(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2008-0097753
(43) 공개일자 2008년11월06일

(51) Int. Cl.
G06F 17/30 (2006.01)
(21) 출원번호 10-2007-0043007
(22) 출원일자 2007년05월03일
심사청구일자 2007년05월03일

(71) 출원인
인하대학교 산학협력단
인천 남구 용현동 253 인하대학교
(72) 발명자
김덕환
서울 양천구 목1동 940 목동아이파크아파트 103-1004
송재원
인천 남동구 간석1동 498-28
(뒷면에 계속)
(74) 대리인
이원희

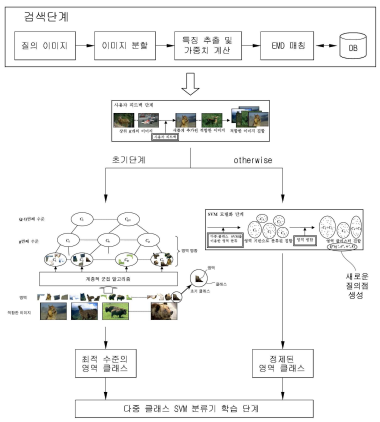
전체 청구항 수 : 총 7 항

(54) 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법

(57) 요 약

본 발명은 다중 클래스 SVM(Support Vector Machine)을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법에 관한 것으로서, 사용자의 적합성 판단에 따른 피드백을 받아 적합한 이미지에 가중치를 부과하여 사용자의 의도를 보다 높게 반영할 수 있으며, 초기 단계에서 학습된 다중 클래스 SVM 분류기를 이용함으로써, 적합한 이미지에 포함된 영역을 재분류하지 않아 각 반복 단계에서 발생하는 중복 단계를 효과적으로 감소시킬 수 있으며, 이에 따라 검색 비용을 줄일 수 있고, 분류의 정확도가 높아 정확성에 있어서 좋은 성능을 보이는 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법을 제공하기 위한 것으로서, 그 기술적 구성은 사용자가 입력한 질의 이미지와 데이터 베이스 내의 이미지와 매칭시켜 유사한 이미지를 출력하면, 유사한 이미지 중 사용자의 적합성 평가로 적합한 이미지 집합을 생성하는 제1 단계; 초기 단계에서 상기 적합한 이미지 집합에 계층적 군집 알고리즘 및 영역 병합으로 최적의 영역 클래스를 생성하여 다중 클래스 SVM 분류기를 학습하는 제2 단계; 상기 제1 단계를 반복하여 얻은 적합한 이미지를 상기 학습된 다중 클래스 SVM 분류기로 영역 기반 분류하고, 유사도가 높은 영역 클래스를 병합하여 정제된 영역 클래스를 생성하는 제3 단계; 상기 정제된 영역 클래스로 다중 클래스 SVM 분류기를 학습하고, 제3 단계로부터 산출된 새로운 질의점을 입력하는 제1 단계로 이동하는 제4 단계; 를 포함한다.

대 표 도 - 도1



(72) 발명자

이주홍

경기 고양시 일산구 마두동 강촌마을 711-603

유승훈

인천 남구 주안6동 대경월드아파트 901-501

특허청구의 범위

청구항 1

사용자가 입력한 질의 이미지와 데이터 베이스 내의 이미지와 매칭시켜 유사한 이미지를 출력하면, 유사한 이미지 중 사용자의 적합성 평가로 적합한 이미지 집합을 생성하는 제1 단계;

초기 단계에서 상기 적합한 이미지 집합에 계층적 군집 알고리즘 및 영역 병합으로 최적의 영역 클래스를 생성하여 다중 클래스 SVM 분류기를 학습하는 제2 단계;

상기 제1 단계를 반복하여 얻은 적합한 이미지를 상기 학습된 다중 클래스 SVM 분류기로 영역 기반 분류하고, 유사도가 높은 영역 클래스를 병합하여 정제된 영역 클래스를 생성하는 제3 단계;

상기 정제된 영역 클래스로 다중 클래스 SVM 분류기를 학습하고, 제3 단계를 통해 산출된 새로운 질의점을 입력하는 제1 단계로 이동하는 제4 단계;

를 포함하는 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법.

청구항 2

제1항에 있어서,

상기 제1 단계는

입력된 질의 이미지를 파싱(Parsing)하는 단계;

특징 공간에서의 다중 질의점과 거리 함수와 질의점들의 가중치와 질의 결과 이미지 개수로 다중 대표값을 생성하는 단계;

이미지 데이터 베이스 내의 이미지와 EMD 매칭하여 비교하는 단계;

유사도가 높은 이미지를 출력하는 단계;

로 이루어지는 검색 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법.

청구항 3

제1항에 있어서,

상기 제1 단계는

출력된 이미지와 사용자가 입력한 질의 이미지를 비교하는 단계;

적합 이미지 또는 비적합 이미지로 분류하는 2진 피드백을 실행하는 단계;

상기 적합 이미지에 가중치를 부여하거나 또는 전 단계의 적합 이미지에 감쇠 요소를 적용하여 합집합시켜 적합한 이미지 집합을 생성하는 단계;

로 이루어지는 사용자 피드백 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법.

청구항 4

제3항에 있어서,

상기 2진 피드백은 다중 피드백으로 대체 가능한 것을 특징으로 하는 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법.

청구항 5

제1항에 있어서,

상기 제2 단계는

상기 적합한 이미지 집합 내의 적합한 이미지를 각각의 영역으로 분할하는 단계;

분할된 각 영역을 클래스에 포함시켜 초기 클래스를 형성하는 단계;

상기 초기 클래스에 계층적 군집 알고리즘을 적용하고, 영역을 병합하는 단계;

병합이 불가한 수준의 클래스를 최적의 영역 클래스로 산출하는 단계;

최적의 영역 클래스 내의 모든 영역들로 다중 클래스 SVM 분류기를 학습시키는 단계;

로 이루어지는 SVM 학습 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법.

청구항 6

제1항에 있어서,

상기 제3 단계는

적합한 이미지 집합 내의 적합한 이미지를 각각의 영역으로 분할하는 단계;

분할된 각 영역을 학습된 다중 클래스 SVM 분류기로 클래스로 할당되도록 분류하는 단계;

같은 수준에 있는 유사한 클래스를 병합하는 단계;

영역 클러스터의 대표값으로 새로운 질의점을 생성하는 단계;

수정된 질의 이미지를 산출하는 단계;

로 이루어지는 SVM 모델링 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 다중 클래스 SVM 을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법.

청구항 7

제1항에 있어서,

상기 제4 단계는

사용자의 설정값 또는 최적값에 도달할 때까지 반복 구동시키는 것을 특징으로 하는 다중 클래스 SVM 을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법.

명 세 서

발명의 상세한 설명

발명의 목적

발명이 속하는 기술 및 그 분야의 종래기술

<11> 본 발명은 다중 클래스 SVM(Support Vector Machine)을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법에 관한 것으로, 더욱 상세하게는 사용자의 적합성 판단에 따른 피드백을 받아 적합한 이미지에 가중치를 부과하여 사용자의 의도를 보다 높게 반영할 수 있으며, 초기 단계에서 학습된 다중 클래스 SVM 분류기를 이용함으로써, 적합한 이미지에 포함된 영역을 재분류하지 않아 각 반복 단계에서 발생하는 중복 단계를 효과적으로 감소시킬 수 있으며, 이에 따라 검색 비용을 줄일 수 있고, 분류의 정확도가 높아 정확성에 있어서 좋은 성능을 보이는 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법에 관한 것이다.

<12> 일반적으로, 영역 기반 이미지 검색은 사용자가 스캔 또는 저장한 이미지를 업로드하여 질의 이미지로 입력하면, 질의 이미지를 각 영역으로 분할(Segment)하여 이를 클러스터링 되도록 클래스로 분류하고, 이를 바탕으로 데이터 베이스 내의 이미지와 질의 이미지의 특징점 사이의 거리를 측정하여 유사한 이미지들을 사용자에게 출력한다.

