(19) 대한민국특허청(KR)
(12) 공개특허공보(A)

(11) 공개번호 10-2009-0021809
(43) 공개일자 2009년03월04일

(51) Int. Cl.
G06F 17/30 (2006.01)
(21) 출원번호 10-2007-0086645
(22) 출원일자 2007년08월28일
심사청구일자 2007년08월28일

(71) 출원인
인하대학교 산학협력단
인천 남구 용현동 253 인하대학교
(72) 발명자
김덕환
서울특별시 양천구 신정동 330 목동아파트 1415동 901호
이주홍
경기 고양시 일산동구 마두동 강촌마을아파트 711동 603호
박광희
서울 강서구 화곡1동 424-156번지 2층
(74) 대리인
장한특허법인

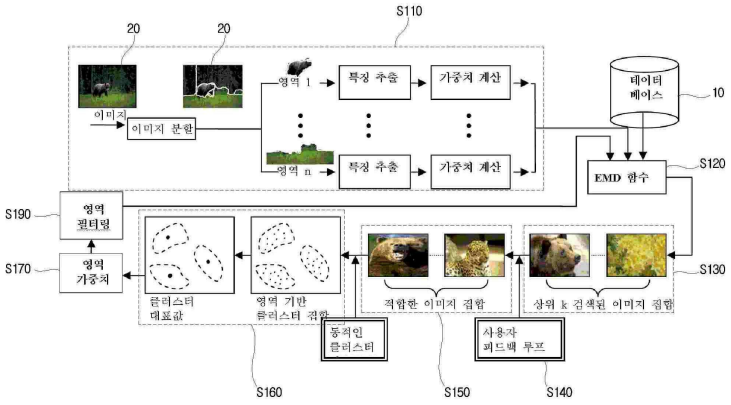
전체 청구항 수 : 총 5 항

(54) 영역 필터링을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법

(57) 요 약

데이터베이스로부터 이미지를 검색하는 방법으로서, 사용자로부터 입력받은 샘플이미지로부터 초기 질의(Q)를 생성하는 단계; 생성된 질의(Q)에 대하여, 샘플이미지를 구성하는 각각의 영역에 관한 질의점과 데이터베이스에 저장된 이미지 간의 거리를 거리함수에 의해 산출하는 단계; 거리산출 단계에서 산출된 거리의 값이 작은 순서대로, 데이터베이스에 저장된 k개의 이미지를 사용자에게 반환하는 단계; 반환된 k개의 이미지에 대하여 사용자로부터 적합성 여부를 수신하는 단계; 사용자에 의해 적합하다고 수신된 이미지인 적합 이미지를 구성하는 각각의 영역을 이용하여 초기영역 클래스를 구성하는 단계; 초기영역 클래스에 대하여 각 적합 이미지 간의 영역 병합 과정을 통해 최적의 클래스 계층 구조를 결정하고, 최적의 클래스 계층 구조를 구성하는 각 영역에 관한 새로운 질의점을 산출하는 단계; 최적의 클래스 계층 구조를 구성하는 각 영역에 대한 갱신된 가중치를 산출하는 단계; 최적의 클래스 계층 구조의 각 영역에 관하여 새로운 질의점과 갱신된 가중치를 이용하여 갱신된 질의(Q')를 생성하는 단계; 및 최적의 클래스 계층 구조를 구성하는 각 영역에 대한 각각의 질의영역에 기초하여 영역 필터링을 수행하는 영역 필터링 단계를 포함하는 영역 필터링을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법이 제공된다.

대 표 도 - 도3



특허청구의 범위

청구항 1

데이터베이스로부터 이미지를 검색하는 방법에 관한 것으로서,

a) 사용자로부터 입력받은 샘플이미지로부터 수학식 1과 같은 초기 질의(Q)를 생성하는 질의생성 단계;

b) 상기 질의생성 단계에서 생성된 상기 질의(Q)에 대하여, 상기 샘플이미지를 구성하는 각각의 영역에 관한 질의점과 상기 데이터베이스에 저장된 이미지 간의 거리를 상기 수학식 1의 거리함수(d)에 의해 산출하는 거리산출 단계;

c) 상기 거리산출 단계에서 산출된 상기 거리의 값이 작은 순서대로, 상기 데이터베이스에 저장된 상기 수학식 1 상의 k개의 이미지를 사용자에게 반환하는 이미지 반환 단계;

d) 상기 이미지 반환 단계에서 반환된 k개의 이미지에 대하여 사용자로부터 적합성 여부를 수신하는 적합성 수신 단계;

e) 사용자에 의해 적합하다고 수신된 이미지인 적합 이미지를 구성하는 각각의 영역을 이용하여 초기영역 클래스를 구성하는 초기영역 클래스 구성 단계;

f) 상기 초기영역 클래스에 대하여 각 적합 이미지 간의 영역 병합 과정을 통해 최적의 클래스 계층 구조를 결정하고, 상기 최적의 클래스 계층 구조를 구성하는 각 영역에 관한 새로운 질의점을 산출하는 신규 질의점 산출 단계;

g) 상기 최적의 클래스 계층 구조를 구성하는 각 영역에 대하여 갱신된 가중치를 산출하는 갱신 가중치 산출 단계;

h) 상기 최적의 클래스 계층 구조를 구성하는 각 영역에 대하여 상기 새로운 질의점과 상기 갱신된 가중치를 이용하여 수학식 2와 같은 갱신된 질의(Q')를 생성하는 갱신 질의생성 단계; 및

i) 상기 최적의 클래스 계층 구조를 구성하는 각 영역에 대한 각각의 질의영역에 기초하여 영역 필터링을 수행하여 상기 질의영역 내에 해당되는 영역만을 필터링하는 영역 필터링 단계를 포함하는 것을 특징으로 하는 영역 필터링을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법.

수학식 1

$$Q = (q, d, w, k)$$

(q: 상기 샘플이미지로부터 분할된 각각의 영역에 관한 중심을 나타내는 질의점, d: 거리함수, w: 상기 질의점의 가중치, k: 질의 결과에 의해 상기 이미지 반환 단계에서 사용자에게 반환되는 이미지의 갯수)

수학식 2

$$Q' = (q', d', w', k)$$

(q': 새로운 질의점, d': 새로운 거리함수, w': 갱신된 가중치, k: 사용자에게 반환되는 이미지의 개수)

청구항 2

제 1항에 있어서, 상기 영역 필터링 단계 이후에는,

상기 b)단계(거리산출 단계) 내지 i)단계(영역 필터링 단계)가 특정 횟수로 반복되며,

이때 상기 b)단계(거리산출 단계)는,

상기 갱신된 질의(Q')에 대하여, 상기 영역 필터링에 의해 필터링된 각 영역에 대한 상기 새로운 질의점과 상기 데이터베이스에 저장된 이미지 간의 거리를 상기 수학식 2의 거리함수(d')에 의해 산출하는 단계인 것을 특징으로 하는 영역 필터링을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법.

청구항 3

제 1항 또는 제 2항에 있어서, 상기 i)단계(영역 필터링 단계)에서 상기 질의영역은,

특징 벡터를 중심으로 하여, 상기 최적의 클래스 계층 구조의 구성으로 인해 얻어진 해당 클러스터 안에 포함된 영역 데이터에 의해 계산된 유효반경을 갖는 타원 영역인 것을 특징으로 하는 영역 필터링을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법.

청구항 4

제 3항에 있어서, 상기 질의영역의 중심이 되는 특징 벡터는,

상기 f)단계(신규 질의점 산출 단계)에서 산출된 질의점으로 구성되고,

상기 질의영역의 유효반경은, 수학식 3과 같이 표현되는 것을 특징으로 하는 영역 필터링을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법.

수학식 3

$$\text{유효반경}(q_i) = \gamma \frac{n-1}{n-p} F_{p,n-p}(\alpha)$$

(q_i:i번째 질의영역의 유효반경, p: 데이터의 차원, n: 최적의 클래스 계층 구조의 구성으로 인해 얻어진 해당 클러스터 내의 영역 데이터의 개수, γ :영역 필터링의 파라미터, $F_{p,n-p(\alpha)}$: 자유도가 p,n-p이고 유의수준이 α인 F-검정치)

청구항 5

제 1항에 있어서, 상기 거리함수는,

EMD(Earth Mover's Distance) 함수인 것을 특징으로 하는 영역 필터링을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법.

명 세 서

발명의 상세한 설명

기 술 분 야

<1> 본 발명은 영역 필터링을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법에 관한 것으로서, 보다 상세하게는 상기 영역 기반의 이미지 검색 방법에 적합성 피드백 방법을 접목하여 사용하되, 사용자의 적합성 여부에 대한 피드백 입력에 의해 갱신된 질의에 대한 질의영역을 기초로 한 영역 필터링을 수행하는 영역 기반 이미지 검색 방법에 관한 것이다.

배 경 기 술

<2> 컴퓨터 프로세서 처리속도의 향상과 인터넷의 발전으로 인하여 사용자는 많은 수의 디지털 이미지를 손쉽게 이용할 수 있게 되었으며, 이에 수반되는 의료 영상, 범죄 예방, 상업 분야, 웹 이미지의 분류 및 검색 등과 같은 다양한 어플리케이션에 관한 효율적인 내용 기반 이미지 검색(Content-Based Image Retrieval;CBIR) 방법의 필요성 또한 크게 대두되었다.

<3> 여기서, 상기 내용 기반 이미지 검색(CBIR) 방법이란, 이미지의 전체 픽셀들로부터 추출된 색상, 모양, 질감 등의 전역적인 특징들(Global Features)에 의해 이미지를 표현하게 되며, 두 이미지 간의 유사한 정도는 특징 공간에서 두 이미지를 표현한 전역적인 특징 벡터 간의 거리함수에 의해 측정되게 된다.

<4> 그러나, 상기와 같은 내용 기반의 이미지 검색 방법에 있어서 검색의 정확성은 사용자가 원하는 수준에 미치지 못하고 있는데, 그 원인은 높은 계층의 질의(質疑) 이미지에 내포된 사용자의 의미적 개념과 낮은 계층의 전역

적인 특징들 사이에 커다란 차이가 있기 때문이다.

