

Self Organizing Map(SOM) 알고리즘을 이용한 상표의 내용기반 이미지검색 성능평가에 관한 연구

An Evaluative Study on the Content-based Trademark Image Retrieval System Based on Self Organizing Map(SOM) Algorithm

백우진(Woojin Paik)*, 이재준(Jaejoon Lee)**, 신민기(Minki Shin)**,
안의건(Euigun Lee)***, 함은미(Eunmi Ham)****, 신문선(Moon-Sun Shin)*****

초 록

산업재산권중 하나인 상표에 대한 효율적인 이미지 검색은 상표도용 및 이로 인한 분쟁을 방지할 수 있다. 이를 위해서 효율적인 내용기반 유사이미지 검색이 하나의 방안이 될 수 있다. 본 논문은 상표이미지로부터 회색조 히스토그램(gray histogram) 분석을 통하여 가시적인 자질을 추출하여 Self Organizing Map(SOM) 알고리즘을 적용한 내용기반 유사이미지 검색시스템을 이용하는 방법을 제안하였다. 또한 내용기반 유사이미지 검색시스템의 정량적인 성능평가 방안을 제시하여 본 연구에서 개발한 이미지 검색 시스템의 객관적인 성능평가를 수행하였다.

ABSTRACT

It will be possible to prevent the infringement of the trademarks and the insueing disputes regarding the originality of the trademarks by using an efficient content-based trademark image retrieval system. In this paper, we describe a content-based image retrieval system using the Self Organizing Map(SOM) algorithm. The SOM algorithm utilizes the visual features, which were derived from the gray histogram representation of the images. In addition, we made the objective effectiveness evaluation possible by coming up with a quantitative measure to gauge the effectiveness of the content-based image retrieval system.

키워드 : 내용기반 이미지 검색, SOM 알고리즘, 상표 이미지, 회색조 히스토그램 분석, 정량적 성능평가, content-based image retrieval, SOM algorithm, trademark image, gray histogram analysis, quantitative analysis

* 건국대학교 컴퓨터시스템학과 부교수 (wjpaik@kku.ac.kr)
** 건국대학교 컴퓨터소프트웨어학과 학부생 (community@nate.com, mirki815@naver.com)
*** 연세대학교 문헌정보학과 대학원생 (ahn98@yonsei.ac.kr)
**** 건국대학교 간호학과 조교수 (hem2003@kku.ac.kr)
***** 교신저자, 건국대학교 컴퓨터시스템학과 강의교수 (msshin@kku.ac.kr)

- 논문접수일자 : 2007년 8월 22일
- 게재확정일자 : 2007년 9월 11일

1. 서 론

1.1 연구의 필요성과 목적

현재의 이미지 검색방법은 이미지가 생성된 후 추가된 정보에 포함되어 있는 키워드를 이용하는 방법이 주를 이루고 있다. 상표에 대한 기존의 검색기능은 상표 이미지와 같이 출원 시 제출된 제한적인 정보에 의해서만 이미지를 검색하기 때문에 사용자가 원하는 결과를 얻지 못하는 경우가 발생한다. 이러한 문제를 해결하기 위해 이미지의 가시적인 자질(visual feature)을 이용한 내용기반 이미지검색 방안이 제시되고 있다(Eidenberger 2003).

다양한 내용기반 이미지 검색을 위한 방안 중 SOM 알고리즘을 이용한 방법으로 aiSomPic(Chesnut 2004)과 PicSOM(Sjoberg 2006)이 대표적이다. aiSomPic 시스템의 경우 각각의 이미지에 대하여 자질 벡터(feature vector)를 생성하기 위하여 색상과 질감(texture)의 2종류의 이미지 분석을 하였다. 색상에 대해서는 회색조(grayscale), RGB, HSL, YUV, CIE L^*a^*b 컬러 모델을 사용했는데 회색조는 이미지를 256단계의 회색조 색상을 이용하여 표현하는 방법이고, RGB는 빨강, 녹색, 파랑으로 컬러를 구현하는 모델이다. HSL은 RGB 모델과 유사하며 HSL은 색상(Hue), 채도(Saturation), 광도(Luminance)의 앞 글자를 따서 표현한 것이다. YUV는 RGB 정보를 이용한 컬러 모델로 인간의 눈이 색깔의 변화보다는 빛의 변화에 민감하다는 점을 이용한 포맷이며 실제로 YUV는 전체 이미지로부터 흑과 백의 이미지를 하나의 신호(Y)로

뽑아낼 수 있으며, 다른 두 가지의 신호(U,V)로 필요한 색깔을 만들어 낼 수 있다. CIE L^*a^*b 는 세계조명협회에서 만든 컬러 모델로 RGB 빛에 대한 인간의 시각에 기반을 두었으며, 인간의 눈이 감지하는 컬러를 정확히 표현하기 위해 디자인되었다(Hunt 2004).

aiSomPic을 구현할 때 HSL 컬러 모델은 다른 모델들보다 상대적으로 좋은 성능을 보였다. 또한 aiSomPic에서 질감을 추출하기 위해서 이미지를 50x50픽셀의 크기로 표준화한 후 하나의 픽셀에 대하여 주변의 픽셀들과의 차이여부에 따라 질감의 높고 낮음을 결정하였다. 결과적으로 aiSomPic은 컬러 히스토그램(color histogram), 컬러 영역(color area), 질감 히스토그램(texture histogram), 질감 영역(texture area), 그리고 4가지 자질의 조합을 5가지 원소로 가지는 자질벡터로 이미지를 표현하였다(Chesnut 2004).

PicSOM은 이미지의 형태에 대한 푸리에변환(shape fourier transform) 결과와 이미지의 컬러(color), 질감을 기반으로 검색할 이미지를 표현한다. 또한, SOM 알고리즘에 계층형 변형을 적용한 TS-SOM(Tree-Structured SOM) 알고리즘을 적용하여 이미지 군집화를 구현한다(Sjoberg 2006).

aiSomPic과 PicSom의 공통점은 첫째 이미지에 대한 자질 추출 결과에 SOM 알고리즘을 적용하여 유사한 이미지에 대한 군집화를 실시하고 군집화 결과를 이용하여 내용기반 검색기능을 구현하였으며, 둘째 특정 도메인이 아닌 일반적인 모든 이미지를 대상으로 시스템을 구현한 것, 셋째 이미지들의 군집화가 어떤 정확도를 가지고 있는지와 이미지 검색의 효율

성에 대한 개관적인 평가가 이루어지지 않았다는 것이다.

이에 본 연구는 산업재산권중 하나인 상표 이미지를 대상으로 한 내용기반 검색시스템을 제안하고 구현하였다. 이 시스템은 상표이미지를 기계적으로 표현할 수 있는 자질을 추출하고 추출된 자질을 기반으로 SOM 알고리즘을 통하여 유사 상표 이미지들의 군집화를 실시하였다. 이미지 군집화 결과를 이용하여 이미지 검색 시스템을 구현하였고 군집화 결과의 정확성과 검색 결과의 효율성에 대한 개관적 평가 실험을 하였다. 실험 결과를 분석하여 유사 이미지의 군집화를 통한 이미지 검색 기능 개선 방안을 제시하고자 하였다. 유사 상표이미지검색은 상표 등록 전에 유사이미지를 미리 찾아 추후의 분쟁을 방지하고, 산업재산권을 보호하는 효과적인 방법이 될 것이다.