<13> 여기서, 사용자의 요구를 반영하기 위하여 사용자의 적합성 피드백을 받아 알고리즘에 이용하는데, 사용자가 영역 기반 이미지 검색 알고리즘에 참여하여 시스템과 사용자 간의 상호 작용으로 질의 이미지를 해석하는 과정에

서 발생할 수 있는 오류를 감소시키도록 사용자에게 출력되는 이미지의 적합성을 판단하도록 한다.

<14> 그래서, 검색 결과에 대하여 적합 및 비적합 등의 판단을 시스템에 제공하면, 이를 기반으로 사용자가 원하는 이미지의 내용 속성을 학습하고, 사용자가 출력 결과에 대하여 만족할 때까지 반복적으로 검색을 시도한다.

<15> 그러나, 이미지를 분할한 영역을 클러스터링 되도록 분류하는 과정에서, 각 반복 단계마다 클러스터링을 계속적으로 수행함으로써, 적합한 이미지에 포함된 영역을 재분류하고, 이에 따라 각 반복 단계에서 재분류가 중복되도록 발생하고, 검색 비용이 증가하는 등의 문제점이 있었다.

발명이 이루고자 하는 기술적 과제

<16> 본 발명은 상기한 문제점을 해결하기 위하여 안출한 것으로, 사용자의 적합성 판단에 따른 피드백을 받아 적합한 이미지에 가중치를 부과하여 사용자의 의도를 보다 높게 반영할 수 있으며, 초기 단계에서 학습된 다중 클래스 SVM 분류기를 이용함으로써, 적합한 이미지에 포함된 영역을 재분류하지 않아 각 반복 단계에서 발생하는 중복 단계를 효과적으로 감소시킬 수 있으며, 이에 따라 검색 비용을 줄일 수 있고, 분류의 정확도가 높아 정확성에 있어서 좋은 성능을 보이는 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법을 제공하는 것을 목적으로 한다.

발명의 구성 및 작용

<17> 상기한 바와 같은 목적을 달성하기 위하여 본 발명은 사용자가 입력한 질의 이미지와 데이터 베이스 내의 이미지와 매칭시켜 유사한 이미지를 출력하면, 유사한 이미지 중 사용자의 적합성 평가로 적합한 이미지 집합을 생성하는 제1 단계; 초기 단계에서 상기 적합한 이미지 집합에 계층적 군집 알고리즘 및 영역 병합으로 최적의 영역 클래스를 생성하여 다중 클래스 SVM 분류기를 학습하는 제2 단계; 상기 제1 단계를 반복하여 얻은 적합한 이미지를 상기 학습된 다중 클래스 SVM 분류기로 영역 기반 분류하고, 유사도가 높은 영역 클래스를 병합하여 정제된 영역 클래스를 생성하는 제3 단계; 상기 정제된 영역 클래스로 다중 클래스 SVM 분류기를 학습하고, 제3 단계로부터 산출된 새로운 질의점을 입력하는 제1 단계로 이동하는 제4 단계; 를 포함한다.

<18> 그리고, 상기 제1 단계는 입력된 질의 이미지를 파싱(Parsing)하는 단계; 특징 공간에서의 다중 질의점과 거리 함수와 질의점들의 가중치와 질의 결과 이미지 개수로 다중 대표값을 생성하는 단계; 이미지 데이터 베이스 내의 이미지와 EMD 매칭하여 비교하는 단계; 유사도가 높은 이미지를 출력하는 단계; 로 이루어지는 검색 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

<19> 여기서, 상기 제1 단계는 출력된 이미지와 사용자가 입력한 질의 이미지를 비교하는 단계; 적합 이미지 또는 비적합 이미지로 분류하는 2진 피드백을 실행하는 단계; 상기 적합 이미지에 가중치를 부여하거나 또는 전 단계의 적합 이미지에 감쇠 요소를 적용하여 합집합시켜 적합한 이미지 집합을 생성하는 단계; 로 이루어지는 사용자 피드백 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법.

<20> 또한, 상기 2진 피드백은 다중 피드백으로 대체 가능한 것을 특징으로 한다.

<21> 이때, 상기 제2 단계는 상기 적합한 이미지 집합 내의 적합한 이미지를 각각의 영역으로 분할하는 단계; 분할된 각 영역을 클래스에 포함시켜 초기 클래스를 형성하는 단계; 상기 초기 클래스에 계층적 군집 알고리즘을 적용하고, 영역을 병합하는 단계; 병합이 불가한 수준의 클래스를 최적의 영역 클래스로 산출하는 단계; 최적의 영역 클래스 내의 모든 영역들로 다중 클래스 SVM 분류기를 학습시키는 단계; 로 이루어지는 SVM 학습 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

<22> 그리고, 상기 제3 단계는 적합한 이미지 집합 내의 적합한 이미지를 각각의 영역으로 분할하는 단계; 분할된 각 영역을 학습된 다중 클래스 SVM 분류기로 클래스로 할당되도록 분류하는 단계; 같은 수준에 있는 유사한 클래스를 병합하는 단계; 영역 클러스터의 대표값으로 새로운 질의점을 생성하는 단계; 수정된 질의 이미지를 산출하는 단계; 로 이루어지는 SVM 모델링 단계를 포함하는 것을 특징으로 한다.

<23> 여기서, 상기 제4 단계는 사용자의 설정값 또는 최적값에 도달할 때까지 반복 구동시키는 것을 특징으로 한다.

<24> 이하, 본 발명에 따른 실시예를 첨부된 예시도면을 참고로 하여 상세하게 설명한다.

<25> 도 1은 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법을 개략적으로 도시한 개념도이고, 도 2는 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법을 개략적으로 도시한 흐름도이다.

<26> 도면에서 도시하고 있는 바와 같이, 본 발명에 의한 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법은 검색 단계와, 사용자 피드백 단계와, 초기 단계일 경우 계층적 군집 알고리즘을 적용하여 다중 클래스 SVM 분류기를 학습하는 단계와, 반복 단계일 경우에는 학습된 다중 클래스 SVM 분류기로 정제된 영역 클래스를 생성하는 SVM 모델링 단계로 이루어진다.

<27> 여기서, 전처리 단계에서 데이터 베이스 내의 모든 이미지들은 이미지 분할 방법(Image Segmentation)이 적용되어 다수의 영역으로 구획되고, 상기 다수의 영역에 대하여 특징 벡터들(feature vectors)가 추출되어 데이터 베이스에 저장된다.

<28> 그리고, 사용자에 의하여 질의 이미지가 입력되면(S10), 입력되는 질의 이미지는 초기 질의 다중 대표값(Q=(q, d, w, k))을 생성하기 위하여 분석되며, q는 질의 이미지를 구성하는 영역들의 특징값으로 표현되므로 특징 공간상의 다수의 질의점(query point)으로 구성되고, k는 시스템에 의하여 출력되는 질의 결과에 포함된 이미지의 수이며, d는 거리 함수이고, 상기 질의점은 거리 함수를 적용시켜 데이터 베이스에 포함된 이미지들과 비교된다.

<29> 즉, 상기 질의 이미지와 전처리 단계에서 분석된 데이터 베이스 내의 모든 이미지 간의 EMD(Earth Mover Distance) 매칭을 실시한다(S15).

<30> 이때, 상기 EMD는 지구 중력 거리(Earth Mover Distance)를 지칭한다.

<31> 여기서, 매칭 결과 k 개의 검색 이미지가 출력되면(S19), 사용자는 결과 집합(Result(Q))에 포함되어 있는 각 이미지에 적합성 점수를 적용시켜 적합성을 평가하고(S20), 상기 적합성 점수에 기초하여 적합한 이미지 집합을 생성하게 된다(S26).

<32> 여기서, 초기 질의 이미지가 입력된 단계가 아니라, 반복 단계의 적합성 평가인 경우에는, 이전 단계의 적합한 이미지(적합한 이미지$_{previous}$)와 현재 단계의 적합한 이미지를 합집합시키되, 현재 단계의 적합한 이미지에 가중치를 주거나 또는 이전 단계의 적합한 이미지(적합한 이미지$_{previous}$)에 감쇠 요소(Decay Factor)를 적용시켜, 최근의 사용자의 적합성 평가가 더 잘 드러나도록 이루어진다.

