

위성영상 검색에서 사용자 관심영역을 이용한 적합성 피드백

(Relevance Feedback using Region-of-interest in
Retrieval of Satellite Images)

김성진[†] 정진완^{**} 이석룡^{***} 김덕환^{****}
(Sung-Jin Kim) (Chin-Wan Chung) (Seok-Lyong Lee) (Deok-Hwan Kim)

요약 내용 기반 영상 검색(content based image retrieval)은 영상 자체의 정보를 이용하여 유사 영상을 검색하는 기법이다. 하지만 멀티미디어 데이터는 텍스트 데이터와 달리 얻을 수 있는 데이터가 정확하지 않고 또한 시스템에서 표현되는 데이터의 저차원(low-level)의 표현법과 사용자가 인식하는 고차원(high-level)의 개념(concept)은 상당한 차이를 나타내게 된다. 즉 시스템 상에서 벡터들로 표현된 영상 데이터들이 벡터스페이스 상에서는 가깝지만 실제 사용자는 유사하지 않다고 인식하는 문제점이 발생한다. 이를 의미적 간극(semantic-gap) 문제라고 부른다. 이런 의미적 간극 문제로 인해 영상검색 결과는 좋지 않은 성능을 보이게 된다. 이를 해결하기 위해 사용자의 피드백 정보를 이용하여 질의를 수정하는 적합성 피드백 기법이 널리 사용되고 있다. 하지만 기존의 적합성 피드백은 사용자의 관심영역(region-of-interest, 이하 ROI)를 고려하지 않아 적합한(relevant) 영역의 모든 영역들이 새로운 질의 점을 계산하는 과정에서 사용된다. 시스템은 그 스스로 사용자 관심영역을 알지 못하기 때문에 적합성 피드백을 영상수준(image-level)으로 진행하기 때문이다. 이 논문에서는 복잡한 위성영상 영역 검색에서 관심영역을 사용자가 직접 선택하도록 유도하여 더욱 정확한 질의 점을 계산하여 정확도를 높이는 사용자 관심영역 적합성 피드백 방법을 제시한다. 또한 사용자가 선택하지 않은 부정확한 영상 정보를 이용하여 정확도를 향상시키는 프루닝 기법도 함께 제시한다. 실험을 통하여 사용자 관심영역 적합성 피드백의 우수성과 함께 제안한 프루닝 기법의 효율성도 함께 보여준다.

키워드 : 사용자 관심영역 적합성 피드백, 적합성 피드백, 사용자 관심영역, 내용기반 영상검색, 영역기반 영상검색, 위성영상

Abstract Content-based image retrieval(CBIR) is the retrieval technique which uses the contents of images. However, in contrast to text data, multimedia data are ambiguous and there is a big difference between system's low-level representation and human's high-level concept. So it doesn't always mean that near points in the vector space are similar to user. We call this the semantic-gap problem. Due to this problem, performance of image retrieval is not good. To solve this problem, the relevance feedback(RF) which uses user's feedback information is used. But existing RF doesn't consider user's region-of-interest(ROI), and therefore, irrelevant regions are used in computing new query points. Because the system doesn't know user's ROI, RF is proceeded in the image-level. We propose a new ROI RF method which guides a user to select ROI from relevant images for the retrieval of complex satellite image, and this improves the accuracy of the image retrieval by

· 본 연구는 한국과학기술원 영상정보특화연구센터를 통한 국방과학연구소의 연구비 지원으로 수행되었습니다.

† 학생회원 : 한국과학기술원 전산학과
sjkim@islab.kaist.ac.kr
** 중신회원 : 한국과학기술원 전산학과 교수
chungcw@kaist.edu
*** 중신회원 : 한국의국어대학교 산업정보시스템공학부 교수
silee@hufs.ac.kr
**** 정회원 : 인하대학교 전자전기공학부 교수
deokhwan@inha.ac.kr

논문접수 : 2008년 11월 6일
심사완료 : 2009년 10월 14일

Copyright©2009 한국정보과학회: 개인 목적이거나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

정보과학회논문지: 데이터베이스 제36권 제6호(2009.12)

computing more accurate query points in this paper. Also we propose a pruning technique which improves the accuracy of the image retrieval by using images not selected by the user in this paper. Experiments show the efficiency of the proposed ROI RF and the pruning technique.

Key words : CBIR, RBIR, relevance feedback, region-of-interest relevance feedback, satellite image

1. 서 론

1.1 연구배경

최근에 광학 미디어의 발전과 대중적인 보급으로 지금 이 순간에도 수많은 영상들이 생성되고 있고 그 양은 지금보다 더욱 더 증가할 것이다. 또한 구글어스와 같은 위성 영상 검색 서비스가 보편화 되면서 위성 영상의 양도 증가하는 추세이다. 이런 영상의 양의 급증과 더불어 영상 데이터 중에서 사용자가 원하는 유사 영상을 검색하기 위한 유사 영역 검색 기술에 대한 필요성은 갈수록 높아지고 있다.

이런 요구와 함께 영상 검색 기술도 또한 시대가 흐름에 따라 발전에 발전을 거듭해 왔다. 과거의 경우에는 많은 연구가 이뤄져있는 텍스트 검색 기술을 이용해 검색하는 대상을 영상으로 대체하여 영상 검색을 수행하였다. 이런 경우 검색을 위해 영상에 대한 주석(annotation)이나 영상에 대한 제목이나 파일이름과 같은 서지정보를 이용한다. 하지만 영상은 문서와는 다른 특징들을 가지고 있어 이런 방법은 다음과 같은 몇 가지 한계점을 지닌다. 첫째로 검색을 하기 위해서는 영상에 대한 주석이나 서지정보가 항상 함께 있어야 한다는 것이다. 만약 영상들에 대한 주석이나 서지정보가 없다면 이는 관리자가 모두 수작업으로 처리해주어야 하는 어마어마한 작업이 된다. 둘째로 영상에 대한 주석은 관리자의 주관적인 기준으로 작성되기 때문에 같은 영상에 대해서도 작성자마다 서로 다른 주석을 작성하게 된다. 이런 문제들로 인해 텍스트 검색 기술을 이용하는 방법은 좋지 않은 영상 검색 성능을 보인다. 이런 문제들을 해결하기 위해 영상 자체의 정보(색상, 모양, 질감, 패턴 등)를 이용하여 검색을 하는 내용기반 영상 검색이 오랫동안 연구되어 왔다.

내용기반 영상 검색 과정은 영상의 낮은 수준의 특징의 비교로 이루어진다. 내용기반 영상 검색에서는 영상의 시각적(visual) 내용을 이용하여 영상을 특징 공간(feature space)에서의 벡터로서 표현하고 인덱싱 한다. 따라서 한 영상은 이 특징 공간에서의 데이터 점(point)로 간주한다. 검색하고자 하는 영상과 데이터베이스 내의 영상 간의 유사도(similarity)는 두 영상의 어떤 특징값의 차이 값인 거리(distance)로 나타낼 수 있다. 그 거리가 작을수록 두 영상의 유사도는 증가한다고 볼 수 있다. 특징 공간이란 n -차원 공간을 의미하며, 이 때 n

은 시스템에서 사용 중인 특징의 차수를 의미한다. 모든 영상은 각각의 특징 값에 따라 특징 공간 내에 몇 개의 점에 대응된다. 즉, 주어진 질의 영상은 특징공간에서 몇 개의 점들로 대응된다. 그러면 k -NN 질의는 질의 점들에 가까운 k 개의 데이터 점에 해당하는 k 개의 영상을 검색하여 해결할 수 있다.

하지만 단순히 검색 영상과 데이터베이스 내의 영상의 특징값의 거리만으로 유사한 영상을 검색하는 것은 한계가 존재한다. 이는 바로 시스템에서 표현되는 낮은 차원의 특징 표현과 사용자가 생각하는 높은 차원의 개념(concept)과의 차이(gap)로 인해 발생하는 문제라고 할 수 있다. 이를 의미적 간극 문제라고 부른다. 이 의미적 간극 문제를 해결하기 위해 근래의 연구들은 영역기반 영상 검색(Region-based image retrieval)[1,2]과 적합성 피드백[3-5]에 집중하고 있다.