1.2 연구방법

한국특허정보원의 무료 특허정보검색서비스인 KIPRIS 검색시스템을 이용하여 특허청에 등록된 상표이미지들에 대한 정보를 수집하였다(한국특허정보원 2007). 1997년에서 2002년 사이에 등록된 상표이미지는 200만개가 넘었다. 상표 이미지의 크기는 평균 100.75 x 100.75 픽셀이었다.

1997년에서 2002년 사이에 등록된 상표중 23.03%가 도형분류코드를 포함하고 있었다. 도형분류코드는 분류카테고리에 포함된 디자인의 상징적인 요소에 대한 체계적인 분류인데, 상표데이터의 경우 등록 시 도형분류코드를 지정할 수 있다(World Intellectual Property Organization 1985). 도형분류코드는 3단계의 계층적 구조를 가지는데 그중 첫 단계는 <표 1>에서 보이는 것처럼 상표 이미지를 29개의 코드로 분류한다.

각각의 코드들에 속하는 상표들의 분포를 보

<표 1> 1단계 도형분류코드(First Class Diagrammatic Code)

번호	의미	번호	의미	번호	의미
01	천체, 자연현상	11	가정용품	21	게임, 장난감, 스포츠
02	사람	12	가구, 배관시설	22	약세서리, 종, 조각품
03	동물	13	조명, 요리, 난방	23	팔, 공격/방어수단
04	신화, 전설의 존재	14	금속제품, 공구	24	왕관, 십자가, 활, 상징
05	식물	15	사무용품, 가전기기	25	관상용구조, 무늬
06	풍경	16	전화통신, 소리녹음, 사진	26	기하학적 구조(2,3차원)
07	건물, 구조물	17	보석, 무게와 측정	27	필기체
08	음식	18	이동수단, 교통신호	28	다양한 문자의 명각
09	직물, 옷, 모자	19	그릇, 병, 꾸러미	29	기타
10	담배, 흡연재, 부채	20	쓰기, 그리기, 색칠도구		



〈그림 1〉 1단계 도형분류코드에 따른 상표이미지의 분포

면 기하학적 구조를 의미하는 26번이 41.44%로 가장 많았고, 27번 필기체의 경우 21.26%, 03번 동물 7.37%, 05번 식물 4.35%, 04번 신화, 전설의 존재가 4.25%로 나타났다. 〈그림 1〉은 1단계 도형분류코드에 따른 상표이미지의 분포를 보여 준다.

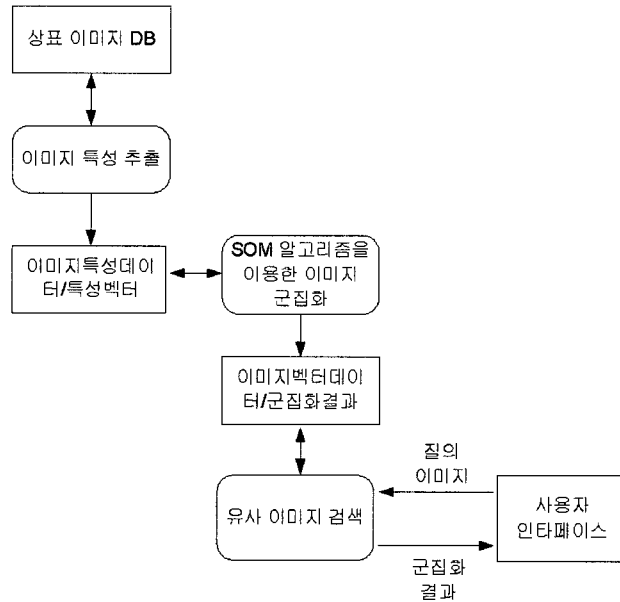
상표 이미지 검색 실험을 위하여 260개의 상표 이미지를 추출하여 실험 자료로 사용하였다. 글자를 도형화한 이미지인 1단계 도형분류코드의 하나인 27번에 속하는 필기체와, 28번 코드에 속하는 다양한 문자의 명각은 실험 자료에서 제외하였다. 또한 29번 기타 코드에 속하는 이미지는 제외하였다. 글자를 변형하여 만든 상표 이미지는 보편적으로 생각하는 이미지 검색보다는 문자인식(character recognition)의 부류에 속한다고 가정하여 실험 자료로 쓰지 않았다. 기타 코드에 속하는 이미지들은 상표의 상징적인 의미를 이해하기가 어렵다. 따라서 평가자들의 수동 군집화 작업에서 불확실성을 줄이기 위하여 제외하였다. 나머지 26개의 코드에서 각 도형코드별 상징성을 반영하는 상표이미지 10개씩, 총 260개

의 상표 데이터를 무작위로 추출 하였다. 추출된 이미지는 사람에 의한 군집화 결과와 SOM 알고리즘 기반의 이미지 군집화 시스템에 의한 결과를 비교하여 시스템 성능을 평가하는데 사용되었다. 사람에 의한 군집화는 정보조직과목을 수강한 문헌정보학과 대학원생 6명을 대상으로 하였으며, 도형코드에 대한 정보를 알리지 않고 유사한 형상을 갖는 상표에 대하여 군집화를 실시하도록 하였다. 시스템에 의해 만들어진 군집들은 이미지 자질추출방법에 따라 각 이미지별로 만들어진 이미지 표현을 서로 비교하여 생성되었다.

2. 시스템 구조

2.1 전체 시스템 구조

본 논문에서 제시하는 SOM 알고리즘 기반의 이미지 군집화 및 검색 시스템은 크게 학습과 검색 기능을 가진 하위 시스템(sub-system)으로 나누어진다. 〈그림 2〉는 전체 시스템의 구성을 보여준다. 학습 하위시스템은 상표 이



〈그림 2〉 SOM 알고리즘 기반의 이미지 군집화 및 검색 시스템 구성도

미지에서 회색조히스토그램 분석을 통하여 이미지 자질을 추출하여 유사이미지의 군집화를 위한 자질벡터를 생성한다. 생성된 등록상표 이미지의 자질데이터(image feature data)를 데이터베이스에 저장하고 SOM 알고리즘에 따른 학습을 한다. 학습의 결과는 군집화된 이미지이다. 학습은 한 번으로 끝나는 것이 아니고 미리 지정한 횟수의 학습을 하는데 매 학습을 마친 후 학습의 결과를 데이터베이스에 저장한다. 일정한 주기를 간격으로 시스템은 추가된 등록상표에 대하여 새로운 군집화를 위한 학습을 하고 새로운 이미지 군집화 정보인 SOM 알고리즘 적용결과를 데이터베이스에 저장한다. 군집화를 위한 학습을 마치고 나면, 가중치가 적용된 출력 층에 생성된 이미지 벡터 데이터(image weight vector data on

the output layer)와 그로부터 만들어진 군집화 결과(resulting image cluster set)를 데이터베이스에 저장함으로써 이후에 재학습과 유사이미지의 검색이 가능하도록 한다. 유사이미지 검색은 데이터베이스에 저장된 군집화 결과와 질의 이미지(query image)를 비교하여 질의 이미지가 속한 군집에 속한 모든 이미지를 검색결과로 출력한다.