<33> 즉, 상기 적합한 이미지 집합은 새로 추가된 적합한 질의 이미지 및 전단계의 적합한 이미지 집합을 포함함으로써 생성되는데, 상기 추가된 적합한 질의 이미지는 사용자의 질의 개념을 보다 명확하게 반영하므로 전단계의 적합한 이미지 집합에 적용되는 가중치보다 더 큰 가중치를 적용시킨다.

<34> 또한, 초기 단계일 경우에는 전단계의 적합한 이미지 집합이 형성되지 않은 상태이므로, 검색 단계에서 출력된 k개의 이미지에 가중치를 주어 그 상태로 적합한 이미지 집합을 형성하도록 하며, 다음 단계의 적합한 이미지 집합의 전단계 적합한 이미지 집합의 역할을 수행하도록 이루어진다.

<35> 그리고, 초기 단계인지의 여부를 파악하고(S30), 초기 단계일 경우, 계층적 군집 알고리즘 및 영역 병합을 이용하여 상기 적합한 이미지 집합 내의 적합한 이미지들을 분할하고, 분할된 각 영역들을 하나씩 포함하는 초기 클래스를 형성시켜 계층적으로 군집시킨 후(S44), 영역을 병합시켜(S46) 최적 수준의 영역 클래스를 산출하도록 과정을 수행한다(S47).

<36> 더불어, 최적 수준의 영역 클래스들로 다중 클래스 SVM 분류기를 학습시키고, 사용자가 원하는 최적값에 근사한지를 묻는다(S60).

<37> 상기 단계(S60)에서 최적값에 이르지 못했을 경우, 수정된 질의 이미지(Q'=(q', d', w', k'))로 변경시켜 질의 이미지로 입력시키고, 상기 단계(S15)로 이동한다.

<38> 새로운 질의 이미지로 데이터 베이스 이미지 간의 EMD 매칭시켜, 검색 이미지를 출력하고, 사용자의 피드백을 거쳐 적합한 이미지 집합을 생성시킨 후에 초기 단계 여부를 묻는데, 한번의 질의 이미지 입력으로 본 발명의 과정을 한번 실행하였으므로 초기 단계가 아니고, 이에 따라 다중 클래스 SVM 분류기를 이용하여 초기 클래스들을 영역 분류시킨다(S53).

<39> 이때, 초기 단계에서만 계층적 군집 알고리즘이 이용되고, 그 후의 반복 단계에서는 학습된 다중 클래스 SVM 분류기를 이용하여 영역 기반하여 각 이미지로부터 분할된 영역을 클러스터링으로 집합되도록 클래스를 형성시키고(S53), 이를 다시 영역 병합을 이용하여 유사한 클래스끼리 합쳐지도록 영역을 병합시킨다(S55)

<40> 그리고, 정제된 영역 클래스가 형성되면(S56), 다중 클래스 SVM 분류기 학습 단계(S48)를 거쳐 최적값에 근사한

지의 여부를 물으며(S60), 이때 최적값에 근사하지 않으면 다시 수정된 질의 이미지(Q')로 입력값을 갱신하여 다시 상기 단계(S15)로 돌아가서 최적값에 근사할 때까지 계속적으로 상기 단계(S15, S19, S20, S26, S30, S53, S55, S56, S60, S59)를 실시한다.

<41> 도 3은 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법 중 검색 단계를 도시한 흐름도이다. 도면에서 도시하고 있는 바와 같이, 본 발명에 의한 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법 중 검색 단계(Retrieval Phase)는 다음과 같다.

<42> 사용자가 질의 이미지를 입력하면(S10), 검색을 위해 사용자가 제시한 질의 이미지는 분석(Parsing)되어 질의 이미지의 특징 공간에서의 다중 질의점(q)과, 거리 함수(d)와, 질의점들의 가중치(w)와, 질의 결과 이미지 개수(k)를 생성한다(S12).

<43> 그래서, 초기 질의 이미지((Q)=(q,d,w,k))를 생성한다(S13).

<44> 그리고, 질의 이미지와 데이터 베이스 내의 이미지 간의 거리(Distance)를 측정하기 위해 EMD(Earth Mover's Distance)함수 d가 사용된다. 질의점(Query Point)은 거리 함수(d)를 이용하여 데이터 베이스에 있는 각 이미지들과 비교된다(S15).

<45> 전체 이미지의 영역들에서 특징 정보를 사용하는 두 이미지 사이의 거리를 측정하기 위한 EMD는 수학식 1과 같다.

수학식 1

$$EMD(I_P, I_Q) = \frac{\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} f_{ij} d(p_i, q_j)}{\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} f_{ij}}$$

$$f_{ij} \geq 0,\ 1 \leq i \leq m,\ 1 \leq j \leq n$$

$$\sum_{j=1}^{n} f_{ij} \leq w_{p_i},\ 1 \leq i \leq m$$

$$\sum_{i=1}^{m} f_{ij} \leq w_{q_j},\ 1 \leq j \leq n$$

$$\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} f_{ij} = \min\left(\sum_{i=1}^{m} w_{pi},\ \sum_{j=1}^{n} w_{qj}\right)$$

$$D(I_P, I_Q) = \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} f_{ij} d(p_i, q_j)$$

<46>

<47> 여기서, 질의 이미지 I_p의 m개의 영역들은 $P=\{(p_i, w_{pl}), \cdots, (p_m, w_{pm})\}$ 와 같이 표현되며, 이미지 I_Q의 n개의 영역들은 $Q=\{(q_i, w_{ql}), \cdots, (q_m, w_{qn})\}$로 표현되며, w_{pl}, w_{pl}는 각각 이미지 I_p, I_Q의 i번째 가중치를 의미한다.

<48> 또한, $d(p_i, q_j)$는 영역 p_i, q_j사이의 기본 거리(Ground Distance)를 나타내고, f_{ij}는 영역 p_i와 영역 q_j 사이의 흐름을 나타내며, 비교하는 두 이미지의 영역 중요성(Region Importance)를 반영하기 위해 영역의 가중치 w_{ql}, w_{qn}가 각각 사용된다.

<49> 그리고, EMD 함수는 $\sum_{i=1}^{m} w_{pi} = 1,\ \sum_{j=1}^{n} w_{qj} = 1$ 이므로 $D(I_P, I_Q) = \sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} f_{ij} d(p_i, q_j)$ 와 같이 변형되어 사용할 수 있다.

<50> 여기서, 거리 함수 d에 의해서 질의점 q에 근접한 상위 k개의 이미지로 구성된 결과 집합 Result(Q)이 사용자에게 반환된다(S19).

<51>

<52> 도 4는 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법 중 사용자 피드백 단계를 도시한

흐름도이다. 도면에서 도시하고 있는 바와 같이, 본 발명에 의한 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법 중 사용자 픽드백 단계(User Feedback Phase)는 다음과 같다.

<53> 여기서, 사용자는 출력된 k개의 이미지를 사용자가 확인하고(S21), 사용자가 입력한 질의 이미지가 분석된 다중 대표값(Q)=(q,d,w,k)과 데이터 베이스 내의 이미지의 EMD 매칭과는 별도로 적합성을 판단하는데, 이는 사용자의 판단에 근거한 피드백으로 사용자의 만족도 및 사용자의 주관적인 판단에 근거하여 적합성을 판단한다(S23).

<54> 예를 들어, 검색 단계에서 EMD 매칭을 통하여 데이터 베이스 내의 이미지와 비교를 하고, EMD 매칭 결과 상위 k개의 이미지를 사용자에게 출력하면, 사용자는 k개의 이미지를 확인하고, 자신이 제시한 질의 이미지와 비교한 후, 질의 이미지와 유사하다고 판단하면 적합한 이미지에 클릭하여 적합한 이미지 집합으로 포함되도록 종속시키고(S24), 자신이 제시한 질의 이미지와 비교한 후, 질의 이미지와 유사하지 않다고 판단하면 비적합 이미지에 클릭하여 적합한 이미지 집합에 포함되지 않도록 한다(S25).

<55> 여기서, 사용자의 예 또는 아니오를 피드백으로 받는 2진 피드백만을 사용했지만, 매우 적합, 보통, 매우 비적합 등의 다중 피드백으로 피드백을 받는 것도 바람직하다.