영역기반 영상 검색에서는 기존의 영상으로부터 단일 광역(global) 특징 값을 추출하는 전통적인 접근법과 달리 영상을 영역(region) 단위로 표현함으로써 영상에서 사용자가 생각하는 개념을 따라잡을 수 있도록 한다. 이를 위해 영역기반 영상 검색에서는 한 영상을 세그멘테이션[6-8]을 통해 여러 영역들로 구분한다.

적합성 피드백에서는 사용자로부터 받은 피드백 정보를 통해 질의를 수정하는 방식을 통해 질의 영상에 수반되는 높은 차원의 개념을 따라잡고자 한다. 질의에 대한 k 개의 결과 영상이 사용자에게 보여지면, 사용자는 이 질의의 결과에 적합성(Relevance)을 판단하여 시스템에 피드백 정보를 돌려준다. 즉, 사용자는 적합한(relevant) 영상들만 선택하게 되고 시스템은 이 정보를 이용해 질의를 새롭게 수정한 후 새로운 k 개의 결과 영상을 사용자에게 다시 보여준다. 이 과정은 사용자가 결과에 만족할 때까지 반복이 된다.

초기의 적합성 피드백에 대한 연구[3,4]에서는 특징 공간에서 새로운 질의를 한 점으로 간주하였다. 이 점을 특징 공간상의 적절한 위치로 이동시키고 또한 특징 컴포넌트의 가중치(weight)를 조정하여 최적의 질의 점과 유사성 함수를 찾기 위해 노력했다. 그 후의 연구[5]는 사용자의 피드백 정보를 이용해 적합한 영상들을 클러스터링을 통해 몇 개의 클러스터로 구분하여 각 클러스터의 대표점을 새로운 질의로 사용하였다. 하지만 이 기존의 모든 연구들에서 영역기반 이미지검색과 적합성 피드백을 결합한 사례는 없었으나 최근의 연구[9,10]에

서는 이러한 연구가 이뤄지고 있다.

1.2 연구목적

본 논문의 연구 목적은 위성 영상이 저장되어 있는 데이터베이스에서 사용자가 찾고자 하는 물체가 포함된 위성 영상과 동일하거나 유사한 영상의 정확한 위치를 찾고자 하는 것이다. 본 논문에서 찾고자 하는 영상의 종류에는 몇 가지 제약 조건이 있다. 본 논문에서는 위성 영상과 같이 2차원으로 평면에서 촬영된 흑백 위성 영상을 대상으로 한다.

앞서 살펴본 바와 같이 영상기반 이미지검색에서는 영상에서의 높은 차원의 개념을 잡기위해 여러 영역으로 나누고 사용자의 피드백을 통해 구한 적합한 영상들의 모든 영역들을 클러스터링 한다. 이 때 사용되는 모든 영역들 중에는 사용자 관심영역 즉, 영상의 여러 영역들 중 사용자가 찾고자 하는 물체에 대한 영역 외에도 배경영역이나 사용자가 적합하지 않다고 생각하는 영역도 함께 존재한다. 하지만 사용자로부터 선택된 영상들의 불필요한 영역들을 포함한 모든 영역들이 클러스터링 단계에서 함께 클러스터링되는 문제점을 안게 된다. 본 연구에서 대상으로 삼는 위성 영상은 얻을 수 있는 특징이 모양 특징밖에 없을 정도로 매우 제한적이다. 따라서 위성 영상에서의 정확한 검색을 위해서는 정확한 클러스터링이 매우 중요하다고 할 수 있다. 하지만 기존 영역기반 이미지검색의 적합성 피드백방식은 관심영역 이외의 영역이 함께 클러스터링에 참여함으로써 부정확한 클러스터 결과를 얻게 되고 결국 사용자의 개념(concept)을 제대로 따라잡지 못하게 된다.

본 논문에서는 영역기반 이미지검색에서 사용자 관심영상을 고려한 클러스터링을 이용하는 사용자 관심영역 적합성 피드백을 제안한다. 이를 통해 사용자 관심영역을 이용한 클러스터링이 기존의 영역기반 이미지검색에서의 영상수준의 적합성 피드백 방식보다 얼마나 더 정확한 성능을 보이는지 확인한다. 또한 이 새로운 모델에 적합한 프루닝 기법을 제안한다. 이는 사용자가 선택하지 않은 부적합한 영상들의 모든 영역들을 이용하여 정확도를 향상하는 프루닝 기법이다. 또한 이 논문의 대상인 위성 영역에 대한 검색에 있어서 기존 연구에서 사용하는 거리계산법인 EMD의 적용의 문제점을 분석하고 이에 대한 해결책을 제시한다.

1.3 논문의 구성

본 논문은 다음과 같이 구성된다. 2장에서는 기존 적합성 피드백 모델인 영역기반 이미지검색에서의 영상수준 적합성 피드백에 대해 알아보고 그 문제점을 살펴본다. 3장은 다음과 같이 구성된다. 3.1절은 기존 적합성 피드백에서의 문제점을 해결하기 위한 사용자 관심영역 적합성 피드백을 제안하고, 3.2절에서는 이 모델에서의

거리계산 방법을 보인다. 그리고 3.3절에서는 사용자가 선택하지 않은 부적합한 영상의 영역들의 집합(Irrelevant region set)을 이용하여 정확도를 향상할 수 있는 기법을 제안한다. 3.4절에서는 사용자가 선택하지 않을 확률이 높은 영역들을 사용자에게 보여주지 않는 프루닝기법을 제시한다. 4장에서는 제안한 방법들을 기존 영상수준 적합성 피드백과 비교한 실험결과를 보이고 5장에서 결론을 내린다.

2. 관련연구

앞서 소개에서 간략하게 살펴본 기존의 영역기반 이미지검색 시스템에서의 적합성 피드백에 대한 간략한 소개와 함께 문제점을 함께 살펴보도록 한다.

다음의 그림 1을 통해 기존의 영역기반 적합성 피드백의 모델[8,9]을 먼저 살펴보도록 하자.

데이터베이스 내부에는 전처리 과정을 통해 여러 영상들이 세그멘테이션을 통해 각각의 구분된 영역들로 구분되어진 후 각각의 영역들로부터 특징 값(feature value)을 추출하여 저장이 되어있다. 기존 영역기반 이미지검색의 적합성 피드백에서는 세그멘테이션을 통해 한 영상에서 여러 영역을 추출한다. 이 때 사용되는 세그멘테이션 방식은 normalized cut[6], watershed[7], region-growing[8] 세그멘테이션 등 여러 방식이 존재하고, 본 논문에서는 일반적으로 널리 사용되는 normalized cut 세그멘테이션 방식을 사용하여 한 영상으로부터 여러 개의 영역을 추출한다. 예를 들어 아래 그림 2에서와 같이 왼쪽의 영상을 입력으로 넣을 경우 normalized cut 세그멘테이션 과정을 거쳐 오른쪽과 같이 여러 영역들을 얻게 된다.

한 영상으로부터 여러 개의 영역들이 추출한 후 이 영역들로부터 특징 값이 추출되어 데이터베이스에 저장된다. 구해진 각 영역들의 특징 값은 질의 영상으로부터 얻어진 영역들의 특징 값과의 거리 계산에 이용된다. 본 논문에서 다루는 영상들은 흑백의 위성 영상들로서 사용할 수 있는 특징이 매우 제한적이다. 본 논문에서는 사용할 수 있는 특징으로서 모양특징만을 사용한다. 본 논문에서는 모양 특징을 잘 나타내는 특징값인 polar projection [11]을 사용한다. polar projection 특징은 방향/ 위치/ 크기에 무관한 특징 추출 방법으로서 영상의 원본 영상의 모양특징의 손실을 줄이고 특징을 잘 나타낼 수 있다.

