



**(19) 대한민국특허청(KR)**  
**(12) 등록특허공보(B1)**

(45) 공고일자 2014년09월19일  
 (11) 등록번호 10-1427864  
 (24) 등록일자 2014년08월01일

(51) 국제특허분류(Int. Cl.)  
*G06F 17/30* (2006.01)  
 (21) 출원번호 10-2012-0113149  
 (22) 출원일자 2012년10월11일  
 심사청구일자 2012년10월11일  
 (65) 공개번호 10-2014-0046922  
 (43) 공개일자 2014년04월21일  
 (56) 선행기술조사문헌  
 KR1020080018631 A  
 JP2010250630 A  
 KR100319150 B1  
 KR100895534 B1

(73) 특허권자  
**한국과학기술원**  
 대전광역시 유성구 대학로 291(구성동)  
 (72) 발명자  
**권인소**  
 대전 유성구 대학로 291, (구성동, 한국과학기술원)  
**유동근**  
 대전 유성구 대학로 291, (구성동, 한국과학기술원)  
 (뒷면에 계속)  
 (74) 대리인  
**유미특허법인**

전체 청구항 수 : 총 9 항

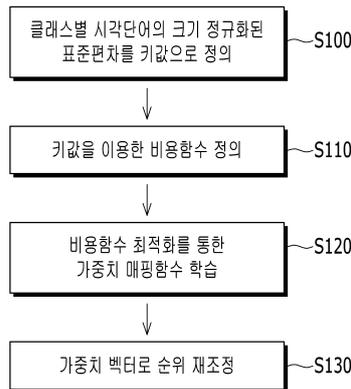
심사관 : 윤혜숙

(54) 발명의 명칭 **대용량 이미지 검색을 위한 가중치 설정 방법**

**(57) 요약**

대용량 이미지 검색을 위한 가중치를 설정하기 위하여, 이미지에 대한 시각 단어 별로 이미지 구별성에 영향을 미치는 키 값을 정의한다. 이미지의 클래스간 구별성을 높이기 위한 비용 함수를 결정하고, 최적화를 통해 가중치 매핑 함수를 결정하며, 질의 이미지에 대해 가중치 없이 서브셋을 만들어 클래스별 가중치를 적용한 후 재 나열하여 대용량 이미지 검색을 수행한다.

**대표도** - 도1



(72) 발명자  
**박채훈**  
 대전 유성구 대학로 291, (구성동, 한국과학기술원)

**최유경**  
 대전 유성구 대학로 291, (구성동, 한국과학기술원)

이 발명을 지원한 국가연구개발사업  
 과제고유번호 10031903  
 부처명 지식경제부  
 연구관리전문기관 한국산업기술평가관리원(KEIT)  
 연구사업명 산업원천기술개발사업  
 연구과제명 단일카메라 기반 인지 모델 구축용 Natural Feature추출 기술개발  
 기여율 3/5  
 주관기관 한국과학기술원  
 연구기간 2008.12.01 ~ 2013.09.30

이 발명을 지원한 국가연구개발사업  
 과제고유번호 20110031920  
 부처명 교육과학기술부  
 연구관리전문기관 한국연구재단  
 연구사업명 국제기관간MOU지원사업  
 연구과제명 비동기 카메라 네트워크를 통한 운전자 보조 시스템 개발  
 기여율 2/5  
 주관기관 한국과학기술원  
 연구기간 2011.12.01 ~ 2012.11.30

---

**특허청구의 범위**

**청구항 1**

시스템이 대용량 이미지 검색을 위한 가중치 설정 방법에 있어서,  
 데이터베이스 이미지에 대한 형상이 어떠한 형상인지를 나타내는 클래스를 구별하는 키 값을 정의하는 단계;  
 상기 정의한 키 값을 이용하여 상기 클래스를 구별할 수 있는 비용 함수를 구하는 단계;  
 상기 정의한 키 값에 따라 상기 데이터베이스 이미지의 클래스에 가중치를 매핑하는 가중치 매핑 함수를 구하는 단계; 및  
 검색할 이미지와 모든 데이터베이스 이미지의 클래스에 상기 가중치 매핑 함수를 이용하여 가중치를 적용한 후,  
 상기 검색할 이미지와 유사한 이미지의 클래스를 재 나열하는 단계  
 를 포함하는 가중치 설정 방법.

**청구항 2**

제1항에 있어서,  
 상기 키 값을 정의하는 단계는,  
 상기 데이터베이스 이미지에 대한 클래스에서, 상기 이미지에 포함된 시각 단어(visual words)의 빈도수를 이용하여 각 클래스 내의 표준 편차를 정의하는 단계;  
 상기 정의한 표준 편차에 대하여 시각 단어의 빈도수를 가장 큰 빈도수로 나누어 표준 편차를 구하여, 상기 표준 편차를 상기 키 값으로 정의하는 단계;  
 상기 정의한 키 값을 토대로 상기 이미지에 대한 클래스의 가중치를 계산하는 단계; 및  
 상기 계산한 가중치를 상기 시각 단어에 적용한 후, 모든 이미지의 클래스에 대한 가중치 벡터를 획득하는 단계  
 를 포함하는 가중치 설정 방법.

