

특집논문-02-07-2-07

## Bipartite Matching을 이용한 강인한 캐릭터 영상 검색 방법

이상엽\*, 김회율\*\*

## Robust Character Image Retrieval Method Using Bipartite Matching

Sang-Yeob Lee\* and Whoi-Yul Kim\*\*

## 요 약

본 논문에서는 다양하게 변화되는 캐릭터 영상을 색상과 형태의 정보를 포함한 국부 색상 분포(local color histogram)를 이용하여 유사도 검색을 하는 강인한 방법을 제안한다. 국부 색상 분포의 값을 양자화 하여 특징 값을 최적화 하고, 대규모 데이터베이스에 저장되어 있는 영상정보와 Bipartite matching을 이용하여 검색한다. 제안되는 방법은 다양하게 변화되는 영상의 유사도 검색, 동영상 및 정지 영상에서 유사 영상 검색에 매우 효과적인 방법이다.

## Abstract

In this paper, a novel approach that makes use of both shape and color information to retrieve character images in terms of similarity distance from a large-capacity image database or from a streaming image database, in particular, character image logo or trademark. In order to combine both features of completely different characteristics bipartite matching has been employed in computing similarity distance. The proposed method turned out to be also very effective in matching natural object or human-drawn images whose shape varies substantially.

## I. 서론

영상 검색 시스템(Image retrieval system) 개발을 위해 다양한 형태의 연구가 진행되어 왔다. 영상의 특징 정보를 문자열로 색인 하여 데이터베이스에 저장하고, 문자열 질의 방법을 이용하여 영상을 검색하는 방법이 일반적으로 사용되고 있으며, 최근에는 질의 영상(query image)에서 특징 값을 추출하고 추출된 특징 값과 데이터베이스에 있는 영상의 특징 값을 비교하여 검색하는 방법들이 시도되고 있다<sup>[1]-[9]</sup>

## 1. 형태와 색상

질의 영상과 데이터베이스에 있는 영상과 비교할 때 이용되는 특징 값은 일반적으로 형태에 의한 특징 정보, 색에 의한 특징 정보, 색과 질감을 동시에 고려한 통합 특징 등으로 나눌 수 있다<sup>[2]-[9]</sup>. 전통적으로 영상의 검색에 있어 형태에 의한 특징 정보를 이용하는 방법이 많이 사용되었으며<sup>[6][8][9]</sup>, 최근에는 색에 의한 특징 정보를 이용하여 영상을 검색하는 연구가 활발하게 이루어지고 있다<sup>[2]-[5][7][10][11][12]</sup>. 영상에서 색 정보를 추출하여 얻은 정보를 색인 하는 방법으로 가장 간단하고 쉬운 방법을 Swain 이 제안하였으며<sup>[10]</sup> 이 연구를 바탕으로 조명(illumination)에 영향을 받지 않는 색 정보를 이용한 유사도 검색 방법을 Brian이 제안하였다<sup>[11]</sup>. 이 두 방법은 영상에서 색상 분포의 양자화

\* 삼육대학교 경영정보학과  
Management Information System, Sahmyook University

\*\* 한양대학교 전자통신 전파공학과  
Division of Electrical and Computer Engineering, Hanyang University

(quantization)된 값을 정보로 사용하였다. 두 영상에서의 유사도 거리차를 색인된 양자화 정보를 이용하여 영상을 검색하고 비교하는 방법도 제안되었다<sup>[12]</sup>. 지금 까지 색상과 형태에 대한 정보를 동시에 고려한 방법으로 변화가 다양한 형태의 영상의 유사도 검색은 이루어지지 않았다. 이 연구는 영상의 유사도 검색을 할 때 색상과 형태 정보 모두 통합 할 경우 정보는 커지고 비교 연산량이 늘어나기 때문에 대용량 데이터베이스에서 검색하는 방법으로는 최적화하는 방법의 제안이 필요하다.

## 2. 복수 정보 이용의 필요성

최근 들어 게임 혹은 애니메이션 산업에 캐릭터 등을 이용한 다양한 형태의 응용이 발달되고 있다. 캐릭터는 다른 일반 영상과는 달리 형태와 색상정보로 쉽게 구분할 수 있는 특성이 있다. 이들을 구분하기 위해서는 형태정보와 색상정보 두 가지를 동시에 활용하면 더욱 효율적인 검색을 할 수 있다. 그러나 이 두 정보는 서로 전혀 다른 특성을 각각 갖고 있기 때문에 이들의 효율적인 결합을 위해서는 각각의 특징 정보를 먼저 분석할 필요가 있다.