2.2 이미지 자질 추출

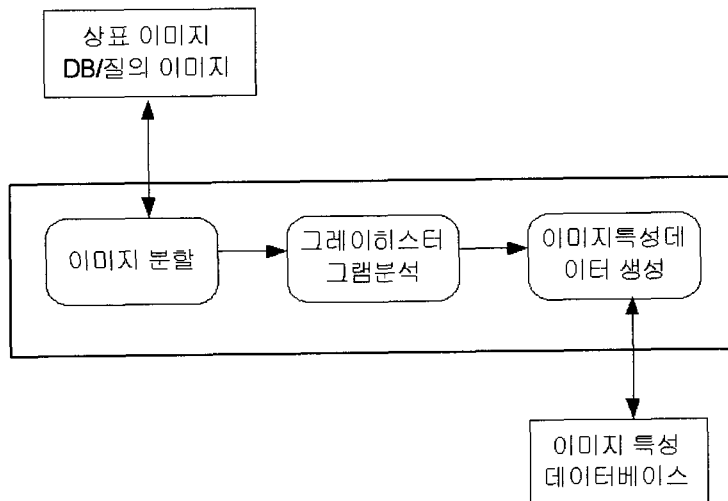
상표 이미지의 자질 추출은 이미지의 군집화와 유사이미지 검색 시 데이터베이스에 있는 검색하려는 이미지와 질의 이미지에 대한 사전 처리 절차이다. SOM 알고리즘을 이용하여 유사이미지를 군집화하기 위해서 이미지로부터

자질벡터를 생성하는데 이 과정은 이미지의 가시적인 자질을 반영하는 데이터를 생성할 수 있어야 한다. 본 논문에서는 상표 이미지 데이터의 가시적인 자질을 추출하기 위하여 회색조 히스토그램 분석을 이용하였다. 상표이미지는 칼라와 흑백이미지 2가지 종류가 있다. 2종류의 이미지를 모두 회색조 스케일로 변환처리함으로써 동일 형태의 이미지이면서 색의 차이로 군집화 되지 못하는 경우를 방지하였다. 회색조 히스토그램은 이미지를 0(흰색)부터 255(검은색)까지의 회색조 값에 대한 픽셀수를 나타내는 수 배열으로써 하나의 이미지당 256차원의 수치 배열이 생성이 된다. <그림 3>은 상표 이미지 자질 추출 과정을 보여준다.

또한 본 논문에서는 상표 데이터에 대하여 공간과 색의 자질을 반영하기 위하여 이미지를 분할했을 때와 안 했을 때를 구분하여 실험하였다. 이미지 자질의 추출은 분할을 하지 않을

경우와, 가로로 균등하게 3으로 나누고 세로를 다시 균등하게 3으로 나누어 원래 이미지를 9개의 같은 크기의 조각으로 분할을 하는 경우로 나누어 실험을 실시하였다. 분할을 안 하였을 경우 한 이미지의 자질벡터의 차원 수는 256이지만, 9조각으로 분할을 실시할 경우 본 시스템에서는 원본이미지의 회색조히스토그램 256차원과, 공간분할을 마친 각각의 9조각에 대한 회색조히스토그램을 생성한다. 따라서 원본이미지에 대한 결과와 분할된 조각들의 결과를 하나의 배열로 합쳐 2560차원의 자질벡터의 차원수가 하나의 이미지마다 생성이 된다. <그림 4>는 상표 이미지 분할 과정을 보여준다.

9조각으로 분할을 했을 때 분할을 하지 않은 경우보다 상대적으로 10배가 많은 데이터를 저장하고 처리해야 하기에 상대적으로 많은 이미지 자질데이터의 저장장소가 사용되고 많은 학습시간과 분석시간이 소요된다. 하지만,



<그림 3> 이미지 자질 추출

본 논문에서는 이 두 방법의 군집화 성능의 정확한 비교 판별을 위해 데이터의 압축을 실시하지 않고 이들 데이터를 자질벡터로서 활용하였다.

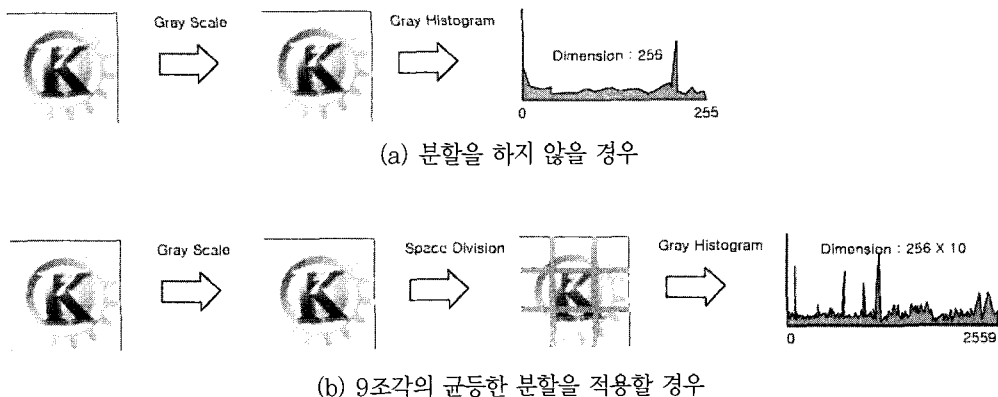
이와 같이, 원본이미지에 대하여 하나의 히스토그램만을 생성한 것보다 공간분할을 통한 히스토그램 데이터를 활용한다면 이미지의 가시적인 자질이 보다 정확히 반영된 데이터를 얻을 수 있을 것이라 가정하였으며, 이를 실험을 통하여 확인하기 위해, 실험 이미지데이터에 각각의 자질추출을 적용한 자동화된 군집화 결과를 사람에 의한 군집화 결과와 비교하여 이들의 성능을 측정하였다.

