지능정보연구 제15권 제2호 2009년 6월(pp.49~59)

내용 기반 이미지 검색을 위한 개선된 SIM 방법

김광백
신라대학교 컴퓨터정보공학부
(gbkim@silla.ac.kr)

내용기반 이미지 검색은 색상, 질감 등의 이미지 자체의 자질들을 이용하여 검색하므로 텍스트 기반 이미지 검색의 객관성 부족과 모든 이미지에 사람이 주석을 달아야 하는 단점을 보완할 수 있는 이미지 검색 방법이다. 이러한 내용 기반 이미지 검색에서 사용되는 방식 중 SIM(Self-organizing Image browsing Map) 방식은 SOM 알고리즘을 이용하여 이미지들을 브라우징 가능한 그룹으로 맵핑하고 그 결과를 바탕으로 이미지를 검색하게 된다. 하지만 비슷한 이미지라 할지라도 이미지의 밝기, 피사체의 움직임 등에 의하여 색상 정보가 다르게 나타나게 되면 SOM 알고리즘의 학습 과정에서 유사한 이미지들을 그룹화한 노드를 BMU로 선택하지 못하고 떨어져 있는 다른 노드를 선택하게 된다. 이 경우 학습이 진행되면서 유사한 이미지들이 군집하는 과정을 거치지만 학습이 완료될 때까지 다른 유사 이미지들을 그룹화한 노드에 맵핑이 되지 못하는 경우가 발생한다. 그 결과, 검색 결과에 나타나지 못하여 적합 이미지 검색률이 낮아 질 수 있다. 따라서 본 논문에서는 HSV 색상모델을 이용하여 양자화하고 이미지의 색상 특징 벡터를 추출한 뒤 SOM 알고리즘을 이용하여 이미지들을 브라우징 가능한 그룹으로 맵핑한다. 이때 SIM 방식의 문제점인 유사 이미지가 따로 맵핑되어 적합 이미지 검색률이 낮아지는 것을 줄이기 위하여 SOM을 두 개의 층으로 구성한다. 첫 번째 층에서 이미지의 색상 자질을 이용하여 학습을 완료한 후, 학습이 완료된 첫 번째 층 맵의 각 노드들의 연결 가중치를 이용하여 두 번째 층에서 다시 한번 학습을 수행한다. 두 개의 층으로 학습이 완료된 두 번째 층의 SOM에 질의 이미지의 특징 벡터를 입력하여 BMU를 선택하고 BMU와 연결된 첫 번째 층의 노드를 최종 선택하여 이미지를 검색한다. 실험결과, 제안된 이미지 검색 방법이 기존의 이미지 검색 방법 보다 적합 이미지의 검색 성공률이 높은 것을 확인할 수 있었다.

논문접수일 : 2009년 03월 01일 논문수정일 : 2009년 03월 19일 게재확정일 : 2009년 05월 28일 교신저자 : 김광백

1. 서론

고성능・대용량 컴퓨터, 네트워크 기술의 발전, 디지털 카메라의 대중화, 수많은 홈페이지들과 블로그의 인기로 인해 누구나 쉽게 디지털 영상을 생산, 가공하고 웹에 올릴 수 있게 되어 다양한 멀티미디어 정보들이 홍수를 이루고 있으며 인터넷 이용자들의 멀티미디어 정보에 대한 요구도 끊임없이 증가하고 있다. 이러한 정보의 홍수와 요구 증대에 따라 원하는 검색 결과를 효과적으로 얻기 위한 많은 연구가 이루어지고 있다. 기존에 많이 활용되고 있는 텍스트 기반 이미지 검색 방법은 사람의 입장에서 이미지를 묘사한 주석을 기반으로 이미지를 검색하게 된다. 이것은 한 개인의 주관이 들어간다는 의미로서 객관성, 일관성을 유지하기가 어려운 단점이 있어 이미지를 구성하는 다양한 자질들을 이용한 내용 기반 이미지 검색에 대한 연구가 특히 활발히 이루어지고 있다(V. N. Gudivada and V. V. Raghavan, 1995; Arnold W. M. et al., 2000; Theo Gevers and Arnold W. M.