질의처리의 첫 단계에서 사용자로부터 주어진 질의 영상은 초기 질의 $Q = (q, d, w, k)$ 를 생성하게 된다. 여기서 q 는 특징 공간에서 여러 개의 질의 점으로 구성된다. 이는 바로 한 영상이 세그멘테이션을 통해 여러 영역으로 나뉘게 되고 각 영역은 특징 공간에서 각각한 점으로 표현되기 때문이다. d 는 질의 점과 데이터베이스

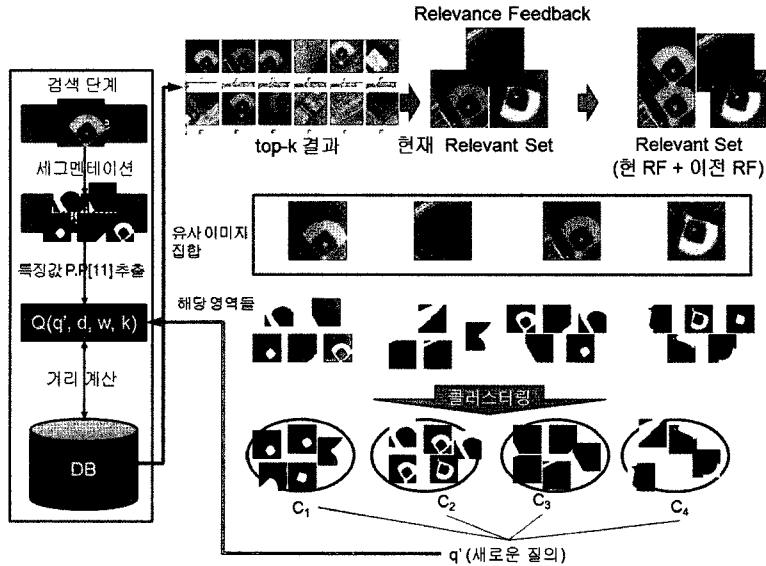


그림 1 영역기반 이미지검색에서의 적합성 피드백



그림 2 영상으로부터 여러 개의 영역 추출

이스의 점들 간의 거리 계산에 사용되는 거리계산법(distance measure)이다. 기존의 영역기반 적합성 피드백에서는 Earth Mover's distance(EMD)[12]를 거리계산법으로 사용한다. w 는 추출된 각 영역들의 가중치며, 이 가중치는 EMD를 계산할 때 각 영역의 중요도를 할당하는데 사용되고, 마지막으로 k 는 구하고자 하는 결과 영상의 개수이다. 즉, 시스템은 쿼리 점 q 로부터 가중치 w 를 가지고 거리계산법 d 를 통해 k 개의 가까운 영상으로 구성된 결과 $Result(Q) = \{D_{11}, \dots, D_{1n_1}, \dots, D_{k1}, \dots, D_{kn_k}\}$ 를 구하여 사용자에게 보여준다. 여기서 n_k 는 k 번째 결과 영상에 속하는 총 영역의 개수를 의미한다. 즉, D_{knk} 는 k 번째 결과 영상의 n_k 번째 영역이다.

이후 사용자는 이 top- k 개의 결과를 이용해 다음 단계에서 더욱 좋은 결과를 얻도록 정제하기위해 피드백 정보를 시스템에 제공한다. 즉, 사용자가 top- K 의 결과 영상들로부터 적합한 영상들을 선택하면 이 적합한 영상들의 모든 영역들은 영역들의 집합인 $Relevant(Q) = \{p'_{11}, p'_{12}, \dots, p'_{mm}\}$ 을 구성하게 된다. 여기서 p'_{mm} 은 m 번째 적합한 영상의 n 번째 영역을 의미한다.

이제 $Relevant(Q)$ 을 이용하여 다음 단계의 질의를 수

행하기 위해 $Relevant(Q)$ 에 존재하는 모든 영역에 대해 클러스터링을 수행하게 된다. 클러스터링을 거치고 난 후 구해진 각 클러스터들의 대표점들은 각각 다음 단계의 슈도(pseudo) 영역으로 사용되고 이 영역들은 각각 새로운 질의 점 q' 을 구성하게 된다. 즉 이 슈도 영역들을 이용하여 새로운 질의 $Q' = (q', d, w', k)$ 를 생성하게 된다. 이때 q' 은 이동한 질의 점을 의미하고 w' 은 각 슈도 영역에 대한 가중치다. 이때 각 영역에 대한 가중치를 주는 방식은 여러 가지[13]가 존재하며 이 논문에서는 더 많은 영역이 존재하는 클러스터에 더 큰 가중치를 가지도록 하는 방식을 채택하였다.

하지만 이 과정 중에는 문제점이 존재한다. 실제로 $Relevant(Q)$ 에 존재하는 영역들 중 실제로 적합한 영역은 일부분이다. 즉 앞의 그림 2에서 확인할 수 있듯이 위성 영상에서 사용자가 찾고자 하는 사용자에게 의미 있는 영역은 총 5개의 영역 중 야구장 형태를 보이는 r_3, r_5 2개의 영역에 불과하다. 즉 이 영상만 놓고 본다면 야구장 영상이지만 이 영상을 영역단위로 두고 보면 모든 영역들이 야구장이거나 야구장을 구성하는 영역이 아니다. 즉 영역 r_1, r_2, r_4 는 야구장 영역이라 보기 힘들다.

하지만 앞서 다이어그램에서 확인했듯이 기존 영역기반 이미지검색의 적합성 피드백에서는 $Relevant(Q)$ 에 속하는 모든 영역들이 즉, r_1, r_2, r_4 영역들까지도 클러스터링 단계에서 사용된다. 앞서 그림 1에서 살펴 볼 수 있듯이 야구장 영역들은 5개의 클러스터로 구분되게 되고, 5개의 클러스터로부터 대표 특징 점을 추출하여 이들을 다시 다음 단계의 질의 점 q' 으로 사용한다. 이로

인해 각 클러스터에는 야구장에 대한 영역 외에도 주변 건물로부터 생성된 r_1, r_2, r_4 와 같은 영역들이 같은 클러스터에 공존하는 것을 확인할 수 있다.

이런 문제점은 영상 수준으로 적합성 피드백을 진행하는 기존의 문제해결 방식의 한계점으로부터 생겨나게 된다. 즉, 영상 단위로 선택할 경우 한 영상 내에 존재하는 많은 영역들이 클러스터링 단계에 참여하게 되고, 이는 부정확한 클러스터링 결과를 초래하게 된다. 다음의 그림 3에서 알 수 있듯이 영상 수준 적합성 피드백에서 적합한 영역을 선택하게 되면 이 영상에 해당하는 많은 영역들 중에서 실제 적합한 부분은 야구장 영역이다. 하지만 야구장 이외의 배경 부분으로부터 생성된 영역들이 함께 클러스터링에 참여하게 된다.

기존의 영상수준 적합성 피드백에서는 앞에서 알아본 바와 같이 한 영상에서 생성된 모든 영역이 다음 질의 점 q' 을 계산하기 위한 클러스터링 단계에서 사용되는 것을 알 수 있다. 이는 적합성 피드백 단계에서 사용자에게 적합한 영상만 선택할 수 있는 편의를 제공하는 대신, 한 영상에 해당되는 모든 영역이 클러스터링 단계에서 사용됨으로써, 부정확한 클러스터링의 결과를 야기한다. 이를 다음의 그림 4를 통해 살펴보자.

그림 4의 클러스터링 결과를 살펴보면 좌측의 두 클

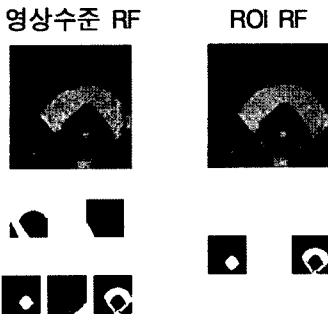


그림 3 영상수준과 사용자 관심영역 적합성 피드백의 차이

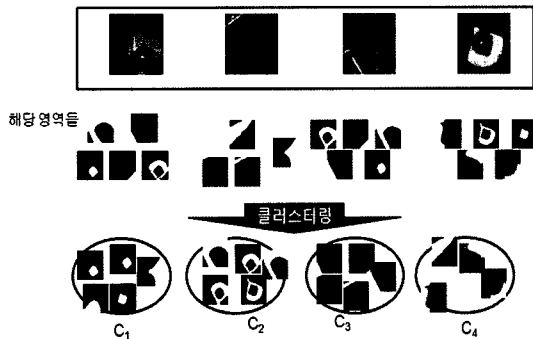


그림 4 영상수준 적합성 피드백에서의 클러스터링

러스터 C_1, C_2 는 사용자의 관심영역인 야구장 타겟 영역을 포함하고 있지만 또한 타겟이 아닌 적합하지 않은 영역이 같은 클러스터에 속하게 됨으로써 해당 클러스터의 대표값은 야구장 타겟의 특징 값과는 약간 차이가 존재하는 왜곡을 가지게 된다. 또한 우측의 두 클러스터 C_3, C_4 는 사용자가 찾고자 하는 야구장에 대한 영역을 포함하지 않는 클러스터이다. 이 클러스터의 대표점이 질의 점으로 사용되면서 부정확한 영역들을 질의 결과로 내어주게 되는 문제점이 있다.

