Wavelet Transform

Sanghwan Seo, Yeonsook Lee, Sangkyoon Kim, Heungshik Kim
Dept. of Computer Science, Inje University

요 약

내용 기반 이미지 데이터베이스의 검색을 위해서 low-level 특징에 기반한 방법들이 연구되고 있다. 본 논문에서는 웨이브릿 변환에 기반한 색상과 질감 특징을 이용한 내용기반 이미지 검색 시스템을 제안한다. 다양한 색상 정보로부터 추출한 인덱스 키와 웨이브릿 변환에 의해 추출한 질감 특징을 통계적 확률 분석 방법에 적용시킨 검색 시스템이다. 이러한 색상과 질감에 대한 효과적인 조합으로 보다 효율적이고 정확성 높은 결과물 도출함을 실험을 통하여 제시한다.

1. 서론

디지털 라이브러리는 컴퓨팅과 커뮤니케이션 기술의 진보로 큰 호응을 얻고 있다. 이로 인해 계속적인 방대한 이미지 데이터베이스들이 생성되고 이러한 이미지의 색인과 검색은 중요한 문제로 대두되고 있다. 이미지 내용 기반 검색은 색상, 질감, 객체/영역 모양 등의 용어로 이미지의 구성을 추출함으로써 이루어진다. 자동 이미지 내용 추출은 어떠한 이미지 패턴을 담고있는 이미지인가에 따라 매우 어려운 다양성을 부가한다. 이에 이미지 검색을 위한 많은 방법들이 모색되어지는데 색상, 질감, 모양과 움직임 같은 시각적 특징들이 이미지 색인으로 이용되고 있다. 결과적으로 유사한 짜임새를 가지는 패턴의 자동 검색의 필요성으로 시각적인 자연적 장면의 이미지의 주요한 특징중의 하나인 질감 정보의 분석은 검색과 색인을 위한 절대적인 중요성으로 나타난다[1].

Fourier domain energy를 포함하여 co-occurrence matrices, texture energy measure, Macro random field model들이 일반적으로 질감 특징에 이용되어진다. 하지만, 초기의 연구들에서는 대부분 단일 해상도에서 분석을 하였지만 현재는 다중해상도와 다채널 질감 분석에 초점을 두고 있다. 많은 연구 보고서에서도 질감의 다양한 타입의 분석이 진행되어 왔다. 이러한 접근 중에 웨이브릿에 기반한 시간-주파수 분석은 가장 효율적이고 강력한 것으로 보고되고 있다.

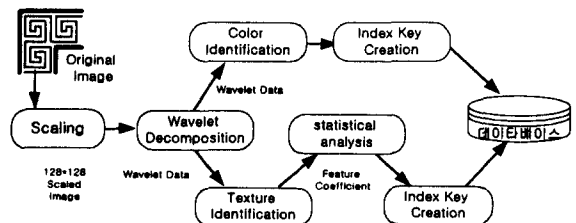
본 논문에서는 질감 이미지와 이외의 다양한 자연 이미지들을 가지고 웨이브릿 변환후의 일반적 계수 비교 방법이 아닌 통계학적인 대표값 비교방법, 그리고 이에 인간의 눈에 가장 시각적인 색상 정보

를 첨가한 방법들을 비교함으로써 보다 높은 효율성과 정확성을 가지는 내용 기반 이미지 검색 시스템을 제안한다.

2. 내용기반 영상 검색 시스템의 기본 구성도

먼저 인덱싱 과정에서 검색 대상이 되는 영상 정보를 영상의 내부적인 표현으로 저장하고 사용자가 원하는 질의 영상을 그래픽 툴이나 유사 찾기 등을 이용하여 쉬운 형태로 입력한 후 질의 영상과 영상 데이터베이스 내의 영상을 매칭하는 단계를 가진다. 이때, 효율적인 매칭법이 요구되며, 시스템은 유사성에 기반한 매칭을 하여 후보 영상들을 결정한다. 마지막으로 시스템은 사용자가 최종 선택을 할 수 있도록 유사도에 따른 검색 결과를 보여준다.

그림 1은 입력 영상에 대한 전 처리과정과 색상 처리, 그리고 질감 처리에 관한 내부 분석과 추출단계를 보여주고 있다.