형태에 의한 특징 정보를 이용할 경우에는 객체의 특징을 기본 도형의 형태로 분리하여 코딩 하거나, Zernike moment 같이 영상 객체를 moment 특징으로 분류할 수 있는 방법들이 이용 되었다<sup>[22]</sup>. 형태를 이용하는 것은 그 특징이 명확하게 구분되는 부분에서는 효과가 있으나, 다양한 형태이면서 변화가 쉬운 영상에서는, 형태에서 추출된 특징 값을 이용하기는 매우 어렵다. 최근에 다양한 형태의 영상 객체를 검색함에 있어서 색 정보를 이용하기 시작했다. 색 정보를 이용하면 그 형태가 다양하게 변화 하더라도 객체가 가지고 있는 색의 변화가 크지 않기 때문에, 변화가 큰 영상 객체를 검색 할 때는 색상 정보를 이용하는 것이 형태 정보를 이용하는 것보다 효과가 좋다. 그러나 전혀 다른 영상이면서 색의 특징 값이 같을 경우 같은 영상으로 처리되는 오류가 발생하기 때문에 이때에는 부가 정보로 형태의 정보가 필요하다. 색 분포 정보와 형태정보를 함께 사용하여 영상의 유사도 검색을 할 경우 순차적 비교 검색보다 합리적이고 최적화 되는 방법의 제안이 필요하다.

## 3. 정합(matching)을 이용한 검색방법

본 논문에서는 캐릭터 영상을 검색하는데 있어서 색상과 형태 두 개의 성분을 함께 이용하는 새로운 방법을 제안한

다. 본 논문에서 제안하는 방법은 캐릭터 영상을 부채꼴 영상으로 나누고 각 지역의 색상 분포를 이용하여 정보 값을 추출하고 Bipartite Matching을 이용하여 영상을 비교 검색하는 것이다.

Bipartite Matching 알고리즘은 여러 개의 속성 정보를 정합할 경우 각 속성 정보의 거리차가 적은 형태로 최대 흐름을 가지는 특징이 있다. Bipartite matching은 X 와 Y 두 개의 노드(node) 그룹에서 각 노드들의 거리 차의 합이 가장 적은 방법으로 최대 흐름(max flow)을 찾아내는 방법이다. 객체 영상정보가 여러 개의 블록정보로 나누어졌을 때 Bipartite matching을 이용하면 두 영상의 유사도가 가장 큰 값으로 max flow가 이루어지고 이때 거리차를 얻게 된다. 거리차가 최소화 되는 영상은 두 영상에서 유사도가 매우 큰 것이 된다. 따라서 대용량 데이터베이스에서 영상 검색영상의 검색에 있어서 순차적 비교 검색보다 Bipartite Matching이 매우 효과적이다. 이 방법은 주로 네트워크에서 max flow를 해결하는데 많이 사용되어 왔으며<sup>[15][16][20]</sup> 영상에서는 3D Object Recognition 부분과<sup>[11]</sup> Tree를 이용한 Graph matching 방법으로 전체 영상의 정보를 얻는 연구가 있었다<sup>[13]</sup>. 본 논문에서 제안하는 방법은 캐릭터 검색 외에 동영상에서 특정 영상 객체를 검색하거나 분할(segmentation)을 하는 방법 등, 변화가 다양한 객체 영상의 검색이 필요한 여러 분야에서 효율적으로 사용 될 수 있을 것으로 기대 된다.

본 논문은 2장에서 영상 검색에 대한 전체 시스템을 소개하고 3장에서 색 분포와 양자화 방법에 대한 설명을 하며, 4장에서 Bipartite matching 대한 설명을 한다. 6장에서는 Bipartite matching과 Global Histogram matching 2개의 방법으로 2000개의 영상에서 25개의 그룹을 가지고 실험한 결과를 제시하고 7장에서 결론을 맺는다.

## II. 시스템 전체 보기

본 논문에서 제안하는 캐릭터 영상 검색 시스템은 그림 1과 같다. 일반 영상에서 검색하고자 하는 캐릭터 영상(character image)를 추출한다. 캐릭터 영상을 추출 하는 방법은 본 논문의 범위에 벗어나기 때문에 언급하지 않는다. 추출된 영상의 무게중심을 기준으로 하여 객체 영상을 n 개의 부채꼴 영상으로 분할한다. n 개의 분할 영상에서 색 분포(color histogram)를 얻은 후에 각각의 색 분포 값을 Parzen Window를 이용하여 양자화하여 특징 값을 추출 한

후, 데이터베이스에 있는 특징 값들과 bipartite matching을 하여 그 거리 차를 얻는 것이 전체 구성이다. 분할 영상의 수는 영상의 특징에 따라서 다양하게 변화 시킬 수 있다.

### 1. 형태 정보를 가진 색상 분포

부채꼴(sector)형태로 분할하여 분할된 영상의 색 분포를 국부 색 분포(local color histogram)이라 정의하였다. 전체 영상의 색 분포는 객체의 전체 특징을 반영 하나, 국부 색

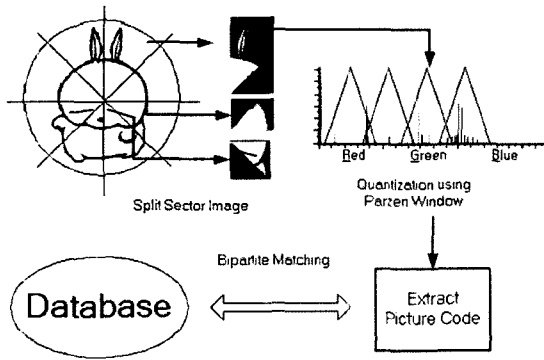


그림 1. 캐릭터 영상 검색 시스템  
Fig. 1. Character image retrieval system overview

분포는 영상의 지역의 특징을 포함하게 된다. 따라서 국부 색 분포를 특징으로 하는 것은 영상의 형태 특징을 포함한 색 분포를 보는 것이 된다. 일반적으로 캐릭터 영상은 영역에 따라 색 분포가 크게 다르게 나타나는 경우가 많으므로 국부 색 분포는 전체 색 분포 보다 좀더 세밀한 색상의 분포와 더불어 형태 정보도 포함할 수 있는 장점을 가진다.

