

# 새로운 이미지 거리를 통한 이미지 검색 방안 연구

이성임<sup>1</sup> · 임요한<sup>2</sup> · 조영민<sup>1\*</sup>

<sup>1</sup>단국대학교 응용통계학과 / <sup>2</sup>서울대학교 통계학과

## Study of the New Distance for Image Retrieval

Sung Im Lee<sup>1</sup> · Jo Han Lim<sup>2</sup> · Young Min Cho<sup>1</sup>

<sup>1</sup>Dept. of Applied Statistics, Dankook University

<sup>2</sup>Dept. of Statistics, Seoul National University

Image retrieval is a procedure to find images based on the resemblance between query image and all images. In retrieving images, the crucial step that arises is how to define the similarity between images. In this paper, we propose a new similarity measure which is based on distribution of color. We apply the new measure to retrieving two different types of images, wallpaper images and the logo of automobiles, and compare its performance to other existing similarity measures.

**Keywords:** Image Classification, Image Retrieval, Similarity Measure, Kolmogorv-Smirnov Test

### 1. 서론

최근 스마트폰 및 소셜 미디어 등으로 대표되는 다양한 정보 채널의 등장과 이로 인한 정보의 생산 및 유통, 보유량은 증가하고 있다. 특히, 고정된 필드에 저장되는 데이터와 관계형 데이터베이스 및 스프레드시트 등을 예로 들 수 있는 정형 자료(Structured Data) 뿐만 아니라 고정된 필드에 저장되어 있지 않은 데이터, 텍스트 분석이 가능한 이미지/텍스트/음성 데이터 등인 비정형 자료(Unstructured Data)가 기하급수적으로 증가를 이끌고 있다. 이에 따른 멀티미디어 정보의 다양한 분석 및 해석의 요구가 증가하고 있으며, 특히 이미지 데이터를 이용하여 군집화 및 검색에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다 (Rhee *et al.*, 2000; Zachar *et al.*, 2001; Song *et al.*, 2007; Mo and Lee, 2009; Nah, 2003).

유사 이미지 검색에는 영상의 제목과 같은 서지정보 또는 주석을 이용하는 방법과 이미지 자체의 정보를 바탕으로 검색하는 내용기반 이미지 검색방법, 웨이블릿 변환, 텍스처 기반 정보를 바탕으로 하는 검색방법 등이 있다(Gonzalez *et al.*, 2012).

본 논문에서는 이 중 이미지 자체의 픽셀 RGB값을 이용한 내용기반 검색방법에 대하여 연구하고자 한다.

Ban(2002)의 연구에서는 이미지 간 유사도를 정형 데이터에서 쓰이던 것과 마찬가지로 유클리디언 거리를 이용하여 이미지 분석을 수행하였다. 하지만, 이미지 데이터의 경우 한 단위가 픽셀로 이루어져 있고, 여러 픽셀이 모여 하나의 이미지를 나타내기 때문에 기존의 한 픽셀 간 차이를 비교하는 유클리디언, 맨해튼 거리등은 단점과 한계가 있어, 본 논문에서는 이미지 자료의 특성에 적합한 새로운 유사도 거리 측도를 제안하기로 한다. 또한, 이미지는 색상, 채도, 질감, 모양 등의 특징을 픽셀 색상정보들의 선형결합을 통하여 나타낼 수 있는데, Antani(1998)의 연구에 따르면 이미지 검색 및 분류를 할 때, 이러한 이미지의 특징 중에서 모든 특징 정보를 사용하지 않고 색상 정보만을 이용할 경우에도 높은 분류 및 검색 성능을 보인다고 한다. 이것은 이미지의 여러 특징 중 색상정보만을 사용할 경우 차원축소 효과를 통해 적은 차원으로 쉽게 분류 및 검색할 수 있는 장점이 있기 때문이다. 이에 본 논문에서는 색상 정보만을 이용하여 분류 및 검색을 실시하기로 한다.

This research was supported by the Basic Science Research Program through the National Research Foundation of Korea(NRF) funded by the Ministry of Education, Science and Technology(2011-0025168).