<5> 최근에는, 이러한 차이를 줄이기 위해서 적합성 피드백(Relevance Feedback;RF) 방법과 영역 기반의 이미지 검색(Region-Based Image Retrieval;RBIR) 방법이 연구되고 있다.

<6> 기존의 적합성 피드백 연구에서는 질의 재 가중치 방법과 질의 표현 변경 방법 등이 사용되었다.

<7> 여기서, 상기 질의 표현 변경 방법은 질의 표현을 개선하기 위해 사용자들의 참여를 허용한다. 또한, 질의점 이동 접근 방법에서는, 질의점이 사용자에 의해 표시된 적합한 점을 향해서 이동하게 된다. 그리고, 질의 확장과 질의 분해 방법은 클러스터 안에 사용자 피드백에 따라 적합한 점들을 그룹으로 만들고 새로운 질의를 클러스터들의 표현들로 취급한다.

<8> 전역적 특징 표현을 사용하는 내용 기반의 이미지 검색 시스템에서는 검색 성능을 향상시키기 위해 적합성 피드백이 흔히 사용되었으나, 영역 기반의 이미지 검색 시스템에서는 적합성 피드백 방법이 거의 적용되지 못했다.

<9> 전통적인 이미지의 전역적 특징을 사용하는 접근 방법들과는 달리, 영역 기반의 접근 방법은 이미지 분할을 적용시켜 이미지를 객체 수준에서 표현한다. 영역 특징을 사용하는 주된 목적은 이미지에 포함된 사용자의 개념(Semantics)을 반영하여, 보다 의미 있는 검색을 하기 위한 것이다.

<10> 이와 같은 기존의 연구 상황을 고려할 때, 영역 기반의 이미지 검색 방법에 적합성 피드백 방법을 접목시켜 볼 필요성이 있다.

<11> 한편, 영역 기반 이미지 검색 방법에는 이미지 분할 과정이 수반되는데, 이미지 분할을 적용하여 얻어지는 이미지당 영역의 개수는 이미지가 포함하는 실체 객체의 개수보다 상당히 많아지게 된다는 문제점이 있다. 영역의 개수가 많아질수록 EMD(Earth Mover's Distance)와 같은 거리함수의 계산 시간이 증가하게 되므로, 유사한 이미지들을 효율적으로 검색하기 위해서는 거리함수 계산에 사용되는 영역들의 수를 줄일 필요가 있다.

발명의 내용

해결 하고자하는 과제

<12> 본 발명은 상술한 문제점을 해결하기 위하여 창출된 것으로서, 영역 기반 이미지 검색 방법에 적합성 피드백 방법을 접목하여 사용하되, 사용자의 적합성 여부에 대한 피드백 입력에 의해 갱신된 질의에 대하여 질의영역에 기초한 영역 필터링을 수행함으로써, 영역의 수를 줄일 수 있으며 이에 따라 이미지 검색의 검색 시간을 감소시킬 수 있는 영역 필터링을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법을 제공하는 데에 그 목적이 있다.

과제 해결수단

<13> 상기와 같은 목적을 달성하기 위한 본 발명의 영역 필터링을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법은, 데이터베이스로부터 이미지를 검색하는 방법에 관한 것으로서, a) 사용자로부터 입력받은 샘플이미지로부터 수학식 1과 같은 초기 질의(Q)를 생성하는 질의생성 단계; b) 상기 질의생성 단계에서 생성된 상기 질의(Q)에 대하여, 상기 샘플이미지를 구성하는 각각의 영역에 관한 질의점과 상기 데이터베이스에 저장된 이미지 간의 거리를 상기 수학식 1의 거리함수(d)에 의해 산출하는 거리산출 단계; c) 상기 거리산출 단계에서 산출된 상기 거리의 값이 작은 순서대로, 상기 데이터베이스에 저장된 상기 수학식 1 상의 k개의 이미지를 사용자에게 반환하는 이미지 반환 단계; d) 상기 이미지 반환 단계에서 반환된 k개의 이미지에 대하여 사용자로부터 적합성 여부를 수신하는 적합성 수신 단계; e) 사용자에 의해 적합하다고 수신된 이미지인 적합 이미지를 구성하는 각각의 영역을 이용하여 초기영역 클래스를 구성하는 초기영역 클래스 구성 단계; f) 상기 초기영역 클래스에 대하여 각 적합 이미지 간의 영역 병합 과정을 통해 최적의 클래스 계층 구조를 결정하고, 상기 최적의 클래스 계층 구조를 구성하는 각 영역에 관한 새로운 질의점을 산출하는 신규 질의점 산출 단계; g) 상기 최적의 클래스 계층 구조를 구성하는 각 영역에 대하여 갱신된 가중치를 산출하는 갱신 가중치 산출 단계; h) 상기 최적의 클래스 계층 구조를 구성하는 각 영역에 대하여 상기 새로운 질의점과 상기 갱신된 가중치를 이용하여 수학식 2와 같은 갱신된 질의(Q')를 생성하는 갱신 질의생성 단계; 및 i) 상기 최적의 클래스 계층 구조를 구성하는 각 영역에 대한 각각의 질의영역에 기초하여 영역 필터링을 수행하여 상기 질의영역 내에 해당되는 영역만을 필터링하는 영역 필터링 단계를 포함한다.

<14> [수학식 1]

<15> $$Q = (q, d, w, k)$$

<16> (q: 상기 샘플이미지로부터 분할된 각각의 영역에 관한 중심을 나타내는 질의점, d: 거리함수, w: 상기 질의점의 가중치, k: 질의 결과에 의해 상기 이미지 반환 단계에서 사용자에게 반환되는 이미지의 갯수)

<17> [수학식 2]

<18> $$Q' = (q', d', w', k)$$

<19> (q': 새로운 질의점, d': 새로운 거리함수, w': 갱신된 가중치, k: 사용자에게 반환되는 이미지의 개수)

<20> 여기서, 상기 영역 필터링 단계 이후에는, 상기 b)단계(거리산출 단계) 내지 i)단계(영역 필터링 단계)가 특정 횟수로 반복되며, 이때 상기 b)단계(거리산출 단계)는, 상기 갱신된 질의(Q')에 대하여, 상기 영역 필터링에 의해 필터링된 각 영역에 대한 상기 새로운 질의점과 상기 데이터베이스에 저장된 이미지 간의 거리를 상기 수학식 2의 거리함수(d')에 의해 산출하는 단계일 수 있다.

<21> 그리고, 상기 i)단계(영역 필터링 단계)에서 상기 질의영역은, 특징 벡터를 중심으로 하여, 상기 최적의 클래스 계층 구조의 구성으로 인해 얻어진 해당 클러스터 안에 포함된 영역 데이터에 의해 계산된 유효반경을 갖는 타원 영역일 수 있다.

<22> 여기서, 상기 질의영역의 중심이 되는 특징 벡터는, 상기 f)단계(신규 질의점 산출 단계)에서 산출된 질의점으로 구성되고, 상기 질의영역의 유효반경은, 수학식 3과 같이 표현될 수 있다.

<23> [수학식 3]

<24> $$\text{유효반경}(q_i) = \gamma \frac{n-1}{n-p} F_{p,n-p}(\alpha)$$

<25> (q_i:i번째 질의영역의 유효반경, p: 데이터의 차원, n: 최적의 클래스 계층 구조의 구성으로 인해 얻어진 해당 클러스터 내의 영역 데이터의 개수, γ :영역 필터링의 파라미터, $F_{p,n-p(\alpha)}$: 자유도가 p,n-p이고 유의수준이 α인 F-검정치)

<26> 한편, 상기 거리함수는, EMD(Earth Mover's Distance) 함수일 수 있다.

효 과

<27> 본 발명에 따른 영역 필터링을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법에 따르면, 영역 기반 이미지 검색 방법을 적합성 피드백 방법과 접목하여 사용하되, 사용자의 적합성 여부에 대한 피드백 입력에 의해 갱신된 질의에 대하여 질의 영역에 기초한 영역 필터링을 수행함으로써, 영역의 수를 줄일 수 있으며 그에 따라 이미지 검색의 검색 시간을 감소시킬 수 있다.

<28> 또한, 이러한 본 발명에 따른 영역 필터링을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법은, 디지털 도서관, 전자상거래, 원격 교육, 건축/공학 설계, 위성 원격 감시 및 관리, 지리 정보 시스템, 기상 관측, 패션/인테리어 설계, 상표권 검색 및 범죄자 조사, 웹상의 전자 상품 카탈로그 검색, 전자 주택 매물 검색, 가상현실, 의료 정보 시스템의 2차원 이미지(X-Ray, CT) 및 3차원 이미지(MRI, 초음파) 검색, 사무자동화, 공장에서의 품질 검사 등과 같은 사회 전반의 다양한 응용 분야들에서 사용될 수 있음은 물론이다.

발명의 실시를 위한 구체적인 내용

<29> 이하 첨부된 도면을 참조하면서 본 발명에 따른 바람직한 실시예를 상세히 설명하기로 한다. 이에 앞서, 본 명세서 및 청구범위에 사용된 용어나 단어는 통상적이거나 사전적인 의미로 한정해서 해석되어서는 아니 되며, 발명자는 그 자신의 발명을 가장 최선의 방법으로 설명하기 위해 용어의 개념을 적절하게 정의할 수 있다는 원칙

에 입각하여, 본 발명의 기술적 사상에 부합하는 의미와 개념으로 해석되어야만 한다.

<30> 따라서, 본 명세서에 기재된 실시예와 도면에 도시된 구성은 본 발명의 가장 바람직한 일 실시예에 불과할 뿐이고 본 발명의 기술적 사상을 모두 대변하는 것은 아니므로, 본 출원시점에 있어서 이들을 대체할 수 있는 다양한 균등물과 변형예들이 있을 수 있음을 이해하여야 한다.

<31> 본 발명은 도 1에 도시된 데이터베이스(10) 내에 저장되어 있는 다양한 이미지들 중에서 사용자로부터 입력받은 샘플이미지(20)와 유사성을 갖는 이미지를 상기 데이터베이스(10) 내로부터 검색하여 제공하기 위한 방법에 관한 것이다.