### 2. 정보의 양자화(Quantization)

부채꼴 영상의 색 분포 값을 그대로 사용할 경우에는 정보의 양은 매우 많아지게 된다. R,G,B level 이 256일 경우 한 개의 부채꼴 영상에서 총 768 개의 bin 이 필요하고, 6 개의 부채꼴 영상으로 분할하였을 경우 총 4608 개의 bin이 필요하게 된다. 따라서 정보를 줄이기 위해서 양자화가 필요하다. 또한 캐릭터 영상의 특징은 분포가 특정 지역에서 피크(peek)가 출력되는 형태로 되어 있기 때문에 양자화를 하여도 정보의 유실이 그다지 크지는 않다. 그러나 특정 지역에 피크가 나타나는 경우 그 지역이 양자화의 경계일 경우 오차 값이 커지게 된다. 이런 문제를 보완하기 위해서

양자화를 할 때 삼각형 형태의 Parzen window를 사용하여 양자화하였다. 이렇게 하면 경계에서 발생하는 오차 값이 줄어들 수 있다.

### 3. Bipartite Matching

국부 색 분포로부터 특징 값을 추출 한 후에 그 특징 값을 비교하기 위해 Bipartite matching을 제안 한다. Bipartite matching을 이용하게 되면 형태 변화가 일어나도 그 변화에 적응하여 영상을 비교할 수 있는 장점을 가지게 된다.

그림 2는 Bipartite matching을 했을 때 한 개의 부채꼴 영상이 같은 부채꼴 영상과 정합 되는 예를 보여준다. 본문에서 사용한 Bipartite matching은 Weighted Bipartite matching이다. Weighted Bipartite matching은 각 노드들의 Weight가 최대 흐름(max flow)이 되도록 정합을 해준다. 예를 들면, 그림 2에서 토끼의 왼쪽 귀가 있는 부채꼴 영상의 위치는 서로 다르다. 하지만 국부 색 분포를 이용하여 특징 값을 추출하고 그것을 Weight 값으로 이용하여 정합을 하게 되면 해당 부채꼴 영상과 유사한 국부 색 분포가 있는 블록으로 정합 된다.

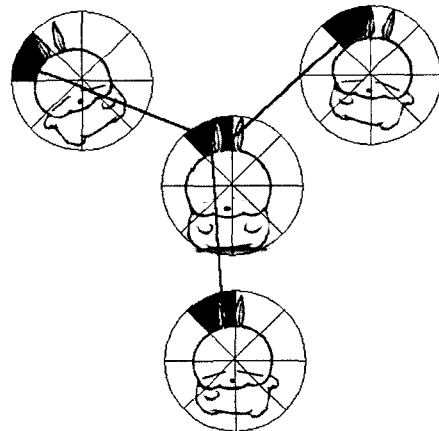


그림 2. Bipartite matching을 하였을 때 부채꼴 영상이 정합(matching) 되는 예  
Fig. 2. Using Bipartite matching

Bipartite matching을 이용하면 최적 정합을 얻을 수 있기 때문에 각 부분에서 오차가 있을 경우에도 그림 2와 같이 가장 최적화 된 부분을 찾을 수 있게 된다.

전혀 다른 캐릭터 영상에서 부채꼴 영상의 특징 값을 이용하여 Bipartite matching을 하였을 경우에도 가장 유사한 부채꼴 영상으로 연결해주게 된다. 그러나 다른 객체 캐릭

터 영상에서의 최대흐름(max flow)의 값은 같은 캐릭터 영상에서의 최대흐름(max flow) 값보다는 작은 값을 가지게 된다. 최대 흐름 값을 두 영상간의 거리로 설정하면 이 거리 차를 이용하여 두 영상의 유사도를 판별할 수가 있다.

본 실험에서는 객체 영상을 8개의 방향 블록으로 분할하였다. 실제 실험에서 4,8,16 등의 블록으로 분할 하여 비교하였을 때 4방향 블록 일 경우 전역 색 분포를 이용하여 검색한 방법과 차이가 없었으며 16 이상의 블록일 경우 데이터의 크기는 커지는 반면, 8블록으로 분할하였을 때의 결과와 차이가 없었다.

### III. 칼라 히스토그램 양자화

본 논문에서 제안하는 방법은 캐릭터 영상을 부채꼴 영상으로 분할 한 후 각 부채꼴 영상에서 색 분포를 특징 값으로 하는 것이다. 색 분포의 모든 정보를 특징 값으로 하게 되면 정보량이 매우 크다. 따라서 분포 값의 양자화가 필요하다.