\* 연락저자 : 조영민 석사과정, 448-701 경기도 용인시 수지구 죽전로 152 단국대학교 응용통계학과, Tel : 031-8005-3265, Fax : 031-8021-7204,

E-mail : baseballym@naver.com

2013년 12월 4일 접수; 2014년 4월 7일 수정본 접수; 2014년 5월 7일 게재 확정.

구글에서 검색한 Wallpaper 자료를 이용하여 이미지 분류를 통한 기존 유사도 거리 측도들과 새롭게 제안한 거리의 성능을 비교하였다. Linda(2001)의 연구에 따르면 분할은 영상 및 이미지를 여러 개의 픽셀 집합으로 나누는 과정을 말하고, 분할의 목적은 영상의 표현을 좀 더 의미 있고 해석하기 쉬운 것으로 단순화하거나 변환하는 것이다. 그러므로, 이미지의 분할을 몇 개로 할지, 분할한 이미지가 단순 전체 이미지 보다 더 자세하게 설명할 수 있는 최적의 분할 수가 무엇인지, 즉 최적의 분할 조건이 무엇인지를 찾음으로써 검색 및 분류 성능을 높일 수 있다. 따라서, 본 논문에서는 최적의 분할 조건을 찾기 위한 통계량을 제시하고, 이를 활용하여 새로운 거리 측도와 함께 분할 전과 후를 비교하기로 한다.

### 2. 이미지 데이터 소개 및 연구방법

이미지 데이터는 픽셀(Pixel) 단위로 이루어져 있으며, 이미지의 크기가 N×M일 경우, <Figure 1>의 각 픽셀이 모여 이미지의 크기를 결정하게 된다.

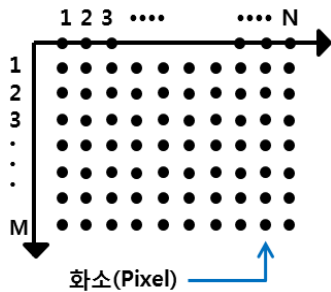


Figure 1. Image Pixel coordinates

$$x(i, j) = \begin{bmatrix} x(1, 1) & x(1, 2) & \dots & x(1, N) \\ x(2, 1) & x(2, 2) & \dots & x(2, N) \\ \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ x(M, 1) & x(M, 2) & \dots & x(M, N) \end{bmatrix} \quad (1)$$

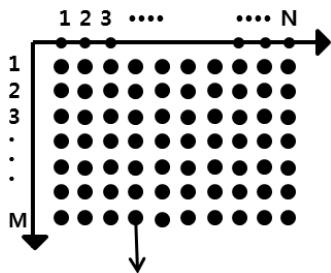


Figure 2. Image RGB Data

<Figure 1>의 좌표체계의 표현은 식 (1)과 같이 표현 할 수

있다. 이 식의 우변은 각 픽셀의 위치를 의미한다. 각 픽셀은 3가지 RGB값의 조합으로 색상 하나를 표현하게 되며,  $x_{ij}$ 는  $(i, j)$  ( $i = 1, 2, \dots, N, j = 1, 2, \dots, M$ ) 위치에서의 관측되어지는 픽셀 RGB값을 의미한다(Gonzalez, 2012).

이미지 픽셀 RGB값의 선형결합을 통하여 RGB 색상체계 뿐만 아니라 YCbCr, HSI, 그레이스케일 등의 다른 색상체계로 변환이 가능하다. 예를 들어, 그레이스케일의 경우 식 (2)은 아래와 같다.

$$Grayscale_{ij} = \frac{(R_{ij} + G_{ij} + B_{ij})}{3} \quad (2)$$

본 논문에서는 이와 같은 정보를 이용하여, 새로운 이미지 간 거리를 정의하고 이를 통해, 실제 데이터를 사용하여 적용하기로 한다. 이미지 분류 및 검색한다. 분석은 2가지 자료를 이용하여 실시한다. 이미지 데이터 전처리 과정으로 이미지 크기(240×240)와 파일 확장자는 모두 동일하게 하였고, 본 분석에서는 이미지의 여러 특징(Feature) 중 색상 정보만을 이용하여 분석을 실시한다.

<Data 1>은 구글에서 검색한 Wallpaper 이미지 중에서 ‘우주’, ‘설경’, ‘바다’의 테마를 갖는 각각 36장, 총 108장을 이용하여 이미지 군집화 분석을 하였고, 군집화를 통해 나온 결과와 실제 이미지 테마와의 Rand Index 값 비교로 새롭게 제안한 거리와 기존 거리와의 성능을 비교 분석한다.