<32> 이러한 본 발명의 영역 필터링을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법을 위한 시스템(100)의 구성은 도 1과 같다.

<33> 이하에서는, 본 발명의 실시예에 따른 영역 필터링을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법에 관하여 도 1 내지 도 5를 참고로 하여 더욱 상세히 설명하고자 한다.

<34> 먼저, 도 1의 질의생성부(110)가 사용자로부터 입력받은 도 3의 샘플이미지(20)로부터 수학식 1과 같은 초기 질의(Q)를 생성한다.

<35> [수학식 1]

<36> $$Q = (q, d, w, k)$$

<37> 수학식 1에서, q는 상기 샘플이미지(20)로부터 분할된 각각의 영역에 관한 중심을 나타내는 질의점, d는 거리함수, w는 상기 질의점(q)의 가중치, k는 질의 결과에 의해 도 2의 이미지 반환 단계(S130)에서 사용자에게 반환되는 이미지의 갯수를 나타낸다.

<38> 여기서, 상기 질의생성 단계(S110)에서 상기 샘플이미지는 키보드, 마우스, 터치스크린 등의 컴퓨터 입력수단을 이용하여 사용자로부터 입력받을 수 있으나 본 발명에서는 반드시 상술한 바로 한정되는 것은 아니다.

<39> 한편, 본 발명의 질의생성 단계(S110)를 수학식 1의 질의(Q)에 관한 수식과 연관지어 좀 더 상세히 설명하면 다음과 같다.

<40> 먼저, 사용자로부터 입력받아 수신된 도 3과 같은 샘플이미지(20)는 상술한 바와 같은 초기 질의(Q)를 생성하기 위하여 상기 질의생성부(110)에서 분석된다.

<41> 이때, 상기 샘플이미지(20)는 도 3과 같이 여러 개(1 내지 n개)의 다중 영역들로 분할되어 분할된 샘플이미지의 형태를 가지게 된다.

<42> 따라서, 상기 수학식 1의 질의(Q)에서 상기 q는 상기 분할된 1 내지 n개의 다중 영역 각각에 관한 영역 중심을 질의점으로 한 다중 질의점으로 표현될 수 있다.

<43> 즉, 상기 1 내지 n개로 분할된 샘플이미지의 각 분할 영역(영역1,영역2,...,영역n)별로 각 영역에 관한 질의점을 갖게 되며 이것을 통틀어 상기 다중 질의점으로 칭한다. 여기서, 각각의 질의점은 각 위치별로 고유의 벡터값을 가지고 있으며 이러한 상기 질의점에 관한 벡터값을 이용하여 추후 데이터베이스 내에 저장된 이미지와의 거리 연산이 수행될 수 있다.

<44> 즉, 상기 질의점이란 본 발명의 이미지 검색을 위한 질의 대상에 관한 특정 지점을 의미하고, 상기 질의 대상인 특정 지점인 질의점은 데이터베이스에 저장되어 있는 이미지와의 유사성 비교, 즉 거리함수 연산에 이용될 수 있다.

<45> 한편, 상기 분할된 영역1 내지 영역n에 관한 각각에 관한 특징을 추출하여, 상기 각 영역의 질의점(q) 별로 가중치(w)가 계산될 수 있다.

<46> 이상과 같은 상기 샘플이미지의 분할된 각 영역별 질의점(q)과 그에 대응되는 가중치(w)는 상기 거리함수(d)의 연산에 중요한 인자로 작용된다.

<47> 한편, 상기 질의생성 단계(S110) 이후에는, 상기 생성된 상기 질의(Q)에 대하여, 상기 샘플이미지(20)를 구성하는 각각의 분할된 영역에 관한 질의점과 상기 데이터베이스(10)에 저장된 이미지 간의 거리를 상기 수학식 1의 거리함수(d)에 의해 도 1의 거리산출부(120)에서 산출한다(S120).

<48> 즉, 특징 정보를 사용하는 두 이미지(샘플이미지와 데이터베이스상의 이미지) 사이의 거리를 측정하기 위한 거리함수로서 본 발명의 실시예에 따르면 EMD(Earth Mover's Distance) 함수가 사용된다.

<49> 이러한 EMD함수는 아래의 수학식 1a와 같이 표현될 수 있다.

<50> [수학식 1a]

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

<51> ,

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

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

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

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

<52>

<53> 여기서, 이미지 I_P(데이터베이스 내의 이미지)는 m개의 분할된 영역을 가지며 이러한 I_P의 영역들은 $P = \{(p_1, w_{p1}), \ldots, (p_m, w_{pm})\}$ 와 같이 표현된다. 여기서, w_{pi}는 이미지 I_P의 i번째 영역의 가중치를 나타낸다.

<54> 또한, 이미지 I_Q(샘플이미지)는 도 3과 같이 n개의 분할된 영역을 가지며 이러한 I_Q의 영역들은 $Q = \{(q_1, w_{q1}), \ldots, (q_n, w_{qn})\}$ 와 같이 표현된다. 여기서, w_{qj}는 이미지 I_Q의 j번째 영역의 가중치를 나타낸다.

<55> 또한, 상기 수학식 1a의 $d(p_i, q_j)$는 영역 p_i와 영역 q_j 사이의 기본거리(ground distance)를 나타내며, f_{ij}는 영역 p_i와 영역 q_j 사이의 흐름(flow)을 나타내며, 모든 영역들 간의 거리를 비교하는 전체 비용을 최소화하기 위해 수학식 1a의 제약조건($\sum_{i=1}^{m}\sum_{j=1}^{n} f_{ij} = \min\left(\sum_{i=1}^{m} w_{pi}, \sum_{j=1}^{n} w_{qj}\right)$)을 사용한다.

<56> 한편, 비교하는 두 이미지(샘플이미지와 데이터베이스 상의 이미지)의 영역 중요도(region importance)를 반영하기 위해 영역의 가중치 w_{pi}, w_{qj} 가 각각 사용된다.

$$\sum_{i=1}^{m} w_{pi} = 1,\ \sum_{j=1}^{n} w_{qj} = 1$$

<57> 상기 수학식 1a의 EMD 함수에서, 이므로, 즉 이미지 I_P(데이터베이스

의 이미지)의 영역1 내지 영역m에 관한 가중치의 합과, 이미지 I_Q(샘플이미지)의 영역1 내지 영역n에 관한 가중치의 합이 모두 1이므로 상기 수학식 1a의 EMD 함수는 아래의 수학식 1b와 같이 변형 및 간소화될 수 있다.

<58> [수학식 1b]

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

<59>

<60> 물론, 이상과 같은 거리 함수를 구하는 단계에서, 상기 샘플이미지(20)와 상기 데이터베이스(10)의 이미지 간의 거리 산출은, 상기 데이터베이스(10) 상에 저장된 모든 이미지를 대상으로 수행될 수 있다.

<61> 상기 수학식 1b의 거리함수를 이용하여 상기 샘플이미지(20)와 상기 데이터베이스(10)에 저장된 이미지 간의 거리가 산출되는 상기 거리산출 단계(S120) 이후에는, 도 1의 이미지 반환부(130)가 상기 산출된 상기 거리의 값이 작은 순서대로, 도 3과 같이 상기 데이터베이스(10)에 저장된 상기 수학식 1 상의 k개의 이미지를 사용자에게 반환한다(S130).

<62> 이러한 사용자로의 반환은 본 발명의 이미지 검색을 수행하는 특정 단말기(컴퓨터, PDA 등)의 디스플레이 화면상에 상기 반환 대상인 K개의 이미지가 직접적으로 표시되도록 하는 등의 방식에 의해 가능할 수 있으나, 반드시 상술한 바로 한정되는 것은 아니다.

<63> 이러한 이미지 반환 단계(S130) 이후에는, 도 1 적합성 수신부(140)가 상기 반환된 k개의 이미지에 대하여 도 3과 같이 사용자로부터 적합성 여부를 수신받는다(S140).

<64> 여기서 사용자로부터 적합성 여부를 수신받는다는 것은, 해당 샘플이미지(20)와 유사성을 갖는 이미지를 사용자로부터 선택받는 것에 해당되는 것으로서, 상기 디스플레이 화면상에 표시되는 K개의 이미지 중에서 상기 샘플이미지(20)와 유사한 것으로 판단되는 적합한 이미지를 선택받는 것에 의해, 도 3과 같이, 원하는 적합한 이미지 집합을 얻게 된다.

<65> 즉, 상술한 바와 같은 적합성 수신 단계(S140)는, 도 3과 같이 사용자에게 반환된 결과 집합에 포함되는 각각의 이미지들에 대하여, 사용자로부터 적합성 여부를 평가받음으로써 이미지의 적합성을 판단하게 된다.

<66> 이러한 과정을 통해, 사용자에게 적합하다고 평가된 이미지들로 이루어진 도 3의 적합한 이미지 집합을 얻게 되며, 이러한 상기 적합한 이미지 집합은 새롭게 추가된 적합한 이미지들과 이전의 반복 단계에서 사용된 적합한 이미지들을 모두 포함할 수 있다. 이는 도 2에 개시된 바와 같이 본 발명의 방법이 특정 횟수로 반복되는 이유에서이다.

<67> 여기서, 새롭게 추가된 적합한 이미지들이 이전의 반복 단계에서 사용된 적합한 이미지들보다 사용자의 질의 개념을 보다 정확하게 반영하게 되므로, 이전 단계에서 사용된 적합한 이미지의 중요성을 줄이기 위해, 다음의 수학식 1c와 같이 영역 가중치의 계산에 감쇠요소 $\beta(0 \le \beta \le 1)$ 를 도입함으로써 이전 단계에서의 적합한 이미지들보다 새롭게 추가된 이미지들의 중요성을 더욱 강조할 수 있다.