Smeulders, 2001). 내용 기반 이미지 검색 방식 중 랜덤이나 특정 방식에 의해 선정된 초기 이미지 셋 중에서 질의 이미지와 가장 유사한 이미지를 검색하는 QBE(Query by example) 방식과 Kohonen의 SOM 알고리즘을 이용하여 사전에 이미지들을 브라우징 가능한 그룹으로 맵핑하는 SIM 방식이 주로 적용되고 있다. 하지만 QBE 방식의 경우 검색 결과의 성능이 초기 이미지 셋에 따라 많이 좌우되며, 초기 이미지 셋 중 적합한 이미지가 없는 Page Zero Problem 현상이 나타날 수 있다. 또한 이러한 문제는 대규모 DB의 경우 더욱 심화된다는 단점이 있다. 하지만 SIM 방식의 경우에는 유사한 이미지들이 브라우징 가능한 그룹으로 맵핑되어 있기 때문에 더 많은 적합 이미지 검색이 가능하며 목표 이미지의 검색 성공률이 QBE 방식보다 높다(Christopher C. Yang, 2004). 하지만 SIM 방식의 경우 작은 차이로 인해 유사한 이미지들이 따로 맵핑되거나 다른 이미지들이 함께 맵핑되어 적합 이미지 검색률이 낮아 질 수 있는 문제점이 있다.

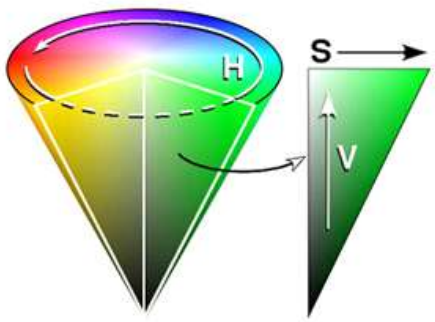
따라서 본 논문에서는 SOM 알고리즘을 SIM 방식에 더욱 효과적으로 적용할 수 있도록 SOM 알고리즘을 두 개의 층으로 구성하여 유사하지만 다른 노드에 맵핑되어 검색 결과에 나타나지 않는 현상을 줄여 검색 결과를 향상시키는 방법을 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 본 논문에서 적용된 이미지의 자질 추출에 대해서 기술하고, 제 3장에서는 SIM 방식의 SOM 알고리즘을 이용한 이미지 분류에 대해서 설명한다. 제 4장에서는 제안된 방법에 대해서 기술하고, 제 5장에서는 실험 및 결과분석, 제 6장에서는 결론으로 마무리 한다.

2. 이미지 자질 추출

본 논문에서는 색상과 질감 자질을 이용하여 이미지의 특징을 추출한다. 일반적으로 색상 자질은 컬러 양자화(Color Quantization)를 적용한 후 특징 벡터를 추출하여 검색에 사용되게 되는데 실험에 사용된 이미지의 포맷은 JPG와 BMP로 RGB 컬러 모델을 기본으로 하고 있다. 이러한 Red, Green, Blue의 3가지 색상 조합으로 이루어진 RGB 컬러 모델은 색도(Hue), 채도(Saturation), 명도(Value)로 이루어진 HSV 컬러 모델로 변환하여 이용한다.