**청구항 3**

제2항에 있어서,  
 상기 키 값은,

$$\sigma_{i,d}^{sn} = std\left(\frac{x_{i,d}}{\max(x_{i,d})}\right)$$

을 통하여 정의하며,  
 $x_{i,d}$ 는 검색할 이미지에 대하여  $i$ 번째 클래스에 대한  $d$ 번째 차원의 값이고,  $\max(\cdot)$ 는 복수의  $x_{i,d}$ 중 가장 큰 값  
 인 가중치 설정 방법.

**청구항 4**

제2항에 있어서,  
 상기 가중치 벡터는,

$$w_{c,j} = e^{pf \cdot \sigma_{c,j}}, \mathbf{w}_c = (w_{c,1}, \dots, w_{c,j}, \dots, w_{c,n})$$

으로 획득하며,  
 상기  $w_{c,j}$ 는 검색할 이미지에 대한  $c$ 번째 클래스에서  $j$  차원의 가중치이고,  $w_c$ 는  $c$ 번째 클래스의 가중치

벡터이고,  $\sigma_{c,j}$ 는 c번째 클래스에서 j 차원의 상기 표준 편차이며, pf는 정규화된 표준 편차 중 높은 표준 편차를 갖는 시각 단어의 가중치를 줄이는 정도를 결정하는 요소를 의미하는 가중치 설정 방법.

**청구항 5**

제1항에 있어서,  
 상기 비용 함수를 구하는 단계는,  
 상기 정의한 키 값의 범위를 양자화하여 양자화된 키 값을 구하는 단계; 및  
 상기 양자화한 키 값에 패널티 항을 추가하는 단계를 포함하는 가중치 설정 방법.

**청구항 6**

제5항에 있어서,  
 상기 비용 함수는,

$$Cost(c) = \sum_{i=1}^{\#classes} \left\{ \frac{w_i^T \cdot \sigma_i}{\sum_{j \in (j|j \neq i)} w_i^T \cdot abs(\mu_i - \mu_j)} + \lambda \cdot |w_i|_1 \right\}$$

$$\hat{w}_{map} = \arg \min_{w_{map}} cost(w_{map})$$

의 수학적식으로 구하고

$w_{map}$ 은 키 값 벡터( $\sigma_{sn, i}$ )로부터 매핑된 가중치를 의미하고,  $\sigma_i$ 는 i 번째 클래스의 표준 편차 벡터를 의미하고,  $\mu_i$ 는 i 번째 클래스의 평균 벡터이고,  $w_i$ 는 i 번째 클래스의 가중치 벡터이며,  $mapFunc(\cdot)$ 는 키 값 벡터( $\sigma_{sn, i}$ )으로부터  $w_{map}$ 에 일대 일 매핑하여  $w_i$ 를 획득하기 위해 사용되는 함수인 가중치 설정 방법.

**청구항 7**

제1항에 있어서,  
 상기 가중치 매핑 함수를 구하는 단계는,  
 상기 가중치를 매핑하는 가중치 매핑 함수를 구한 뒤에, 상기 가중치 매핑 함수를 토대로 가중치를 찾아 가중치 벡터의 각 차원에 매핑하는 단계를 추가로 포함하는 가중치 설정 방법.

**청구항 8**

제7항에 있어서,  
 상기 가중치 매핑 함수는,

$$WMF(s) = c_n s^n + c_{n-1} s^{n-1} + \dots + c_0, s \in \{s | m \leq s \leq M\}$$

의 식으로 정의하며,

c는 n차 다항 함수의 계수이고, s는 상기 키 값을 의미하는 가중치 설정 방법

**청구항 9**

제1항에 있어서,  
 상기 재 나열하는 단계는,

상기 검색할 이미지에 대한 클래스를 유추하기 위하여, 미리 분류되어 있는 데이터베이스로부터 가중치 없이 상기 검색할 이미지와 비슷한 이미지들에 대한 서브셋을 읽어들이는 단계;

클래스별 가중치 벡터를, 상기 읽어들이는 서브셋에 대한 클래스 정보에 적용하는 단계; 및

클래스별 가중치 벡터를 적용한 상기 서브셋을 재 나열하는 단계

를 포함하는 가중치 설정 방법.

## 명세서

### 기술분야

[0001] 본 발명은 대용량 이미지 검색을 위한 가중치 설정 방법에 관한 것이다.

### 배경기술

[0002] 멀티미디어 기술이 발전하고 멀티미디어 콘텐츠를 이용하는 사용자의 수가 급속히 증가에 따라, 많은 양의 이미지 데이터 또는 이미지 데이터가 제공되고 있다. 그리고 웹 규모의 데이터 처리 기술의 발전과 함께, 효율적으로 색인 또는 이미지를 검색하는 기술이나 비디오 데이터에 대한 처리 기술도 중요하게 여겨지고 있다.