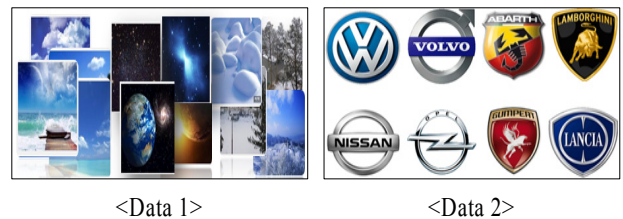


Figure 3. Images used for analysis

<Data 2>는 113개의 세계 자동차 브랜드 로고를 이용한다. 이미지 검색에서, 검색성능을 더 높이기 위해 이미지 간 유사도 측정을 위한 이미지 분할 크기 결정 방법을 제안하고, 실제 자동차 로고 이미지에 적용하여 분할 전과 분할 후의 결과를 비교 한다.

### 3. 이미지 간 거리 정의

#### 3.1 거리측도

이미지 간의 유사도를 체크하는 방법으로 흔히 거리 측도를 사용하게 된다. 주로 쓰이는 거리 계산 방법은 픽셀을 기반(Pixel-based)으로 픽셀 간 거리차이를 계산하는 방법, 이미지의 특성(Feature)을 이용하여 계산하는 방법, 이미지의 노이즈

제거 방법을 이용하여 계산하는 방법이 있다. 이 중 본 논문에서는 픽셀을 기반으로 계산하는 방법을 이용한다. 이미지 한 개의 픽셀 별로 계산하는 유클리디안 거리, 맨해튼 거리 등의 방법이 있다. 이 밖에, 상관계수를 이용한 거리가 있으며, 마할라노비스 거리는 픽셀들 사이의 상관 관계에 대해 공분산 행렬을 이용하고 있다는 점에서 다른 거리와 다른 장점이 있다. 하지만 기존에 쓰이고 있는 유사도 거리 측도의 경우, 이미지 한 픽셀 간의 거리를 이용하여 유사도를 판단하게 되는데, 이미지 데이터의 특성상 여러 픽셀이 표현하는 이미지 특징을 설명하기 어렵기 때문에 거리 성능이 떨어진다. 즉, 픽셀들 간의 차이를 효과적으로 설명할 수 없다. 따라서, 본 분석에서는 개별적인 픽셀값을 이용하는 것이 아닌 이미지의 RGB 분포 차이를 고려한 거리를 새롭게 제안한다. <Table 1> 기존의 거리측도에 대한 식이며, 색상체계가 그레이 스케일 일때를 보여준다(Goshtasby, 2012). 또한, RGB 색상체계에 대한 거리의 경우 <Table 1> 식에서 벡터로 확장이 가능하다.

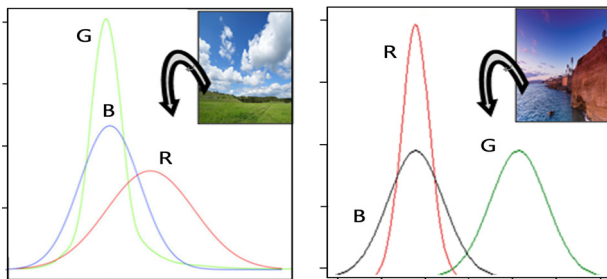
**Table 1.** Similarity measures between two X and Y images

픽셀 기반 유사도	거리
유클리디안	$\sqrt{\sum_{i,j} (x_{ij} - y_{ij})^2}$
맨해튼	$\sum_{i,j}  x_{ij} - y_{ij} $
상관계수	$\frac{1-r^2}{2}$ 단, $r = \frac{\sum_{i,j} (x_{ij} - \bar{x})(y_{ij} - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i,j} (x_{ij} - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i,j} (y_{ij} - \bar{y})^2}}$
마할라노비스	$\sum_{i,j} (x_{ij} - y_{ij})^T S^{-1} (x_{ij} - y_{ij})$

$x_{ij}$  = X 이미지의 (i, j)칸 픽셀의 그레이스케일 값  
 $y_{ij}$  = Y 이미지의 (i, j)칸 픽셀의 그레이스케일 값  
 $S$  = X, Y 이미지 공분산

**3.2 KS거리를 이용한 이미지 간 새로운 측도**

이미지 X, Y에서 두 이미지가 같은지 알아보기 위한 것은 이미지의 RGB 분포가 서로 동일한 분포인지를 비교 하는 것으로 가능하다.