<68> [수학식 1c]

$$w_{sp}^{+}(R_{k_i}) = w_{sp}(R_{k_i})(1-\beta), 1 \le k \le m, 1 \le i \le n_k$$
$$w_{sp}^{+}(R_{k_i}) = w_{sp}(R_{k_i}), m+1 \le k \le n, 1 \le i \le n_k$$

<69>

<70> 여기서, n개의 적합한 이미지들인 $I_1, \ldots, I_n$ 은, m개의 이전 단계의 적합한 이미지들 $I_1, \ldots, I_m$ 과 n - m개의 새롭게 추가된 적합한 이미지들인 $I_{m+1}, \ldots, I_n$ 로 구성되는 것으로 가정한다.

<71> 한편, 이상과 같은 상기 적합성 수신 단계(S140) 이후에는, 도 1의 영역클래스부(150)가 도 4와 같이 상기 사용자에 의해 적합하다고 수신된 이미지인 적합 이미지를 구성하는 각각의 영역을 이용하여 초기영역 클래스를 구

성한다(S150).

<72> 즉, 도 4을 참고로 하면, 적합 이미지는 도 4의 최하층에 위치한 각각의 이미지를 의미한다.

<73> 여기서, 각 적합 이미지는 또한 도 4의 그림 상에서 해당 이미지의 우측에 위치한 각각의 분할 영역을 가질 수 있다.

<74> 즉, 상술한 초기영역 클래스 구성 단계(S150)는, 상기 적합 이미지에 관한 분할 영역들로 이루어진 초기영역 클래스가 구성되는 단계로서, 이는 다음 단계에서 이루어질 최적의 클래스 계층 구조를 결정하는 기반이 된다.

<75> 따라서, 상기 초기영역 클래스 구성(S150) 이후에는, 도 1 내지 도 4와 같이 영역클래스부(150)가 상기 초기영역 클래스에 대하여 각 적합 이미지 간의 영역 병합 과정을 통해 최적의 클래스 계층 구조를 결정하게 되고, 이때 신규 질의점 산출부(160)가 상기 최적의 클래스 계층 구조를 구성하는 각 영역에 관한 새로운 질의점을 산출하게 된다(S160).

<76> 이러한 초기영역 클래스 상의 적합이미지에 관한 영역들은 도 4와 같이 각 적합이미지의 분할된 각 영역 간의 병합 과정을 통해 최적의 클래스 계층 구조를 형성할 수 있으며, 이러한 동작은 동적인 클러스터링 과정을 의미한다.

<77> 여기서, 영역 간의 병합은 서로 관련성 있는 영역 간 또는 속성이 유사한 영역 간에서 이루어질 수 있으며, 예를 들면, 적합 이미지들에 포함된 동물에 관한 특정 부위(머리) 간의 병합, 적합 이미지들에 포함된 배경 부분 간의 병합, 적합 이미지들에 포함된 배경의 색상별 병합 등에 의해 클러스터링될 수 있다.

<78> 여기서, 상기 최적의 클래스 계층 구조에 의해 클러스터링된 계층은 도 4의 g번째 또는 (g-1)번째 계층일 수 있다.

<79> 여기서, 상기 g번째 계층은 1 내지 g개의 클러스터($C_1,...C_k,...,C_g$)로 구성되고, (g-1)번째 계층은 1 내지 (g-1)개의 클러스터($C_1,...C_{g-1}$)로 이루어진다. 각 클러스터는 상기 영역 간의 병합 과정을 통해 병합된 복수 개의 영역이 군집화되어 있다.

<80> 이러한 최적의 클래스 계층 구조의 결정시, 의미적으로 서로 관련된 클러스터들을 탐색하기 위하여 본 발명의 적합성 피드백은 영역 클러스터링과 클러스터 병합 프로세스로 구성될 수 있다.

<81> 즉, 상기 질의점 산출 단계(S160)는 상기 적합성 수신 단계(S140)에서 사용자로부터 적합하다고 판단되어 선택된 다수 개의 이미지들이 표시되는 경우, 적합한 점들의 집합을 영역 클러스터링에 의해 군집하는 것에 의해 도 4의 g번째 또는 (g-1)번째 계층에 해당되는 최적의 클래스 계층을 형성하게 되고, 최적의 클래스 계층을 이루는 각각의 클러스터 내에 포함된 각 영역은 도 3과 같이 그것들을 대표하는 클러스터의 대표값을 질의점으로 선택할 수 있다.

<82> 한편, 상기 최적의 클래스 계층 구조를 구성하는 각 영역에 관한 새로운 질의점이 산출되는 상기 신규 질의점 산출 단계(S160) 이후에는, 도 1 내지 도 3과 같이 갱신 가중치 산출부(170)가 상기 최적의 클래스 계층 구조를 구성하는 상기 각 영역에 대하여 갱신된 가중치를 산출하게 된다(S170).

<83> 이상과 같이 신규 질의점 산출(S160) 및 갱신 가중치 산출(S170)이 완료된 이후에는, 도 1 또는 도 3과 같이, 갱신 질의 생성부(180)가 상기 최적의 클래스 계층 구조를 구성하는 각 영역에 대하여 상기 새로운 질의점(q')과 상기 갱신된 가중치(w')를 이용하여 아래 수학식 2와 같은 갱신된 질의(Q')를 생성하게 된다(S180).

<84> [수학식 2]

<85> $$Q' = (q', d', w', k)$$

<86> 여기서, q'는 상기 새로운 질의점, d'는 새로운 거리함수, w'는 상기 갱신된 가중치, k는 사용자에게 반환되는 이미지의 개수를 의미한다. 여기서, 추후 사용될 거리함수인 d'는 앞서 상술한 S120 단계의 EMD 함수와 동일하다.

<87> 즉, 이상과 같은 도 3의 적합한 이미지들의 영역으로부터 발생되는 클래스들의 대표들은 새로운 질의점들의 집합을 형성하게 된다. 또한 이들의 질의점에 관한 가중치가 계산되어 진다.

<88> 새롭게 조정된 가중치를 반영하기 위해서, 새로운 질의점 q'의 집합, 새로운 가중치 w', 및 새로운 거리함수

d'를 포함하는 새로운 질의(Q')가 상술한 바와 같이 계산되고, 도 1의 영역 필터링 단계(S190)를 거쳐서 중요성이 낮은 영역이 제거된 이후에는 다음 반복 단계인 S120단계(거리산출 단계)의 입력으로 사용되게 된다. 이러한 몇 번의 반복 단계를 거친 후에, 사용자가 결과를 만족하게 되면 본 발명의 시스템은 최종 결과 이미지 집합을 출력할 수 있게 된다.

<89> 이상과 같은, 도 2 및 도 3의 초기영역 클래스 구성 단계(S150) 내지 갱신 질의생성 단계(S180)에 관하여 보다 상세히 설명하자면 다음과 같다.

<90> 도 4에 도시된 바와 같이, 적합한 이미지 집합의 각각의 이미지를 구성하는 영역들은 초기영역 클래스, 즉 영역 클러스터링 계층 구조의 최하위 레벨을 형성한다. 이때 상기 초기영역 클래스란 도 4의 맨 아래의 적합 이미지 상측에 위치한 상기 적합이미지에 관한 분할된 영역을 의미할 수도 있으나 반드시 상술한 바로 한정되는 것은 아니며, 최적의 클래스 계층이 아닌 C_1 내지 C_n이 위치한 초기 클래스를 의미할 수도 있다.

<91> 한편, 추후 갱신 질의생성 단계(S180)에서 사용될 새로운 질의를 정제하기 위해, 상기 S150 단계의 초기영역 클래스로부터 새로운 의사-영역에 해당하는 영역 클래스들을 구성하기 위한 S160 단계의 계층적 클러스터링 알고리즘이 사용된다.

<92> 이러한 계층적 클러스터링 알고리즘을 설명하자면 다음과 같다.

<93> 먼저, 클래스 계층 구조에서 g번째 계층에는 g개의 클래스가 존재하며, 전통적인 호텔링 T^2 함수를 사용하여 상기 g개의 클래스 중 선택된 두 개의 클래스의 위치가 같은지 다른지 통계적 검증을 하게 된다.

<94> 서로 다른 두 개의 클래스 C_i와 C_j에 대하여, 호텔링 T^2 함수는 다음 수학식 1d와 같이 정의된다.

<95> [수학식 1d]

<96>
$$T^2 = \frac{n_i n_j}{n_i + n_j}(\overline{x_i} - \overline{x_j})' S_{pooled}^{-1}(\overline{x_i} - \overline{x_j})$$

<97> 여기서, S_{pooled}는 $(S_i + S_j)/(n_i + n_j - 2)$ 이며, 두 개의 클래스는 p차원 공간의 중심 벡터 ($\overline{x_i}, \overline{x_j} \in R^p$)에 의해 특징지어진다. 또한, 두 클래스의 공분산 행렬은 S_i, S_j로 표시되며, 두 클래스의 데이터 수는 각각 n_i, n_j이다.

<98> 여기서, 데이터가 다변량 정규분포를 따른다고 가정할 경우,

<99>
$$(n_i + n_j - p - 1)/p(n_i + n_j - 2)\,T^2$$ 는

<100>
$$F(p, n_i + n_j - p - 1)$$ 의 분포를 따른다.

<101> 그리고, 상기 수학식 1d는 두 클래스 간의 마하라노비스(Mahalanobis) 거리와 일치한다. 여기서, 적절한 클래스들의 개수를 추정하기 위하여, 클래스 계층 구조에서 최적의 계층을 결정하는 것이 필요하다.

<102> g번째 클래스 계층에서 $\binom{g}{2}$ 개의 호텔링 함수가 $\binom{g}{2}$ 개의 쌍 중 임의의 클래스 쌍들이 병합되는지 결정하기 위해 사용될 수 있다.

<103> 상술한 병합이 발생하지 않는 경우에는 g번째 계층이 (g-1)번째 계층보다 최적의 계층에 가깝다고 할 수 있으며, 병합이 발생하는 경우는 (g-1)번째 계층이 최적의 계층과 더 가깝다고 할 수 있다.

<104> 여기서, 상기 g번째 계층 및 (g-1)계층으로 각각 표현되는 이유는, 병합되는 과정에 있어서 해당 계층의 클러스터의 수가 하나씩 감소되는 이유에서이다.