클러스터링이 중요한 이유는 클러스터가 생성된 후 각 클러스터들의 대표점들은 다음 단계에서 다시 질의 점들로 활용되기 때문이다. 위와 같이 영상단위로 적합성 피드백을 수행하게 되면, 쓸모없는 영역까지 포함한 해당 영상내의 모든 영역들이 클러스터링 단계에 참여하게 되고, 타겟과 유사하지 않은 영역들이 클러스터링 단계에서 같은 클러스터링에 속하게 되는 문제점과 적합하지 않은 영역(배경 영역)이 한 클러스터를 생성하여 질의 점으로 사용되는 문제점이 발생하게 되어 다음 단계에서 정확한 질의 결과를 기대하기 어렵다.

3. 사용자 관심영역을 이용한 적합성 피드백

3.1 사용자 관심영역 적합성 피드백

앞 절에서 적합성 피드백이 영상수준에서 처리됨으로써 생기는 문제에 대해 알아보았다. 이를 해결하기 위해서는 집합 Relevant(Q)를 정확한 영역들로만 구성되도록 해야 한다. 즉 이를 위해 적합성 피드백이 수행되는 단위를 영역수준으로 낮추는 방식을 제안한다. 즉, 적합성 피드백 단계에서 사용자가 관심이 있는 영역이 어떤 것인지를 해당 영상의 여러 영역들 중에서 선택하도록 한다. 사실 컴퓨터는 영상을 구성하는 모든 영역들 중 사용자가 사용자 관심영역을 알 수 없으므로 기존의 영상수준에서 수행되는 적합성 피드백에서는 해당 영상의 모든 영역들을 클러스터링에 사용할 수밖에 없다. 만약 시스템이 임의로 여러 영역 중 한 영역이 중요 영역이라 선택하여 질의를 수행할 경우 최악의 경우에는 적합한 결과는 하나도 나오지 않게 될 것이다. 이러한 한계를 극복하기 위해서 본 연구에서는 사용자 관심영역을 이용해 적합성 피드백을 수행할 수 있도록 한다. 이를 위해 그림 5와 같이 사용자가 top-K의 결과영상 중 적합한 영상을 클릭하면 이 영상에 해당하는 여러 영역이 보여지고, 사용자는 이 영역들 중에서 적합한 영역들만 선택하는 방식으로 적합성 피드백을 진행한다. 따라서 그림 5와 같은 상황에서는 사용자는 야구장의 특징을 나타내는 r_3 와 r_5 영역만을 선택하도록 유도된다.

즉, 여기서 다음의 성질을 만족하는 적합한 영역들의 집합인 Relevant(Q)'를 정의한다.

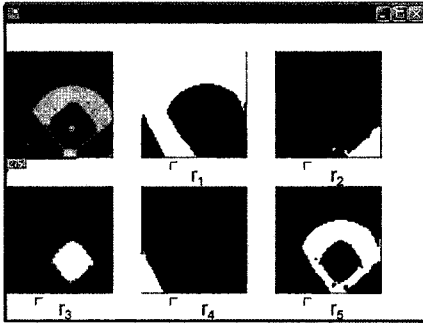


그림 5 사용자 관심영역 적합성 피드백을 가능하게 하는 선택 틀

$$\text{Relevant}(Q)' = \{p'_{1r_1}, p'_{1r_2}, \dots, p'_{mm}\}, \text{Relevant}(Q)' \subset \text{Relevant}(Q)$$

집합 $\text{Relevant}(Q)'$ 은 사용자가 적합한 영역을 직접 선택하여 생성된 $\text{Relevant}(Q)$ 보다 더 정확하고 작은 크기의 집합이다. 다시 말하면 $\text{Relevant}(Q)'$ 은 $\text{Relevant}(Q)$ 의 영역 중에서 사용자의 관심 영역만 선택하여 구성된 $\text{Relevant}(Q)$ 의 부분집합이다.

사용자는 영역의 적합성을 판단할 때 영상 내에 찾고자 하는 영역들이 포함 되어있는가를 판단기준으로 삼는다. 즉 그림 5를 예로 들면 해당 영상이 야구장인가 아닌가를 판단하는 데 있어서 야구장임을 알 수 있는 영역 r_3, r_5 가 포함이 되었는지 아닌지로 판단하는 것이다. 이때문에, 사용자가 영상에서 적합한 영역들을 선택하는 사용자 인터페이스는 영상수준으로 진행되는 적합성 피드백과 비교하여 사용자에게 큰 불편함이나 어려움을 요구하지 않고 단지 몇 차례의 클릭횟수만 증가할 뿐이다.

사용자 관심영역을 이용해 적합성 피드백을 진행함으로써 인해 얻어질 수 있는 장점은 그림 6에서 쉽게 파악 가능하다. 그림 4와 비교해서 확인할 수 있듯이 영상수준 적합성 피드백과는 달리 타겟 영역들이 논타겟 영역들과 함께 같은 클러스터에 속하게 되는 문제점이 해결되는 것을 확인할 수 있다.

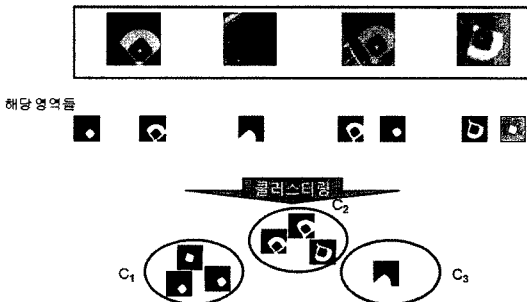


그림 6 사용자 관심영역 적합성 피드백에서의 클러스터링

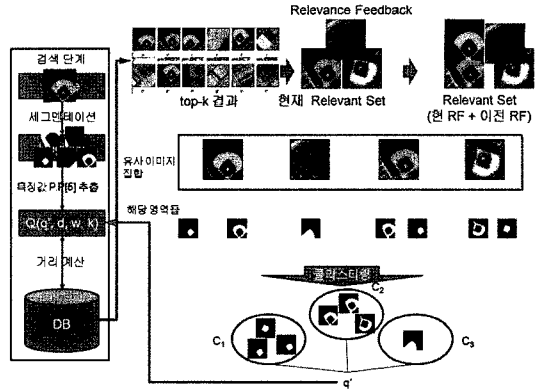


그림 7 사용자 관심영역을 이용한 적합성 피드백

따라서 기존 영상수준 적합성 피드백의 문제점을 해결한 시스템의 전체적인 개요는 그림 7과 같다.

3.2 질의와 영상간의 거리계산

맨 처음의 질의 처리단계에서는 질의 영상이 여러 개의 영역으로 구성되어 있으므로 영역간의 거리 계산에는 집합(set)간의 거리계산법이 필요하다. 이를 위해 첫 번째 질의 처리단계는 EMD 거리계산법을 통해 계산된다.