**Figure 4.** RGB distributions of two Images X and Y

이를 위한 대안으로 비모수적인 방법인 콜모고로프-스미르노프(Kolmogorv-Smirnov) 검정 통계량을 새로운 유사도 거리 (KS) 측도로 제안한다. 콜모고로프-스미르노프 검정은 적합도 검정을 위해 사용되는 방법으로 관측된 자료를 이용한 경험적 누적분포함수를 비교하며, 별도의 히스토그램이 필요하지 않고 표본의 크기가 작을 경우에도 유효한 것으로 알려져 있다 (Law, 2007).

즉, m개의 픽셀로 이루어진 두 이미지 X, Y의 경험적 누적 분포함수를 각각 F(x), G(y)라 하면 아래와 같다.

$$x_{i1}, \dots, x_{im} \sim F_i(x), y_{i1}, \dots, y_{im} \sim G_i(y) \quad (3)$$

(i = R, G, B)

이때, 두 이미지의 분포가 동일한지를 검정하는 콜모고로프-스미르노프 검정 통계량은 식 (4)와 같으며, 본 논문에서는 이를 두 이미지의 새로운 거리를 다음과 같이 정의한다.

$$d_{KS}(x, y) = \sum_{i \in (R, G, B)} \max |\hat{F}_i(x) - \hat{G}_i(y)| \quad (4)$$

식 (4)를 이용하게 되면, 기존 거리들보다 계산량이 적어질 뿐만 아니라, 픽셀 한 단위로 이미지를 비교 하는게 아닌 전체의 분포를 이용하므로 픽셀 간의 차이를 고려한 이미지의 특징을 더 잘 반영하는 결과를 기대 할 수 있다. 특히, 이미지 검색에 적용하는 경우 이미지를 분할하여 검색할 때 이미지 간 유사도를 비교하는데 있어 더 높은 성능을 발휘할 수 있게 된다. 이를 위해 이미지의 최적의 분할 크기 결정 방법을 이용하여 분할 수를 결정하고, 이미지 검색에서 기존 거리 및 분할 전과 후를 비교 할 수 있다.

**4. 실제 이미지 분석**

**4.1 Wallpaper 이미지 군집화**

‘우주’, ‘설경’, ‘바다’의 테마를 갖는 각각 36장의 이미지를 이용하여 평균연결법을 이용한 이미지 군집화 분석을 실시하고, 새롭게 제안한 거리측도와 기존 거리측도들을 Rand Index를 이용하여 비교 평가하기로 한다.

Rand Index(Rand, 1971)는 군집화 재현성에 대하여 얼마나 정확하게 재현 되었는지를 판단하기 위하여 사용되는데, 이 예제에서 다음과 같이 정의한다.

$$\text{Rand Index} = \frac{a+d}{a+b+c+d} \quad (5)$$

- a : 실제 같은 그룹에 속해있고 군집분석 결과에서도 같은 그룹에 속한 데이터 쌍의 수
- b : 실제 같은 그룹에 속해있고 군집분석 결과에서는 다른 그룹에 속한 데이터 쌍의 수

- c : 실제 다른 그룹에 속해있고 군집분석 결과에서는 같은 그룹에 속한 데이터 쌍의 수
- d : 실제 다른 그룹에 속해있고 군집분석 결과에서도 다른 그룹에 속한 데이터 쌍의 수

따라서, Rand Index는 식 (5)와 같이 구해지며, 0과 1 사이의 값을 가지게 된다. 이때, 값이 1에 가까울수록 두 개의 군집 결과가 일치한다는 것을 의미하고 반대로, 0에 가깝다면 두 군집 결과에 차이가 있다는 것을 알 수 있다.