<105> 한편, 아래 수학식 1e에 개시된 T_0는 g번째 클러스터링 계층에서의 클래스의 쌍 C_i와 C_j을 비교하기 위한 호텔링 함수 T_{ij}^2 에 대한 결과 값에 해당되며, 여기서 확률 값인 p_{ij}는 다음의 수학식 1e와 같이 정의될 수 있다.

<106> [수학식 1e]

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

<107>

<108> 여기서, $F(p, n_i + n_j - p - 1)$ 는 자유도(degree of freedom)가 p와 $n_i + n_j - p - 1$ 인 F 분포를 나타낸다.

<109> 그리고, 작은 값의 p_{ij}는 두 클래스 간이 잘 분리되었음을 나타내는 좋은 증거이다.

<110> 특히, $\max_{1 \leq i \neq j \leq g} p_{ij}$ 가 주어진 임계값(threshold value)보다 작은 경우에는, 모든 g개의 클래스들은 분리되고, g번째 계층이 (g-1)번째 계층보다 더 최적의 계층이라고 판단될 수 있다.

<111> 즉, 적절한 클래스들의 수를 측정하기 위한 알고리즘은 다음과 같은 단계들로 구성할 수 있다.

<112> 단계 1. 초기 클래스들의 개수를 g개로 지정한다.

<113> 단계 2. g개의 클래스들과 함께 주어진 데이터를 클러스터링한다.

<114> 단계 3. $\binom{g}{2}$ 개의 두 클래스의 쌍을 각각 비교한다.

<115> 단계 4. 각각의 클러스터링 계층에서 $\binom{g}{2}$ 개의 모든 확률(p) 값들이 주어진 신뢰수준(임계값)보다 작은 경우, g를 클래스의 개수로 확정한다.

<116> 단계 5. 만약 그렇지 않은 경우, (g-1)을 클래스의 개수로 지정하고 단계 2 내지 4를 반복한다.

<117> 이상과 같이, 유사한 영역들은 도 4와 같은 클러스터링을 거쳐 모두 합쳐지고, 추후 갱신 질의생성 단계(S180)에서 정제된 질의 q'는 복합 이미지(pseudo image)로 표현되게 된다.

<118> 즉, EMD 함수의 매개변수 중 하나인 질의 q'는 클러스터들에 대응되는 모든 영역들을 포함한 복합 이미지가 된다.

<119> 한편, 상기 클러스터 $C_1, \ldots, C_g$ 에 대한 중심값(클러스터의 대표값)과 가중치는 적합성 피드백의 다음 반복 단계 즉, 도 2 상의 영역 필터링(S190) 이후의 거리산출 단계(S120)시 상기 EMD 거리함수의 구성요소인 질의점과 가중치로 사용된다.

<120> 한편, 클러스터 C_l 영역의 중요성(Cluster Region Importance)은 다음 수학식 1f과 같이 정의될 수 있다.

<121> [수학식 1f]

$$CRI(C_i) = \frac{\sum_{R_{k_i} \in C_i} w_{sp}^{+}(R_{k_i})}{\sum_{j=1}^{g} \sum_{R_{k_i} \in C_j} w_{sp}^{+}(R_{k_i})}$$

<122>

<123> 여기서, g는 각각의 상기 반복 단계에서 클러스터의 개수를 나타내고, 제약 조건으로

$$\sum_{j=1}^{g} CRI(C_j) = 1$$

이 성립된다.

<124> 한편, 이상과 같은 초기영역 클래스 구성 단계(S150) 내지 갱신 질의생성 단계(S180)를 거친 이후에는, 도 1 내지 도 3 및 도 5와 같이, 영역 필터링부(190)가 상기 최적의 클래스 계층 구조를 구성하는 각 영역에 대한 각각의 질의영역에 기초하여 영역 필터링을 수행하여 상기 질의영역 내에 해당되는 영역만을 필터링한다(S190).

<125> 여기서, 상기 질의영역이란, 도 5와 같이, 특징 벡터를 중심으로 하여 해당 영역-클러스터 안에 포함된 영역 데이터에 의해 계산된 유효반경을 갖는 타원 영역을 의미할 수 있는데, 물론 상기 질의영역의 중심이 되는 특징 벡터란, 상기 신규 질의점 산출 단계(S160)에서 산출된 도 3의 클러스터 대표값, 즉 도 5에서 해당 클러스터의 중심점인 신규 질의점을 의미한다.

<126> 또한, 도 5에 개시된 상기 질의영역의 유효반경(q_i)은, 아래의 [수학식 3]과 같이 표현 가능하다.

<127> [수학식 3]

$$\text{유효반경}(q_i) = \gamma \frac{n-1}{n-p} F_{p,n-p}(\alpha)$$

<128>

<129> 여기서, q_i는 i번째 질의영역의 유효반경, p는 데이터의 차원, n은 최적의 클래스 계층 구조의 구성으로 인해 얻어진 해당 클러스터 내의 영역 데이터의 개수, Υ는 영역 필터링의 파라미터, $F_{p,n-p(\alpha)}$는 자유도가 p,n-p이고 유의수준이 α인 F-검정치를 나타낸다.

<130> 즉, 상기 영역 필터링 단계(S190)는, 상기 질의영역에 해당되는 타원형의 유효반경 내에 포함되는 영역만을 필터링하여, 추후 다음 단계(S120)의 거리 산출에 보다 적은 양의 이미지 영역이 이용될 수 있도록 한다.

<131> 즉, 이전 단계에서 최적의 클래스 계층을 형성하는 동안에는 많은 영역이 서로 병합되게 되고, 상기 병합에 의해 형성된 이미지 내에는 상술한 바와 같이 영역의 개수가 너무 많이 포함되어 있다. 여기서, 상기 영역 필터링 단계(S190)를 수행하는 것에 의하면, 상기 질의영역(유효반경)을 기준으로 하여 그 중요성이 낮은 이미지들의 영역들을 제거할 수 있게 된다.

<132> 다시 말해서, 적합성 피드백 과정을 반복함에 따라 적합한 이미지들의 수가 지속적으로 증가하므로, 질의를 구성하는 영역의 개수는 급격하게 증가하게 되는데, 질의와 이미지 사이의 거리 계산에 소요되는 시간은 질의를 구성하는 영역의 개수와 비례하므로, 상술한 영역 필터링 과정(S190)을 통해 영역의 수를 줄임으로써 이미지 검색 시간을 크게 줄일 수 있다.

<133> 이상과 같은 영역 필터링 단계(S190)에 관하여 도 5를 참고로 하여 보다 상세히 설명하면 다음과 같다.

<134> 영역 기반의 이미지 검색에서는, 특징 공간에서 후보 이미지들의 유사성을 순위 매기기 위하여 상술한 바와 같은 EMD(Earth Mover's Distance) 방법을 사용한다. EMD 방법은 가변 길이를 가진 두 영역의 집합 사이의 거리 측정에 적합하다.

<135> 그런데, 질의 이미지에서 영역의 수가 증가함에 따라, EMD 유사성 함수를 계산하는데 걸리는 시간이 증가하므로, 상술한 영역 필터링(S190)을 이용하여 영역들의 수를 줄임으로써 비슷한 이미지들을 효과적으로 검

색할 수 있다.

<136> 이미지 데이터베이스 안에서 영역들의 모든 특징 벡터들은 특징 공간의 점들로 표현되는데, 상기 영역 필터링 방법은 질의 영역들에 대응하는 영역-클러스터들의 확장에 기초하고 있다.

<137> 도 5와 같이, 영역-클러스터들은 타원형으로 표현될 수 있다. 즉, 주어진 상기 질의영역은, 질의영역의 특징벡터를 중심으로 하고, 질의 영역의 영역-클러스터 안에 포함된 영역 데이터에 의해서 계산된 유효반경(effective radius)을 갖는 타원으로 표현되어 이미지들의 영역들을 필터링할 수 있다.

<138> 만약 이미지에서 어떤 영역이 타원의 유효 반경 내에 포함되면, 그 이미지는 유사성 검색을 위한 후보로 선택되어 추후 S120 단계의 입력으로 사용될 수 있다.

<139> 상기 도 5는 본 발명에 따른 영역 필터링의 실시예를 보여주는 도면으로서, 최적의 클래스 계층 구조에 포함된 클러스터가 총 3개가 도시되어 있으며, 각 클러스터의 중심으로부터 유효반경 r_i(i = 1, 2, 3)를 갖는 점선으로 된 타원들은, 특징 공간 F를 기반으로 하는 질의 Q'로 주어진 영역 필터를 나타낸다.

<140> 영역-클러스터 1, 2, 3의 유효 반경 내에 포함되는 영역들(음영이 표시된 영역)은 필터를 통과하여 다음 단계(S120)의 데이터로 이용될 수 있다. 즉, 음영이 표시된 영역들은 특징 공간 F를 기반으로 하는 주어진 질의 Q'의 영역 필터를 통과한 후보 집합 안에 포함된다.

<141> 질의의 영역-클러스터 내의 각각의 데이터는 가우시안 분포를 따르며 유의수준으로서 α 값을 선택한다. 유의수준 α에 대해 데이터의 100(1-α)%(보통 95~99%)는 타원 안에 들어가게 되고, 자유도 p 인 $\chi^2(\alpha)$의 분포를 따른다.

<142> 즉, 질의에서 영역-클러스터의 유효 반경은 다음 수학식 3a와 같이 계산될 수 있다.

<143> [수학식 3a]

<144>
$$\frac{n-1}{n-p}F_{p,n-p}(\alpha)$$

<145> 여기서, p는 데이터의 차원을 나타내고, n은 해당 클러스터 내의 영역 데이터의 개수를 나타낸다.

<146> 본 발명에서 제안된 방법에서는, 영역 필터링의 함수 파라미터로서 Υ가 사용되며, 그 값으로서 $\gamma = 1.0, 0.8, 0.6, 0.4, 0.2$ 을 이용한다.

<147> 한편, 영역-클러스터의 통계적 반경은, 주어진 질의에 대해서 보다 작은 유사한 영역들을 추출하기에는 반경이 너무 크므로 필터 역할을 제대로 하지 못하게 될 수 있다. 따라서, 본 발명에서는 상술한 수학식 3과 같이 Υ 값이 적용된 수식으로 유효 반경을 새롭게 정의하였다.