[0003] 그러나 이미지 특성은 텍스트 데이터보다 특성화되기 어렵기 때문에, 시스템을 이용하여 이미지를 검색하거나 이미지를 종류별로 분류할 때, 정확한 검색 및 분류에 대한 결과를 보장하기 어렵다. 이러한 이유로, 이미지 검색 또는 이미지 분류는 현재 컴퓨터 비전 분야에서 가장 적극적이고 역동적인 연구 주제 중 하나이다.

[0004] 현재 널리 제공되고 있는 이미지 검색 시스템은, 이미지 클래스 사이의 구별성을 향상시키기 위해 고품질의 시각 단어(visual words)를 생성한다. 그러나 이미지 데이터베이스의 크기가 커짐에 따라 이미지 클래스 사이의 구별성이 사라질 수 있기 때문에, 이를 방지하기 위한 연구들이 진행되고 있다.

[0005] 예를 들어, 큰 구별성을 가진 시각 단어가 선택적으로 사용되기도 한다. 또는 이미지의 기하학적 정보를 코딩하기 위하여, 동일한 영역에서 매치되는 시각 단어에 더 높은 가중치를 주기도 하는 등 구별성을 높이기 위한 여러 연구들이 있다.

[0006] 이러한 종래의 연구는 서로 다른 클래스의 이미지에 중요한 시각 단어가 서로 다르다는 점을 고려하지 않기 때문에, 이미지의 클래스별로 어떤 시각 단어가 더 중요한지를 결정하는 것이 필요하다. 이때, 이미지의 클래스별로 어떻게 가중 벡터를 얻을 것인지에 대한 문제점이 발생한다.

[0007] 또한 각 클래스에 대해 서로 다른 가중 벡터를 얻더라도, 쿼리의 클래스를 모르기 때문에, 어떤 클래스의 가중 벡터를 적용해야 하는지 모른다는 문제가 발생한다.

### 발명의 내용

#### 해결하려는 과제

[0008] 따라서, 본 발명은 대용량 이미지 검색을 위해 클래스별로 서로 다른 가중치를 적용하여 이미지의 구별성을 높여 주는 대용량 이미지 검색을 위한 가중치 설정 방법을 제공한다.

#### 과제의 해결 수단

[0009] 상기 본 발명의 기술적 과제를 달성하기 위한 본 발명의 하나의 특징인 가중치 설정 방법은,

[0010] 이미지의 시각 단어 별로 클래스를 구별하는 키 값을 정의하는 단계; 상기 정의한 키 값을 이용하여 클래스간 구별성을 최대화 할 수 있는 비용 함수를 구하는 단계; 상기 정의한 키 값에 따라 가중치를 매핑하는 가중치 매핑 함수를 구하는 단계; 및 질의 이미지에 대해 클래스별 가중치를 적용하고 재 나열하는 단계를 포함한다.

[0011] 상기 키 값을 정의하는 단계는, 이미지에 대한 클래스에서 시각 단어의 표준 편차를 정의하는 단계; 상기 정의한 표준 편차에 대하여 시각 단어의 크기를 정규화하여, 크기 정규화된 표준 편차를 구하여 상기 키 값으로 정의하는 단계; 상기 정의한 키 값을 토대로 상기 이미지에 대한 클래스의 가중치를 계산하는 단계; 및 상기 클래스에 대한 가중치 벡터를 획득하는 단계를 포함할 수 있다.

[0012] 상기 비용 함수를 구하는 단계는, 상기 정의한 키 값의 범위를 양자화하여 양자화된 키 값을 구하는 단계; 및

상기 양자화한 키 값에 패널티 항을 추가하는 단계를 포함할 수 있다.

[0013] 상기 재 나열하는 단계는, 상기 이미지의 부분 집합을 생성하는 단계; 상기 이미지의 부분 집합의 클래스 정보를 이용하여 상기 클래스별 가중치 벡터를 적용하는 단계; 및 상기 클래스별 가중치 벡터를 적용하여 상기 질의 이미지의 부분 집합을 재 나열 하는 단계를 포함할 수 있다.

**발명의 효과**

[0014] 본 발명에 따르면 데이터베이스의 용량이 커지더라도 각 이미지에 할당된 클래스별 가중치를 토대로, 입력되는 이미지와 유사한 이미지를 검색하는 검색 결과의 정확도가 높아진다.

[0015] 또한, 이미지 또는 이미지에 대한 벡터의 차원수가 높아지더라도, 정확하게 검색할 수 있다.

**도면의 간단한 설명**

[0016] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 특징치 설정 방법을 나타낸 흐름도이다.

도 2는 본 발명의 실시예에 따른 시각 단어 히스토그램을 나타낸 예시도이다.

도 3은 본 발명의 실시예에 따른 하위 클래스 이미지 집합을 획득하는 예시도이다.

도 4는 본 발명의 실시예에 따른 가중치 설정에 따른 성능을 나타내는 예시도이다.