<Table 2>의 결과를 보게 되면 KS 거리측도를 이용한 Rand Index가 0.972로 가장 높은 것을 알 수 있으며, 기존 거리와의 비교 결과 더 뛰어난 군집화 성능을 보여준다. 또한 <Table 3>의 분류표를 보게 되면 총 108개의 이미지 중 바다 이미지 1개를 설정으로 오분류 하였고, 기존 거리들의 경우 평균 11개의 이미지를 오분류 하였다. ‘우주’ 테마의 경우 주로 검은색이 쓰이고, ‘설경’과 ‘바다’ 테마의 경우 주로 흰색과 파란색이 쓰였는데 기존 거리들은 주요 색상이 비슷한 ‘설경’과 ‘바다’ 이미지를 잘못 분류하는 결과가 나타났다.

따라서, 이미지 간 거리를 정의할 때 한 픽셀 간 거리를 이용한 것보다는 픽셀의 분포를 활용한 경우의 거리 측도 성능이 더 뛰어난 것을 알 수 있다.

**Table 2.** Rand Index between the correct labels and clustering results by each similarity measures

거리	유클리디안	맨해튼	상관계수	마할라노비스	KS
Rand Index	0.759	0.673	0.705	0.822	0.972

**Table 3.** Clustering Results according to similarity measures

유클리디안 거리				
결과 \ 실제	바다	설경	우주	
바다	30	4	0	
설경	6	32	1	
우주	0	0	35	

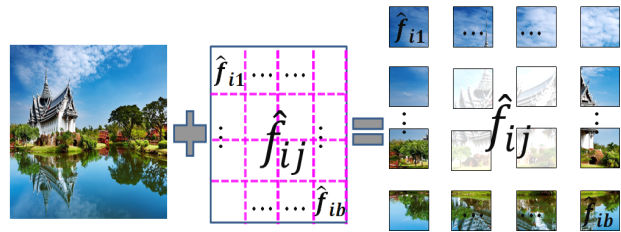
  

KS 거리				
결과 \ 실제	바다	설경	우주	
바다	35	0	0	
설경	1	36	0	
우주	0	0	36	

**4.2 분할 크기 결정**

Wallpaper 군집화 분석 결과 KS 거리측도가 뛰어난 성능을 알 수 있었고, 이미지 검색을 할 경우 더 높은 성능의 향상을

위해 이미지를 분할하여 비교 가능하다. 분할을 하게 되면 기존 전체 이미지를 볼 경우보다 좀 더 의미 있고 해석하기가 쉽고, 부분적인 특징이 더 잘 드러나기 때문이다(Linda, 2001). 분할은 임의의 I 번째 이미지에 대하여 <Figure 5> 같이 b개의 블록으로 분할한다면 b개 블록에 대한 데이터를 식 (6)과 같이 얻을 수 있다.



**Figure 5.** Image decomposition into non-overlapping blocks

$$\hat{f}_{i1}, \hat{f}_{i2}, \dots, \hat{f}_{ij}, \dots, \hat{f}_{ib} \quad (6)$$

$i = 1, 2, \dots, n$        $j = 1, 2, \dots, b$   
 (이미지 개수)      (블록의 개수)

이미지의 최적 분할 크기를 결정하기 위해 한 이미지를 여러 개의 블록으로 나눌 경우, 각 블록은 서로 다른 특징을 나타낼 수 있도록 즉, 블록 간 색상 특징의 차이가 가장 커지도록 하는 블록의 수를 결정한다.

$$\hat{b} = \underset{b}{\operatorname{argmax}} \frac{\sqrt{\frac{m_b}{2}} \sum_{i=1}^n \sum_{j=1}^b d_{KS}(\hat{f}_{ij}, \hat{f}_{i^*})}{n(b-1)} \quad (7)$$

$$= \underset{b}{\operatorname{argmax}} G(b)$$

$f_{i^*}$  : b개 블록의 평균 픽셀 값으로 부터 추정한 분포 함수  
 $m_b$  : b개로 분할한 한 블록의 픽셀 수

따라서, 이미지 검색을 위한 최적의 분할 크기는 G(b)값을 최대로 하는 b를 선택하도록 한다.

**4.3 자동차 로고의 이미지 검색**

자동차 로고의 유사한 이미지 검색을 하기 전에 로고의 시각적 특성을 추출하기 위하여 픽셀의 RGB 값을 그레이스케일(Grayscale)로 변환을 하였다. 이는 유사 로고들이 색상 차이로 인해 검색되지 못하는 현상을 방지하고, 검색성능을 향상하기 위해서이다(Ban, 2002).