<148> 이상과 같이 정의된 유효반경을 이용하여, 해당 유효반경에 포함되는 영역은 '1', 그렇지 않은 영역은 '0'으로 분류하여 상기 '0'으로 분류된 영역은 삭제하고 상기 '1'로 분류된 영역만을 채용하여 다음 단계(S120)의 데이터로 이용하게 된다.

<149> 이러한 유효반경을 이용한 영역 분류를 위한 영역 일치 행렬로서 다음의 수학식 3b가 제안될 수 있으며, 열과 행으로 된 행렬은 S130단계 이후 데이터베이스(10)로부터 얻어진 이미지 영역들의 개수 및 상기 이미지 영역들이 포함된 질의영역(유효반경)들의 수를 각각 나타낼 수 있다.

<150> [수학식 3b]

<151>
$$S_{Q,I}(q_i, R_j) = \begin{cases} 1, \text{만약 } R_j \in \text{유효반경}(q_i) \\ 0, \text{나머지 경우} \end{cases}$$

<152> 여기서, Q는 상기 질의영역들의 집합을 나타내고, I는 데이터베이스(10)에서 불러온 이미지 즉, 상기 클러스터

내에 존재하고 있는 영역에 관한 이미지를 나타낸다. 또한, q_i는 상기 Q의 i번째 영역을 나타내고, R_j는 상기 I의 j번째 영역을 나타낸다.

<153> 상기 이미지 I가 q_i에 유사한 영역으로 포함될지에 관한 정보를 수집한 이후에, 만약 이미지 I의 특정 영역(R_j)이 상기 질의영역(유효반경 q_i)에 유사한 영역인 경우, 이미지 I는 후보 이미지들의 집합에 포함되어 상기 '1'로 분류되어 S120 단계의 데이터로 이용될 수 있다.

<154> 즉, 상기 영역 필터링 이후, 상기 후보 이미지들을 이용한 거리 계산을 수행하는 상기 S120 단계시, 상기 갱신된 질의(Q')와 상기 영역 필터링에 의해 얻어지는 후보 이미지 I사이의 EMD 함수를 계산하기 위해 수학식 3b는 q_i와 R_j를 Q와 I의 매개변수로 정한다.

<155> 따라서, 이러한 상기 영역 필터링 단계(S190) 이후에는, 상기 거리산출 단계(S120) 내지 영역 필터링 단계(S190)가 특정 횟수로 반복될 수 있다. 이때, 상기 거리산출(S120) 단계는, 상기 갱신된 질의(Q')에 대하여, 상기 영역 필터링에 의해 필터링된 각 영역에 대한 상기 새로운 질의점과 상기 데이터베이스(10)에 저장된 이미지 간의 거리를 상기 수학식 2의 거리함수에 의해 산출할 수 있다. 여기서, 상기 거리함수는 앞서 상술한 EMD함수와 동일함은 물론이다.

<156> 마지막으로, 실제 데이터베이스(10)의 이미지를 검색하는 실험 데이터를 이용하여, 본 발명에 따른 이미지 검색 방법이 이미지 검색 시간을 효과적으로 절감할 수 있음을 증명하고자 한다.

<157> 데이터베이스(10)의 이미지 검색 실험에서는, 영역 기반의 이미지 데이터베이스에서 k-NN(k-nearest neighbor) 질의를 위한 영역의 필터링 방법을 평가하기 위하여, 종래에 시행하고 있는 위치와 크기를 사용하는 영역의 가중치 방법, 면적율을 사용하는 영역 가중치 방법 및 영역의 빈도수를 사용하는 영역 가중치 방법을 본 발명의 영역 필터링과 함께 수행하는 경우와 그렇지 않은 경우로 나누어 비교하였다.

<158> 각각의 실험에서 클러스터 영역 빈도수와 함께 동적인 영역 클러스터링 방법과 개별적인 영역 빈도수를 적용시킨 다중-점 이동 적합성 피드백 방법을 사용하였다. 알고리즘은 펜티엄IV 2.6GHz PC 상에서 수행되었고, Windows XP 운영체제가 사용되었다.

<159> 코렐 이미지 데이터베이스로부터 얻어진 10,000개의 범용 목적의 컬러 이미지들에 대해서 알고리즘을 테스트하였으며, 10개의 선택된 카테고리들로부터 무작위로 40개의 초기 질의 이미지들을 생성하였다.

<160> 선택된 10개의 카테고리에는, 일몰, 해안가, 동물, 비행기, 새, 나무, 꽃, 자동차, 사람, 과일이 포함되었고, 사용자가 저수준의 특징 표현들이 아닌 고수준의 개념들을 기반으로 하여 적합한 이미지들을 요구하는 경우, 고수준의 카테고리 정보를 적합성 피드백을 얻기 위한 실측 정보(ground truth)로서 사용하였다.

<161> 즉, 초기 질의 이미지와 같은 카테고리 내의 이미지들은 적합한 이미지들로 고려된다. 각각의 질의 이미지들을 위하여 초기 질의 안에서 총 5번의 피드백 반복(S120 내지 S190단계의 반복)을 수행하였다.

<162> 그리고, 모든 측정값들은 40개의 질의에 대한 평균값을 나타낸다. k-NN 질의는 유사성 기반의 측정을 위해 사용되었고, 반환되는 이미지의 개수인 k는 100으로 설정하였으며, 상기 감쇠요소 β는 0.3으로 설정하였다.

<163> 그리고, 영역 필터링 함수의 파라미터 값의 실험 결과 측정을 위하여, 영역 가중치와 영역 필터링을 함께 적용하는 경우의 평균 재현율과 검색 시간을 측정하였다.

<164> 도 6 내지 도 7은 영역 필터링 함수의 파라미터(Υ) 값을 0.2에서 1.0의 범위로 변화시키는 경우 측정되는 평균 재현율(정확도) 및 검색 시간을 나타내는 도면이다. 여기서 재현율이란 본 발명의 방법에 의해 검색되는 이미지에 관한 정확도를 의미할 수 있다.

<165> 즉, 도 6을 참고하면, Υ 값이 0.6인 경우 가장 좋은 재현율(정확도)를 나타내는 것을 확인할 수 있는데, 상기 0.6으로부터 값을 증가시키거나 또는 감소시킬 때 상술한 재현율(정확도)이 감소되는 것을 알 수 있다.

<166> 또한, 도 7을 참고로 하면, Υ 값이 작아지는 경우 검색시간이 줄어들지만, 값이 0.6 이하인 경우에는 검색 시간의 감소 비율이 그다지 크지 않음을 확인할 수 있다.

<167> 이러한 도 6 내지 도 7의 실험결과를 바탕으로 하여볼 때, 재현율이 높음과 동시에 검색시간이 크게 소요되지

않는 영역 필터링 함수의 최적 파라미터 값은 Υ=0.6이 사용될 수 있다.

<168> 이것은, 주어진 질의에 관해서 영역-클러스터의 작은 유효 반경이 더 잘 사용된다는 것을 의미한다.

<169> 즉, 도 5를 참고 하면, Υ 값이 작을수록 수학식 3의 유효반경 값은 작아지게 되는데 이때 영역 필터링 과정(S190)에서 제거되는 영역의 수가 증가, 즉 중요성이 덜한 영역이 많이 제거될 수 있으므로 어느 특정 수준의 Υ 값(0.6)까지는 그 재현율이 우수해질 수 있다. 참고로, Υ 가 0.6 이상인 경우에는 이미지 검색시 사용되는 영역의 수가 크게 제한되어 이미지 정보의 부족 등의 요인으로 인해 그 재현율이 저하될 수 있다.

<170> 또한, Υ 값이 작을수록 그 유효반경이 작아지는 것으로 인해 상기 영역 필터링시 제거되는 영역의 수가 증가됨과 동시에 상기 S120단계의 입력으로 사용되는 영역 데이터는 감소되게 되므로, 이후에 있을 거리산출 단계 등의 과정이 간소화될 수 있고 결론적으로 본 발명의 이미지 검색 시간을 줄이는 효과가 있다.

<171> 한편, 상기 영역 필터링 함수의 파라미터(Υ) 값을 0.6으로 설정한 상태에서 본격적인 비교 실험을 수행하였다.

<172> 도 8은 영역의 가중치 방법, 면적율을 사용하는 방법 및 영역의 빈도수를 사용하는 방법을 본 발명에 따른 영역 필터링 방법과 함께 수행하는 경우와 그렇지 않은 경우로 나누어 평균 정확도를 비교하여 나타내고 있다.

<173> 도 8에서 확인할 수 있는 바와 같이, 본 발명에 따른 영역 필터링을 함께 수행하는 경우가 그렇지 않은 경우에 비하여 보다 정확한 검색이 가능하다.

<174> 즉, 도 8를 참조하면, 본 발명의 영역 필터링 방법을 이용한 영역의 공간 위치와 크기의 가중치 방법(진한 □기호)과, 상기 영역 필터링 방법을 이용하지 않은 영역의 공간 위치와 크기의 가중치 방법(연한 □기호)에 관한 총 5회의 반복 단계 동안, 평균 정확도의 개선률은 72.1%와 54.1%로 나타나고 있다.

<175> 즉, 초기의 약 0.35의 재현율을 기준값으로 하여, 영역 필터링 방법을 이용하지 않고 5회 반복한 재현율의 경우 54.1%의 재현율 향상 특성을 보인데 반해, 상기 영역 필터링을 이용하여 5회 반복한 재현율의 경우에는 앞서 상술한 경우에 비해 약 18%가량 개선된 72.1%의 재현율 특성을 나타낸다.

<176> 또한, 영역 필터링 방법을 사용한 면적율 방법(진한 ○기호)은 57.5%의 개선률을, 영역 필터링 방법을 사용하지 않은 면적율 방법(연한 ○기호)은 33.2%의 개선률을 보였다. 또한, 영역 필터링을 사용한 영역 빈도수 방법(진한 +기호)은 63.0%의 개선률을, 영역 필터링을 사용하지 않은 방법(연한 +기호)은 40.2%의 개선률을 보였다.