2.3 이미지 군집화

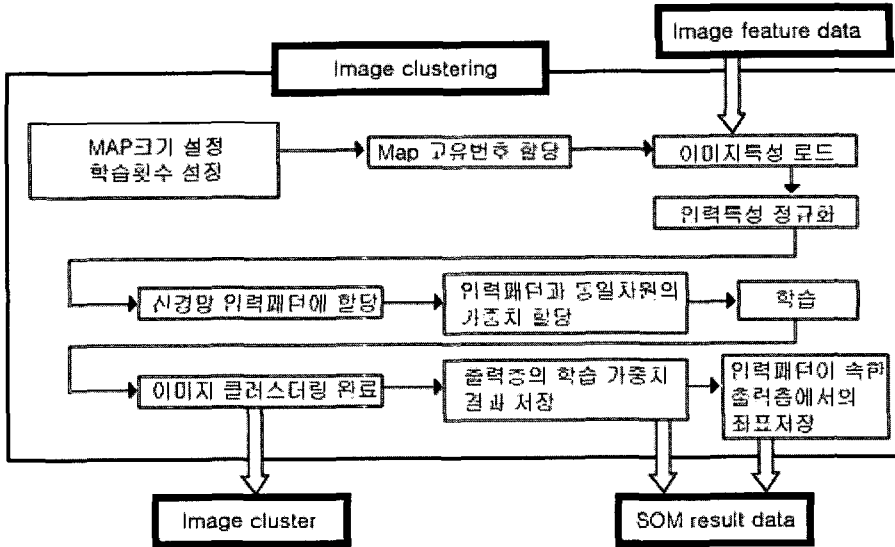
신경망알고리즘의 하나인 Self Organizing Map(SOM)은 경쟁학습을 통해 다차원의 입력데이터를 저차원으로 시각화하며, 데이터 군집화에 주로 사용 된다(Kohonen 2001). SOM

은 학습단계에서 피드백 과정이 없어 구조적으로 학습수행이 상대적으로 빨라서 실시간 학습 처리가 가능한 모델이다. 또한 연속적인 학습이 가능하여 추가적으로 입력되는 상표이미지에 대한 군집화가 가능하다. SOM은 자기조직화가 가능한 통계적 알고리즘이기 때문에 대량의 상표이미지를 이용한 군집화 선행 학습이 필요 없다. 따라서 SOM 알고리즘에 의한 군집화는 미리 많은 군집화 예를 만들기가 어려운 상표 이미지 군집화에 적절하다고 할 수 있다.

내용기반 유사이미지 검색시스템에서 유사 이미지 군집화를 위한 SOM 기반 학습과정은 <그림 5>와 같다. 이미지 검색 데이터베이스에 추가하고자 하는 이미지는 이미지 자질추출 과정을 거치고 추출된 자질벡터는 유사이미지 군집화를 위한 SOM 알고리즘 기반의 군집화 시스템의 입력벡터(input vector)가 된다. 입력된 이미지들의 크기는 다양하다. 때문에 입력패턴에 대하여 정규화를 적용하여 크기가 상이한 이미지 사이에 비교가 가능하도록 한



<그림 4> 상표 이미지 분할 과정



〈그림 5〉 유사 이미지 군집화를 위한 SOM기반 학습과정

다. 이미지의 군집화를 위한 SOM 알고리즘의 학습규칙은 신경망에 모든 이미지에 대한 입력 패턴을 할당하고, 그와 동일한 차원의 가중치 벡터를 무작위로 할당한다. 이 때 입력벡터의 집합 중 임의의 입력벡터를 선택하여 가중치 벡터와의 거리를 계산한다. 입력벡터와 출력층 사이의 거리 계산은 〈그림 6〉의 유클리디언 거리계산법을 이용한다(Vesanto and Alhoniemi 2000).

하나의 입력벡터에 대하여 출력층 내의 뉴런 사이의 거리가 가장 가까운 뉴런을 승자뉴런(winner neuron)이라고 한다. 승자뉴런이 결정이 되었다면 승자뉴런과 그에 인접한 이웃뉴

런들(neighborhood neurons)에 대하여 가중치 값을 적용한다. 출력 층에서 승자뉴런의 인덱스 값을 〈그림 7〉에서 $k1, k2$ 라고 한다면, 이와 인접한 이웃뉴런은 〈표 5〉에 보이는 이웃함수(topological neighborhood function)를 통하여 결정된다. 학습의 반복횟수가 증가할수록 이웃의 범위는 점점 감소하게 된다. 본 논문에서는 〈그림 8〉에 나온 바와 같이 Maxican Hat 함수를 이용하였으며, 이때 이웃함수의 계산을 마치고 나면 가중치 값을 수정하게 된다(Vesanto and Alhoniemi 2000).

〈그림 9〉는 가중치의 변환을 나타내는 수식이다. $\alpha(t)$ 값은 현재 반복횟수를 나타내는 t

$$D_{ij} = |x^i - w_{ij}| = \sqrt{(x_1 - w_{ij1})^2 + \dots + (x_n - w_{ijn})^2}$$

(i 와 j : 출력층에서의 인덱스값)

〈그림 6〉 유클리디언 거리계산법

$$D(k_1, k_2) = \min_{i,j} D_{i,j}$$

(승자뉴런의 인덱스 : k1, k2)

〈그림 7〉 승자뉴런 계산식

$$h(\rho, t) = \exp\left(-\frac{\rho^2}{\sigma^2(t)}\right) \left(1 - \frac{2}{\sigma^2(t)}\rho^2\right)$$

- ρ : 승자뉴런과의 거리를 의미
- t : 현재 반복횟수

(a) Mexican Hat 함수

$$\sigma(\text{iteration}) =$$

$$\left\{ \sigma_0 \right\} \left\{ \exp\left(\frac{\text{iteration}}{1000 / \log\{\sigma_0\}}\right) \right\}$$

- σ_0 : 출력벡터의 차원수
- iteration : 현재 반복횟수

(b) $\sigma(t)$ 함수

〈그림 8〉 이웃함수 계산식

$$W_{ij}(t+1) = W_{ij}(t) + \alpha(t)h(\rho, t)(X^i(t) - W_{ij}(t))$$

(a) 가중치 변환 함수

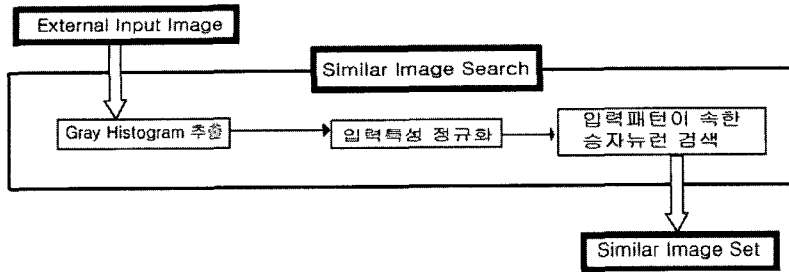
$$\alpha(t) = \{ 0.1 \} \left\{ \exp\left(\frac{t}{1000}\right) \right\}$$

(b) Learning rate 함수

〈그림 9〉 가중치 변환 점수

값이 증가할수록 감소된다. 또한 뉴런이 승자 뉴런이거나, 인접한 뉴런이라면 가중치 값을 변환하고, 그렇지 않다면 가중치를 변환시키지 않는다. 학습은 미리 설정한 학습 횟수에 도달하거나, 입력벡터와 가중치벡터 사이의 거리가 미리 설정한 최소수치(epsilon)에 도달할 경우 학습을 종료하도록 한다. 학습을 모두 마치고

나면, 출력층의 가중치 벡터값과 좌표값을 데이터베이스에 저장하며, 출력층의 각 뉴런에 군집화 되어 있는 유사 이미지들의 집합과 출력층에서의 좌표값을 데이터베이스에 저장한다. 저장된 출력층의 학습결과와 이미지 군집 결과로부터 유사 이미지의 검색이 가능하다.