#### 1. Parzen Window

색 분포값을 양자화 하고자 할 때 Uniform Quantization 을 사용하게 되면 경계(boundary) 부분 에서 오차가 발생하는 문제가 있다. 캐릭터 영상은 색상의 분포가 넓게 퍼져 있지 않기 때문에 분포가 몇 개의 peak로 나타나는 경우가 많다. 이 peak가 경계부분에 있을 경우 오차가 발생 할 수 있다. 이 문제점을 해결하기 위해서 Parzen Window를 사용하여 양자화를 하였다<sup>[23]</sup>. (1)은 Parzen Window의 기본식 이다.

$$r_k = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n \frac{1}{V_n} \phi\left(\frac{x-x_i}{h_n}\right) \quad (1)$$

$h_n$ 은 양자화 영역의 길이 이며  $x-x_i$ 는 현재 영역에서 떨어진 크기를 의미하며  $\phi$ 는 양자화 하는 윈도우 함수이며,  $V_n$ 은  $\phi$ 의 체적이다. (1)의 식은  $\phi$  윈도우를 사용하여 영역에 있는 값을 통합하여 특정 값으로 변환 할 때 사용한다. 이때  $\phi$ 를 무엇을 사용하는가에 따라서 그 영역의 값은 다양하게 나타난다.

#### 2. 삼각형 윈도우

캐릭터 영상은 색 분포가 전영역에서 고루 분포된 일반 영상과는 달리 특정 부분에 밀집 되는 특징이 있다. 그림 3은 그림 2의 원 영상의 색 분포의 예이다.

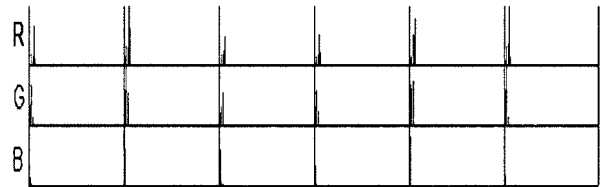


그림 3. 캐릭터 영상의 색 분포  
Fig. 3. Color histogram of the character image

그림 3에서 보는 것과 같이 캐릭터 영상은 특정 영역의 값이 높고 나머지 지역에는 값이 존재 하지 않는 형태이다. 이럴 경우 Uniform Quantizer 을 사용하게 되면 경계선 사이에 있는 값은 전혀 다른 값으로 변화되는 문제점을 가지고 있다. 본 이런 문제점을 해결하기 위해서 Triangular Quantizer 을 사용하였다. 그림 4는 Triangular Quantizer의 형태이다.

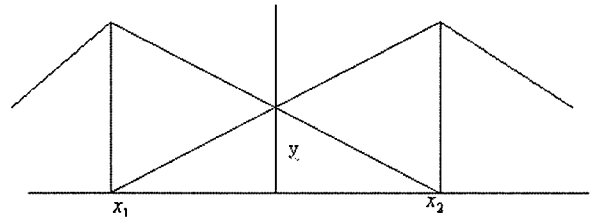


그림 4. 삼각형 윈도우를 사용한 quantization  
Fig. 4. Triangular Quantizer

오차를 최소화 하기 위해서 가장 이상적인 방법은 가우시안 윈도우를 사용하는 것이다. 그러나 가우시안 윈도우를 이용하게 되면 연산량이 늘어나는 단점이 있다. 우리가 목적으로 하는 것은 캐릭터 영상에서 특징 값들이 몇 개의 peak로 나타나고 그 peak가 경계에 있을 때 오차를 최소화 하는 것이다. 연산량은 줄이고 오차를 최소화 하기 위해서 우리는 삼각형 윈도우를 사용하였다. (1)의 식을 삼각형 윈도우 공식을 사용하여 변형한 식은 다음과 같다<sup>[23]</sup>.

$$r_k = \sum (\delta_n \times [1 - (q_k - \frac{h_n}{Q})]) \quad (2)$$

### 3. 색 정보 색인

색 분포 양자화를 한 후 특징 값을 최적화 하기 위해서는 (2)의 결과 값들을 이용한 색인(indexing)이 필요하다. 색인의 의미는 정합(matching) 하고자 하는 두개의 영상의 각 부채꼴 영상들이 모두 완전한 짝 맞춤(perfect matching)을 하고자 하는 것이며, 이때 각 노드(node)의 모서리(edge)는 가중치(weighted value)를 갖게 하는 것이다. 색인을 할 때 우리는 Swain의 색인 방법을 이용하였다[10]. 본 논문과 Swain의 방법과 차이점은 최소값을 사용하지 않고 거리 차를 사용한 것이다.

$$H(I, M) = \frac{\sum_{j=1}^n (I_j - M_j)}{\sum_{j=1}^n M_j} \quad (3)$$

식 (3)에서  $H(I, M)$ 은 분포 값의 색인이며  $I_j$ 는 질의 영상의 양자화 된 분포 값이고,  $M_j$ 는 비교 영상의 양자화 된 분포 값이다. 두 영상에서 분포 값의 차를 모두 합한 후 비교영상의 분포 값으로 나누었기 때문에 두 영상의 차가 비율 형태로 나타나게 된다. 색인이 끝나게 되면 Bipartite 그래프에서 완전한 짝 맞춤이 완료 된 것이다. 여기에서 최대 흐름을 찾는 방법을 이용하게 되면 각각의 부채꼴 영상이 연결이 된다.