<177> 상술한 개선률을 비교해 보면, 영역 필터링을 사용한 경우가 영역 필터링을 사용하지 않은 경우보다 월등하게 높은 개선률을 보이고 있음을 확인할 수 있다.

<178> 다음으로 본 발명에 따른 영역 필터링 방법이 검색 시간을 얼마나 줄일 수 있는지를 도 9 내지 도 10을 참고로 하여 살펴보기로 한다.

<179> 도 9는 영역의 공간 위치와 크기의 가중치 방법, 면적율을 사용하는 방법, 도 10은 영역의 빈도수를 사용하는 방법을 본 발명에 따른 영역 필터링 방법과 함께 수행하는 경우와 그렇지 않은 경우로 나누어 검색 시간을 비교하여 나타낸 도면이다.

<180> 도 9 내지 도 10으로부터, 본 발명에 따른 영역 필터링 방법을 함께 적용하는 경우가 모든 영역 가중치 방법에 대하여 검색 시간을 큰 폭으로 감소시켜 주는 것을 확인할 수 있다.

<181> 도 9 및 도 10으로부터 한 가지 주목할 만한 것은, 도 10의 영역의 빈도수를 이용한 가중치 방법의 검색 시간이 도 9의 영역의 공간 위치와 크기의 가중치 방법 또는 면적율 방법의 검색 시간보다 약 5배 이상 길게 나타나는데, 이것은 영역 빈도수를 이용한 가중치 방법의 경우, 각 반복 단계에서 영역과 적절한 모든 이미지들 사이의 유사성을 측정하는데 과도한 시간을 소비하기 때문이다.

<182> 이상과 같이, 본 발명은 비록 한정된 실시예와 도면에 의해 설명되었으나, 본 발명은 이것에 의해 한정되지 않으며 본 발명이 속하는 기술분야에서 통상의 지식을 가진 자에 의해 본 발명의 기술 사상과 아래에 기재될 청구범위의 균등 범위 내에서 다양한 수정 및 변형이 가능함은 물론이다.

도면의 간단한 설명

<183> 도 1은 본 발명의 실시예에 따른 영역 필터링을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법을 위한 시스템 구성도,

<184> 도 2는 도 1의 방법의 흐름도,

<185> 도 3은 도 2의 방법에 관한 흐름을 부연 설명하기 위한 구성도,

<186> 도 4는 도 2 또는 도 3의 초기영역 클래스 구성 및 최적의 클래스 계층 구조에 관한 실시예를 나타내는 구성도,

<187> 도 5는 도 2 또는 도 4의 영역 필터링 단계의 실시예를 나타내는 구성도,

<188> 도 6 내지 도 7은 영역 필터링 함수의 파라미터인 Υ 값을 변화시킬 경우 측정되는 평균 재현율(정확도) 및 검색 시간을 나타내는 도면,

<189> 도 8은 영역의 가중치 방법, 면적율을 사용하는 방법 및 영역의 빈도수를 사용하는 방법을 본 발명에 따른 영역 필터링을 이용한 이미지 검색 방법과 함께 수행하는 경우와 그렇지 않은 경우로 구분하여 평균 정확도를 비교하여 나타낸 도면,

<190> 도 9 내지 도 10은 영역의 가중치 방법, 면적율을 사용하는 방법 및 영역의 빈도수를 사용하는 방법을 본 발명에 따른 영역 필터링을 이용한 이미지 검색 방법과 함께 수행하는 경우와 그렇지 않은 경우로 구분하여 검색 시간을 비교하여 나타낸 도면이다.