실제 자동차 로고 이미지 분석을 할 경우 제 4.2절 에서 정의한 G(b)값을 이용하여 최적의 분할 수를 찾는다. 이후, 이미지를 분할하기 전과 후의 유사 이미지를 검색하며, 또한 기존 유클리디언 거리로도 검색한다.

<Figure 6>는 전체 이미지를 3×3분할(전체 이미지 9분할)에서 앞 절에서 정의 내린 G(b)값이 가장 큰 것을 알 수 있다. 따라서, 자동차 로고 검색을 위한 최적의 이미지 분할은 전체 9분할임을 알 수 있다.

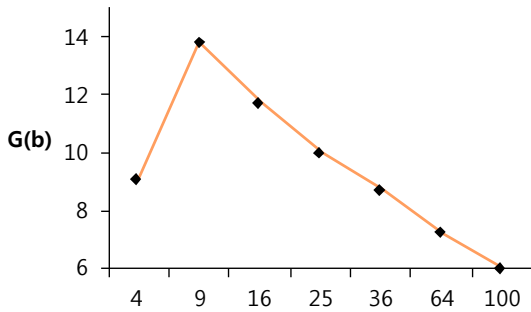


Figure 6. The values G(b) for the block size

<Figure 7>은 쿼리 이미지로 ‘현대’, ‘아리네라’, ‘랜드로버’, ‘혼다’ 자동차 로고를 선택을 하여 검색 되어진 상위 3개의 유사 이미지이다. 기존 유클리디언 거리와 분할기법을 사용하지 않은 경우와 KS 거리를 이용하여 3×3 분할에 따른 결과 및 분할하지 않았을 때의 검색결과를 나타낸다. 세 경우를 보면, 전체적으로 KS 거리측도와 최적의 분할수로 분할하여 이미지 검색을 한 경우 검색성능이 상대적으로 더 뛰어난 것을 알 수 있다.

검색 쿼리로 ‘현대’ 이미지의 경우, 대체로 원형 모양의 틀에 은색 색상을 가지고 있으며, ‘아리네라’의 경우 분할하기 전은 일정한 틀이 없는 결과이지만 분할 후의 결과는 일정한 방패모양의 틀에 가운데 동물 및 문양이 들어간 것을 알 수 있다. ‘랜드로버’는 분할하기 전 색깔, 모양에서 모두 비슷하지 않은 반면에 분할 후의 이미지 검색 결과는 타원형 모양과 그 안의 글자가 포함되어 있는 공통점을 발견할 수 있다. ‘혼다’는 분할하기 전, 은색을 띠는 로고들은 찾아낸 반면 모양은 그렇지 않은 것을 확인할 수 있다. 분할 후의 결과는 은색을 띠는 로고 뿐만 아니라 앞의 2경우보다 더 비슷한 로고를 검색할 수 있었다.

이미지의 경우 유사도 거리측도를 이용하여 검색을 할 수는 있지만 정확히 검색되어 졌다고 판단할 수는 없다. 하지만, 기

존 정형데이터에서 쓰인 거리측도와 새롭게 제안한 KS 측도를 이용한 각 결과를 시각적으로 성능 평가가 가능하고, 또한 분할 기법을 이용하여 검색의 성능을 시각적으로 향상 시킬 수 있었다. 그 결과, 검색되어지는 이미지들이 분할 전에는 공통점이 없는 반면, 상대적으로 분할 후의 결과들은 공통적인 이미지 모양 및 색깔을 가지고 있다.

### 5. 결론 및 향후 연구 계획

이미지 분석의 경우, 이미지 각 픽셀은 RGB 3가지 색상 정보를 가지고 있으며, 이 정보를 이용하여 이미지의 특징(Feature)정보를 추출하여 더욱 정밀한 분석이 가능하다. 본 연구에서는 여러 특징 중 색상 정보만을 이용하여 이미지 군집화 및 검색을 실시하였다. 이미지 간의 유사도를 측정하는 방법으로 거리측도를 이용하였고, 기존의 이미지 간 픽셀 한 단위씩 비교하는 거리측도가 아닌 픽셀의 분포를 이용하여 이미지 간 분포의 차이를 고려하는 새로운 유사도 거리 측도인 콜모그로프-스미르노프(KS) 거리를 제안하였다.