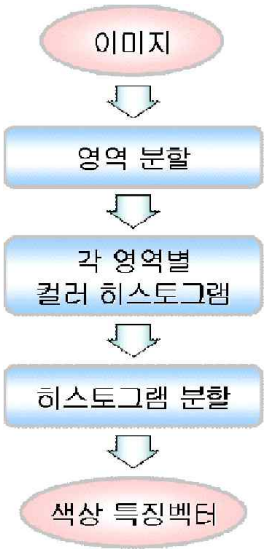
RGB와 CMY 컬러 모델의 경우 여러 가지 색의 혼합으로 이루어지는 컬러 모델로서 하드웨어 구현에 이상적으로 적합한 모델이지만 측정 및 이해가 어렵다. 하지만 HSV 그리고 동일한 다른 컬러 모델은 색뿐만 아니라 무채색적인 관념을 구체화하는 명도와 채도를 제공함으로써 명확하게 측정이 가능하며 쉽게 이해될 수 있다. 색의 기술(description)을 위해 RGB를 사용하는 것은 매우 많이 제한되어 있다. 그러나 HSV는 색의 기술에 매우 효과적인 방법이다(R. C. Gonzalez and R. E. Woods, 2002). HSV 컬러 모델은 <그림 1>과 같이 0°~360°의 각도로 이루어지는 색도(H), 원뿔의



<그림 1> HSV 컬러 모델

반지름 길이에 따라 나타나는 채도(S), 그리고 높이로 나타나는 명도(V)로 이루어져 있다. 따라서 3가지 색상의 혼합 비율로 이루어진 RGB 컬러 모델보다 각도, 반지름 길이, 높이로 이루어진 HSV 컬러 모델이 컬러를 구분하여 양자화하기에 더 적합하다.

본 논문에서 색상 특징 벡터의 추출 과정은 <그림 2>와 같다.

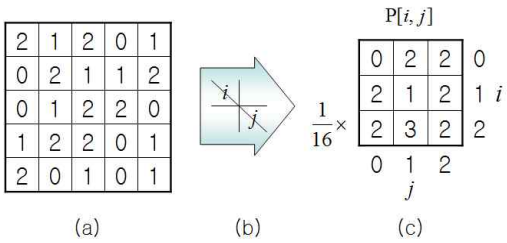


<그림 2> 색상 특징 벡터 추출 과정

영상을 <그림 3>과 같이 분할하고 각 영역별로 컬러 양자화를 적용하여 구역별 특징을 반영할 수 있도록 하며, 각 영역에서 얻어진 컬러 히스토그램을 분할하여 양자화한 후, 색상 특징 벡터를 추출한다.

본 논문에서는 색상 자질과 함께 사용된 질감 자질들은 화소들 간의 명암도 차이를 나타내는 Contrast, 명암도의 균일성을 나타내는 Energy, 그레이 레벨의 분포 임의성을 나타내는 Entropy, 그리고 GLCM의 각 화소들 간의 균일성을 나타내는 Homogeneity 등 총 4가지를 사용한다(K. N. Plataniotis, A. N. Venetsanopoulos, 2000). 위와 같은 4가지 질감을 구하기 위해서는 GLCM(Gray Level Co-occurrence Matrix)을 이용하게 되는데 먼저 원 영상에서 크기를 정규화 하고 그레이 레벨로 변환하는 전처리 과정을 거친 영상에서 <그림 4>와 같은 방법으로 GLCM을 획득한다.

<그림 3> 영상 영역 분할



<그림 4> GLCM 변환 예

<그림 4>의 (a)는 5×5 크기의 0, 1, 2의 명암도를 가지는 그레이 레벨 이미지이며 (b)는 가장 성능이 우수한 315°의 변위 벡터를 의미한다[6]. 마지막으로 (c)는 얻어진 GLCM이다. 얻어진 GLCM을 바탕으로 각 화소들 사이의 공간적인 상호 의존성을 분석하여 Contrast, Energy, Entropy 그리고 Homogeneity의 특징 값을 산출하기 위한 식은 식 (1)과 같다.

$$Contrast = \sum_i \sum_j (i-j)^2 P[i,\ j] \quad (1)$$
$$Energy = \sum_i \sum_j P^2[i,\ j]$$
$$Entropy = \sum_i \sum_j P[i,\ j] \log P[i,\ j]$$
$$Homogeneity = \sum_i \sum_j \frac{P[i,\ j]}{1+|i-j|}$$