**발명을 실시하기 위한 구체적인 내용**

[0017] 아래에서는 첨부한 도면을 참고로 하여 본 발명의 실시예에 대하여 본 발명이 속하는 기술 분야에서 통상의 지식을 가진 자가 용이하게 실시할 수 있도록 상세히 설명한다. 그러나 본 발명은 여러 가지 상이한 형태로 구현될 수 있으며 여기에서 설명하는 실시예에 한정되지 않는다. 그리고 도면에서 본 발명을 명확하게 설명하기 위해서 설명과 관계없는 부분은 생략하였으며, 명세서 전체를 통하여 유사한 부분에 대해서는 유사한 도면 부호를 붙였다.

[0018] 명세서 전체에서, 어떤 부분이 어떤 구성요소를 "포함"한다고 할 때, 이는 특별히 반대되는 기재가 없는 한 다른 구성요소를 제외하는 것이 아니라 다른 구성요소를 더 포함할 수 있는 것을 의미한다.

[0019] 이하 도면을 참조로 하여 본 발명의 실시예에 따른 대용량 이미지 검색을 위한 가중치 설정 방법에 대해 설명한다. 본 발명의 실시예에서는 설명의 편의를 위하여 이미지를 예로 하여 설명하나, 반드시 이와 같이 한정되는 것은 아니다. 그리고, 본 발명의 실시예에 따라 임의의 특징에 가중치 설정하는 시스템은 다양한 형태로 구현될 수 있으며, 어느 하나의 형태로 한정하여 설명하지 않는다.

[0020] 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 가중치 설정 방법을 나타낸 흐름도이다.

[0021] 본 발명의 실시예에 따라 용량이 큰 이미지 데이터베이스에서 임의의 이미지를 검색하기 위해서는, 크게 다음과 같은 절차를 통해 이루어진다. 먼저 이미지 검색을 위하여 이미지의 시각 단어 별로 클래스간 구별성에 민감한 즉, 클래스를 명확하게 구별해줄 수 있는 키 값을 정의하는 단계, 정의된 키 값을 이용하여 클래스간 구별성을 최대화 할 수 있는 비용 함수를 설계하는 단계, 키 값에 따라 가중치를 매핑하는 가중치 매핑 함수를 구하는 단계 및 질의 이미지에 대해 클래스별 가중치를 적용한 후 재 나열(Re-ranking)하는 단계로 이루어진다. 이들 각각의 단계에 대해 도 1을 참조로 상세히 설명한다.

[0022] 도 1에 도시된 바와 같이, 시스템이 키 값을 정의하기 위해서는, 이미지에 대한 클래스에서, 시각 단어의 빈도수로 크기 정규화된 표준 편차를 정의한다(S100). 일반적으로 하나의 이미지를 기술한 전역 기술자(global descriptor)의 차원(dimension)수가 높기 때문에, 일반적인 이미지 검색에서는 이미지의 모든 클래스에 동일한 기준의 가중치를 적용한다. 여기서 클래스라 함은 이미지에 대한 형상의 종류 즉, 어떠한 형상에 대한 이미지인지를 구분한 것이다. 그러나, 본 발명의 실시예에서는 대용량 이미지 검색의 정확도를 위해 클래스별로 서로 다른 가중치를 적용한다.

[0023] 즉, 이미지로부터 벡터를 형성하고, 형성된 벡터의 한 개의 차원마다 가중치를 주되, 서로 다른 클래스끼리는 다른 가중치를 주어 정확한 검색이 이루어지도록 클래스별로 서로 다른 가중치를 설정한다. 이를 위해, 시스템은 이미지 특성의 중요도를 결정할 수 있는, 이미지에 대한 클래스에서 시각 단어의 크기 정규화된 표준 편차를 키 값으로 정의한다.

[0024] 임의의 클래스에서 이미지의 특성이 잘 묘사되어 있으면, 해당 이미지에서의 중요 시각 단어는 낮은 표준편차를 가지며, 동일한 모든 이미지에서 비슷한 부분을 차지한다. 그러나 중요하지 않은 시각 단어는 높은 표준 편차를 가지며 일부 이미지에서만 존재한다.

[0025] 바나나의 이미지를 예로 하여 설명하면, 노란색은 모든 바나나에서 볼 수 있기 때문에 노란색의 특성은 바나나 이미지에 대해선 중요한 특성이고, 이에 따라 낮은 표준 편차를 나타낸다. 그러나 붉은색은 모든 바나나에서 보기 어렵기 때문에, 붉은 색 특성은 거의 0에 가까운 표준 편차에서 표시된다. 이와 마찬가지로 초록색 특성은 일부 바나나에 초록색이 존재할 수 있으므로, 초록색은 바나나 이미지에 대해 중요성이 다소 떨어지는 특성이고, 이에 따라 높은 표준 편차에서 초록색 특성을 볼 수 있다.

[0026] 이와 같이 노란색 특성은 바나나 이미지에 대한 클래스의 대표 색으로 바나나로 형성된 클래스에서 가장 중요한 특성을 가진다. 이러한 특성을 본 발명의 실시예에서는 설명의 편의를 위하여 "포지티브 키 특성(Positive key feature)"이라 지칭한다. 그리고 붉은 색 특성은 바나나 클래스에서 전혀 나타나지 않기 때문에, 붉은 색 특성 역시 중요한 특징이 될 수 있다. 본 발명의 실시예에서는 이를 "네거티브 키 특성(Negative key feature)"이라 지칭한다.