<191> <도면의 주요 부분에 대한 부호의 설명>

<192> 10...데이터베이스

<193> 100...영역 필터링을 이용한 영역 기반 이미지 검색 방법을 위한 시스템

<194> 110...질의생성부 120...거리산출부

<195> 130...이미지 반환부 140...적합성 수신부

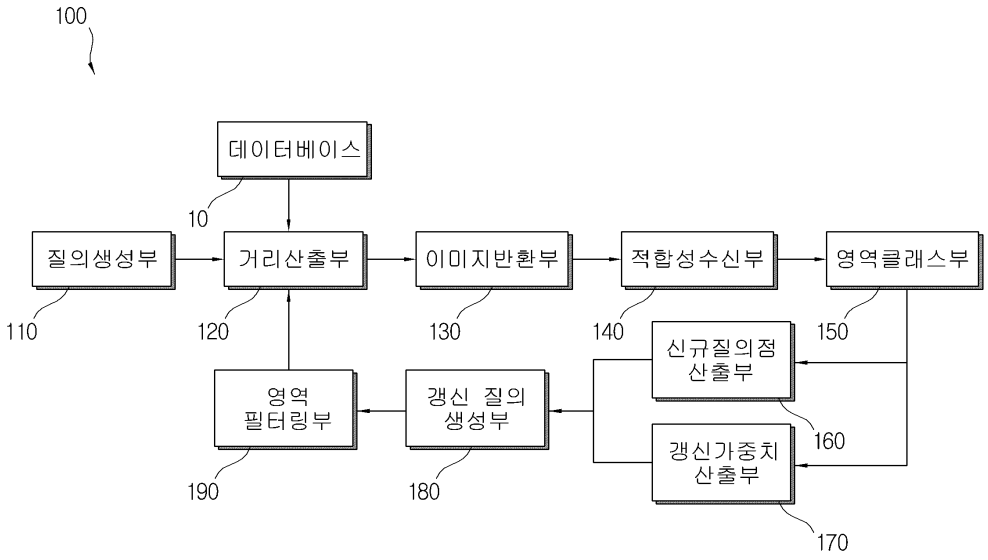
<196> 150...영역클래스부 160...신규 질의점 산출부

<197> 170...갱신 가중치 산출부 180...갱신 질의 생성부

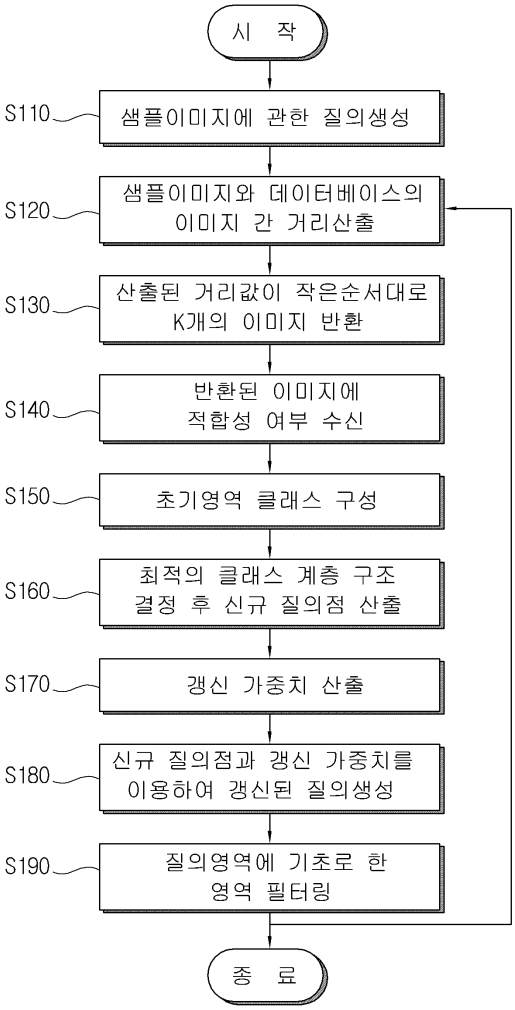
<198> 190...영역 필터링부

도면

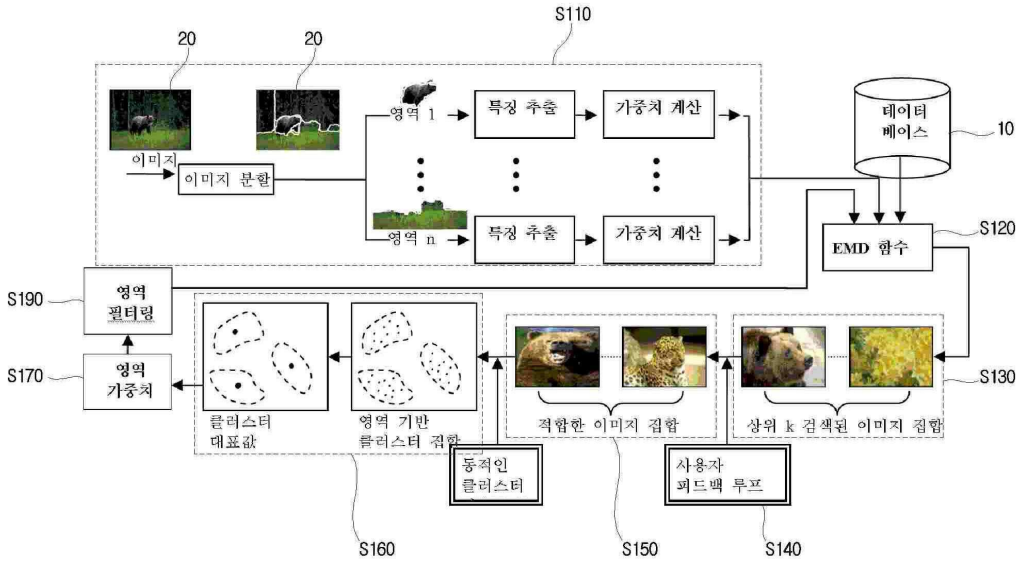
도면1



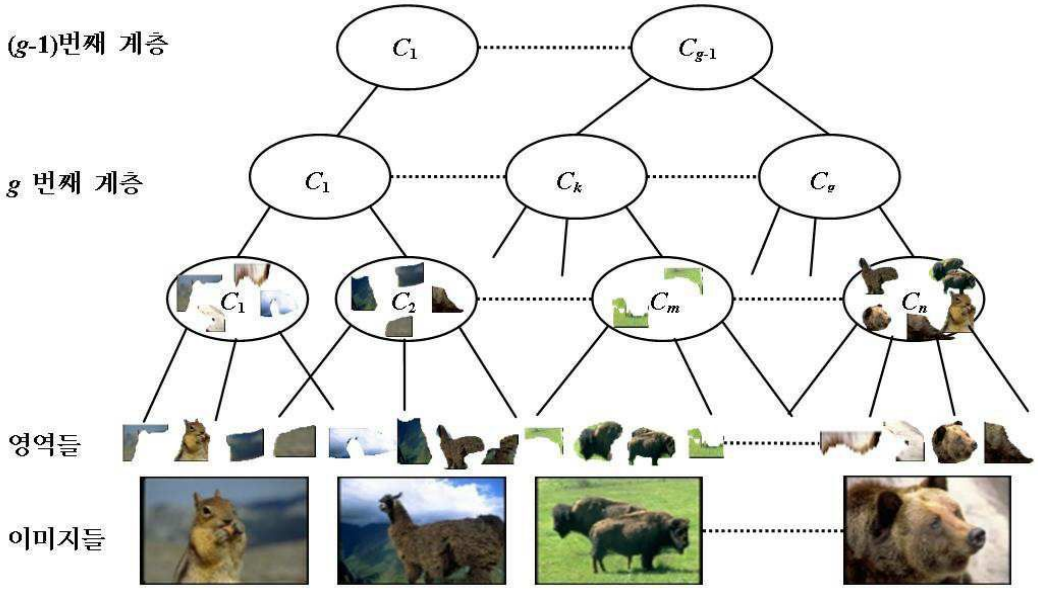
도면2


시 작
S110
샘플이미지에 관한 질의생성
S120
샘플이미지와 데이터베이스의 이미지 간 거리산출
S130
산출된 거리값이 작은순서대로 K개의 이미지 반환
S140
반환된 이미지에 적합성 여부 수신
S150
초기영역 클래스 구성
S160
최적의 클래스 계층 구조 결정 후 신규 질의점 산출
S170
갱신 가중치 산출
S180
신규 질의점과 갱신 가중치를 이용하여 갱신된 질의생성
S190
질의영역에 기초로 한 영역 필터링
종 료

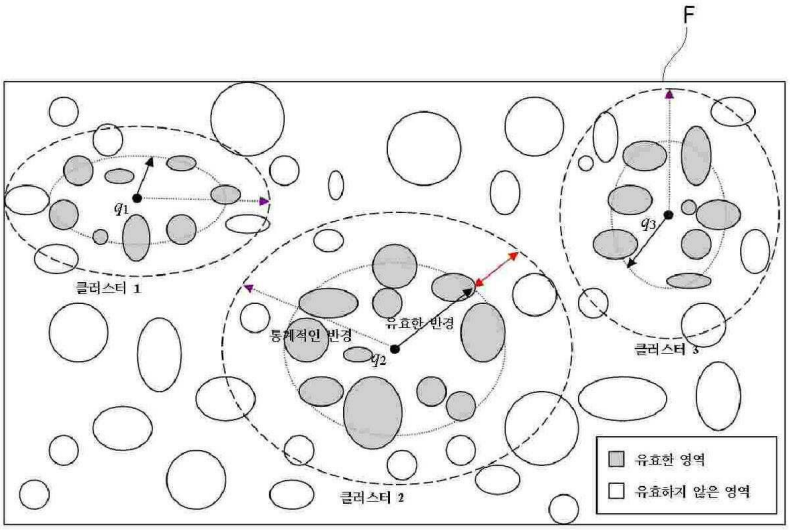
도면3


S110
20
20
이미지
이미지 분할
영역 1
영역 n
특징 추출
특징 추출
가중치 계산
가중치 계산
데이터 베이스
10
EMD 함수
S120
S190
영역 필터링
S170
영역 가중치
클러스터 대표값
영역 기반 클러스터 집합
적합한 이미지 집합
상위 k 검색된 이미지 집합
S130
동적인 클러스터
사용자 피드백 루프
S160
S150
S140

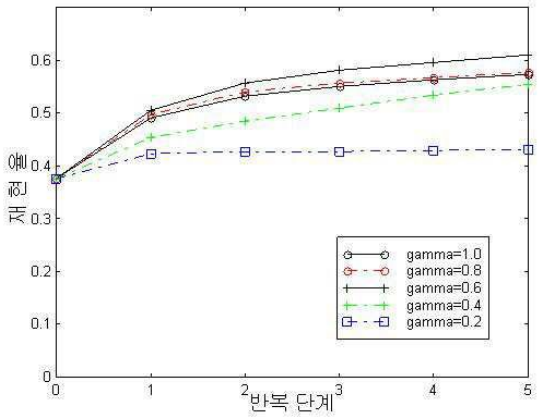
도면4


(g-1)번째 계층
g 번째 계층
영역들
이미지들
C_1
C_{g-1}
C_1
C_k
C_g
C_1
C_2
C_m
C_n

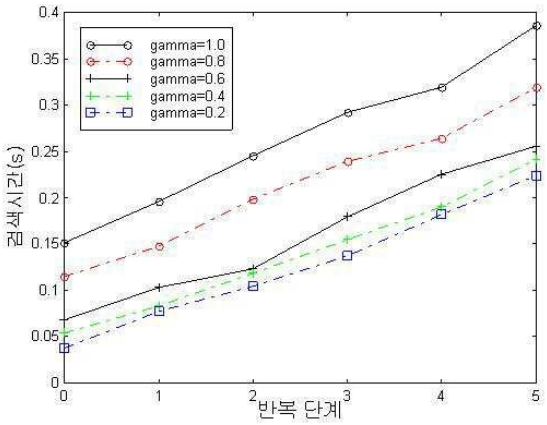
도면5


F
q_1
q_2
q_3
클러스터 1
클러스터 2
클러스터 3
유효한 반경
통계적인 반경
유효한 영역
유효하지 않은 영역

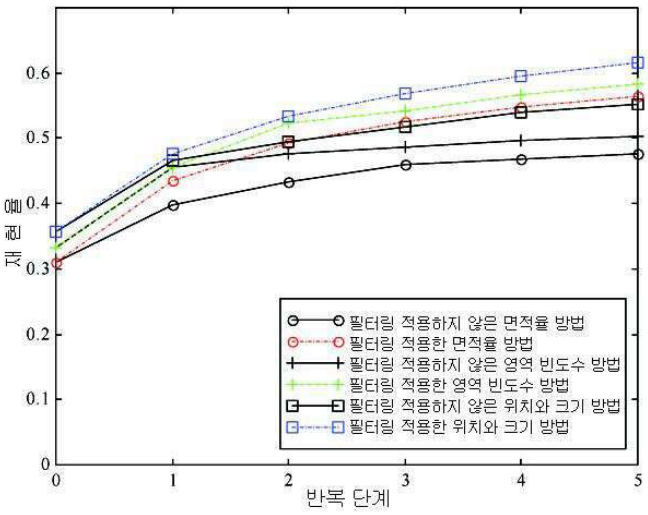
도면6


재현율
반복 단계
gamma=1.0
gamma=0.8
gamma=0.6
gamma=0.4
gamma=0.2

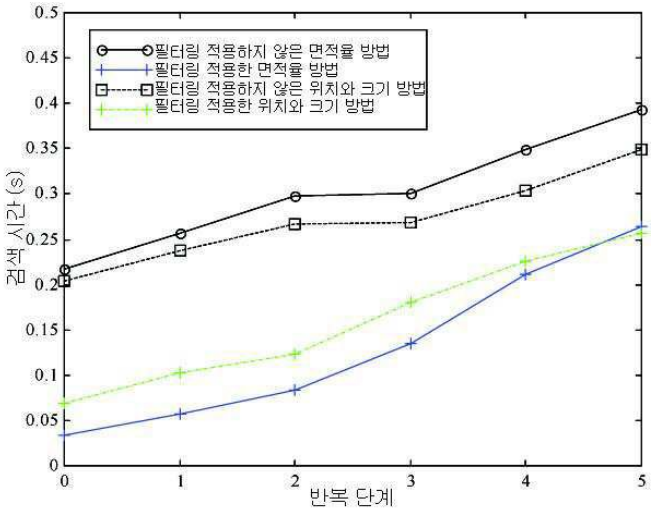
도면7


검색시간(s)
반복 단계
gamma=1.0
gamma=0.8
gamma=0.6
gamma=0.4
gamma=0.2

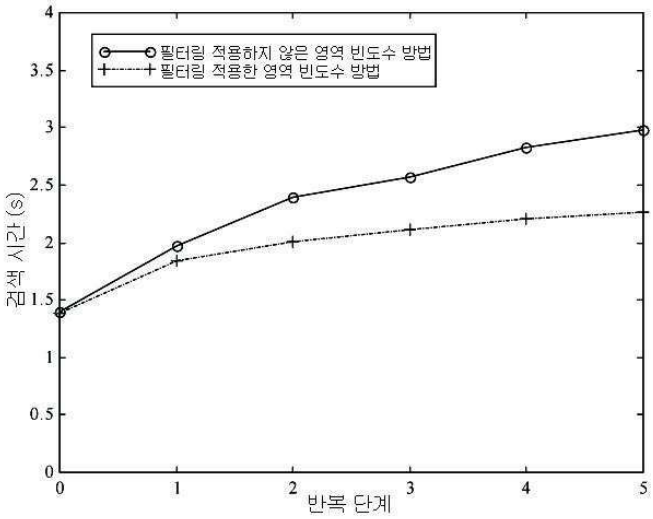
도면8


재현율
반복 단계
필터링 적용하지 않은 면적율 방법
필터링 적용한 면적율 방법
필터링 적용하지 않은 영역 빈도수 방법
필터링 적용한 영역 빈도수 방법
필터링 적용하지 않은 위치와 크기 방법
필터링 적용한 위치와 크기 방법

도면9


필터링 적용하지 않은 면적율 방법
필터링 적용한 면적율 방법
필터링 적용하지 않은 위치와 크기 방법
필터링 적용한 위치와 크기 방법
검색 시간(s)
반복 단계

도면10


필터링 적용하지 않은 영역 빈도수 방법
필터링 적용한 영역 빈도수 방법
검색 시간(s)
반복 단계