3. SOM 알고리즘을 이용한 이미지 분류

추출된 색상 자질을 이용하여 이미지들을 분류한다. 이미지 분류에 사용된 SOM 알고리즘은 자율 학습 알고리즘으로서 낮은 차원 공간 안에 다차원 데이터를 표현하는 방법을 제공하며 학습되는 입력 집합들 내에 어떤 위상적 관계들이 유지되는 방법으로 정보를 저장하는 네트워크를 생성한다. 본 논문에서 적용된 SOM 알고리즘(www.ai-junkie.com/ann/som/som1.html)을 단계별로 정리하면 다음과 같다.

단계 1 : N개의 입력과 M개의 출력 노드 사이의 연결강도(w_{ji})를 임의의 작은 값으로 초기화한다.

단계 2 : 입력 패턴을 제시한다.

단계 3 : 입력 노드와 출력 노드들 간의 거리(d_j)를 식 (2)와 같이 계산한다.

$$d_j = \sum_{i=0}^{n-1} (x_i - w_{ji})^2 \quad (2)$$

단계 4 : 최소 거리에 있는 출력노드(j^*)를 BMU (Best Matching Unit)로 선택한다.

단계 5 : 선택된 BMU(j^*)와 그 이웃반경 내의 노드들의 연결 가중치를 식 (3)과 같이 조정한다.

$$w_{j^*i}(t+1) = w_{j^*i}(t) + \Theta(t)L(t)(x_i(t) - w_{j^*i}(t)) \quad (3)$$

식 (4)에서 L은 학습률을 나타내며 σ는 반복횟수에 따른 이웃 반경을 나타낸다. 두 파라미터는 반복 횟수가 증가함에 따라 아래 식 (4)와 같이 감소한다. Θ는 연결 가중치 조정 시 BMU와 이웃반경의 거리에 따라 학습률의 영향력을 감소시키기 위한 파라미터이다. 아래의 수식과 같이 가우시안 함수를 적용하여 BMU와 이웃 반경 내의 노드들의 거리에 따라 연결 가중치의 변화량을 차등 적용한다. λ는 위의 세 파라미터들을 조정하기 위한 것이며 반복 횟수에 따라 증가한다. *dist*는 BMU와 이웃 반경의 거리이다.

$$L(t) = L_0 \exp\left(-\frac{t}{\lambda}\right)$$
$$\Theta(t) = \exp\left(-\frac{dist^2}{2\sigma^2(t)}\right) \qquad t = 1,\ 2,\ 3 \ldots$$
$$\sigma(t) = \sigma_0 \exp\left(-\frac{t}{\lambda}\right)$$
$$\lambda = \frac{t}{\log(dist)} \quad (4)$$

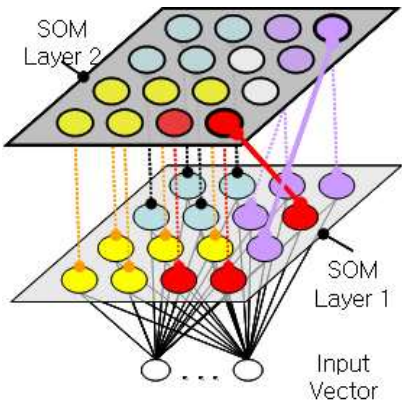
단계 6 : 설정된 반복 횟수만큼 반복하였으면 학습을 종료하고 그렇지 않으면 단계 2로 가서 반복한다.