[0027] S100 단계를 통해 시스템이 클래스에서 시각 단어에 대한 키 값을 정의할 때 클래스 각각의 특성 차원의 크기는 매우 다양하기 때문에, 정규화 과정 없이 표준 편차를 결정하는 것은 문제가 될 수 있다. 이에 대해 도 2를 참조하여 함께 설명한다.

[0028] 도 2는 본 발명의 실시예에 따른 시각 단어 히스토그램을 나타낸 예시도이다.

[0029] 즉, 도 2의 (a)에 나타낸 예시도 중 점선으로 표시한 것은 임의의 클래스의 네 장의 이미지에 대한 시각 단어 히스토그램이고, 실선으로 표시한 것은 각각의 히스토그램 빈(histogram bin)을 위한 표준 편차 즉, 키 값을 나타낸 것이다.

[0030] 도 2의 (a)에 나타낸 바와 같이, 시각 단어별 표준 편차 값이 중요도를 나타내는 지표로 쓰일 수 있다기 보다는, 각 시각 단어 빈도 수의 스케일이 표준 편차의 크기를 결정해버리는 현상이 나타난다. 따라서, 다음 수학적 식 1 또는 2를 통해 도 2의 (a)에 각각의 히스토그램 빈 또는 각각의 시각 단어의 크기를 정규화한 표준 편차를 구하여, 시각 단어 별로 키 값을 찾는다. 수학적 식 1과 수학적 식 2는 본 발명의 실시예에서 크기를 정규화시킨 표준 편차 값(SN-STD: scale normalized standard deviation) 즉, 키 값( $\sigma_{i,d}^{sn}$ )을 정의하는 수학적 식이다.

[0031] [수학적 식 1]

$$\sigma_{i,d}^{sn} = std\left(\frac{x_{i,d}}{\max(x_{i,d})}\right)$$

[0032]

[0033] 여기서  $x_{i,d}$ 는  $i$ 번째 클래스에 대한  $d$ 번째 차원의 값을 의미하고,  $\max(\cdot)$ 는 복수의  $x_{i,d}$  중 가장 큰 값을 의미한다. 수학적 식 1을 다시 나타내면 다음 수학적 식 2와 같다.

[0034] [수학적 식 2]

$$d_{c,i}^{sn} = (f_{c,i,1}^{sn}, \dots, f_{c,i,j}^{sn}, \dots, f_{c,i,n}^{sn})$$

$$\text{where } f_{c,i,j}^{sn} = \frac{f_{c,i,j}}{\max(f_{c,1,j}, \dots, f_{c,i,j}, \dots, f_{c,n,j})}$$

[0035]

[0036] 여기서  $d_{c,i}$ 는  $c$ 번째 클래스의  $i$ 번째 이미지에 대한 벡터를 나타낸 것이고,  $d_{c,i}^{sn}$ 는  $d_{c,i}$ 의 정규화된 키 값을 의미한다.  $f_{c,i,j}$ 는  $c$ 번째 클래스의  $i$ 번째 이미지에 대한  $j$  차원을 나타낸 것이고,  $f_{c,i,j}^{sn}$ 는  $f_{c,i,j}$ 의 정규화된 키 값의 크기를 나타낸 것이다. 또한  $n$ 은 이미지 벡터의 차원 크기이고,  $m$ 은 클래스의 이미지 숫자를 의미한다. 함수  $\max(\cdot)$ 는 괄호에서의 복수의 수치 중 가장 큰 수치를 반환한다.

[0037] 도 2의 (a)를 수학적 식 1 또는 수학적 식 2를 이용하여 각각의 히스토그램 빈의 정규화를 수행하면 도 2의 (b)와 같

은 특성을 얻는다. 도 2의 (b)에서 점선은 정규화된 시각 단어 히스토그램이고, 실선은 크기 정규화 된 히스토그램에 대한 표준 편차를 나타낸 것이다. 그리고 도 2의 (c)에 나타난 점선은 임의의 클래스의 네 장의 이미지에 대한 시각 단어 히스토그램이고, 실선은 각 히스토그램 빈에 대한 가중치를 나타낸 것이다.

[0038] 도 2의 (a)에 나타난 원래 히스토그램과 도 2의 (b)에 나타난 보정된 키 값을 비교하면, 각각 스케일의 특성에 대한 키 값이 공평함을 알 수 있다.

[0039] 그리고 시스템은 수학적 식 1 또는 수학적 식 2를 통해 얻은 키 값을 사용하여 적절한 가중치를 계산한다. 여기서 키 값은 바나나 이미지에 대해 설명한 바와 같이, 특성이 중요할 때 낮게 나타나고, 특성의 중요도가 떨어질 때 키 값은 높게 나타난다.