## IV. Weighted Bipartite matching

Weighted Bipartite matching은 bipartite graph에서 최대 흐름이 되도록 온전한 짝맞춤(complete matching)을 하는 것이다. bipartite matching에 대해서는 [1][17][18][19][20]에 자세히 나와 있다. 본 논문에서는 전반 적인 개념을 설명하고자 한다. Graph G에서 node 의 모임이 V 와 V'로 나누어 질 때 이때를 bipartite graph 라고 하며 V 와 V' 의 각 node u, v가 모두 edge로 연결되었을 때 완전한 짝 맞춤이라 한다.

완전한 짝 맞춤 상태에서는  $c(u, v) \geq w(M)$ 이 된다. 여기서 M은 G의 완전한 짝 맞춤을 의미한다.  $w(M)$ 은 완전한 짝 맞춤을 하였을 경우 가중치이다.  $c(u, v) \geq w(M)$  형태로 방향으로 반복 정합을 하게 되면  $\max(\sum w_{ij})$  되는

형태로 종결되는데 이때를 maximum weight matching 라고 하며 일반적으로 maximum weight bipartite matching 을 bipartite matching 라고 하며 이때 두 갈래 그래프는 온전한 짝 맞춤이 이루어 진다.

### 1. Maximum weight bipartite matching

Maximum weight bipartite matching 의 대표적인 알고리즘은 Hungarian Method 이다[11][18][19]. 기본적인 알고리즘은 각각의 edge에서 최소값을 빼도 최적화 흐름에는 관계하지 않는다는 아이디어에서 출발한다. 다시 말하면 모서리의 비용이 감소하는 방향으로 정합 되는 G 의 subgraph로 갈 경우 이때 온전한 짝 맞춤이 되는 것이다. Hungarian Method 는 기본적으로  $O(n^3)$ 의 complexity를 가진다[18][19].

본 논문에서 bipartite matching를 사용하는 목적은 거리 차가 최소가 되는 부채꼴 영상을 찾아 내는 것이다. 따라서 모서리의 weight 들이 비용이 되고 그 비용이 최소화 하는 방향으로 정합을 하는 것이다. Maximum weight bipartite matching를 설정할 때 augment path가 가능한 연결의 흐름 값(flow value)을 구한다. 이때 XY로 그래프에서 한 개의 임의의 노드로 가능한 argument path를 설정하고 그때의 흐름 값을 구한다. augment path 의 값이 상위 node 의 augment path의 flow 보다 작을 경우 이때는 augment path로 설정할 수가 없다. 이 path은 더 이상 자랄 수가 없다. 이 방법을 반복 하게 되면 최대 흐름이 나올 수 없는 것들이 제거되고 온전하게 연결될 한 개의 edge를 찾을 수 있다. 다음 식은 Maximum weight bipartite matching에서 임의의 모서리 쌍을 설정하였을 때 전체 비용을 계산하는 식이다.

$$E = \sum E_{xy} + \phi_{x'y'} + \sum_{j=1}^n \min(w_{ij}) \quad (4)$$

(4)의 식에서 E는 현재 설정되어 있는 모서리 쌍의 총 비용을 의미하고,  $E_{xy}$ 는 현재 maximum matching로 설정된 모서리 비용 값이 된다.  $\phi_{x'y'}$ 는 새롭게 maximum matching의 후보로 설정된 모서리 비용을 의미하며  $\min(w_{ij})$ 는 정합되어 있지 않는 나머지 노드들 중에서 연결 가능한 최소값을 의미한다. (4)의 식에서 보듯이 maximum weight bipartite matching는 비용이 최소가 되

는 모든 모서리 쌍을 후보로 선정하면서 반복적 노드를 증가하면서  $E$  값을 구하고 노드가 증가 되기 이전의  $E$  값이 현재의  $E$  보다 비용이 크게 되면 상위의 정합 쌍은 더 자랄 수 없게 되는 것이다.

## 2. 순차 검색을 이용

일반적으로 alternative tree를 사용하여 maximum matching을 구하는데 이때 더 이상 자랄 수 없는 tree의 노드 쌍을 제거 하는 것을 반복하면서 최대 흐름을 찾게 된다. 가능한 augment path를 증가시키는 방법은 일반적인 순환 방법을 이용한다. 본 논문에서는 노드의 쌍들을 제거 하는 방법으로 순차 검색(sequence search)을 이용하였다. 그림5 는 순차 검색(sequence search)을 설명한 것이다. 그림5 에서 회색으로 설정한 노드 쌍은 더 이상 자랄 수 없는 쌍이 된다. 노드 쌍을 검색할 때 기존의 tree 구조에서 화살표 형태로 또 다르게 연결되는 링크드 리스트(Linked list) 쌍을 가지고 있도록 하면 tree 검색을 사용하지 않고 링크드 리스트를 이용하여 빠르게 검색할 수 있다.