하지만 맨 처음의 질의를 통해 얻어진 k개의 결과영상들의 영역으로부터 사용자 관심영역을 이용한 피드백을 통해 이 영역들로부터 사용자가 관심 있는 영역만 선택하여 클러스터를 수행하였으므로, 두 번째 질의 처리단계에서부터는 normalized Euclidean 거리를 사용하여 계산을 수행하도록 한다. 이는 3.1에서 제안한 사용자 관심영역 적합성 피드백방법에서 더욱 효율적인 거리계산법으로 활용된다. 왜냐하면 영상수준 적합성 피드백에서는 클러스터의 대표 값들은 한 슈도 영상을 구성하는 슈도 영상들이 되지만, 이와는 달리 사용자 관심영역 적합성 피드백에서는 클러스터를 대표하는 슈도 영역이 결국 한 영상을 대표하는 영역이 되므로 집합간의 거리계산법을 사용할 필요가 없게 된다. 오히려 한 영상은 한 영역으로 대표될 수 있으므로 한 영상내의 다른 부적합한 영역의 간섭을 받지 않아 더욱 정확한 거리 계산이 가능해지고 결국 더 정확한 영상 검색 결과를 보장하게 된다. 따라서 모든 클러스터의 대표점으로부터 가까운 k개의 영역을 검출하면, 이 검출된 k개의 영역들이 소속된 영상이 k개의 결과영상이 된다.

즉, 질의 Q와 DB 내부의 영상 I_j 간의 거리 $D(Q, I_j)$ 는 그림 8과 같이 정의된다.

여기서 질의 $Q = \{q_1, q_2, \dots\}$ 으로 정의되고 q_1, q_2, \dots 는 각각 클러스터 C_1, C_2, \dots 의 대표 값이다. 즉, 이 거리계산법을 통해 사용자가 관심 있는 영역들을 표현하는 클러스터로부터 거리가 가까운 k개의 영역들을 검출

$$D(Q, I_j) = \min NED(q_i, I_k)$$

여기서 $NED(\vec{q}, \vec{x}) = \sqrt{\sum_{i=1}^p \frac{(q_i - x_i)^2}{\sigma_i^2}}$

$0 \leq i <$ number of regions in query (q_i : i th region in query Q)
 $0 \leq j <$ number of Images in database (I_j : j th Image in database)
 $0 \leq k <$ number of regions in Image I (I_k : k th Image in I)
 $0 \leq p <$ number of dimensions of feature

$\langle q_i$: i th region of query, I_j : j th Image in database, I_k : k th Image in I
 $\langle NED$: Normalized Euclidean Distance

그림 8 영상과 질의 간의 거리

하여 k개의 결과 영상을 구하게 된다.

즉 위와 같은 거리 계산법을 사용해 각 클러스터로부터 가장 가까운 영역이 해당되는 k개의 영상이 결과로서 검출된다. 여기서 normalized Euclidean 거리를 사용함으로써 다음과 같은 효과를 얻을 수 있다. 특징의 각 차원의 분산값을 거리계산에서 사용함으로써 중요한 컴포넌트들과 그렇지 않은 컴포넌트들이 두 영역의 거리계산에 미치는 영향을 다르게 할 수 있다. 클러스터 단계를 거친 후 각 클러스터의 어떤 컴포넌트의 분산이 크다면 앞에서 보는 것과 같이 분산으로 해당 컴포넌트의 차의 제곱을 나눠주므로 해당 컴포넌트로 인한 거리는 작게 된다. 반대로 작은 분산값을 가지는 컴포넌트에 대해서는 분산값이 작으므로 큰 거리값을 가지게 된다. 즉 이로 인해 유사한 분포를 가지는 컴포넌트들을 중심으로 거리계산을 수행하고 분산값이 커 유사한 분포를 띄지 않는 컴포넌트들은 거리계산에서 적은 영향을 미치도록 한다. 위 거리 계산법을 통해 각 클러스터는 top-K개의 가까운 영역들을 검출하게 된다.

하지만 위 계산법을 통해 구해진 거리는 절대적인 거리값이다. 이로 인해 한 클러스터 주변 영역의 밀도

(density)가 높을 경우 해당 클러스터 주변의 영역만 검색되는 문제점을 가지게 된다. 이를 해결하기 위해 각 클러스터별로 절대적인 거리를 상대적인 거리로 변환하기 위한 정규화 과정이 필요하다. 다음과 같은 수식을 통해 각 클러스터로부터의 거리를 정규화한다.

$$\text{정규화된 거리} = \frac{NED_{C_i}}{MAX_C}$$

여기서 NED_{C_i} 는 클러스터 C로부터 i번째 떨어진 영역까지의 거리, MAX_C 는 클러스터 C로부터 가장 먼 영역 즉, k번째 영역까지의 거리를 의미한다.

이 정규화를 통해 벡터 공간상에서 각 클러스터 주변의 영역 점들의 서로 다른 밀도를 고려한 상대적인 거리값을 얻게 되어 사용자의 개념에 일치하는 영역들을 더 효율적으로 검출해 낼 수 있다.

3.3 부적합 영역 집합(IRS)을 이용한 정확도 향상

영상 검색에서 사용되는 특징값의 성격상, 그리고 복잡한 위성 영상의 낮은 품질(quality) 등의 이유로 인해 타겟과 논타겟 영상의 영역들에서 얻어지는 특징값의 경계가 모호하여 top-K 검색을 할 때 타겟 영상과 논타겟 영상이 함께 검출되는 현상이 발생한다. 이런 문제를 해결하기 위해 사용자가 선택하지 않은 즉, 부적합한 영상들의 영역 정보와 매우 유사하거나 동일한 영역들을 가지는 영상들은 top-K의 결과 영상에 포함되지 않게 하는 프루닝 기법을 제안한다.

top-K개의 결과 영상 중에서 이번 단계에서 사용자가 m개의 영상을 적합한 것으로 선택하면 나머지(top-K) - m개의 영상들은 자동적으로 부적합한 영상들이 된다. 이 부적합한 영상들에 속한 모든 영역들을 부적합 영역 집합(Irrelevant region set : IRS)이라고 정의하자. 이제 이 부적합 영역 집합의 정보를 이용하여 다음 단계의 검색의

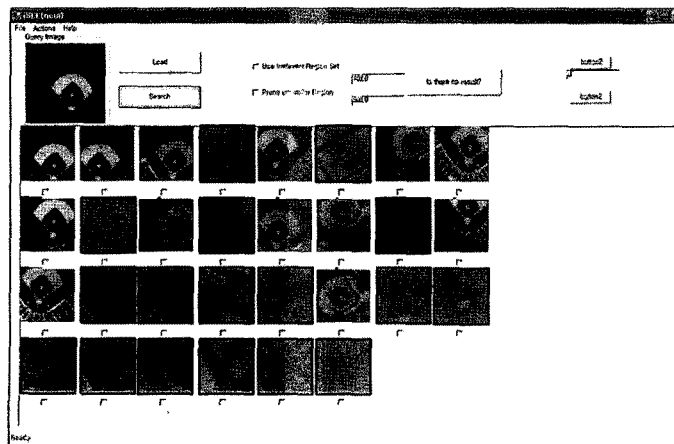


그림 9 부적합 영역 집합(IRS)을 구성하는 부적합한 이미지들

결과를 향상시킬 수 있다.

위의 그림 9를 예로 설명을 하면, k가 30일 때 사용자가 선택한 체크가 표시되어 있는 적합한 13개의 영상을 제외한 나머지 17개의 영상들은 부적합한 영상으로 분류된다. 이 17개의 영상들은 사람의 육안으로는 전혀 다른 모양을 가지는 영상이지만 벡터 스페이스 상에서 이들의 영역들의 특징값의 벡터가 타겟 영역의 벡터와 경계(boundary)가 모호함으로 인해 질의와의 normalized Euclidean 거리가 가까워 top-K 결과에 포함되는 영상들이다. 따라서 사용자가 선택하지 않은 영상들로부터 얻어지는 영역들과 매우 유사하거나 동일한 영역을 가지는 데이터베이스 내의 영상들을 제거하도록 하여 위의 문제점을 해결한다.

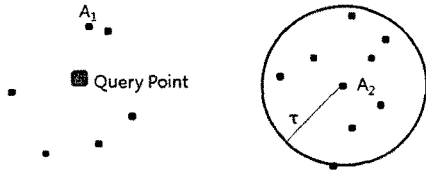


그림 10 부적합 영역 집합을 이용한 정확도 향상기법 알고리즘

한 영상에 영역 A1과 A2가 존재한다고 가정하면 부적합 영역 집합에 속하게 되는 영역은 앞의 그림 10과 같이 두 경우로 나뉜다.