〈그림 10〉 유사 상표 이미지 검색과정

2.4 유사이미지 검색

질의 이미지에 대한 자질추출은 데이터베이스에 저장된 SOM의 입력벡터의 추출방식과 동일하게 수행된다. 추출된 질의 이미지는 정규화 되어 입력 패턴화 된 후 출력층에서 자신이 속한 군집의 위치를 〈그림 6〉의 유클리디언 거리계산과 〈그림 7〉의 승자뉴런공식을 통해 확인한다. 상표 이미지 검색시스템은 출력층에서 승자뉴런이 속한 좌표값을 찾아내고, 해당 좌표내의 유사이미지 군집결과를 이용자에게 확인할 수 있도록 한다. 〈그림 10〉은 유사 이미지 검색 과정을 보여준다.

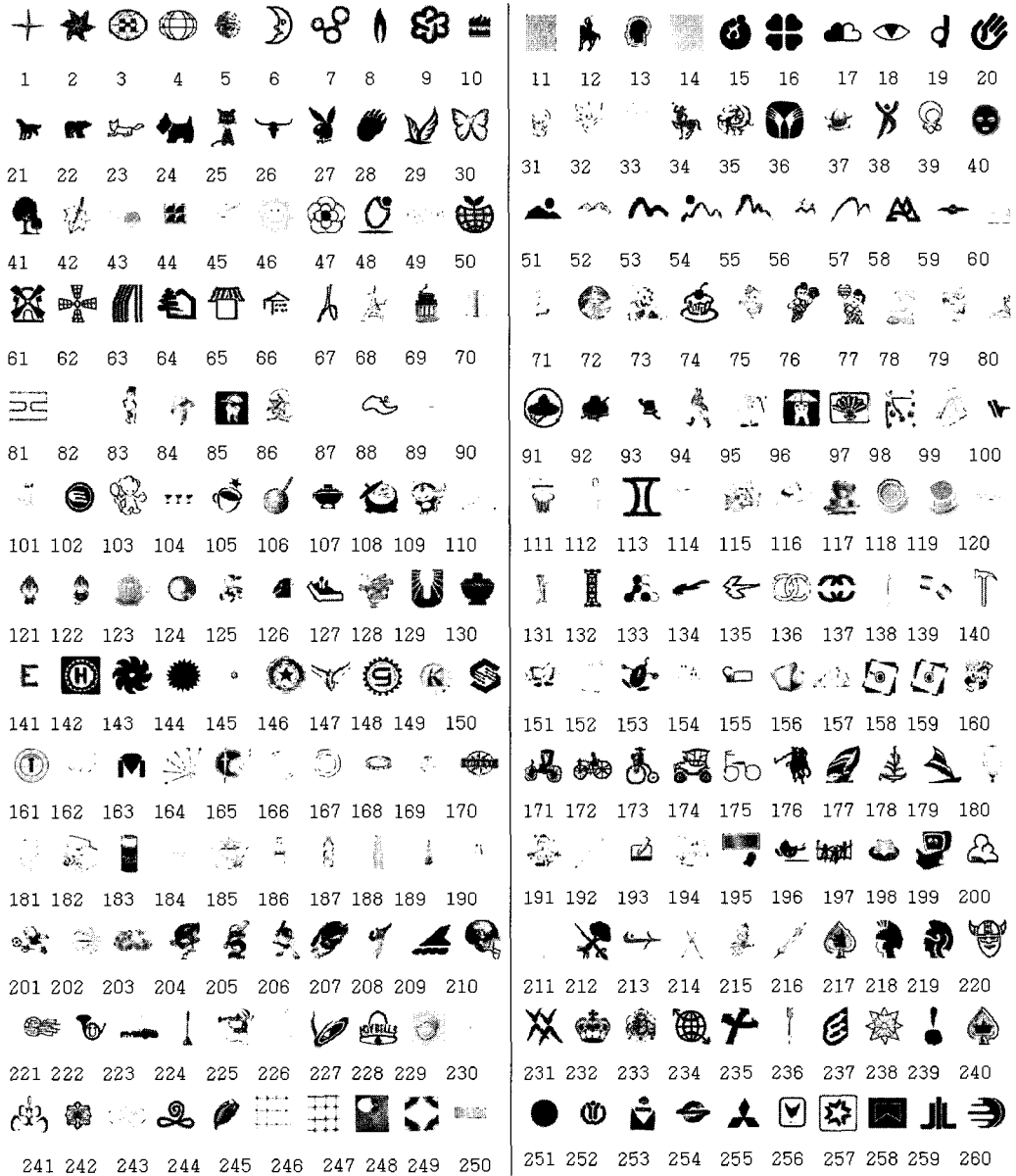
3. 시스템 성능분석

〈그림 11〉에 나타난 이미지들은 실험에 사용한 상표이미지이다. 이미지들은 도형분류 코드의 첫 번째 단계의 코드에서 10개씩의 상표들을 무작위로 선정한 결과이다. 도형분류 코드의 첫 번째 단계에는 모두 29개의 코드가 있는데 코드 27, 28, 29를 제외한 26개의 코드에 속하는 상표 이미지를 사용하였다. 선정

된 코드는 순서대로 번호를 부여하였다. 260개의 상표 이미지들을 이용하여 이미지가 어떤 코드에 속하는지에 대한 정보가 없이 6명의 평가자가 독자적으로 유사이미지들을 모아 군집을 만들었다. 만들 수 있는 군집의 수에는 제한이 없었다. 한 군집에 속할 수 있는 상표 이미지의 수에도 제한이 없었다. 하지만 한 상표 이미지는 한 군집에만 속할 수 있다는 제한을 하였다.

〈표 2〉는 분할을 하지 않고 자질을 추출한 상표 이미지에 대한 SOM 알고리즘을 이용한 자동 군집화 결과이다. 128개의 군집이 시스템에 의하여 생겼으며, 한 군집에 최소 1개에서 최대 15개의 이미지가 속했음을 보여준다.