[그림 1] 입력 영상의 분석 및 추출 과정

처음 입력된 이미지를 128*128로 정규화 시킨 후 웨이브릿 변환 과정을 가진다. 2-level로 변환된 이미지에서 저주파영역의 축약된 저대역 부밴드에서 색상 정보를 추출하고, 나머지의 고대역에서 웨이브릿 계수를 이용한 에너지의 질감 특징을 얻는다.

3. 웨이브릿을 이용한 특징 인덱스 키 생성

3.1 웨이브릿 분석

웨이브릿은 $\psi(x)$ 로 정의되는 mother 웨이브릿을 변이시키고, 확대, 축소시킴으로써 얻어지는 함수들의 집합이다. 즉 웨이브릿 기저함수는 다음 식과 같이 표현된다[2].

$$\phi_{(s, j)}(x) = 2^{-s/2} \psi(2^{-s}x - j)$$

웨이브릿 변환은 주어진 시간 함수를 실수의 2차원 평면 $L^2(R)$ 에서 적고 기저함수들의 집합을 형성하고 있는 웨이브릿 평면에서 서로 다른 분해를 갖는 신호들을 변환시킴으로써 주어진 시간 함수의 신호를 각각 다른 분해에서 해석할 수 있는 변환이다. 웨이브릿 변환에서 기저함수들은 mother, 변환, 확대/축소함으로써 만들어진다. 웨이브릿 변환을 2차원 영상에 적용하였을 때 4개의 성분으로 나누어진다. 즉, 시각에 민감하고 정보의 대부분을 가지고 있는 저주파 성분과 수직성분, 수평성분, 대각 성분으로 나누어진다. 영상 $f(x, y)$ 는 x 방향으로 필터링 되어져 저주파 성분인 $f_L(x, y)$ 와 고주파 성분인 $f_H(x, y)$ 로 나누어진다.

$f_L(x, y)$ 와 $f_H(x, y)$ 의 대역은 원 신호의 반이기 때문에 x 방향으로 downsample를 한다. 그리고 다시 y 방향으로 필터링 함으로써 4개($f_{LL}, f_{LH}, f_{HL}, f_{HH}$)의 부영상을 얻는다.

2차원 필터링 과정을 거친 4개의 부영상은 각각 평균 신호와 각 방향의 세부적인 신호들을 나타낸다. f_{LH} 는 영상의 수평성분을 강조하고, f_{HL} 은 수직성분을, f_{HH} 는 대각성분을 강조한다. 이에 대한 웨이브릿과 scale 함수의 관계는 다음과 같다[3].

$$\begin{aligned} \Phi(x, y) &= \phi(x)\phi(y) & \Psi_1(x, y) &= \phi(x)\Psi(y) \\ \Psi_2(x, y) &= \Psi(x)\phi(y) & \Psi_3(x, y) &= \Psi(x)\Psi(y) \end{aligned}$$

3.2 색상 특징 인덱스 생성

저대역 부밴드에서 색상 정보를 얻기 위해 이용되어지는 특징은 이미지의 각각의 세 가지 색상 구성요소의 1-D 히스토그램의 대표값을 이용함을 의미한다 이러한 구성 요소는 R, G, B가 될 수 있는데 이 세 가지의 색상 요소 축 rg, by, wb는 다음과 같이 주어진다[4].

$$\begin{aligned} rg &= R - G, \\ by &= 2 * B - R - G, \\ wb &= R + G + B. \end{aligned}$$

따라서, RGB 이미지를 특성화하는 특징 벡터 \vec{f} 는

$$\vec{f} = (\mu_R, \mu_G, \mu_B).$$

추출된 특징 벡터들을 이용하여 질의 이미지와 데이터베이스에 저장된 이미지들간의 유사성을 계산하기 위하여 가장 많이 사용되는 수식으로 유클리디안 거리(Distance)를 이용한다.

$$Distance(D_{q,i}^e) = \sqrt{(f_q - f_i)^2} = \sqrt{\sum_{RGB} (\mu_q - \mu_i)^2}$$

또한 저대역 부밴드에서 Markus가 제안한 유사도 측정함수를 이용하여 칼라 특징을 추출한다. 영상의 칼라 분포를 확률 분포로 해석하면 확률적인 평균값들에 의해 특징지어질 수 있다. 다음은 Markus가 제안한 유사도 측정함수식이다[5].