SOM 알고리즘을 이용하여 이미지를 분류하게 되면 질의 이미지와 모든 이미지를 비교하여 비효율적으로 이미지를 검색 하거나 QBE 방식과 같이 초기 이미지 셋에 적합한 이미지가 없는 Page Zero Problem 현상이 나타나지 않아 효율적이고 QBE 방식보다 비교적 정확한 이미지 검색이 가능하다는 장점이 있다. 하지만 이미지는 밝기, 피사체의 움직임 등에 의하여 유사한 이미지들과 색상정보

가 다르게 나타날 수 있다. 이 경우에는 유사한 이미지들과 먼 거리의 노드에서부터 학습을 시작하게 된다. 따라서 맵 상에 있는 같은 특징을 갖는 이미지를 군집화 하는 과정에서 서로 다른 특징을 갖는 이미지를 포함하여 군집화하는 경우가 발생하거나 비슷한 이미지 들이 서로 다른 노드로 군집화되는 경우가 발생하여 이미지 검색 과정에서 정확성이 낮아지는 문제점이 있다.

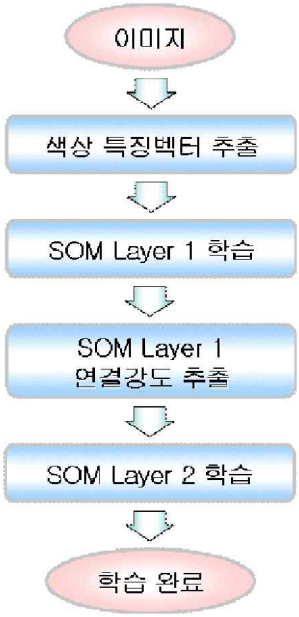
4. 개선된 SIM 방법에 의한 이미지 검색

기존의 SOM 알고리즘을 적용한 이미지 검색의 문제점을 개선하기 위하여 본 논문에서는 <그림 5>와 같이 SOM 알고리즘을 두 개의 층으로 구성한다.



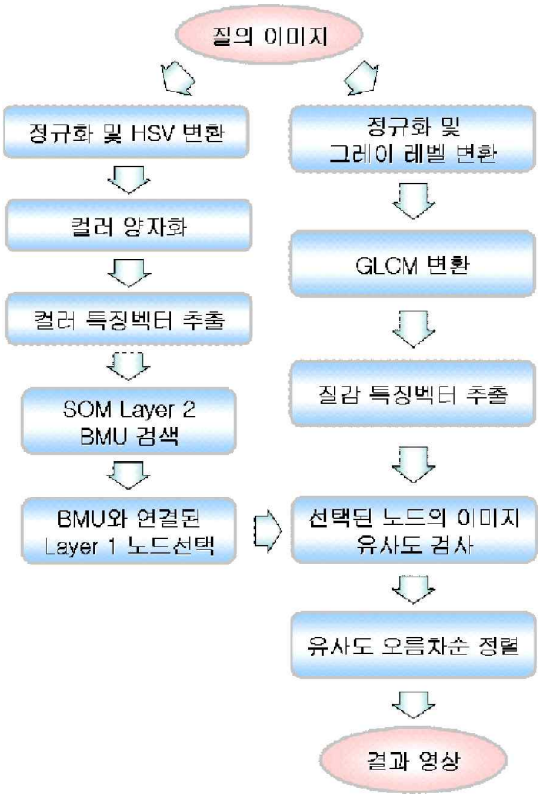
<그림 5> 두 개의 층으로 구성된 SOM

제안된 SIM 방법에서는 이미지들의 색상 특징 벡터를 입력 벡터로 적용하여 SOM Layer 1에서 학습한다. <그림 5>에서와 같이 SOM Layer 1에서 빨간색 노드 하나가 다른 빨간색 노드들과 떨어지는 경우처럼 유사한 이미지들이 서로 다른 노드로 군집화되는 경우가 발생한다. 따라서 SOM Layer 1에서 학습된 노드들의 가중치 값을 입력 벡터로 적용하여 SOM Layer 2에서 학습한다. 제안된 SIM 방법을 순서도로 나타내면 <그림 6>과 같다.