본 논문에서 제안한 상표이미지 군집화와 검색시스템의 성능측정을 위하여 문헌정보학과 대학원 학생들이 시스템의 도움 없이 군집화한 결과를 적합한 군집결과라고 가정하며, 이 군집결과와 시스템의 군집결과를 비교하여 정확률과 재현율을 측정하였다. 정확률이란 검색된 결과의 정확성을, 재현율은 시스템이 적합결과를 검색하는 능력을 나타내므로 검색의 완전성을 측정할 수 있는 방법이라고 할 수 있다. 정확률과 재현율은 반비례 관계에 있어서, 높은



〈그림 11〉 실험데이터로 추출된 도형분류코드별 이미지

〈표 2〉 비분할 시스템의 자동 군집 결과

2	75	172,197,237
3	78	173
5,183,44,51,167,166,90,8,89,214,25,203,169,181,211	82	174
6,162,155,54	91	175,99,88
7	93,238	176
9	94	177
10,107,132,18,157	96	180,202
11,135	97	184
12	98,137,224,185	186,83,49,138,188
13,102	103	187
14,118,85,247	104,145	191
15	106	196,17
19,116	108	198
21,179,212,105	109	200,62
22,58	112,213,194	201
23,134	113	204,258,182,229
24,73	114,76	205
27	121,122	209
28	123	210
29	125,72	215
30,34	126,192,168,220,79,66,124,193,86,156,245,250,243,1	217
31,4,25,87,84,115,42,35,80,67,208,206	127	218,153
32,178,140	128,95	219,100,161,149
33	129,110,244	221,216
36,119,131	130	222
38,53,151,170	133,199	223,52
39	136,43,60	226,225
40	139,152	227
41,61	141	228
45	142,16,92,259,257,20,111	230
46	143,144	231
48,37,117,246,241,235	146	232
50,207,56	147,101	233
55	148	234
57	150	239,77
63	158	240
64	159	249
65	160	251
68	163	253
69	164,242	254
70,255	165,47,195	256
71,154,59,189,190,120,236	171	260
74		26,81,248

재현율을 얻기 위해 질의에 대한 탐색범위가 확대될 때 정확률은 감소하고, 반대로 정확률을 높이기 위해 탐색범위를 좁히면 재현율은 보편적으로 감소하게 된다. 본 논문에서 제안하는 시스템의 성능 측정을 위한 가정은 〈표 3〉과 같다.

정확률과 재현율의 측정을 위해서는 자동 시스템의 군집화 결과와 비교할 적합한 군집 결과가 있어야 한다. 본 논문에서는 적합한 군집

결과를 결정하기 위하여 6명 평가자가 만든 군집화 결과에서 세 명 이상의 평가자가 두 개의 상이한 상표이미지가 같은 군집에 속해있다고 답했다면 이 두 이미지가 같은 군집에 속한다고 가정하였다. 자동 시스템에 의해 검색된 결과의 경우 출력층에서의 한 좌표 내의 결과에 한해서만 검색결과라고 가정하였다. 검색된 결과 내에서의 유사도의 순위는 없고 모두 동일한 유사도를 갖는다고 가정하였다. 이와 같은

〈표 3〉 정확률, 재현율 측정 시 적용한 가정

가정	내용
1	수동적 군집화를 수행한 참가자 6명 중 3명 이상이 군집이라 생각하면 적합한 군집결과이다.
2	출력층에서 한 좌표 안의 군집 결과만을 검색군집이라 가정한다. SOM 군집화의 결과는 2차원 그래프로 표현이 되는데 각 좌표에 0개 이상의 이미지가 군집된다. 따라서 각 좌표에 위치한 이미지를 하나의 군집으로 간주한다.
3	성능측정은 True/False이다. 즉 유사도의 순위가 없다.

가정 하에 정확률과 재현율을 계산하는 수식은 〈그림 12〉와 같다. 정확률과 재현율을 계산하는 공식은 정보검색평가에서 흔히 쓰이는 공식과 유사하다(Salton 1971). 또한 SOM 알고리즘을 이용한 유사 상표 이미지 검색은 긴밀히 연관된 문서들은 같은 질의에 적합하다는 군집 가정(cluster hypothesis)과 같은 이론적 배경을 가지고 있다고 생각할 수 있다(van Rijsbergen 1979).

실험 자료에 속하는 하나의 이미지를 질의 이미지라고 가정하고 질의 이미지와 같은 군집에 있는 다른 이미지의 개수를 사람이 군집을 만들었을 때와 자동으로 군집으로 만들었을 때로 나누어 계산하면 〈표 4〉에 있는 4개의 유사 상표 이미지 검색 정확률과 재현율의 조합

이 가능하다. (a)값이 0이라는 의미는 평가자에 의한 군집화 경우에 질의 이미지 외에 다른 이미지가 같은 군집에 포함되지 않았다는 것이다. 즉 평가자가 질의 이미지와 유사한 이미지가 실험 자료에 하나도 없었다고 평가했다는 의미이다. (a)값이 1이상이라는 의미는 평가자가 질의 이미지와 하나 이상의 이미지가 같이 속한 군집을 만든 경우에 해당한다. 즉 평가자가 질의 이미지와 유사한 이미지가 실험 자료에 하나 이상 있었다고 평가한 것이다. 유사하게 (b)값이 0이라는 의미는 자동 시스템이 질의 이미지와 유사한 이미지를 하나도 검색하지 못한 경우이고 (b)값이 1이상이라는 의미는 자동 시스템이 질의 이미지와 유사한 이미지를 하나 이상 검색했다는 것이다.

$$\frac{\text{시스템과사람의군집을비교하여일치하는이미지개수}}{\text{선택된시스템군집내의이미지개수}} * 100$$

(a) 정확률

$$\frac{\text{시스템과사람의군집을비교하여일치하는이미지개수}}{\text{사람의군집내의이미지개수}} * 100$$

(b) 재현율

〈그림 12〉 정확률과 재현율 계산식

〈표 4〉 유사 상표 이미지 검색 정확률과 재현율의 조합

평가자가 질의 이미지와 유사하다고 판단한 이미지 개수 = (a)	자동 시스템이 검색한 질의 이미지와 유사한 것으로 군집화한 이미지 개수 = (b)	(a)와 (b) 경우에 공통으로 속하는 이미지 개수 = (c)	정확률 = (c)/(b)	재현율 = (c)/(a)
0	1≤	0	0	NA*
1≤	0	0	NA	0
0	0	0	NA	NA
1≤	1≤	0≤	0≤	0≤

* 정확률과 재현율 계산 시 분모 부분이 0이 되어 측정이 의미가 없는 경우임

정확률이 NA값을 가진다는 의미는 자동 시스템이 질의 이미지와 유사한 이미지를 하나도 검색하지 못한 경우이고 재현율이 NA의 값을 가진다는 의미는 사람이 실험 이미지 중에 질의 이미지와 유사한 이미지를 하나도 없다고 판단한 경우이다. 260개의 실험 이미지를 하나씩 질의 이미지로 간주하고 자동 상표 유사 이미지 검색 시스템의 평균 정확률을 계산할 때는 정확률이 NA의 값을 가지는 경우를 제외하였다. 마찬가지로 자동 상표 유사 이미지 검색 시스템의 평균 재현율은 재현율이 NA의 값을 가지는 경우를 제외하고 계산했다.

사람에 의한 군집화 결과를 기준으로 하여 시스템에 의한 자동 군집 결과를 비교 하여 정확률과 재현율을 계산할 수 있다. 만약 자동 군집 시스템의 결과에 의해서 두 개의 이미지가 하나의 군집에 속하는 경우에 이들 이미지 중에서 임의로 선택한 하나의 이미지를 질의 이미지로 생각하면 나머지 이미지는 그 질의 이미지에 상응하는 검색된 이미지로 간주하였다. 이 때 사람에 의한 군집화 결과를 참조하여 세 명 이상의 평가자가 질의 이미지와 검색

된 이미지가 같은 군집에 속한다고 하면 자동 시스템이 그 질의 이미지에 대하여 성공적으로 검색을 했다고 간주하였다. 두 개 이상의 이미지가 속해있는 자동으로 생성된 군집도 비슷한 방법으로 검색 결과의 성공 여부를 판단하였다. 즉 260개의 실험 이미지를 하나씩 질의 이미지로 간주하여 정확률과 재현율을 계산하였다. 〈표 5〉는 〈그림 11〉에 있는 이미지 1번부터 25번까지를 질의 이미지로 사용했을 때의 정확률과 재현율 계산 결과이다. 이와 같은 방식으로 260개 실험 이미지 모두를 질의 이미지로 사용했을 경우의 유사 상표 이미지 검색 평균 정확률은 31.83%이고 평균 재현율은 1.75%이다.