[0040] 즉, 하나의 클래스에서 어떤 시각 단어의 빈도가 비슷한 비율로 나타난다면, 해당 시각 단어는 작은 키 값을 갖고, 이는 중요한 시각 단어임을 의미한다. 반대로 하나의 클래스에서 어떤 시각 단어의 빈도가 샘플마다 큰 차이를 보인다면, 해당 시각 단어는 큰 키 값을 갖게 되고, 이는 중요하지 않은 시각 단어임을 의미한다.

[0041] 이렇게 작은 키 값의 시각 단어에는 큰 가중치를 주고, 큰 키 값의 시각 단어에는 적은 가중치를 적용한 후, 다음 수학적 식 3을 이용하여 클래스에 대한 가중치 벡터를 획득한다.

[0042] [수학적 식 3]

$$w_{c,j} = e^{pf \cdot \sigma_{c,j}}, \mathbf{w}_c = (w_{c,1}, \dots, w_{c,j}, \dots, w_{c,n})$$

[0043]

[0044] 여기서  $w_{c,j}$ 는 c번째 클래스에서 j 차원의 가중치를 나타낸 것이고,  $w_c$ 는 c번째 클래스의 가중치 벡터를 의미한다. 그리고  $\sigma_{c,j}$ 는 c번째 클래스에서 j 차원의 크기 정규화된 표준 편차를 나타낸 것이고 pf는 높은 키 값 즉, 크기 정규화된 표준 편차 중 높은 키 표준 편차를 갖는 시각 단어의 가중치를 줄이는 정도를 결정하는 요소를 의미한다.

[0045] 수학적 식 3을 통해 획득된 가중치 벡터에 대해서는 도 2의 (c)에 나타난 예시도와 같다. 도 2 (c)의 실선은 pf 값이 -4.0일 때 획득한 가중치 벡터가 얼마인지를 나타낸 것이다. 8, 12 및 13의 시각 단어는 정규화한 키 값이 높기 때문에 낮은 가중치를 갖는다.

[0046] 그러나, 수학적 식 3을 이용하는 과정에서 가장 큰 가중치가 네거티브 키 특성에 할당될 경우, 하나의 이미지는 네거티브 키 특성의 효과가 너무 크기 때문에, 포지티브 키 특성보다 중요성이 떨어지는 네거티브 키 특성에 따라 어느 하나의 클래스로 분류될 수 있다. 이러한 현상을 방지하기 위해 가중치를 억제할 필요가 있으며, 다음 수학적 식 4를 이용한다.

[0047] [수학적 식 4]

$$w_{c,j} = \begin{cases} \alpha \in \{\alpha | 0 < \alpha < 1\} & \text{If } f_{c,j} = 0 \text{ for all } \{i | 1 \leq i \leq m\} \\ e^{f \cdot \sigma_{c,j}} & \text{otherwise} \end{cases}$$

[0048]

[0049] 여기서  $\alpha$ 는 c번째 클래스의 모든 네거티브 키 특성이 억제된 가중치를 의미하며, 이 수치는 0과 1 사이로 나타낼 수 있다 수학적 식 4는 비용 함수를 설계하고 이를 최적화할 때, 가중치 매핑 함수의 초기 값으로 사용된다.

[0050] 이상의 절차를 통해 키 값을 정의하면, 시스템은 가중치 매핑 함수를 학습하기 위한 비용 함수를 구한다(S120). 즉, 최적의 가중치를 찾아 이미지 벡터의 각 차원에 매핑하기 위해서는 S110 단계에서 정의한 키 값에 따라 가중치를 매핑하는 최적의 함수를 찾아야 한다. 이때의 함수를 가중치 매핑 함수(WMF: Weight Mapping Function)라 지칭한다.

[0051] 여기서, 가중치 매핑 함수는 S110 단계에서 정의한 시각 단어별 키 값을 가중치 값으로 변환해주는 매핑 함수이며, 다음 수학적 식 5와 같이 다항 함수로 정의하였다고 가정한다.

[0052] [수학적 식 5]

$$WMF(s) = c_n s^n + c_{n-1} s^{n-1} + \dots + c_0, s \in \{s | m \leq s \leq M\}$$

[0053]

[0054]

[0055]

[0056]

[0057]

[0058]

[0059]

[0060]

[0061]

[0062]

[0063]

[0064]

[0065]

[0066]

[0067]

[0068]

[0069]

[0070]

여기서  $c$ 는  $n$ 차 다항 함수의 계수이고,  $s$ 는 S100 단계에서 정의된 키 값을 의미한다.

가중치 매핑 함수를 수학적 식 5와 같이 정의한 후, 클래스별 가중치 매핑을 위한 계산상의 복잡도를 낮추기 위하여, S100 단계에서 정의한 키 값의 범위를 양자화한다. 키 값의 범위를 양자화한 후, 양자화된 키 값의 가중치를 정하기 위한 비용 함수를 설계한다.

클래스 구별성을 높이기 위해 각각의 클래스로 가중치를 적용한 후 서로 다른 클래스간의 거리의 합을 최대화하고, 한 클래스 내에서 이미지 벡터들의 표준 편차가 가장 작아지도록 설계한다. 그리고 시스템은 정규화된 키 값 중 가장 작은 값으로 가중치를 몰아주는 현상을 방지하기 위해, 양자화된 키 값에 페널티 항(penalty term)을 추가한다. 이는 다음 수학적 식 6을 이용한다.