<그림 6> 제안된 방법의 학습 순서도

<그림 7>은 제안된 이미지 검색 시스템의 순서도를 나타낸 것이다. 입력된 질의 이미지를 정규화 및 그레이 레벨로 변환한 다음 GLCM으로 변환하여 질감 특징 벡터를 추출한다. 이와 동시에 이미지를 정규화 및 HSV 색상 모델로 변환한 후, 컬러 양자화를 수행하여 컬러 특징 벡터를 추출한다. 추출된 컬러 특징 벡터를 제안된 SIM 방법에 적용하여 SOM Layer 2에서 BMU를 선택하고, 선택된 BMU와 연결된 Layer 1의 노드에 포함된 이미지들의 특징 벡터와 질의 이미지의 특징 벡터를 비교하여 유사도를 측정하고 오름차순으로 정렬하여 결과를 도출한다.



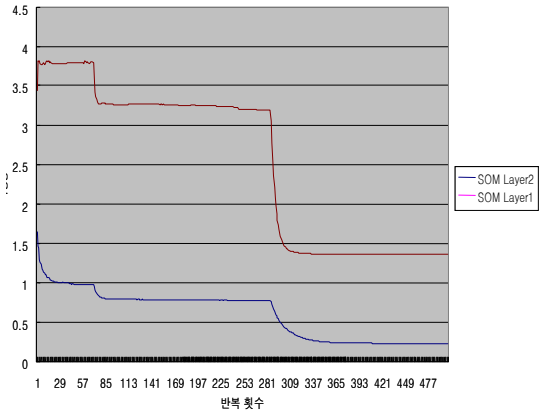
<그림 7> 제안된 이미지 검색 시스템 순서도

5. 실험 및 결과분석

실험에 사용된 이미지는 3장의 유사한 이미지 100쌍으로 총 300장을 대상으로 하였다. 총 300장에서 모델 사진 60장, 풍경 사진 21장을 인터넷상에서 획득하였고, 일반 인물 사진 219장을 인터넷 및 주변에서 획득하였다. SOM 알고리즘에 사용된 초기 학습 파라미터 값은 <표 1>과 같다.

<표 1> 학습에 사용된 파라미터

맵크기	학습률	이웃반경	반복회수
10×10	0.1	5	500



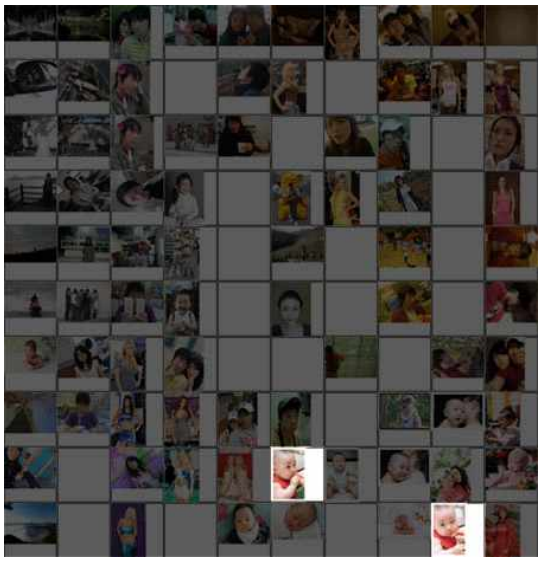
<그림 8> 반복 횟수에 따른 TSS 변화 과정

<그림 8>은 제안된 SIM 방법에서 두 개의 층으로 구성된 SOM Layer 1과 SOM Layer 2의 학습 반복 횟수에 따른 총오차자승합(TSS)의 변화 과정을 나타내었다. <그림 8>에서와 같이 SOM Layer 1에서는 이미지의 색상 특징 벡터들이 정확히 분류되지 않으나 SOM Layer 2에서는 SOM Layer 1의 가중치를 입력벡터로 적용하여 학습하

<그림 9> SOM Layer 1의 학습결과

므로 SOM Layer 1에서 분류되지 않은 색상 벡터들의 특징이 비교적 정확히 분류되는 것을 확인할 수 있다. 따라서 기존의 SIM 방식보다 이미지 검색에 효과적인 것을 <그림 8>에서 확인할 수 있다.