3.1 분할에 따른 시스템 성능 분석

분할하지 않은 이미지에 대한 측정결과와, 분할을 실시한 이미지에 대한 측정결과와의 비교를 통하여 이미지의 분할이 유사이미지의 군집화에 미치는 영향에 대하여 정확률과 재현율을 이용한 비교 분석을 하였다. 〈표 6〉은 9조각

〈표 6〉 9조각 분할 시스템의 자동 군집결과

2	69	
3	70	163
5,71,154,167,166,59,90,138,203,169,189,190,120,236	74	164, 242, 226
6	75	165
7	78	171
9	81,248	172, 170
12, 237	84,115,42,80,67	173
13	85,247,244	174
14	87,198	175
15	91	176
17	93	177
19	97	178, 140
22, 21, 106, 68	99,191	179
23, 134	103	180, 10, 107, 18
24	104	186, 83, 188
27	106, 182	187
28, 102, 150, 232	108	192, 220, 124, 193, 156, 245, 145, 250, 243, 1
29	109	196, 197, 239
30, 34	110, 127	201
31, 4, 25, 208	112, 101	205
32	113	209
33	114	210
35, 206	116, 213, 194	215
36, 96	121, 122, 88	218, 76
37, 117, 161, 131, 246, 149, 111	123	219, 119, 199
38	125	221, 216
39, 200	126, 168, 212, 79, 66, 86	222
40	128, 95	223
41	129	225
43, 202	130	227
44, 51, 8, 89, 214, 252, 181, 211	132	228
45, 184, 157	133	230
46	136, 60	233
47, 195	137, 94	234
48, 100, 257, 204, 241, 235, 229	139, 152	238
49	141	240
50, 207, 56	142, 16, 92, 259, 20	249
52	143, 144	251
53, 77, 151	146	253
55	147	254, 73
57, 118, 72	148	255
61	153, 217	256
62, 231	155	258
64	158	260, 63
65	159	26, 98, 11, 135, 224, 185
68, 82	160	
	162, 54	

으로 이미지를 분할한 후 추출한 자질로 군집화한 결과이다. 자동으로 군집화하여 138개의 군집이 생겼으며, 한 군집에 최소 1개에서 최대 14개의 이미지가 속해 있음을 알 수 있다.

사람에 의한 군집화 결과를 기준으로 하여 9 조각으로 이미지를 분할한 후의 시스템에 의한

자동 군집 결과를 비교하여 정확률과 재현율을 계산하면 260개 실험 이미지 모두를 질의 이미지로 사용했을 경우, 유사 상표 이미지 검색 평균 정확률은 29.17%이고 평균 재현율은 1.35%이다. 〈표 7〉은 〈그림 11〉에 있는 이미지 1번부터 25번까지를 질의 이미지로 사용했

〈표 7〉 9조각으로 이미지를 분할했을 때 상표 이미지 검색 결과의 정확률과 재현율

질의 이미지 번호	평가자가 질의 이미지와 유사하다고 판단한 이미지 개수 = (a)	자동 시스템이 검색한 질의 이미지와 유사하다고 군집화한 이미지 개수 = (b)	(a)와 (b) 경우에 공통으로 속하는 이미지 개수 = (c)	정확률 = (c)/(b)	재현율 = (c)/(a)
1	67	9	4	0.4444	0.0597
2	81	0	0	NA	0
3	84	0	0	NA	0
4	76	3	0	0	0
5	108	13	5	0.3846	0.0462
6	111	0	0	NA	0
7	85	0	0	NA	0
8	72	7	2	0.2857	0.0277
9	89	0	0	NA	0
10	77	3	2	0.6666	0.0259
11	67	5	0	0	0
12	31	1	0	0	0
13	100	0	0	NA	0
14	67	0	0	NA	0
15	105	0	0	NA	0
16	106	4	3	0.75	0.0283
17	84	0	0	NA	0
18	101	3	2	0.6666	0.0198
19	130	0	0	NA	0
20	99	4	3	0.75	0.0303
21	29	3	1	0.3333	0.0344
22	29	3	1	0.3333	0.0344
23	51	1	0	0	0
24	66	0	0	NA	0
25	29	3	0	0	0
			⋮		

〈표 8〉 정확률의 대응표본 통계량

		평균	N	표준편차	평균의 표준오차
대응 1	비분할	.0175	260	.02992	.00186
	9조각 분할	.0135	260	.02539	.00157

〈표 9〉 정확률의 대응표본 검정

대응 1	비분할- 9조각 분할	대응차					t	자유도	유의확률 (양쪽)
		평균	표준편차	평균의 표준오차	차이의 95% 신뢰구간				
					하한	상한			
		.02702	.29943	.02413	-.01065	.07469	1.120	153	.264

을 때의 정확률과 재현율 계산 결과이다.

이미지를 분할하지 않은 경우와 9조각으로 분할했을 때의 유사 상표이미지 검색 정확률과 재현율에 차이가 있는지를 파악하기 위하여 대응 2표본 T-검정을 하였다. 〈표 8〉에 나타난 바와 같이 이미지를 분할하지 않은 경우의 정확률이 9조각으로 분할했을 경우보다 높게 나

타났지만 〈표 9〉의 대응 2표본 T-검정 결과는 $t(153)=1.120, p=0.264$ 로 유의수준 5% 하에서 이미지를 분할하지 않았을 경우와 9조각으로 분할했을 경우의 평균 정확률은 차이가 없다는 결론을 내릴 수 있다. 정확률 값이 NA인 경우는 결측값으로 처리하였다.

〈표 10〉에 나타난 바와 같이 이미지를 분할

〈표 10〉 재현율의 대응표본 통계량

		평균	N	표준편차	평균의 표준오차
대응 1	비분할	.0175	260	.02992	.00186
	9조각 분할	.0135	260	.02539	.00157

〈표 11〉 재현율의 대응표본 검정

대응 1	비분할- 9조각 분할	대응차					t	자유도	유의확률 (양쪽)
		평균	표준편차	평균의 표준오차	차이의 95% 신뢰구간				
					하한	상한			
		.00393	.02365	.00147	.00104	.00681	2.677	259	.008

하지 않은 경우의 재현율도 9조각으로 분할했을 경우보다 높게 나타났다. <표 11>의 대응 2 표본 T-검정 결과는 $t(259)=2.677$, $p=0.008$ 로 유의수준 5%에서 이미지를 분할하지 않았을 경우와 9조각으로 분할했을 경우의 평균 재현율은 차이가 있다는 결론을 내릴 수 있다.