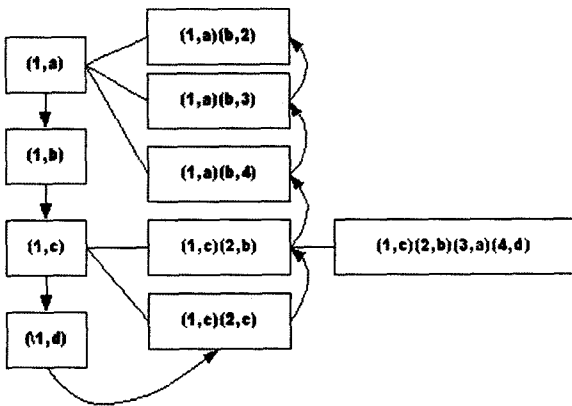


그림 5. sequence search를 이용하여 자랄 수 없는 node 쌍 설정  
Fig. 5. Illustration of a sequence search that selects the node pairs that cannot increase nodes

더 자랄 수 없는 tree의 노드 쌍을 설정할 때 tree의 리스트를 찾아가게 되면 현재 augment path 쌍의 위치에서 루트(root)로 이동하고 다시 가지(leaf)로 이동하면서 상위 전체를 순회 하여야 한다. 링크리스트를 사용하는 것이 tree의 가지를 이용하는 것보다 간단하고 연산의 복잡성이 줄어들게 된다. 그림 6은 검색 데이터를 저장 하는 object의 structure를 표현 한 것이다.

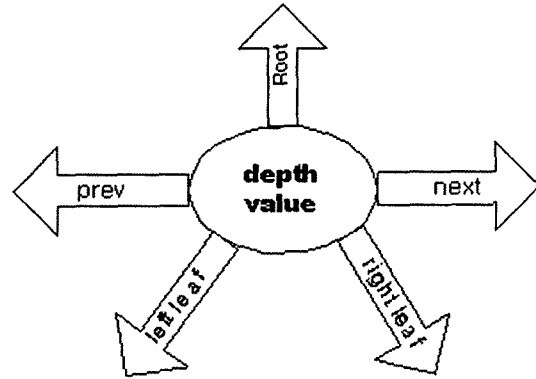


그림 6. 검색 Data를 저장하는 Object Structure 의 구조  
Fig. 6. Structure of an object storing search data

그림 6에서 회색으로 설정된 화살표 prev, next는 자랄 수 없는 node 쌍을 검색할 때 사용하는 모서리들 이며 root 와 left leaf, right leaf는 tree를 자라게 하는 모서리들이 다. 그림 6과 같은 구조체를 사용하게 되면 augment path 를 증가 시키는 스택과 검색 스택이 다르게 따로 설정된다.

## V. 구현 및 성능분석

본 논문에서 제안하는 방법의 평가를 위해 Swain의 Color 색인 방법을 사용하여 Global Color Histogram을 얻고 거리 차를 구하여 유사도를 측정하는 방법과 비교 실험 하였으며 성능 평가를 BEP(Bull's Eye Performance), NMRR(Normalized Modified Retrieval Rank), NDS (Normalized Distance Sum) 을 이용하였다.

### 1. 성능평가 결과

캐릭터 영상에서 shape를 보는 방법은 zernike moment 를 이용하는 방법과 비교 하였다. Zernike moment를 사용하여 비교할 때 성능이 매우 좋지 않았기 때문에 본 논문에서는 Global Color Histogram과의 비교를 하였다.

BEP는 관련 영상 개수의 두 배 순위 안에 포함된 관련 영상 개수를 세어 실제 관련 영상의 몇 %가 검색되었는지를 측정하는 것이다. BEP 식은 다음과 같다.

$$BEP(\%) = \frac{R_{32r}}{R} \times 100 \quad (5)$$

BEP는 1에 근접할수록 좋은 성능을 나타낸다. MPEG-7 표준화 회의의 Color/Texture descriptor group에서 사용된 평가 척도는 NMRR 이다. 이 척도로 측정을 하였을 경우 0에 근접할수록 좋은 성능을 나타낸다.

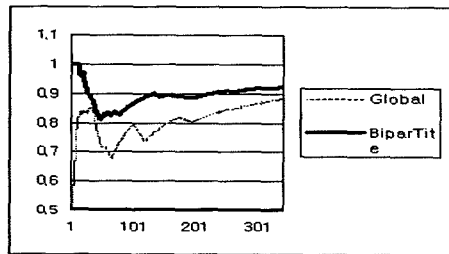
NDS는 [21]에서 제안한 평가 척도로써 0으로 근접할수록 좋은 성능을 나타내며 평가조건을 모두 고려하고 세밀한 측정이 가능하다는 장점이 있다.

표1은 Global Histogram Matching, Bipartite matching의 실험 결과이며 그림 7은 해당 결과의 그래프이다.

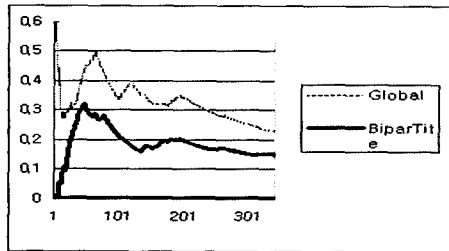
표 1. 실험 결과  
Table 1. Test Results

	GHM	WBM
NMRR	0.1133	0.0602
NDS	0.2279	0.1504
BEP	0.8825	0.9226

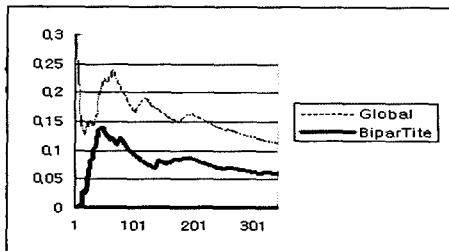
GHM: Global Histogram Matching  
WBM: weight bipartite matching



(a)BEP



(b)NDS



(c)NMRR

그림 7. 실험결과 도표  
Fig. 7. Graphs of Test Results

## 2. WBM의 최적화

본 실험은 총 2350개의 영상에서 같은 캐릭터 영상 그룹으로 25개를 설정하였으며 이 그룹에 속해 있는 영상 342개를 이용하였다. Bipartite Matching이 GHM보다 성능이 좋게 나왔다.