<56> 그리고, 상기 단계(S24)의 적합한 이미지를 적합한 이미지 집합에 포함시키며(S26), 사용자의 피드백으로 새롭게 추가된 적합한 이미지에 가중치를 부여하거나 또는 전단계의 적합한 이미지에 감쇠 요소(Decay Factor)를 적용하여 현재 사용자의 만족도를 최대한 반영할 수 있도록 한다(S27).

<57> 도 5는 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법 중 SVM 학습 단계를 도시한 개념도이다. 도면에서 도시하고 있는 바와 같이, 본 발명에 의한 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법 중 SVM 학습 단계는 다음과 같다.

<58> 도 4의 사용자 피드백 단계에서 사용자의 적합성 판단으로 가중치가 부여되어 포함된 적합한 이미지 집합 내의 적합한 이미지를 각각의 영역으로 분할한다(S41).

<59> 예를 들어, 다람쥐 등의 동물이 있는 이미지라고 가정하면, 상기 이미지를 다람쥐인 영역과, 다람쥐의 배경이 되는 상위 영역, 하위 영역 등으로 분리시키는 것이다.

<60> 그리고, 분할된 각 영역을 클래스에 일대일로 포함시켜(S42) 초기 클래스를 형성시킨다(S43).

<61> 즉, 클래스 하나에 각각의 분할된 영역 한개가 포함된 것을 초기 클래스라고 정의한다.

<62> 또한, 초기 클래스를 형성시키고 나면, 계층적 군집 알고리즘으로 초기 클래스들을 계층적으로 배열되도록 하고, 초기 클래스들을 병합하여 보다 적은 수의 영역 클래스들로 그룹을 형성시킨다(S44).

<63> 여기서, 병합이 더 이상 되지 않는 상태인지를 파악하는데(S46), 이는 병합이 되지 않는 상태이면 최적의 영역 클래스라고 판단하고(S47), 최적의 영역 클래스 내의 모든 영역들로 다중 클래스 SVM 분류기를 학습시킨다(S48).

<64> 이를 수식과 함께 다시 설명한다.

<65> 사용자 피드백을 거친 초기 단계에서, 적합한 이미지 집합 내의 이미지들을 각 영역으로 분할하여 이를 클래스 내로 삽입하여 초기 클래스를 구성하면, 이들을 군집하여 계층 구조를 형성한다.

<66> 여기서, 계층적 군집 알고리즘은 하나의 영역만을 포함하는 초기 클래스들을 병합하여 보다 적은 수의 영역 클래스들로 그룹 짓기 위해 적용되는데, 각각의 클래스는 유사한 영역들을 군집한 영역의 집합으로 다음 단계의 질의를 구성하는 가상-영역(Pseudo-Region)에 대응되게 된다.

<67> 그래서, 계층적 군집 알고리즘으로 형성된 클래스 계층 구조에서 g번째 수준은 g개의 클래스에 대응되는데, 이는 g번째 수준에 나열된 클래스의 개수가 g 개임을 의미하며, 클래스 내에 포함된 영역의 개수는 클래스가 병합될수록 증가한다.

<68> 그리고, 적절한 클래스의 개수를 구하기 위하여 영역 병합 방법을 적용하는데, 호텔링 함수 T^2은 같은 수준에 있는 임의의 두 클래스, 즉 연속된 임의의 클래스가 유사한지의 여부를 검사하되, 임의의 두 클래스는 같은 클래스가 아니고, 클래스 Ci, 클래스 Cj에서 T^2는 다음과 같이 정의한다.

수학식 2

$$T^2 = \frac{n_i n_j}{n_i + n_j}(\bar{x}_i - \bar{x}_j)' S_{pooled}^{-1}(\bar{x}_i - \bar{x}_j)$$

<69> $$S_{pooled} = (S_i + S_j)/(n_i + n_j - 2)$$

<70> 여기서, 두 클래스 C_i, C_j들은 p차원의 평균벡터 $\overline{x_i}, \overline{x_j} \in R^p$, 두 클래스의 공분산 행렬 S_i, S_j, 두 클래스에 속한 영역들의 개수 n_i, n_j로 나타내고, 최적화 클래스들의 수를 계산하기 위하여 계층을 구성하는 수준들 중에 최적화 수준을 결정해야 하므로, g번째 클래스 수준에서 병합될 클래스들의 쌍을 결정하기 위해 $\binom{g}{2}$개의 클래스 쌍에 대해 호텔링 함수 T^2들이 사용된다.

<71> 이때, 병합이 일어나지 않는 경우에는, g번째 수준은 (g-1)번째 수준보다 최적인 수준이며, 병합이 발생하면 g번째 수준보다 (g-1)번째 수준이 최적인 수준이 된다.

<72> 더불어, 계층은 각각의 수준들로 이루어지고, 상기 수준은 각각의 클래스로 이루어지며, 각각의 클래스는 영역들로 이루어진다.

<73> 또한, 영역 병합을 통해 최적의 영역 클래스들이 얻어지면, 최적 수준의 영역 클래스들에 있는 모든 영역들을 이용하여 다중 클래스 SVM 분류기들을 학습할 수 있는데, 다중 클래스 SVM 분류기의 학습을 위하여 one-versus-one 방법을 사용한다.

<74> 여기서, 다른 SVM 방법들 또한 동일하게 적용 가능하다.

<75> D는 학습에 사용되는 m개의 영역 데이터의 집합으로서, 다음과 같이 나타낼 수 있다.

수학식 3

<76> $$D = \{(x_1, y_1), \cdots, (x_m, y_m)\}$$

<77> 여기서, 입력 패턴은 $x_i \in R^p$, i = 1,····, m이고, 출력$y_i \in \{1, \cdots, g\}$은 x_i의 클래스인데, g개의 클래스에 대하여 g(g-1)/2쌍의 이진 SVM 분류기가 학습되고, i번째와 j번째 클래스들의 데이터를 이용한 학습을 통해, (i,j)번째 쌍의 결정 함수는 다음과 같이 산출 가능하다.

수학식 4

$$\textbf{Minimizing} \quad \frac{1}{2}(w_{i,j})^T w_{i,j} + C\sum_{l=1}^{m} \xi_{i,j,l}$$

$$\textbf{Subject to:} \quad (w_{i,j})^T \phi(x_l) + b_{i,j} \geq 1 - \xi_{i,j,l} \text{ for } y_l = i$$

<78> $$(w_{i,j})^T \phi(x_l) + b_{i,j} \leq 1 - \xi_{i,j,l} \text{ for } y_l = j, \quad \xi_{i,j,l} \geq 0$$

<79> 여기서, Minimizing $1/2(w_{i,j})^T w_{i,j}$ 은 두 클래스 C_i, C_j 간의 간격(Margin)인 $2/||w_{i,j}||$를 최대화하는 것을 의미하고, 클래스의 데이터들을 선형적으로 분리하지 못하는 경우, 학습 오류의 수를 줄이기 위하여 $C\sum_{l=1}^{m} \xi_{i,j,l}$항이 사용된다.

<80> 여기서, $\xi_{i,j,l}$은 구간 변수를 나타내고, C는 학습 오류와 함수의 복잡성 사이의 상관 관계(trade-off)를 조절하기 위한 매개 변수를 나타내며, $\phi(\cdot)$는 입력 공간 R^p에서 고차원 공간 F로의 비선형 사상 함수를 나타내고, $b_{i,j}$는 바이어스를 나타내고, $w_{i,j}$는 학습에 의해 구해지는 (i,j)번째 쌍의 결정 함수 $sign(w_{i,j}^T \phi(x_l) + b_{i,j})$의 초평면

(Hyperplane)에 수직인 벡터 성분이다.

<81> 도 6은 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법 중 SVM 모델링 단계를 도시한 흐름도이고, 도 7은 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법 중 SVM 모델링 단계를 도시한 흐름도이다.

<82> 도면에서 도시하고 있는 바와 같이, 본 발명에 의한 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법 중 SVM 모델링 단계는 다음과 같다.