4. 결 론

기존의 SOM 알고리즘을 이용한 내용기반 검색시스템은 다양한 이미지의 자질 추출을 통하여 이미지의 가시적인 자질을 추출하였고, 기본적인 SOM 알고리즘을 변형하여 보다 효율적인 군집화가 이루어지도록 하는 연구가 진행되고 있다(Han et al 1995; 반중오 외 2002). 하지만 특정 도메인을 대상으로 최적화된 이미지의 자질 추출방안이 제시되지 않았으며, 특히 객관적인 성능평가 방안이 제시되지 못하고 있다. 본 연구는 상표이미지를 대상으로 회색조히스토그램 분석을 통하여 기본적이고 쉽게 구현할 수 있는 가시적인 자질을 추출하는 방법을 제시하였고 추출된 자질들을 기반으로 한 유사 이미지의 군집화 결과를 객관적으로 평가할 수 있는 자동 시스템의 성능평가방안을 제안했다는 것에 연구의 의의가 있다고 할 수 있다.

이미지를 분할하지 않았을 경우의 유사 상표 이미지 검색의 정확률은 31.83%로 많은 연구와 개발이 진행된 문헌 검색시스템의 정확률과 비교하여도 손색이 없는 정도이다. 하지만 본 논문에서 제시한 상표 이미지 검색 시스템의 재현율은 매우 낮은 1.75%이다. 낮은 재현율은 회색조히스토그램 분석으로 표현이 가능한

이미지의 자질이 제한적이기 때문일 수 있다. 회색조히스토그램 분석으로 충분히 표현될 수 있는 개체가 있을 수 있고 이런 개체가 이미지에 존재하면 높은 검색 정확률을 성취할 수 있으나 아닌 경우에는 아예 검색이 가능하지 않아 낮은 재현율이 발생할 수 있을 것이다. 따라서 이미지에 보이는 개체의 윤곽선과 같은 추가적인 자질을 기반으로 한 이미지 표현 방법을 후속 연구에서 시도할 예정이다.

특허검색은 특허 침해를 발견하는 것이 주목적일 경우가 많아 질의에 적합한 모든 특허를 검토하는 것이 필요하여 높은 재현율이 요구된다. 마찬가지로 상표 이미지 검색도 높은 재현율이 요구된다. 따라서 유사 상표이미지 검색의 정확률이 낮아지는 것을 감수하더라도 재현율의 향상이 필요하다. 현재 시스템은 질의 이미지가 속하는 하나의 군집에 있는 이미지만을 검색하는데 이 군집 주변 가까이에 있는 군집들에 속한 이미지들도 같이 검색한다면 재현율의 증가를 기대할 수 있을 것이다. 후속 연구에서는 검색된 이미지의 수를 늘려가는 방법도 재현율을 향상시키는 방법의 하나로 시도할 계획이다.

이미지를 분할하지 않은 경우와 9조각으로 분할했을 때의 유사 상표이미지 검색 정확률의 통계적인 유의미한 차이는 없었지만 평균 재현율 자체는 이미지를 분할하지 않은 경우가 높았다. 일반적으로 이미지를 분할하면 이미지의 표현이 자세하게 되어 분할했을 때의 검색 정확률이 증가하고 재현율이 감소할 것이라 가정할 수 있으나 실제적인 평가는 이와 반하는 결과를 도출하였다. 이는 상표이미지가 대체적으로 단순하여 풍경과 같이 여러 형태의 개체

가 한 이미지에 공존하는 것이 아니어서 이미 지 분할로 얻을 수 있는 표현의 정확성과 이에 따른 정확률의 증가는 기대할 수 없는 것으로 해석된다.

현재 개발된 자동 시스템의 성능향상을 위한 개선방안으로는 유사 이미지의 정확한 군집화를 위해서 이미지의 형태적 자질을 반영할 수 있는 새로운 자질추출방안의 연구가 필요하며, 추출된 이미지 자질데이터에 대해서는 데이터의 압축을 통해 데이터 군집화 및 저장에서 소요되는 처리비용을 감소시켜야 할 것이다. 또

한, 신뢰할 수 있는 실험 평가 군집을 얻기 위하여 좀 더 많은 상표 이미지를 실험데이터로 사용하고 많은 수의 평가자를 이용하여 객관적인 평가 데이터를 얻는 것도 필요하다.

본 연구에서 제안한 유사이미지 검색 시스템의 성능평가방법과 평가데이터는 기존 연구 시스템에서 제시하지 못하는 유사이미지 검색시스템의 성능을 정량적으로 파악할 수 있게 함으로써 내용기반 검색시스템의 객관적인 성능을 파악할 수 있는 방법으로 활용할 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- 반중오, 강문주, 최형진 2002. 칼라 공간과 형태 정보를 이용한 내용기반 이미지검색 시스템 구현. 『한국정보과학회 학술발표논문집』, 29(1) : 613-615.
- 한국특허정보원. 2007. KIPRIS 검색시스템. [cited 2007.8.1]. <http://www.kipris.or.kr/new_kipris/index.jsp>.
- Chesnut, Casey 2004. "Self Organizing Map AI for Pictures." Generation 5. [cited 2007.8.1]. <http://generation5.org/content/2004/ai_sompic.asp>.
- Eidengerber, H. 2003. "New perspective on visual information retrieval." Storage and Retrieval Methods and Applications for Multimedia 2004. In *Proceedings of the SPIE*, 5307 : 133-144.
- Han, K., Lee, J., and Hwang, C. 1995. "Image Clustering using Self-Organizing feature map with Refinement." *Proceedings of IEEE International Conference on Neural Networks*, 1 : 465-469.
- Hunt, R.W.G. 2004. *The Reproduction of Colour*, 6th ed. Chichester UK: Wiley-IS&T Series in Imaging Science and Technology.
- Kohonen, K. 2001. *Self-Organizing Maps*, 3rd ed. Springer Series in Information Science.

- Salton, G. 1971. *The SMART Retrieval System*. Englewood Cliffs, N.J.: Prentice-Hall.
- Sjoberg, M., Muurinen, H., Laaksonen, J., & Koskela, M. 2006. "PicSOM experiments in TRECVID 2006." In *Online Proceedings of the TREC Video Retrieval Evaluation 2006*. [cited 2007.8.1]. <<http://www-nlpir.nist.gov/projects/tvpubs/tv6.papers/picso m.pdf>>.
- Vesanto, J. and Alhoniemi, E. 2000. "Clustering of The Self-Organizing Map." *IEEE Transaction on Neural Networks*, 11:3 : 586-600.
- van Rijsbergen, C.J. 1979. *Information Retrieval*, 2nd Ed. London: Butterworths.
- World Intellectual Property Organization 1985. *Vienna Agreement Establishing an International Classification of the Figurative Elements of Marks*. [cited 2007.8.1]. <http://www.wipo.int/treaties/en/classification/vienna/trtdocs_wo031.html>.