[수학적 식 6]

$$Cost(c) = \sum_{i=1}^{\#classes} \left\{ \frac{w_i^T \cdot \sigma_i}{\sum_{j \in (j|j \neq i)} w_i^T \cdot abs(\mu_i - \mu_j)} + \lambda \cdot |w_i|_1 \right\}$$

여기서  $w_{map}$ 은 스케일 정규화된 키 값( $\sigma_{sn, i}$ )으로부터 매핑된 가중치를 의미하고,  $\sigma_i$ 는  $i$  번째 클래스의 키 값을 의미한다. 그리고  $\mu_i$ 는  $i$  번째 클래스의 표준 평균 벡터이고,  $w_i$ 는  $i$  번째 클래스의 가중치 벡터를 나타낸다. 그리고  $mapFunc(\cdot)$ 는 스케일 정규화된 키 값( $\sigma_{sn, i}$ )으로부터  $w_{map}$ 에 일대일 매핑하여  $w_i$ 를 획득하기 위해 사용되는 함수이다.

본 발명의 실시예에서는 가중치 매핑 함수의 곡선이 클래스 구별성을 가장 높일 수 있도록 다음 수학적 식 7과 같이 최적화 방법을 통해 가중치 매핑 함수를 찾는다(S120). 이에 대해서는 본 발명의 실시예에서는 상세한 설명을 생략한다.

[수학적 식 7]

$$\hat{w}_{map} = \arg \min_{w_{map}} cost(w_{map})$$

시스템은 최적의 가중치를 찾아 벡터의 각 차원에 매핑한 후, 이미지의 부분 집합을 만들고, 생성된 부분 집합을 순위 재 조정하는 절차를 수행한다(S130). 시스템은 질의 이미지(query image)가 입력될 때, 입력된 질의 이미지의 클래스를 알 수 없다.

이를 해결하기 위하여, 미리 분류되어 있는 데이터베이스로부터 가중치 없이 서브셋을 가져와, 서브셋의 클래스 정보를 이용하여 질의 이미지를 순위 재 조정한다. 그리고 순위 재 조정을 통해 하위 클래스 이미지 집합을 획득하는 예에 대해 도 3을 참조로 함께 설명한다.

도 3은 본 발명의 실시예에 따른 하위 클래스 이미지 집합을 획득하는 예시도이다.

도 3에 도시된 바와 같이, 미리 정의되어 있는 후보 클래스의 수를 4가지로 예를 들어 설명한다. 시스템은 가중치 방법을 사용하지 않는 기존의 알고리즘을 사용하여 데이터베이스에 저장된 복수의 이미지들 중 질의 이미지와 유사한 이미지를 검색 할 수 있다.

즉, 시스템은 전체 데이터베이스 내의 이미지로부터 질의 이미지와 가장 가까운 이미지들을 미리 정해진 후보 클래스의 수가 채워질 때까지 가중치 없이 검색한다. 그리고 각 이미지의 클래스 정보를 이용하여 클래스별 가중치 벡터를 가져와 적용하여 순위를 재 조정한다.

이와 같은 방법으로 이미지의 특징에 가중치를 두어 검색에 이용할 경우, 검색에 따른 성능 향상을 기대할 수 있으며, 이에 대해 도 4를 참조로 설명한다.

도 4는 본 발명의 실시예에 따른 특징 가중에 따른 성능을 나타내는 예시도이다.

본 발명의 실시예에서는 성능 평가를 위하여 클래스별 가중치를 적용하지 않고 기존의 방법을 데이터 셋

(dataset)에서 통해 검색물을 구한 것과 비교 실험을 수행하였다. 한 클래스당 4 장의 이미지가 포함되어 있는 데이터 셋에는 2,550개의 클래스가 있고, 총 10,200 장의 이미지가 포함되어 있다. 각 클래스별 3장의 이미지를 데이터베이스 이미지로 사용하였고, 200개의 클래스를 샘플링하여 같은 방식으로 클래스별 3장의 이미지를 학습 데이터로 사용하였다. 그리고 클래스별로 남은 1 장의 이미지를 질의 이미지로 사용하였다.

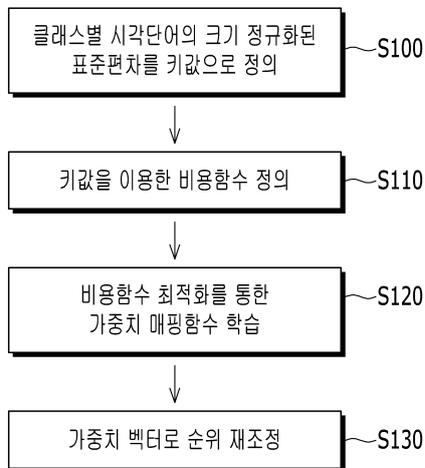
[0071] 도 4의 (a)에서 볼 수 있듯이 패널티 항에 적절한 영향력을 주면 가중치를 적용하지 않은 알고리즘(D. Nister et. al)과 비교하였을 때 검색물이 적절한 패널티 항의 가중치 값에 대하여 8% 향상되는 것을 확인할 수 있다. 그리고 도 4의 (b)는 미리 정한 서브셋의 클래스수에 따른 정확도 향상을 나타낸다. 서브셋의 클래스 수를 크게 설정할수록 순위 재 조정해야 하는 후보 클래스의 수가 많아지면, 이에 따라 정확도가 약간 떨어질 수는 있다.