Bipartite Matching의 성능이 좋게 나온 이유는 Bipartite Matching의 최적화 하는 방향으로 정합하는데 있다.

캐릭터 영상은 그 형태가 다양하게 변화되고 또한 색상 정보가 다양하게 변화된다. 그림 8은 색상 정보가 다양하게 변화되는 캐릭터 그룹을 보여 준다.

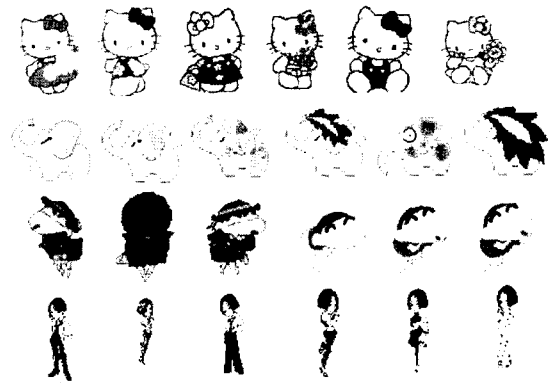


그림 8. 다양하게 변화 되는 캐릭터 그룹  
Fig. 8. Character sets where bipartite matching performs well

그림 8의 캐릭터 영상들을 GHM을 이용하여 정합하게 되면 같은 그룹으로 인식하지 못하게 된다. 그러나 WBM에서는 같은 그룹으로 인식된다. 전체적인 색상 정보는 차이가 있더라도 지역적인 색상 정보로 보았을 경우 특정 지역은 매우 큰 차이를 보이는 반면 다른 지역은 유사한 색상 값을 가지게 되기 때문이다. 여기에서 어느 지역이 비교에서 에러를 가지게 되는가를 검색하는데 있어서 순차적으로 모든 블록을 비교할 경우 연산량은 매우 크게 된다. 또한 순차적인 검색에 의해서 최소 거리 차 블록을 선 순위로 정합하는 방법은 첫 블록에서는 최적화되나 다음 블록에서 에러가 크게 발생하게 된다. 이런 문제점을 해결하기 위해서는 해당 블록을 최적화 하는 방향으로 정합하는 방법을 사용해야 하는데 WBM이 가장 최적화된 방법이라고 할 수 있다. Bipartite matching은 각 edge들의 연결이 최적화 되는 방향으로 설정하는 특징을 가지고 있다. 이것은 여러 정보들의 비교를 할 때 두 영상이 같을 수 있는 최적의 정합을 만들어 주며 그때의 거리 차를 얻게 하여 준다.

영상을 한가지 이상의 속성을 가지고 비교 하고자 할 경우 속성의 가중치 없이 최적화 하는 방향으로 정합을 유도하고 그때의 거리 차를 얻고자 할 때 또한 본 방법은 좋은 성능을 가질 수 있다.

## VI. 결론

변화가 다양한 영상 객체에서 여러 속성 정보를 이용하여 영상을 검색하는 방법에 있어서 여러 접근이 있을 수 있다. 영상의 유사도 검색에 있어서 가장 중요한 부분은 특징 정보를 추출하는데 있다. 한가지 특징으로 영상의 정보를 검색할 경우보다 여러 개의 특징을 가지고 영상을 검색할 때 그 정확도는 높다. 그러나 여러 개의 특징을 부과하면 그만큼 연산량은 증가된다.

연산량이 증가를 억제하면서 다양한 특징을 속성으로 비교 검색할 경우 정합 방법을 사용하면 그 정확도가 높고, 구현에 있어 편리하며 연산량의 증가를 막을 수 있다.

정합 방법에 있어서 Bipartite matching은 지금까지 영상에서 많이 사용되지 않은 방법이다. 그러나 Bipartite matching 는 복수 특징 정보를 이용하여 유사도 검색할 때 매우 성능이 우수하다는 것이 본 실험으로 증명되었다.

변화가 다양한 영상을 검색하는 분야는 캐릭터 영상의 검색에 국한 되지 않는다. 동영상에서 특정 객체 검색, 대용량 데이터베이스에서 객체 영상 검색 등을 포함한다. 이런 분야에서 영상의 유사도 검색은 Bipartite matching를 사용하면 좋은 결과를 얻을 수 있다.