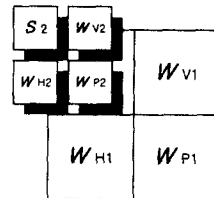
$$\begin{aligned} E_i &= \frac{1}{M \times N} \sum_{j=1}^M I_{ij} \\ \sigma_i &= \left(\frac{1}{M \times N} \sum_{j=1}^M (I_{ij} - E_i)^2 \right)^{1/2} \\ s_i &= \left(\frac{1}{M \times N} \sum_{j=1}^M (I_{ij} - E_i)^3 \right)^{1/3} \end{aligned}$$

E_i 는 평균, σ_i 는 표준편차, s_i 는 왜도, I_{ij} 는 입력 이미지 $M \times N$ 의 i 번째 채널에 대한 j 번째 화소값을 나타낸다.

각 영상에 대하여 웨이브릿 변환 후 생성된 저대역 부밴드에서 앞서 계산한 거리를 백분율로 표현한 값과 위의 평균, 표준 편차, 왜도를 계산하여 영상의 칼라 특징으로서 인덱스키 $C_{ib}^D, C_e^M, C_\mu^M, C_s^M$ 생성에 이용한다.

3.3 질감 특징 인덱스 생성

질감 분석 방법은 기본적으로 통계학적인 방법과 구조적인 방법으로 나눌 수 있는데, 여기서는 일반적 질감 이미지에 다양하게 적용될 수 있는 통계학적인 방법을 사용한다[6]. 먼저, 이미지 영상을 웨이브릿 변환 후 영역별로 각각 나눌 수 있다. 그림 2에서와 같이 저대역 부밴드 S_2 를 제외한 나머지 웨이브릿 부밴드 W 는 중요한 요소 여섯 개 수평, 수직, 대각선의 고대역 부밴드들을 각각 제공하는데 이는 영상 에지 정보를 제공한다. 이렇게 변환을 수행하여 특징 값들이 몰린 부분만을 이용하여 웨이브릿 변환계수의 에너지를 질감 특징 값으로 얻는다.



[그림 2] 2-Level 웨이브릿 분할

본 논문에서는 S_2 를 제외한 6부분의 부 밴드에서의 에너지 계수에서 특징이 큰 값을 추출하는 일반적 방법보다 여기서 나온 특징 웨이브릿 계수를 질감 특징 추출에 보다 효과적인 통계학적인 분석 방법을 적용한다.

$$Tf = Statistics(\Phi) \times W_{Co} \quad (W_{Co} : \text{Wavelet Coefficient})$$

표 1은 위 수식을 적용한 분석 결과를 보여 준다.

[표 1] 웨이브릿 계수에 대한 통계학적인 분석 결과

M \ R	Tf	M \ R	Tf
Different moment	0.67	Sum Average	0.69
Contrast, inertia	0.83	Sum Variance	0.71
Mean Variation	0.64	Entropy	0.79

위의 분석 방법에 대한 결과가 반드시 모든 이미지에 정확히 적용되지는 않겠지만 이의 일반적 결과를 토대로 Contrast, inertia 방법이

가장 높은 수치를 보였음을 알 수 있다. 따라서 질감 특징 인덱스를 위한 계수들의 특징 추출에 이를 이용하였다.

$$Tf = \sum_{i=0}^{N-1} n^2 \left(\sum_{j=0}^{N-1} \sum_{k=0}^{N-1} W_{\infty} \right) |i-j| = n$$

6가지 영역의 웨이브릿 계수를 대입한 Contrast, inertia 통계적 분석 방법으로 나온 특징을 질감 인덱스 키 T_{TC}^{V1} , T_{TC}^{H1} , T_{TC}^{P1} , T_{TC}^{V2} , T_{TC}^{H2} , T_{TC}^{P2} 에 이용한다.