1. top-K의 거리 내에 속하는 영역(A1)
2. top-K의 거리에 포함되지 않는 영역(A2)

두 경우에는 서로 다른 프루닝 정책을 적용한다.

1번의 경우는 top-K의 거리 내에 포함되므로 해당 영역이 속한 영상만 앞으로의 top-K 결과 영상에서 제거되도록 한다. 반면 2번의 경우는 질의 점과 거리가 멀기 때문에 질의 점과 유사하지 않은 영역들이 주위에 존재할 가능성이 높으므로 A2주위의 영역들이 포함된 영상이 앞으로 top-K 결과 영상에 추출되지 않도록 한다. 즉 A2로부터 반경 τ 에 존재하는 영역들을 프루닝한다.

부적합 영역 집합을 이용한 검색 향상기법의 알고리즘은 표 1과 같다.

즉 데이터베이스의 내부에 존재하는 모든 영상들의 영역 중에서 부적합 영역 집합과의 normalized Euclidean 거리가 상수 τ 보다 작다면 이는 그 영역이 부적합한 영역과 유사함을 의미하므로 그 영역이 속한 영상과 질의 간의 거리는 최대 거리 MAX를 할당함으로써 top-K의 결과에 포함되지 않도록 처리해준다. 이때 사용되는 τ 의 크기는 실험적으로 가장 좋은 결과를 보이는 값인 0.1을 사용하였다.

표 1 Irrelevant region set을 이용한 정확도 향상기법 알고리즘

```

Algorithm Pruning Irrelevant Image using IRS
1. for each region r1 in IRS
2.   for each Image Ij in database
3.     for each region rk in Image Ij
4.       Dik := distance between r1 in IRS and rk in Image Ij
5.       if r1 is in the top-K distance then
6.         if rk = r1 then
7.           assign MAX distance to Dik
8.           break.
9.         end if
10.      else if r1 is located outside of top-K distance then
11.        if Dik < some threshold value  $\tau$  then
12.          assign MAX distance between
            query Image Q and Ij
13.          break.
14.        end if
15.      end if
16.    end for
17.  end for
18. end for
19. Images which are have MAX distance will not be included in
    top-K results.
    
```

3.4 적합성 피드백 단계에서 부적합한 영역 프루닝

한 단계의 적합성 피드백을 거치게 되면 사용자로부터 적합한 영역들에 대한 정보를 얻게 되고, 이들을 클러스터링을 통해 여러 형태의 타겟을 추출할 수 있다. 하지만 사용자관심영역 적합성 피드백에서는 사용자에게 많은 영역들을 보여주고 이로부터 적합한 영역을 선택하게 하는데 이는 사용자에게 대한 부담으로 작용하게 될 수 있다. 영상수준 적합성 피드백에서와 달리 적합한 영상만을 선택하는 단계에 그치지 않고 더 나아가서 여러 영상 중 어떤 영상이 적합한 지를 시스템에 알려주기 위해 클릭 횟수가 늘어나므로, 이는 사용자에게 약간의 부담을 준다고 할 수 있다. 이를 위해 사용자에게 보여주는 영상의 개수를 줄여 사용자 부담을 줄여주는 사용자관심영상 적합성 피드백에 필요하다. 우선 한 단계 적합성 피드백을 진행하고 나서 얻게 되는 클러스터들의 대표점들은 사용자가 관심 있는 영상들을 대표하는 값들이다.

따라서 적합성 피드백의 2단계부터는 사용자가 한 영상을 클릭 할 때 해당 영상에 소속된 각 영역과 모든 클러스터의 대표점과의 Euclidean 거리를 계산하여 모든 클러스터의 대표점과 거리가 먼 영역들은 적합성 피드백을 수행할 때 사용자에게 출력되지 않도록 한다. 즉, 이를 통해 사용자가 한 영상으로부터 보여지는 영역들의 개수는 줄어들게 되고, 여러 영상들 중에서 한 영역을 추출하는 과정을 손쉽게 만들어 준다.

이를 처리하기 위한 알고리즘은 다음과 같다.

표 2 top-K 결과로부터 부적합한 영역을 프루닝 하는 알고리즘

```

Algorithm Pruning Irrelevant regions in top-K result
1. for each Image Ii in top-K results
2.   for each region rj in Image Ii
3.     for all representative points of kth Cluster
4.       Dk := distance between rj in Ii and
           representative point CRk of kth Cluster
5.     end for
6.     if for all k Dk > some threshold value τ then
7.       remove region rj from Image Ii
8.     end if
9.   end for
10. end for
    
```

이를 통해 다음 그림 11과 같이 타겟과 유사하지 않은 영역들은 적합성 피드백 단계에서 보이지 않게 된다. 이 때, τ의 값은 3500.0으로 설정하였다.

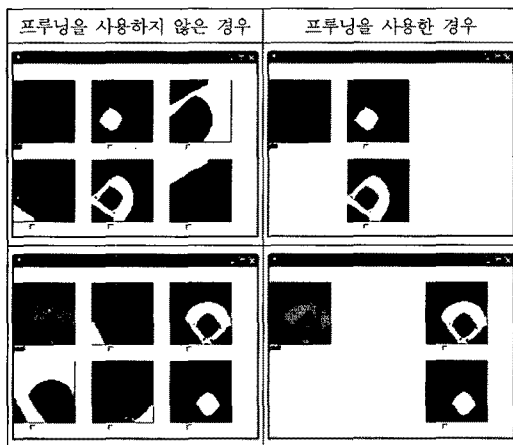


그림 11 top-K 결과로부터 부적합한 영상을 프루닝하는 예제

위의 예를 통해 확인할 수 있는 바와 같이 적합성 피드백의 첫 번째 단계에서 사용자로부터 얻은 영상의 클러스터링 정보를 이용해 모든 클러스터의 대표 점과의 normalized Euclidean 거리가 큰 영상은 사용자가 선택하지 않으므로 이들 영상들은 사용자에게 보이지 않도록 한다. 이를 통해 사용자는 좀 더 적은 개수의 영상들에서 사용자 관심영상을 선택할 수 있다.

4. 실험 및 결과

본 장에서는 실험과 비교를 통하여 본 논문에서 가장 한 상황에서의 유사 물체 검색을 할 때 제안한 방법의 성능을 기존의 방법들과 비교한다.

4.1 실험 환경 및 데이터

제안한 방법은 Window XP Professional 환경에서 개발하였으며 실험에 사용된 컴퓨터의 CPU 사양은 Intel Core2 2.66GHz 이고, RAM의 규격은 2GB이다. 실험 데이터 세트는 구글 어스[14]에서 획득한 18개의 라지 영상을 이용하여 이를 55x55 픽셀 사이즈의 윈도우 영상으로 슬라이딩 하여 타겟 영상을 찾는 실험을 진행하였다.

18개의 큰사이즈의 영상 중 6개는 야구장을 포함하는 영상, 6개는 헬기장을 포함하는 영상, 나머지 6개는 뉴욕의 일반 빌딩을 포함하는 즉, 야구장/헬기장이 포함되지 않은 영상이다. 이 영상들 중 우리가 찾고자 하는 목표 영상은 야구장이나 헬기장을 포함하는 윈도우 영상을 의미한다. 이 슬라이딩 과정을 통해 총 약 18,000개의 윈도우 영상이 큰 사이즈의 영상들로부터 생성되었으며 이중 약 100개의 윈도우 영상만이 적합한 타겟을 포함하는 영상이다.

주어진 질의 영상에 대해서 k-NN 방법으로 k개의 결과영상을 추출하는 방식으로 진행하였다. 본 연구에서는 기존의 영상수준 적합성 피드백과 제안한 사용자 관심영역 적합성 피드백간의 성능비교를 먼저 수행하고, 부적합 영역 집합을 이용한 정확도 향상의 실험을 진행한다. 저장되는 모든 영역들은 SR-tree[17]에 의해 인덱싱된다.