## 참 고 문 헌

- [1] Whoi-Yul Kim and C. Kak, "3-D Object Recognition Using Bipartite Matching Embedded in Discrete Relaxation," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. 13, No. 3, pp. 224-251, Mar. 1991
- [2] Theo Gevers and Arnold W.M. Smeulders, "PicToSeek: Combining Color and Shape Invariant Features for Image Retrieval," *IEEE Trans. Image Proc.*, Vol. 9, No. 1, pp. 102-119, Jan. 2000
- [3] Chiou-Shann Fuh, Shun-Wen Cho, and Kai Essig, "Hierarchical Color Image Region Segmentation for Content-Based Image Retrieval System," *IEEE Trans. Image Proc.*, Vol. 9, No. 1, pp. 156-162, Jan. 2000
- [4] Nuno Vasconcelos and Andrew Lippman, "Featruce Representations for Image Retrieval: Beyond The Color Histogram," *IEEE Int. Conf. ICME 2000*, Vol. 2, pp. 899-902, 2000
- [5] Nicu Sebe and Michael S. Lew, "Color Based Retrieval and Recognition," *IEEE Int. Conf. ICME*, Vol. 1, pp. 311-314, 2000
- [6] Timothy K. Shih, Ching-Sheng Wang, "Indexing and Retrieval Schme of the Image Database Based on Color and Spatial Relations," *IEEE Int. Conf. ICME*, Vol. 1, pp. 129-132, 2000
- [7] Aleksandra Mojsilovic, "A Method For Color Content Matching Of Images," *IEEE Int. Conf. ICME 2000*, Vol. 2, pp. 899-902
- [8] Rajiv Mehrotra, James E. Gary, "Similar-Shape Retrieval In Shape Data Management," *Computer*, vol. 28, pp 7-14, Sept. 1995
- [9] Stan Sclaroff , Alex P. Pentland, "Search by Shape Examples: Modeling Nonrigid Deformation," *Signals, Systems and Computers*, Vol. 2, pp 1341-1344, 1994
- [10] M.J. Swain and D.H. Ballard, "Color indexing," *Int'l. j. Comput. Vision*, Vol. 7(1), pp. 11-32, 1991
- [11] Brian V. Funt and Graham D. Finlayson, "Color Constant Color Indexing," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. 17, No. 5, pp. 522-529, May. 1995
- [12] James Hafner and Harpreet S. Sawhney, "Efficient Color Histogram Indexing for Quadratic Form Distance Functions," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. 17, No. 7, pp. 729-736, Jul. 1995
- [13] Andrew D.J. Coross and Edwin R. Hancock, "Graph Matching With a Dual-Step EM Algorithm," *IEEE Trans. Pattern Anal. Machine Intell.*, Vol. 20, No. 11, pp. 1236-1253, Nov. 1998
- [14] Dennis Shasha, Jason Tsong-Li Wang, Kaizhong Zhang and Frank Y. Shih, "Exact and Approximate Algorithms for Unordered Tree Matching," *IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics*, Vol. 24, No. 4, pp. 668-678, Apr. 1994
- [15] M. Goldstein, N. Toomarian and J. Barhen, "A Comparison Study of Optimization Methods for The Bipartite Matching Problem (BMP)", *IEEE Int. Conf. Neural Networks*, Vol. 2, pp 267-273, 1988
- [16] Edith Cohen, "Approximate max flow on small depth networks," *Foundations of computer Science, Proceedings, 33rd Annual Symposium on*, pp. 648-658, 1992
- [17] Kenneth P. Bogart, "Introductory Combinatorics," *A Harcourt Science and Technology Company*, pp 291-358, 2000
- [18] Douglas B. West, "Introduction to Graph Theory," *Prentice Hall*, pp. 98-132, 1996
- [19] H. W. Huhn, "The Hungarian method for the assignment problem," *Naval Research Logistics Quarterly*, pp. 83-97, 1955
- [20] Pravin M. Vaidya, "Geometry helps in matching," *Proceed. Twentieth Annual ACM Symposium on Theory of Computing*, pp. 422-425, 1988
- [21] 서창덕, 김희율, "영상 데이터 베이스에서의 의미 기반 유사 상표 검색 및 새로운 검색 효율 평가 척도", *한국방송공학회 논문지*, 제5권 제1호, pp. 68-81, 2000
- [22] Yongsung Kim and Whoiyul Kim, "A region-based descriptor using Zernike moments," *Signal Processing: Image Communication*, Vol. 16 pp. 95-102 Sep. 2000
- [23] Richard O. Duda, Peter E. Hart and Davie G. Stork, "Pattern Classification Second Edition," *A Wiley-Interscience Publication*, pp. 164-174 2001



---

 저 자 소 개
 

---

**이 상 엽**

- 1995년 : 한양대학교 공업화학(공학사)
- 1998년 : 한양대학교 전자계산학 (공학석사)
- 2001년 : 한양대학교 전자공학 박사 수료
- 2000년~현재 : 삼육대학교 경영정보학과 전임강사
- 주관심분야 : 컴퓨터비전, 영상검색, E-learning, KMS 등

**김 회 율**

- 1980년 : 한양대학교 전자공학 (공학사)
- 1983년 : Pennsylvania State Univ., 전자공학 (공학석사)
- 1989년 : Purdue University, 전자공학 (공학박사)
- 1989년~1994년 : University of Texas at Dallas, 조교수
- 1994년~1998년 : 한양대학교 전자공학과 조교수
- 1998년~현재 : 한양대학교 전자전기컴퓨터공학부 부교수
- 주관심분야 : 컴퓨터비전, 영상검색, 워터마킹, MPEG-7, 머신비전 등