3.4. 색상과 질감 특징의 혼합 인덱스 키 생성

위에서 정의한 방법들을 기반으로 색상과 질감에 대한 인덱스 키를 조합하여 하나의 이미지에 대해 다음과 같이 다중 색상-질감 인덱스 키를 생성한다.

$$C_{sb}^D + C_{\mu}^M \quad C_{\mu}^M \quad C_{\mu}^M + T_{TC}^{V1} \quad T_{TC}^{H1} \quad T_{TC}^{P1} \quad T_{TC}^{V2} \quad T_{TC}^{H2} \quad T_{TC}^{P2}$$

위에서 유클리드 거리를 이용한 방법인 인덱스 키 C_{sb}^D 는 상대적으로 많은 시간을 요구하므로 색상 인덱스에서 이중으로 분류하였다.

또한 색상 키와 질감 키에 대한 다른 가중치를 줌으로써 보다 사용자가 원하는 정확한 이미지의 검색에 대한 적응율을 높이고자 한다.

[표 2] 색상 키와 질감 키에 대한 가중치(WCT) 적용비

Weight \ Index	색상 키	질감 키
WCT1	0.3	0.7
WCT2	0.6	0.4

4. 실험 및 성능 평가

본 논문에서는 데이터의 객관적인 자료를 위해 Corel Graphics Pack에서 동물, 식물, 산, 조각품, 과일, 계절배경, 각종 문양, 조류 등을 소재로 300개의 이미지를 사용하였다. 구현 환경으로는 Linux Oracle을 서버로 하여 Windows98에서 C++Builder를 사용하여 구현하였다.

실험에서는 각각의 성능 평가를 위하여 재편률과 정확률을 이용하였으며, 색상과 질감에 대한 각각의 재편률과 정확률을 분석하고 다시 색상, 질감에 대한 인덱스 키를 조합한 방법을 비교하였다.

[표 3] 각각의 특징 및 이의 조합에 대한 분석 결과

Method \ Cp	Recall	Precision
Color	0.64	0.69
Color(C_{sb}^D)	0.72	0.77
Texture(TC)	0.74	0.69
Color(C_{sb}^D)+Texture(TC)	0.92	0.89
C+T+WCT1	0.86	0.87
C+T+WCT2	0.81	0.70

표 3의 결과에서 보듯이 색상과 질감에 대한 혼합 질의가 재편률과 정확률에서 보다 높음을 알 수 있다. 그리고, 색상 질의에서 인덱스 키 C_{sb}^D 를 포함하는 경우가 다소 높은 결과를 보여주고 있으며, 색

상과 질감에 대한 가중치 적용도 상대적으로 높은 결과를 나타냄을 알 수 있다.

하지만 WCT2의 가중치 결과는 오히려 낮은 결과치를 보여주는데 보다 많은 실험을 통해서 적절한 비율이 필요함을 보여준다.

5. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서는 이미지 데이터베이스에서 효과적인 내용기반 검색을 위해 색상 특징과 통계적 확률 분석에 근거한 질감 특징을 인덱스 키 생성에 이용한 시스템을 제안하였다.

색상과 질감을 조합하는 방법과 가중치를 적용한 검색 방법에서 정확성을 보다 높일 수 있었다. 하지만 이러한 방법들은 평가 시간에 대한 고려가 필요하다. 보다 정확한 결과를 얻기 위한 시간 비용 증가에 대한 문제를 해결하기 위해, 전처리 과정으로 미리 서버에 병렬로 분석 결과치를 데이터베이스에 저장하는 기법에 관한 도입이 향후 연구 과제이다.

[참고 문헌]

- [1]M. Unser, Texture classification and segmentation using wavelet frames, IEEE Trans. Image Processing, Vol. 4, No.11, 1549-1560 (1995)
- [2]M.Vetterli and J.Kovacevic, Wavelet and subband coding, Prentice-Hall, 1995
- [3]L.Prasad and S.S.Iyengar, Wavelet analysis with applications to image processing, CRC Press, 1997
- [4]Swain, M.J and D.H. Ballard(1991). Color indexing. Internet. J. Computer Vision 7(1), 11-32
- [5]M.Stricker and M. Orengo, "Similarity of Color Images," Proc. of SPIE: Storage and Retrieval for Image and Video Databases III, Vol. 2420, pp.381-392, San Jose, Feb, 1995
- [6]William I. Grosky, Peter Neo, Rajiv Mehrotra, "A Pictorial Index Mechanism for Model-based Matching," Data and Knowledge Engineering, Vol. 8, pp.309-327, 1992