<83> 초기 단계를 거쳐 최적 수준의 영역 클래스로 다중 클래스 SVM 분류기를 학습시키고, 다시 검색 단계로 돌아와 새로운 질의 이미지를 입력하여, 검색 단계 및 사용자 피드백 단계를 거치면서 생성된 적합한 이미지 집합 내의 적합한 이미지를 각각의 영역으로 분할한다(S51).

<84> 그리고, 분할된 각 영역을 학습된 다중 클래스 SVM 분류기를 이용하여 클래스로 할당되도록 분류하고(S53), 같은 수준에 있는 유사한 클래스를 병합하여(S55) 영역 클러스터의 대표값으로 새로운 질의점을 생성하고(S57), 수정된 질의 이미지로 입력시킨다(S59).

<85> 여기서, 사용자가 만족할만한 최적값에 이를 때까지 반복적으로 구동시킨다.

<86> 이를 수식과 함께 다시 설명한다.

<87> 초기 단계를 거친 반복 단계는 영역 기반 분류 과정과 영역 병합 과정으로 구성된 SVM 모델링 단계가 실행된다.

<88> 여기서, 반복될수록 보다 많은 적합한 이미지를 이용할 수 있고, 이에 따라 적합한 이미지들 안에 있는 영역의 수는 증가하게 되고, 적합한 이미지들의 영역을 이용하여 질의를 구성하므로, 질의 이미지와 데이터 베이스 내의 이미지 간의 EMD 거리를 계산하는데 소요되는 시간은 질의를 구성하는 영역들의 수에 비례한다.

<89> 그리고, 검색 시간을 감소시키기 위하여 학습된 SVM 분류기가 이용되는데, 다중 클래스 SVM 분류기는 적합한 이미지들의 각 영역을 g 개의 클래스들 중 하나로 분류한다.

<90> 그래서, 새로운 영역이 클래스 C_i와 C_j 중 어디에 속하는지를 파악하기 위하여 (i,j) 번째 SVM 결정 함수를 이용할 수 있는데, 이때 (i,j)번째 결정 함수 $sign(w_{i,j}^T \phi(x_l) + b_{i,j})$ 가 영역 데이터 x_l을 i 번째 클래스로 분류한다면, i 번째 클래스에 한표가 추가되고, x_l을 i번째 클래스로 분류하지 않는다면, j번째 클래스에 한표가 증가되며, 이와 같은 투표에 의하여 x_l이 가장 많은 표를 얻은 클래스로 분류될 수 있다.

<91> 또한, 분류 단계 이후에 영역 클래스들은 병합되어 더 많은 영역들을 포함할 수 있으며, 예를 들어 g개의 클래스가 주어졌다면, 영역 병합 과정은 다음 단계에서 질의점 수를 감소시키기 위하여, 동일 수준에 존재하는 유사한 클래스들을 병합하는데, 병합이 일어나면 g개의 클래스는 g번째 수준이므로, g-1개의 클래스로 줄어들게 되고, g-1 번째 수준이 되며, 호텔링 T^2의 통계량을 이용하여 클래스를 측정할 수 있다.

<92> 그리고, To는 g번째 수준에서 연속된 임의의 클래스인 Ci와 Cj 클래스를 비교하기 위한 호텔링 함수 T^2_{ij}의 결과값이며, 확률치인 p-값, 즉 p_{ij}는 다음과 같이 정의된다.

수학식 5

<93> $$p_{ij} = P((n_i + n_j - p - 1)/p(n_i + n_j)T_{ij}^2) \geq T_0 = P(F(p, n_i + n_j - p - 1) \geq T_0)$$

<94> 여기서, $F(p, n_i + n_j - p - 1)$는 자유도(Degree of freedom)가 p와 n_i+n_j-p-1인 F분포를 나타내고, p_{ij}는 두 개의 클래스의 분리가 잘 되었다는 것을 나타내는데, 특히 max $i<i \neq j<g p_{ij}$가 주어진 임계값(Significant level : α) 보다 작으면, 모든 g 개의 클래스들은 분리되고, g 번째 수준이 (g-1) 번째 수준보다 최적이 되는데, 적절한 클래스들의 수를 측정하는 알고리즘은 다음과 같다.

<95> 단계 1. 초기 클래스들의 개수를 g개로 지정

<96> 단계 2. g 클래스들과 함께 주어진 데이터를 클러스터링 한다.

<97> 단계 3. ($\binom{g}{2}$)개의 두 클래스의 쌍을 각각 비교한다.

<98> 단계 4. 각 클러스터링 계층에서 ($\binom{g}{2}$)개의 모든 p-값들이 주어진 신뢰수준 α보다 작으면, g를 클래스의 개수로 받아들인다.

<99> 단계 5. 만약 그렇지 않으면 g-1을 클래스들의 개수로 바꾸어 단계 2에서 단계 4를 반복한다.

<100> 그리고, SVM 모델링 단계에서 구해진 영역 클러스터들의 대표값은 새로운 질의점 q'을 구성하고, 이에 따라 새로운 대표값의 가중치 w'가 계산되며, 새로운 질의 이미지 Q'=(q',d',w',k)가 생성되어 다음 반복 단계를 위한 입력으로 사용되는데, 새로운 질의점(q'), 새로운 가중치(w'), 새롭게 조절된 가중치를 반영하기 위한 거리 함수(d')를 포함한다.

<101> 도 8은 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법과 계층적 클러스터링 방법의 평균 재현율 및 검색 시간을 비교한 그래프이다. 도면에서 도시하고 있는 바와 같이, 본 발명에 의한 평균 재현율 및 검색 시간을 비교한 그래프는 다음과 같다.

<102> 여기서, 영역 기반 이미지 검색(RBIR: Region Based Image Retrieval)을 위하여, 사용자의 피드백 단계의 2진 피드백인 적합성 피드백 기법을 평가하기 위해 실험하며, 본 발명에 의한 영역 기반 이미지 검색과 계층적 클러스터링 방법의 영역 기반 이미지 검색 사이의 성능에 대해 비교한다.

<103> 그리고, COREL의 이미지 데이터베이스로부터 10,000개의 범용 이미지를 사용하고, 선택된 10개의 카테고리로부터 100개의 임의의 초기 질의를 생성하며, 선택된 카테고리는 일몰, 해안, 동물, 비행기, 새, 나무, 꽃, 자동차, 사람, 과일 등이다.

<104> 또한, 적합성 피드백을 얻기 위해 고수준의 카테고리 정보를 이용하는데, 사용자가 저수준의 전역적인 특징이 두드러지는 이미지가 아닌 고수준의 질의 이미지에 내포된 사용자의 의미적 개념에 기초한 이미지를 검색하기 때문이다.

<105> 즉, 초기 질의 이미지와 같은 카테고리의 이미지는 적합한 이미지로 고려되어 질의 이미지 각각에 대하여, 초기 질의 실행 외에 추가적인 5번의 피드백 반복이 수행되며, 모든 측정값들은 100개의 질의에 대한 평균값을 나타낸다.

<106> 본 발명에 따른 영역 기반 이미지 검색은 초기 단계 이후에 더 좋은 성능을 보이며, 5번째 반복 단계 이후의 평균 재현율은 계층적 클러스터링 방법의 영역 기반 이미지 검색에 비해 16%가량 높다.

<107> 본 발명에 따른 영역 기반 이미지 검색 시간은 계층적 클러스터링 방법의 영역 기반 이미지 검색 시간의 1/2 이 소요되는데, 계층적 클러스터링 방법의 영역 기반 이미지 검색이 최적의 클래스 수준을 결정하기 위하여 많은 시간을 소비하기 때문이다.

<108> 그리고, 훈련 데이터(Training Data)의 약 8%가 서포트 벡터(Support Vector)들로 선택될 때, 테스트 집합에 대한 평균 정확도는 92% 이다.

<109> 도 9은 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법에서 검색 단계의 출력과 사용자 피드백 단계의 출력을 도시한 도이다. 도면에서 도시하고 있는 바와 같이, 본 발명에 의한 영역 기반 이미지 검색에서 사용자 피드백이 일어나기 전에 데이터 베이스의 이미지와 EMD 매칭으로 출력한 상위 k개의 이미지와 사용자의 피드백으로 가중치가 부여되어 적합한 이미지 집합에 포함된 이미지를 비교한 그림이다.