[0072] 마지막으로 도 4의 (c)에서 상위 수 개의 이미지에 대한 정확도를 계산하였을 때, 가중치를 적용하지 않은 알고리즘과 비교하여 평균 8% 높게 정확도가 향상되는 것을 확인할 수 있다.

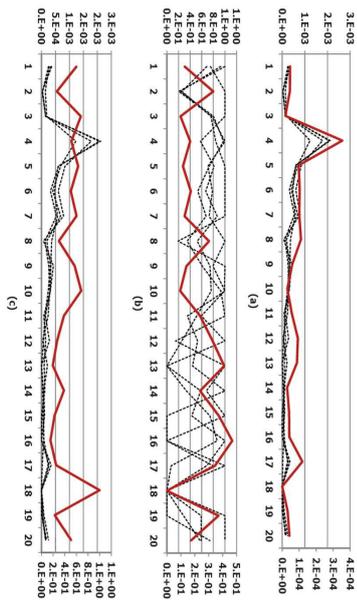
[0073] 이상에서 본 발명의 실시예에 대하여 상세하게 설명하였지만 본 발명의 권리범위는 이에 한정되는 것은 아니고 다음의 청구범위에서 정의하고 있는 본 발명의 기본 개념을 이용한 당업자의 여러 변형 및 개량 형태 또한 본 발명의 권리범위에 속하는 것이다.

**도면**

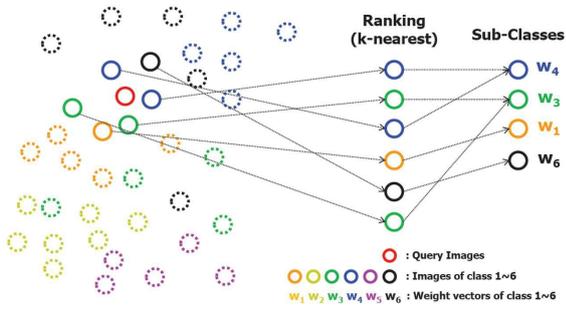
**도면1**



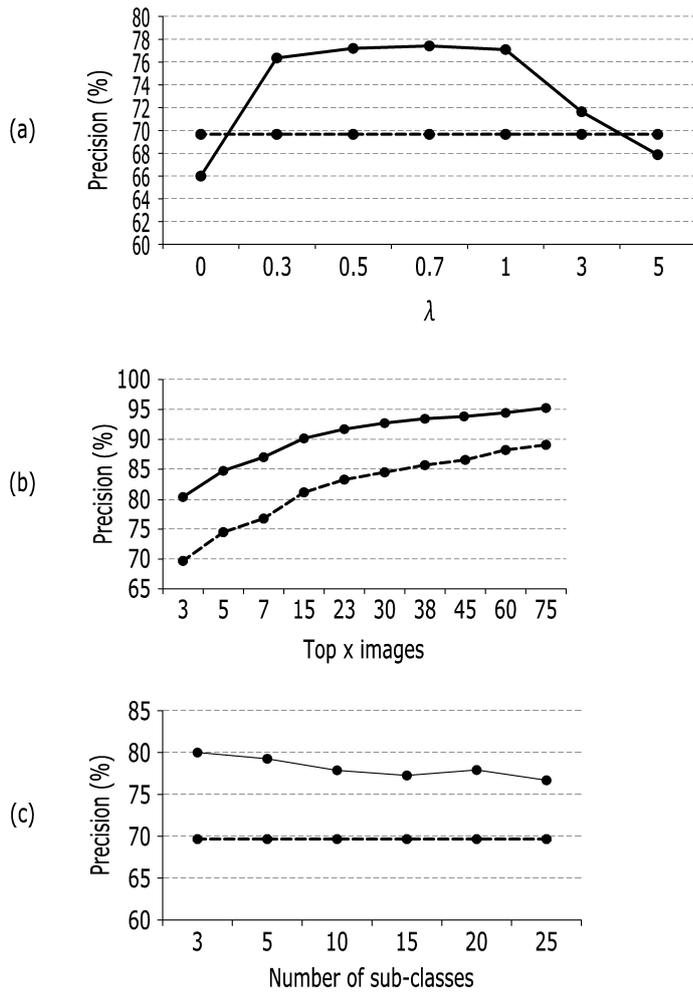
도면2



도면3



도면4



【심사관 직권보정사항】

【직권보정 1】

【보정항목】 청구범위

【보정세부항목】 제9항

【변경전】

상기 클래스별 가중치 벡터

【변경후】

클래스별 가중치 벡터