검색의 정확도 측정을 위해 본 논문에서는 정확도 (Precision)과 재현율(Recall) 수치를 이용하여 제안한 사용자 관심영역 적합성 피드백과 기존의 영상수준 적합성 피드백을 비교하였다. top-K는 30으로 설정하였다.

4.2 실험 결과

4.2.1 야구장 영상 질의 결과

첫 번째는 4개의 야구장 질의 영상에 대한 질의 결과의 평균을 그래프로 나타내었다.

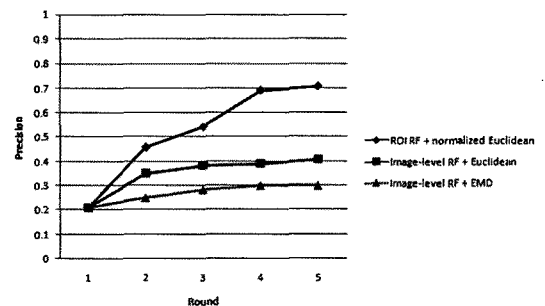


그림 12 야구장 영상 질의 결과(재현율)

결과 그래프에서 알 수 있듯이 제안한 사용자 관심영역 적합성 피드백이 영상수준 적합성 피드백 보다 단계가 진행됨에 따라 더 빨리 더 정확한 결과를 얻을 수

있는 것을 알 수 있다. 같은 재현율을 도달하는데 걸리는 단계(round)의 수를 비교해 보아도 제안한 사용자 관심영역 적합성 피드백이 영상수준 적합성 피드백보다 더 적은 단계수가 걸린다. 제안한 ROI로 선택하는 방식은 적합한 영역이 부적합한 영역과 함께 클러스터링되는 문제를 해결함으로써 성능의 향상을 보이는 것을 알 수 있다. 그리고 영상수준 적합성 피드백에서 EMD 거리계산법을 사용했을 때와 Euclidean 거리계산법을 사용했을 때의 효율성도 비교하였다. EMD 거리계산법을 사용할 경우 영상간의 거리 계산을 할 때 한 개의 영역만을 사용하지 않고 모든 영역이 거리 계산에 고려되는데 타겟 영역을 제외한 영역들은 규칙적인 모양을 가지고 있지 않아 이 영역들이 함께 거리 계산에 사용될 경우 타겟 영상간의 거리와 논타겟 영상간의 거리 값은 크게 차이가 나지 않는 문제가 발생한다. 이에 반해 Euclidean 거리계산법은 영상간의 거리 계산은 대표하는 한 영역만 사용하는 방식으로 계산되므로 한 영상내의 불필요한 부적합 영역에 의해 거리가 커지는 문제점이 발생하지 않는다. 실험 결과에서 알 수 있듯이 Euclidean 거리계산법을 사용한 영상수준 적합성 피드백이 EMD 거리계산법을 사용한 영상수준 적합성 피드백 보다 성능이 더 좋은 것을 알 수 있다. 사용자 관심영역 적합성 피드백에서도 역시 같은 양상으로 나타나는 것을 확인하였으나 본 실험에서는 사용자 관심영역 적합성 피드백에서는 EMD를 이용한 실험 분석을 따로 하지 않았다.

또한 아래 그래프를 통해서도 알 수 있듯이 재현율을 통해 DB내에 존재하는 더 많은 적합한 영상을 찾아내는 것을 확인할 수 있다.

그리고 야구장 질의 영상을 사용하여 제안한 부적합 영역 집합을 이용한 정확도의 향상을 확인하기 위해 부적합 영역 집합의 사용 유무에 따른 정확도의 변화를 확인한다. 사용자 관심영역 적합성 피드백에서 부적합 영역

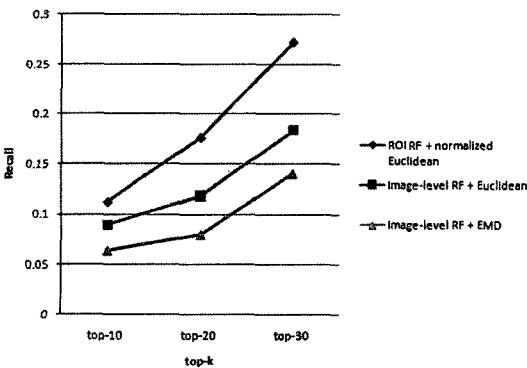


그림 13 야구장 영상 질의 결과(재현율)

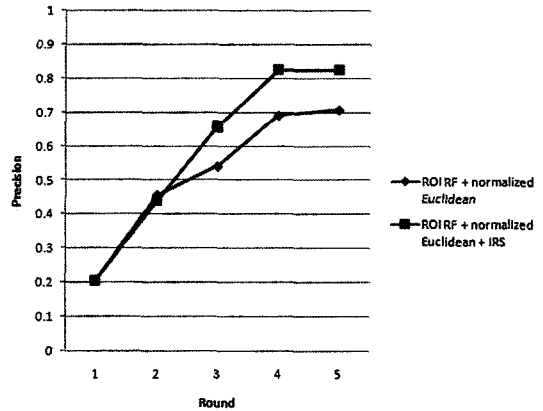


그림 14 부적합 영역 집합을 이용한 야구장 영역의 질의 결과

집합을 사용한 경우와 사용하지 않은 두 경우를 그래프로 나타내었다. 이때, 부적합 영역 집합의 τ 값은 0.1로 설정하였다.

제안한 부적합 영역 집합을 이용한 정확도 향상 기법을 이용한 결과 그렇지 않은 방법보다 3단계 이후로 더 높은 정확도를 얻는 것을 알 수 있다. 이는 k개의 결과 영상에서 부적합 영역 집합을 이용해 부적합한 영역과 이와 유사한 영역들을 제거함으로써 더 높은 정확도에 더 빨리 도달하고 결국 더 높은 정확도를 얻을 수 있는 결과를 보이게 된다. 즉, 적합한 영역과 부적합한 영역의 경계가 모호한 부분과 그렇지 않은 부분에서 모두 부적합 영역 집합 정보를 이용해서 더 많은 부적합한 영상들을 top-K 결과영상에 포함되지 않도록 함으로써, 결과적으로 적합한 영상들이 결과에 포함될 확률을 높여 정확도의 향상이 나타낸 것을 알 수 있다.

예외적으로 그래프에서 보듯이 2단계에서 에서 부적합 영역 집합을 사용한 경우가 그렇지 않은 경우보다 정확도가 약간 낮게 나오는 것을 볼 수 있다. 이는 예상 하건데 부적합 영역 집합을 통해 제거되는 영상 중 타겟을 포함하는 영상이 포함되어 정확도가 일시적으로 내려간 것으로 예상된다. 하지만 그 후 결과를 통해 프루닝되어 손실되는 적합한 영상보다 프루닝을 통해 얻게 되는 적합한 영상이 더 많은 것을 알 수 있다.

4.2.2 헬기장 영상 질의 결과

두 번째 실험은 4개의 헬기장 질의 영상을 사용한 결과를 평균한 그래프이다.

야구장 질의 영상을 사용했을 때의 결과와 유사한 결과를 나타내는 것을 확인할 수 있다. 사용자 관심영역 적합성 피드백이 높은 정확도를 보이는 것을 확인할 수 있고, 또한 앞서 야구장 질의 결과에서 본 것과 같이 위성 영상에서는 EMD 거리계산법을 사용하는 것 보다

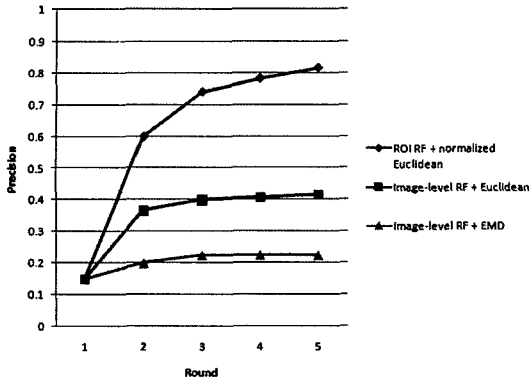


그림 15 헬기장 영상 질의 결과(정확도)

Euclidean 거리계산법을 사용하는 것이 더 효율적인 것도 입증되었다.