<110> 여기서, 사용자 피드백 단계를 거침으로써, 사용자의 질의 이미지인 사용자의 의도를 보다 정확하게 반영되는 것을 알 수 있다.

<111> 도 10은 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법과 계층적 클러스터링 방법을 비교한 개념도이다. 도면에서 도시하고 있는 바와 같이, 계층적 클러스터링 방법은 적합한 이미지 집합으로부터 새로운 질의점들을 찾기 위하여 각 반복 단계에서 영역 군집 과정(Clustering Process)를 수행한다.

<112> 이와 같은 영역 군집 과정은 많은 시간적 비용을 소비하는데, 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법은 SVM 모델링 단계를 포함하여 학습을 이용하여 계층적 군집에서 발생하는 시간적 비용

문제를 해결하고, 사용자의 의도를 정확히 반영할 수 있도록 군집을 분류한다.

<113> 그리고, 계층적 클러스터링 방법은 적합한 이미지 집합으로부터 새로운 질의점을 찾기 위하여 적합한 이미지들의 각 영역들로부터 유사한 특성을 가지는 영역들끼리 영역 군집을 하도록 이루어지는데, 상기와 같은 과정은 반복 단계에서 계속적으로 실행되므로, 검색 비용이 증가하지만, 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법은 적합한 이미지 집합으로부터 분류된 영역들에 대한 SVM 모델링 단계를 적용하여 다음 단계의 영역 분류를 적용하므로 검색 비용을 줄일 수 있다.

<114> 더불어, 군집 병합 과정에 있어서, 계층적 클러스터링 방법은 각 반복 단계마다 호텔링의 T^2를 이용하므로 n(n-1)/2 군집쌍 간의 T^2 계산 비용이 추가적으로 발생하지만, 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법은 군집 병합된 상태를 이용하여 SVM 모델링 단계를 적용함으로써, 다음 단계에서 적은 계산 비용으로 군집쌍 간의 T^2을 계산할 수 있다.

<115> 이와 같이, 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법은 중복 발생되는 단계를 효과적으로 줄일 수 있고, 검색 비용을 감소시킬 수 있으며, 분류의 정확도가 높아 검색의 정확성에 있어서 좋은 성능을 보인다.

<116> 이상에서는 본 발명의 바람직한 실시예를 예시적으로 설명하였으나, 본 발명의 범위는 이같은 특정 실시예에만 한정되지 않으며 해당 분야에서 통상의 지식을 가진자라면 본 발명의 특허 청구 범위내에 기재된 범주 내에서 적절하게 변경이 가능할 것이다.

발명의 효과

<117> 이상에서 설명한 바와 같이 상기와 같은 구성을 갖는 본 발명은 사용자의 적합성 판단에 따른 피드백을 받아 적합한 이미지에 가중치를 부과하여 사용자의 의도를 보다 높게 반영할 수 있으며, 초기 단계에서 학습된 다중 클래스 SVM 분류기를 이용함으로써, 적합한 이미지에 포함된 영역을 재분류하지 않아 각 반복 단계에서 발생하는 중복 단계를 효과적으로 감소시킬 수 있으며, 이에 따라 검색 비용을 줄일 수 있고, 분류의 정확도가 높아 정확성에 있어서 좋은 성능을 보이는 등의 효과를 거둘 수 있다.

도면의 간단한 설명

<1> 도 1은 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법을 개략적으로 도시한 개념도.

<2> 도 2는 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법을 개략적으로 도시한 흐름도.

<3> 도 3은 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법 중 검색 단계를 도시한 흐름도.

<4> 도 4는 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법 중 사용자 피드백 단계를 도시한 흐름도.

<5> 도 5는 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법 중 SVM 학습 단계를 도시한 개념도.

<6> 도 6은 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법 중 SVM 모델링 단계를 도시한 흐름도.

<7> 도 7은 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법 중 SVM 모델링 단계를 도시한 흐름도.

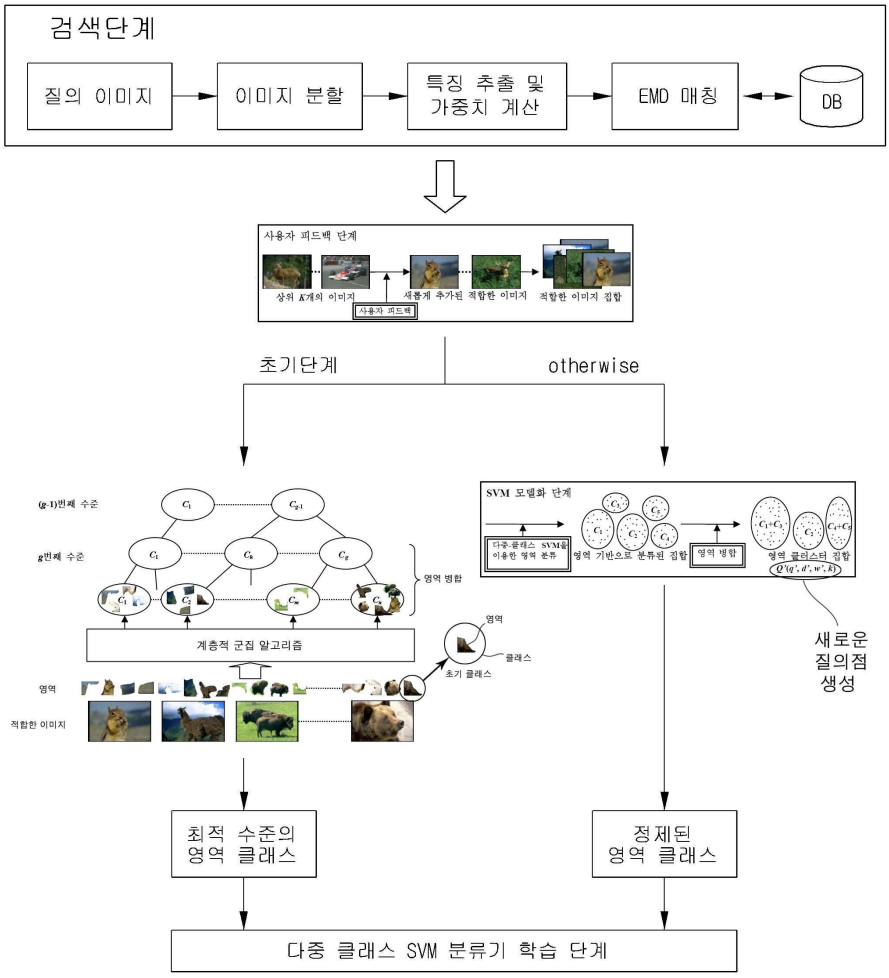
<8> 도 8은 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법과 계층적 클러스터링 방법의 평균 재현율 및 검색 시간을 비교한 그래프.

<9> 도 9은 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법에서 검색 단계의 출력과 사용자 피드백 단계의 출력을 도시한 도.