제안된 SIM 방식의 SOM 알고리즘에 적용한 입력 벡터의 크기는 이미지 색상 특징 벡터 80개이며 SOM Layer 1에 대한 학습 결과는 <그림 9>와 같다. <그림 10>은 SOM Layer 1에서 유사한 이미지들이 서로 다른 노드로 군집화 된 것을 확인할 수 있다.



<그림 10> 다른 노드로 군집화된 유사 이미지

<표 2>는 기존의 SIM 방식을 이용하여 적합 이미지를 검색하는 결과 중에 3개의 유사 이미지가 검색되지 않은 경우를 나타낸 결과이고, <표 3>은 기존의 방법에서 유사한 이미지가 모두 검색되지 않은 이미지를 제안된 방식으로 모두 검색한 결과를 나타낸 것이다. <표 3>에서 테스트 이미지들 중에서 비슷한 색상의 이미지들이 다수 포함되어 있는 3번째 이미지는 제안된 방법에서도 유사 이미지들이 모두 검색되지 않는 경우가 발생하였다. 그러나 <표 2>와 <표 3>을 분석하면 <그림 10>의 제안된 SIM 방법의 Layer 1에서는 유사한 이미지가 다른 노드로 군집화되었으나 Layer 2에서는 같은 노드로 군집화 되었으므로 제안된 SIM 방법이 기존의 SIM 방법보다 더 많은 적합한 이미지를 검색할 수 있는 것을 확인할 수 있으므로 적합 이미지의 검색률이 개선되었다.

<표 2> 기존 방법 적합 이미지 검색 결과

질의 이미지	검색 결과

<표 3> 제안된 방법 적합 이미지 검색 결과

질의 이미지	검색 결과

6. 결론

본 논문에서는 텍스트 기반 이미지 검색의 단점을 보완하기 위해 많은 연구가 이루어지고 있는 내용기반 이미지 검색 방식 중에서 SOM 알고리즘을 이용한 SIM 방식의 검색 방법을 개선하였다.

SOM 알고리즘을 적용하여 이미지들을 분류하기 위해 이미지의 영역을 분할하고 각 영역별로 컬러 양자화를 적용하여 색상 특징 벡터를 추출하였다. 추출된 색상 자질을 이용하여 학습 시 유사한 이미지들이 서로 다른 노드로 군집화 되는 문제점을 해결하기 위하여 추출된 색상 자질을 입력 벡터로 적용하는 SOM Layer 1과 SOM Layer 1에서 학습된 노드들의 가중치 값을 입력 벡터로 적용하는 SOM Layer 2로 구성된 두 층의 SOM 알고리즘을 적용하여 학습하였다. 제안된 이미지 검색 방법은 입력된 질의 이미지의 특징 벡터인 질감 정보와 색상 정보를 추출하여 두 개의 층으로 구성된 SOM 에 적용하여 유사 이미지를 검색하였다.

본 논문에서는 300장의 이미지를 사용하여 기존의 방법과 제안된 방법을 비교하여 실험한 결과, 기존의 SIM 방법의 경우에는 SOM 알고리즘으로 잘 분류되지 않는 이미지들이 나타나 적합 이미지를 모두 찾아내지 못하는 문제점이 있었다. 하지만 두 층의 SOM으로 구성한 제안된 방법의 경우에서는 첫 번째 층에서 정확히 분류되지 않았던 이미지들을 두 번째 층에서 다시 한번 분류하여 기존의 방법보다 적합 이미지의 검색률이 개선되었다. 그러나 서로 다른 이미지가 비슷한 색상을 가지는 경우에는 두 번째 층에서도 정확히 재분류되지 않았다.