또한 야구장 실험에서와 같이 재현율에서 또한 높은 성능을 보이는 것을 확인할 수 있다.

헬기장 질의 영상에서도 역시 부적합 영역 집합을 사용한 정확도 향상을 확인해보았다.

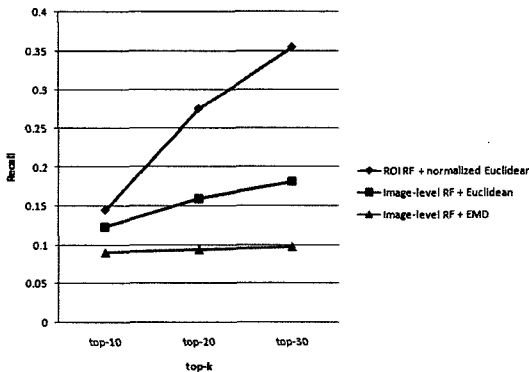


그림 16 헬기장 영상 질의 결과(재현율)

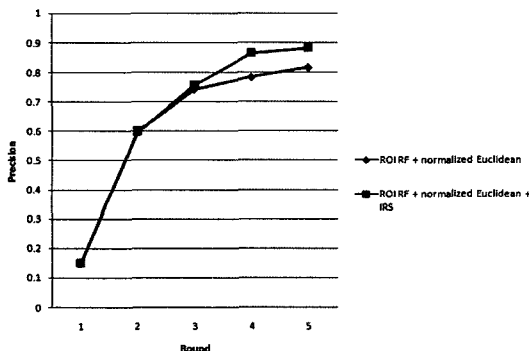


그림 17 부적합 영역 집합을 이용한 헬기장 영상의 질의 결과

야구장 질의 결과 때와 유사하게 적합성 피드백의 단계가 진행되면서 부적합 영역 집합을 사용한 경우 프루닝 효과에 의해 정확도의 향상이 나타나는 것을 확인할 수 있다. 야구장 질의 영상을 사용한 경우와 달리 1, 2 단계에서는 유사한 정확도를 보이고 3 단계부터는 더욱 빨리 높은 정확도를 보이는 것을 확인할 수 있다. 이를 통해 질의 점 주변의 부적합한 영역정보를 이용하여 데이터베이스 내부의 잠재되어 있는 부적합한 영상이 top-K 결과영상에 포함되지 않도록 하는 효과가 있는 것을 확인할 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 기존의 영상수준 적합성 피드백에서 나타날 수 있는 문제점인 부적합한 영역들이 클러스터링 단계에 참여하게 되는 점을 해결하기 위해 ROI 선택 도구를 제공하여 사용자 관심영역 적합성 피드백을 제안하였다.

제안한 방법을 통해 클러스터링 단계에서 부적합한 영역 간에 클러스터링 되는 확률을 낮추어 특징 벡터 공간상에서 더욱 정확한 곳으로 질의 점을 이동하여 정확성의 향상을 가져온다.

또한 특징 공간상에서 적합한 영역과 부적합한 영역 간에 경계가 명확하지 않아 부적합한 영역이 top-K의 결과영상에 함께 출력되는 문제점을 해결하기 위해 부적합 영역 집합을 이용한 정확도 향상 기법을 제안했다.

그리고 제안한 사용자 관심영역 적합성 피드백의 단점이 될 수 있는 여러 영역들 중 사용자 관심 있는 영역을 선택하는 작업이 사용자에게 부담이 될 수 있는 문제점을 사용자에게 보여지는 영역의 개수를 줄여서 그 부담을 줄일 수 있는 방법을 제안한다. 즉, 사용자가 첫 번째 단계에서 제공한 적합한 영역들의 클러스터의 대표값을 이용해 이 값과 거리가 매우 먼 영역들은 사용자가 선택하지 않을 것이므로 이 영역들을 사용자에게 보여주지 않는 방법을 통해 영역기반 적합성 피드백의 단점을 보완한다.

실험을 통해 제안한 방법들은 본 논문에서 가정한 상황의 위성 영상을 대상으로 하는 검색에서 기존의 방법보다 효율적으로 유사 물체의 위치를 검색할 수 있음을 보였다.

참고 문헌

[1] Chad Carson, Serge Belongie, Hayit Greenspan, Jitendra Malik. Blobworld: Image Segmentation Using Expectation-Maximization and Its Application to Image Querying, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.24, no. 8, August 2002.

[2] Z. H. Zhou, M. L. Zhang, K. J. Chen. A Novel

Bag Generator for Image Database Retrieval with Multi-Instance Learning, *Proceedings of the 15th IEEE International Conference on Tools with Artificial Intelligence*, 565-569, 2003.

[3] Y. Rui, T. Huang, S. Mehrotra. Content-based image retrieval with relevance feedback in MARS, *Proceedings of IEEE International Conference on Image Processing'97*, Santa Barbara, CA, October 1997.

[4] Y. Rui, T. Huang, M. Ortega, S. Mehrotra. Relevance Feedback: A Power Tool for Interactive Content-Based Image Retrieval, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol.8, no.5, September 1998.

[5] K. Porkaew, K. Chakrabarti. Query Refinement for Multimedia Similarity Retrieval in MARS, *Proceedings of 7th ACM Multimedia Conference*, pp.235-238, Orlando, Florida, 1999.

[6] Shi, J., Malik, J. Normalized cuts and image segmentation, *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, 22 (8), pp.999-905, August 2000.

[7] Vincent, L., and Soille. P., Watersheds in digital spaces: An efficient algorithm based on immersion simulations, *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.13, no.6, pp.583-598, June 1991.

[8] A. Tremeau, N. Borel, *A Region Growing and Merging Algorithm to Color Segmentation, Pattern Recognition*, vol.30, no.7, pp.1191-1203. 1997.

[9] F. Jing, M. Li, H. J, Zhang, B. Relevance Feedback in Region-Based Image Retrieval, *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol.14, no.5, pp.672-681, May 2004.

[10] F. Jing, M. Li, H. J, Zhang, B. Region-Based Relevance Feedback In Image Retrieval, *Proc. IEEE Int. Symp. Circuits and Systems*, vol.4, pp.145-148, 2002.

[11] Y.I.Kwon, H.H.Park, S.L.Lee and C.W.Chung, A Shape Feature Extraction for Complex Topographical Images, *Proc. of the International Symposium on Remote Sensing*, pp.575-578, October 2005.

[12] Y. Rubner, C. Tomasi, L.J.. The earth mover's distance as a Metric for Image Retrieval, *International Journal of Computer Vision* 40(2), pp.99-121, 2000.

[13] F. Jing, M. LI, H. J, Zhang. B. Learning region weighting from relevance feedback in image retrieval, *Proceedings of IEEE Intl. Conference on Acoustics, Speech, and Signal Processing (ICASSP'02)*. vol.4, pp.4088-4091, 2003.

[14] <http://earth.google.com>

[15] Robert S. Lee, Chin-Wan Chung, Seok-Lyong Lee, Sang-Hee Kim, *Confidence Interval Approach to Feature Re-weighting*, to appear in *Multimedia Tools and Applications*.

[16] D.H.Kim and C.W.Chung, Qcluster: Relevance Feedback Using Adaptive Clustering for Content-Based Image Retrieval, *Proc. of the ACM SIGMOD International Conference on Management of Data*, pp.599-610, June 2003.

[17] Norio Katayama and Shin'ichi Satoh. The SR-tree: an index structure for high-dimensional nearest neighbor queries, pp.369-380.



김 성 진

2007년 서강대학교 컴퓨터학 학사. 2009년 한국과학기술원 전산학과전공 석사 관심분야는 멀티미디어 데이터베이스

정 진 완

정보과학회논문지 : 데이터베이스 제 36 권 제 2 호 참조

이 석 룡

정보과학회논문지 : 데이터베이스 제 36 권 제 2 호 참조

김 덕 환

정보과학회논문지 : 데이터베이스 제 36 권 제 2 호 참조