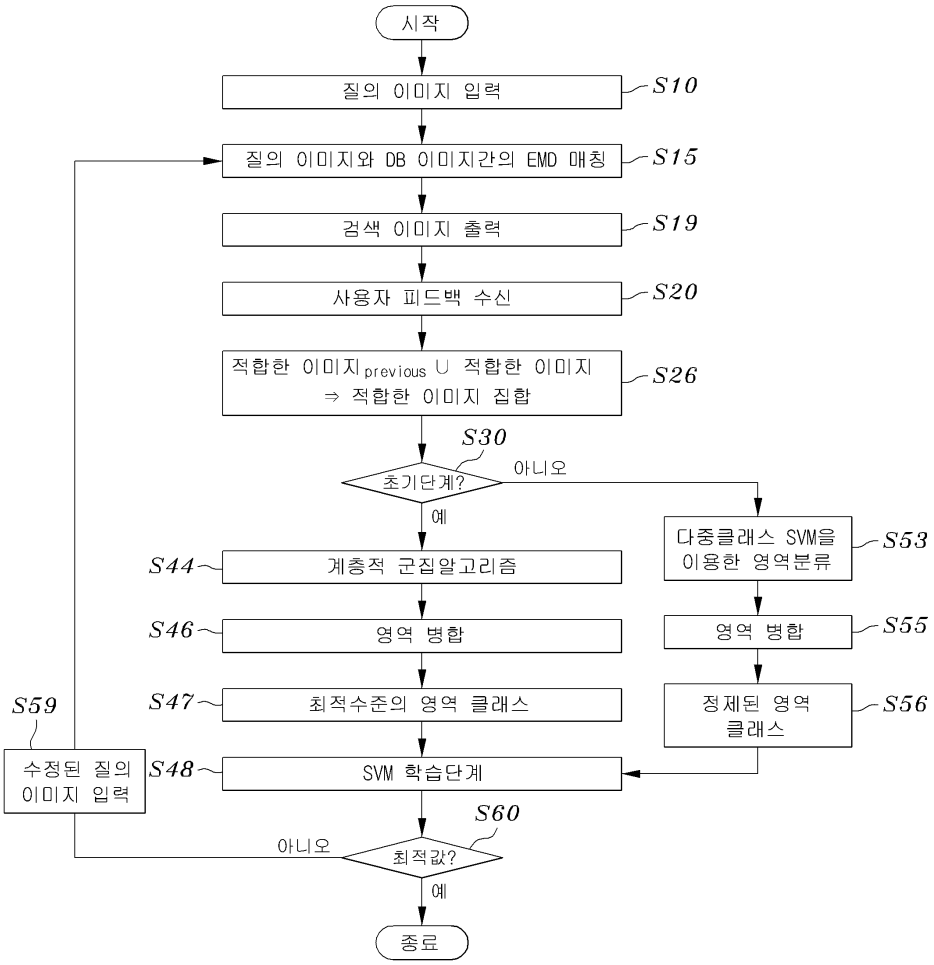
<10> 도 10은 본 발명에 따른 다중 클래스 SVM을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법과 계층적 클러스터링 방법을 비교한 개념도.

도면

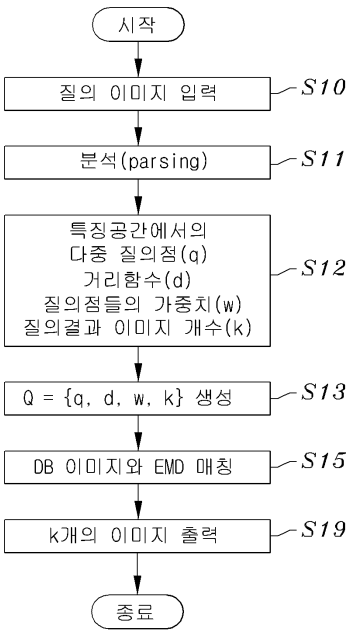
도면1


검색단계
질의 이미지
이미지 분할
특징 추출 및 가중치 계산
EMD 매칭
DB
사용자 피드백 단계
상위 K개의 이미지
사용자 피드백
새롭게 추가된 적합한 이미지
적합한 이미지 집합
초기단계
otherwise
(g-1)번째 수준
g번째 수준
영역 병합
계층적 군집 알고리즘
영역
클래스
초기 클래스
적합한 이미지
SVM 모델화 단계
다중-클래스 SVM을 이용한 영역 분류
영역 기반으로 분류된 집합
영역 병합
영역 클러스터 집합
새로운 질의점 생성
최적 수준의 영역 클래스
정제된 영역 클래스
다중 클래스 SVM 분류기 학습 단계

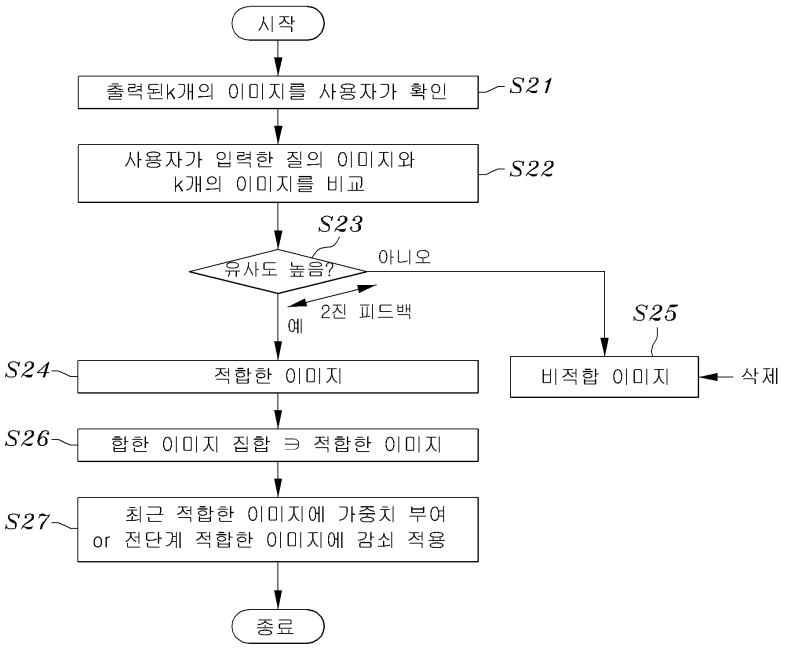
도면2


시작
질의 이미지 입력
S10
질의 이미지와 DB 이미지간의 EMD 매칭
S15
검색 이미지 출력
S19
사용자 피드백 수신
S20
적합한 이미지previous ∪ 적합한 이미지
⇒ 적합한 이미지 집합
S26
S30
초기단계?
아니오
예
다중클래스 SVM을
이용한 영역분류
S53
S44
계층적 군집알고리즘
S46
영역 병합
S55
S47
최적수준의 영역 클래스
정제된 영역
클래스
S56
S59
수정된 질의
이미지 입력
S48
SVM 학습단계
S60
아니오
최적값?
예
종료

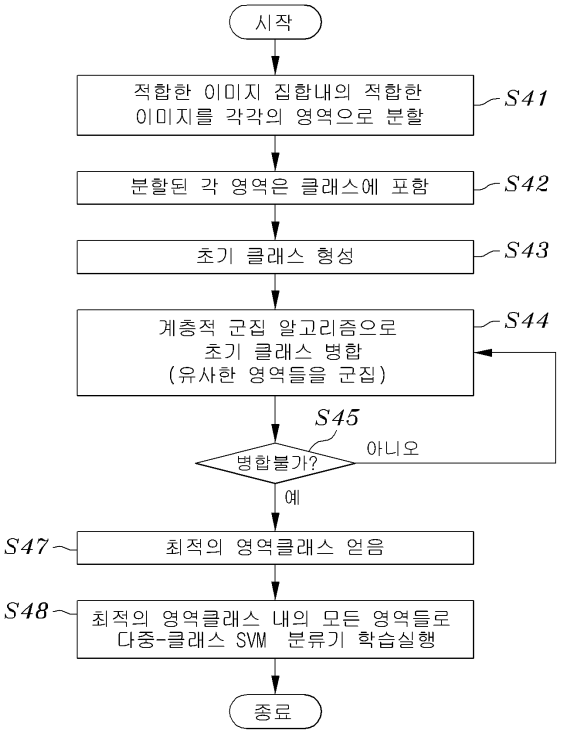
도면3


시작
질의 이미지 입력
S10
분석(parsing)
S11
특징공간에서의
다중 질의점(q)
거리함수(d)
질의점들의 가중치(w)
질의결과 이미지 개수(k)
S12
Q = {q, d, w, k} 생성
S13
DB 이미지와 EMD 매칭
S15
k개의 이미지 출력
S19
종료