따라서 향후 연구 과제로는 SOM 알고리즘의 분류 성능을 개선하여 이미지의 검색률을 높일 것이다.

참고문헌

Arnold, W. M., Smeulders, Marcel Worring, Simone Santini, Amarnath Gupta, and Ramesh Jain, "Content-based image retrieval at the end of the early years", *IEEE Transactions of Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol.22, No.12(2000), 1349~1380.

Christopher C. Yang, "Content-based image retrieval : a comparison between query by example and image browsing map approaches", *Journal of Information Science*, Vol.30, No.3 (2004), 254~267.

Gonzalez, R. C. and R. E. Woods, Digital Image Processing, 2nd ed, Prentice Hall, 2002.

Gudivada V. N. and V. V. Raghavan, "Content-based image retrieval systems", *IEEE Computer*, (1995), 18~22.

Plataniotis, K. N. and A. N. Venetsanopoulos, Color Image Processing and Application, Springer, 2000.

Theo Gevers and Arnold W. M. Smeulders, "PicToSeek : Combining color and shape invariant features for image retrieval", *IEEE Transaction on Image Processing*, Vol.9, No.1(2001), 102~119.

Http://www.ai-junkie.com/ann/som/som1.html.

Abstract

Improved SIM Algorithm for Contents-based Image Retrieval

Kwang-Baek Kim*

Contents-based image retrieval methods are in general more objective and effective than text-based image retrieval algorithms since they use color and texture in search and avoid annotating all images for search. SIM(Self-organizing Image browsing Map) is one of contents-based image retrieval algorithms that uses only browsable mapping results obtained by SOM(Self Organizing Map). However, SOM may have an error in selecting the right BMU in learning phase if there are similar nodes with distorted color information due to the intensity of light or objects' movements in the image. Such images may be mapped into other grouping nodes thus the search rate could be decreased by this effect.

In this paper, we propose an improved SIM that uses HSV color model in extracting image features with color quantization. In order to avoid unexpected learning error mentioned above, our SOM consists of two layers. In learning phase, SOM layer 1 has the color feature vectors as input. After learning SOM Layer 1, the connection weights of this layer become the input of SOM Layer 2 and re-learning occurs. With this multi-layered SOM learning, we can avoid mapping errors among similar nodes of different color information. In search, we put the query image vector into SOM layer 2 and select nodes of SOM layer 1 that connects with chosen BMU of SOM layer 2. In experiment, we verified that the proposed SIM was better than the original SIM and avoid mapping error effectively.

Key Words : Context-based, Image Retrieval, SIM, SOM, Multi-layered SOM Learning

* Division of Computer and Information Engineering, Silla University

저 자 소 개

김광백(Kwang-Baek Kim)

At Pusan National University, Professor Kim earned his Masters degree(1993) and his PhD(1999). In 2005 he was appointed director and editor of the Korean Intelligent Information System Society. The following year he became editor of the Asian Journal of Information Management, and in 2007 he assumed the position of editor of Scientific Journals International. Since 2008 he has also served as reviewer for IEEE Transactions on Neural Networks. As an author, Professor Kim has published many papers and articles in professional journals. His titles include : "Analysis System of Endoscopic Image of Early Gastric Cancer"(2006), "A DNA Sequence Alignment Algorithm Using Quality Information and a Fuzzy Inference Method"(2008) and "Area Extraction of the Liver and Hepatocellular Carcinoma in CT Scans"(2008).

Professor Kim has received honours in recognition of his achievements throughout his career. He holds the 2006/2007 Best Teacher Award from Silla University, the 2006 Research Award from the Korean Institute of Intelligent Systems, and the both the 2005 and 2007 Best Paper award from the Korea Fuzzy Logic and Intelligent Systems Society and Japan Society for Fuzzy Theory and Intelligent Informatics. He is a member of Springer and the Institute of Electronics, Information and Communication Engineers.