실제 자료분석으로는 Wallpaper 이미지의 군집화 분석을 통하여 한 픽셀보다는 여러 픽셀의 분포를 이용할 경우의 KS거리 성능이 기존 거리보다 뛰어난 것을 알 수 있었다. 그리고 실제 자동차 로고 이미지를 이용하여 이미지 검색을 해본 경우에는 전체 이미지의 분포를 이용하기 보다는 이미지를 분할하여 검색을 할 때의 성능이 더 뛰어난 것을 알 수 있었고, 이때의 최적의 분할의 블록수를 결정하는 방법은 블록 간 색상 특징의 차이가 가장 커지도록 하는 값을 결정함으로써 새롭게 제안하였다.

이후 앞으로의 분석에서는 이미지 군집화 및 검색 분석에 대한 것과 이미지의 검색에 대하여 성능을 평가할 수 있는 객관적 지표에 대한 추가적인 연구 등이 필요하다.

### 참고문헌

Antani, S., Kasturi, R., and Jain, R. (1998), *Pattern Recognition Methods*

Query	Euclidean & No Block			KS & No Block			KS & Block		
	Rank1	Rank2	Rank3	Rank1	Rank2	Rank3	Rank1	Rank2	Rank3

Figure 7. Image Retrieval Results

- in Image and Video Databases : Past, Present and Future*, Proceedings of SPR '98 and SSPR '98, **1451**, 31-53.
- Ban, J.-O., Kang, M.-J., and Choi, H.-J. (2002), Design and Implementation of Content-based Image Retrieval System using Color Spatial and Shape Information, *Proceedings of KIISE*, **29**(1), 613-615.
- Enser, P. G. B. (1995), Pictorial information retrieval, *Journal of Documentation*, **51**(2), 126-170.
- Song, M.-S. and Park, C.-S. (1998), *Nonparametric Statistical Methods*, Jayou Academy, Seoul, Korea.
- Goshtasby, A. A. (2012), *Image Registration : Principles, Tools and Methods*, Springer, Newyork, USA.
- Gonzalez, R. C., Woods, R. E., and Eddins, S. L. (2012), *Digital Image Processing using MATLAB*, McGraw-Hill, Columbus, USA.
- Law, A. M. (2007), *Simulation Modeling and Analysis*, McGraw-Hill, New York, USA.
- Mo, Y.-I. and Lee, C.-G. (2009), Increasing the Efficiency of Image Search Using Image Attribute in the area of content-Based Image Retrieval, *Journal of the Korea Society for Simulation*, **18**(2), 39-48.
- Nah, Y.-M. (2003), Image Content Modeling for Meaning-based Retrieval, *Journal of KISS : Databases*, **30**(2), 145-156.
- Rajshree, S. D., Niket, B., and Rajnish, C. (2010), Image Mining using Content Based Image Retrieval System, *International Journal on Computer Science and Engineering*, **2**(7), 2353-2356.
- Song, J.-Y., Kim, W.-C., Kim, S.-W., and Park, S.-H. (2007), A Image Retrieval Model Based on Weighted Visual Features Determined by Relevance Feedback, *Journal of KISS : Databases*, **34**(3), 193- 205.
- Swain, M. J. and Ballard, D. H. (1991), Color indexing, *International Journal of Computer Vision*, **7**(1), 11-32.
- Rand, W. M. (1971). Objective criteria for the evaluation of clustering methods, *Journal of the American Statistical Association*, **66**, 846-850.
- Rhee, D.-H., Ryoo, K.-S., and Kim, W.-Y. (2000), Character Image Retrieval using Color and Shape Information, *Journal of Broadcast Engineering*, **5**(1), 50-60.
- Yi, S.-K., Hong, S.-E., and Park, S.-H. (2006), A Similar Price Zone Determination of Public Land Price Using a Hybrid Clustering Technique, *Journal of Korean Geographical Society*, **41**(1), 121-135.
- Zachar, J., Iyengar, S. S., and Barhen, J. (2001), Content Based Image Retrieval and Information Theory : A General Approach, *Journal of the American Society for Information Science and Technology*, **52**(10), 840-852.