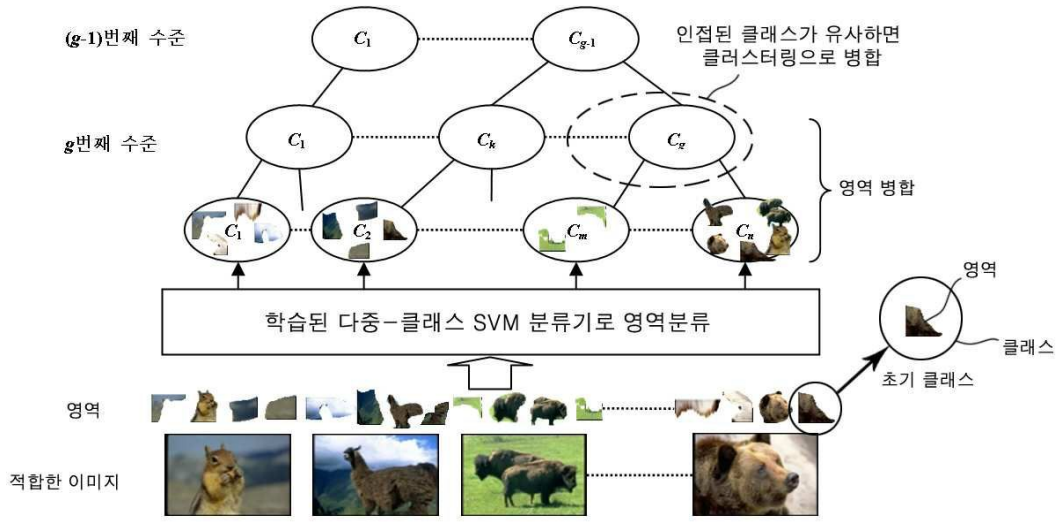
도면4


시작
출력된k개의 이미지를 사용자가 확인
S21
사용자가 입력한 질의 이미지와
k개의 이미지를 비교
S22
S23
유사도 높음?
아니오
2진 피드백
예
S25
S24
적합한 이미지
비적합 이미지
삭제
S26
합한 이미지 집합 ∋ 적합한 이미지
S27
최근 적합한 이미지에 가중치 부여
or 전단계 적합한 이미지에 감쇠 적용
종료

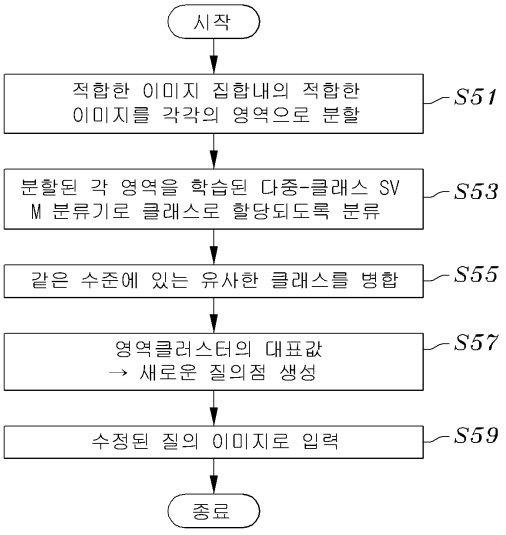
도면5


시작
적합한 이미지 집합내의 적합한
이미지를 각각의 영역으로 분할
S41
분할된 각 영역은 클래스에 포함
S42
초기 클래스 형성
S43
계층적 군집 알고리즘으로
초기 클래스 병합
(유사한 영역들을 군집)
S44
S45
병합불가?
아니오
예
S47
최적의 영역클래스 얻음
S48
최적의 영역클래스 내의 모든 영역들로
다중-클래스 SVM 분류기 학습실행
종료

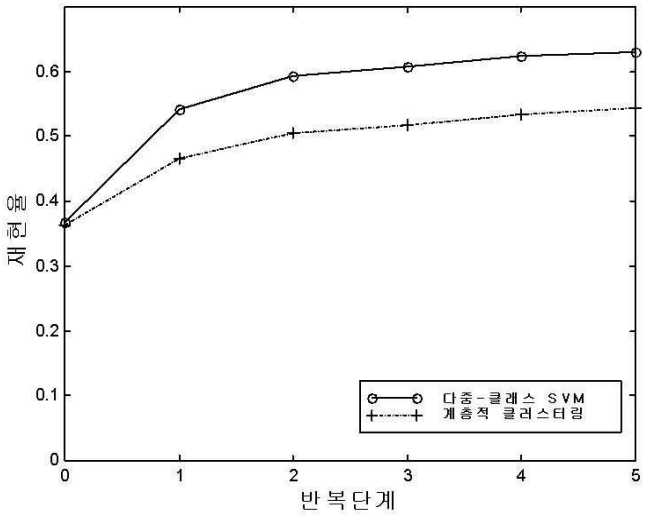
도면6


(g-1)번째 수준
g번째 수준
인접된 클래스가 유사하면
클러스터링으로 병합
영역 병합
학습된 다중-클래스 SVM 분류기로 영역분류
영역
클래스
초기 클래스
영역
적합한 이미지

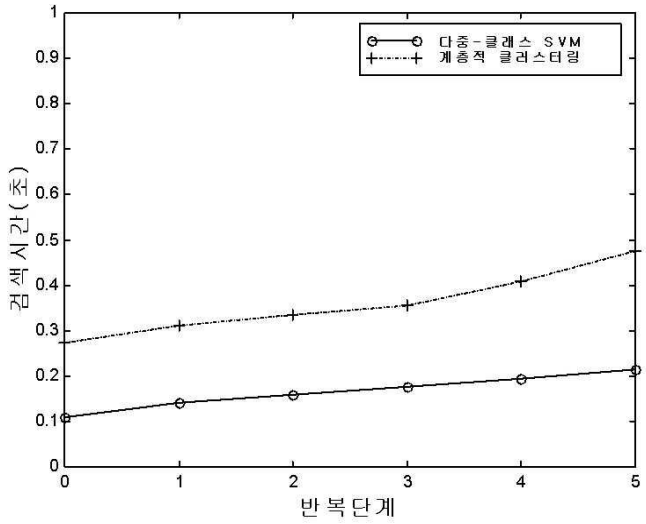
도면7


시작
적합한 이미지 집합내의 적합한
이미지를 각각의 영역으로 분할
S51
분할된 각 영역을 학습된 다중-클래스 SV
M 분류기로 클래스로 할당되도록 분류
S53
같은 수준에 있는 유사한 클래스를 병합
S55
영역클러스터의 대표값
→ 새로운 질의점 생성
S57
수정된 질의 이미지로 입력
S59
종료

도면8



(a)



(b)

도면9

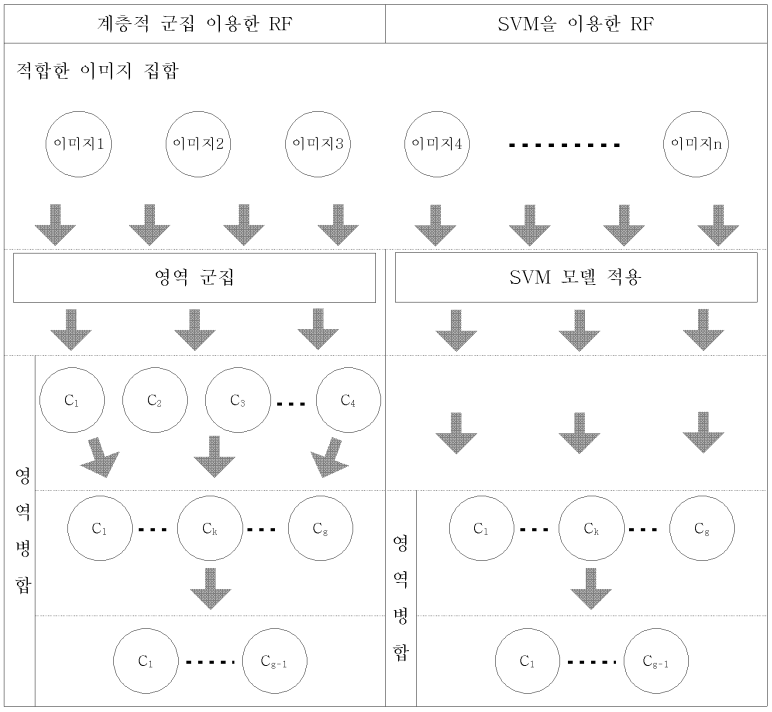


(a)



(b)

도면10


계층적 군집 이용한 RF
SVM을 이용한 RF
적합한 이미지 집합
이미지1
이미지2
이미지3
이미지4
이미지n
영역 군집
SVM 모델 적용
영역병합
영역병합