

# 경계 값과 pre-fetching을 이용한 적합성 피드백 기법

박민수<sup>†</sup>, 황병연<sup>\*\*</sup>

## 요 약

최근 다양한 시각적 특징 표현들이 연구되고 많은 시스템들이 만들어졌음에도 불구하고 기존의 내용기반 영상 검색 접근 방식들은 유용성에서 한계가 있었다. 특히 사용자의 고 수준 개념들과 시스템의 저 수준 특징 사이의 차이와 시각적 내용에 대한 인간의 유사성 인식의 주관성이 배제되는 한계를 지니고 있었다. 따라서 영상정보의 정확한 데이터 전달과 이를 효율적으로 검색하기 위한 방법이 요구된다. 적합성 피드백은 멀티미디어 검색에 있어 사용자가 요구하는 정보를 반영할 수 있어 영상의 검색 효율을 높일 수 있다. 본 논문에서는 기존의 적합성 피드백 기법의 성능을 향상시키기 위해 경계 값과 pre-fetching을 이용하여 긍정적 피드백과 부정적 피드백을 혼합한 개선된 영상 검색 기법을 제안한다. 또한, 제안된 피드백 기법을 이용하여 기존의 검색시스템을 보다 발전시킨 영상 검색 시스템을 구현한다.

## A Relevance Feedback Method Using Threshold Value and Pre-Fetching

Min-Su Park<sup>†</sup>, Byung-Yeon Hwang<sup>\*\*</sup>

## ABSTRACT

Recently, even if a lot of visual feature representations have been studied and systems have been built, there is a limit to existing content-based image retrieval mechanism in its availability. One of the limits is the gap between a user's high-level concepts and a system's low-level features. And human beings' subjectivity in perceiving similarity is excluded. Therefore, correct visual information delivery and a method that can retrieve the data efficiently are required. Relevance feedback can increase the efficiency of image retrieval because it responds of a user's information needs in multimedia retrieval. This paper proposes an efficient CBIR introducing positive and negative relevance feedback with threshold value and pre-fetching to improve the performance of conventional relevance feedback mechanisms. With this proposed feedback strategy, we implement an image retrieval system that improves the conventional retrieval system.

**Key words:** Content-Based Image Retrieval(내용기반 영상검색), Relevance Feedback(적합성 피드백), Pre-Fetching

※ 교신저자(Corresponding Author): 황병연, 주소: 경기도 부천시 원미구 역곡2동 산 43-1(420-743), 전화: 02)2164-4363, FAX: 02)2164-4777, E-mail: byhwang@catholic.ac.kr

접수일: 2003년 7월 8일, 완료일: 2004년 3월 17일

<sup>†</sup> (주)엑사텔레콤 주임연구원

(E-mail: mspark@exatel.co.kr)

<sup>\*\*</sup> 종신회원, 가톨릭대학교 컴퓨터정보공학부 교수

## 1. 서 론

내용기반 영상검색은 사용자가 할당된 키워드의 사용과 더불어 칼라, 질감, 모양, 위치와 같은 영상 내의 시각적인 정보를 검색에 이용한다. 내용기반 영상검색 접근방법은 영상의 시각적인 특징벡터가 사람의 개입이 없이도 추출이 가능하며, 또한 항상 같

은 특징을 유지하고, 컴퓨터를 이용해서 고속의 처리가 가능하다는 이점을 가지고 있다[1].

위와 같은 이점으로 인하여 대용량의 영상데이터를 고속으로 탐색해서 원하는 결과를 얻는 것이 가능해졌다. 하지만, 내용기반 영상검색에는 근본적인 두 가지 문제가 있는데, 그 중 한 가지는 사람이 영상을 바라볼 때 사용하는 의미론적인 접근방식과 시각 특징벡터 사이의 차이점이다. 예를 들어, 단순한 칼라나 모양을 갖는 영상이 있다고 가정하자. 특징벡터를 이용해서 컴퓨터로 검색된 이러한 영상에 대하여 사람도 같은 의미를 생각할 수 있지만 항상 그런 것은 아니다. 오히려 사람이 느끼기에 전혀 다른 의미를 갖는 두 영상이 시각 특징 벡터에서는 매우 유사한 의미를 갖는 경우가 상당수 있다. 즉, 검색과정에서 최종 사용자를 포함하고 있지 않기 때문에 사용자的高 수준 개념과 시스템의 저 수준 특징사이에 상당한 차이가 있을 수 있다는 것이다.

두 번째 문제는 사람에 따른, 혹은 동일한 사람이라도 그 사람의 현재의 입장에 따른 의미 해석의 문제이다. 사람은 개개인의 경험, 지식, 성장 배경들에 따라서 동일한 특징벡터에 의해서 검색된 영상에 대해서도 다른 의미를 부여할 수 있다. 또한, 그 사람의 관점이 어떠한 특정한 특징벡터에 더 강하게 집중될 수도 있다. 예를 들면, 같은 영상이라고 해도 어떤 사람은 칼라 특징에 중점을 둘 수 있고, 또 다른 사람은 모양이나 질감 특징에 더 중점을 둘 수도 있다. 또한 사람들이 모두 질감 특징에 더 중점을 두더라도 그들이 인식하는 질감의 유사성 기준은 매우 다를 수 있다. 간단히 말해 인간의 유사성 인식의 주관성을 간과할 수 있다[2].

본 논문에서는 긍정적 피드백과 부정적 피드백을 함께 사용한 기존의 검색 방법에 특정한 한계 경험 값과 pre-fetching 기법을 추가한 좀더 효율적으로 개선된 적합성 피드백을 제안하고 이를 적용한 영상 검색 시스템을 구현한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 사용자 적합성 피드백에 대한 관련 연구들을 기술하고 3장에서는 본 논문에서 제안한 긍정적 피드백과 부정적 피드백을 사용한 새로운 질의 정제 방법과 경험 값, pre-fetching에 의한 향상된 적합성 피드백에 대해 논한다. 4장에서는 본 논문에서 제안한 피드백 기법을 바탕으로 한 검색시스템 구현에 대해 기술하고 5장에서 결론을 맺는다.

## 2. 적합성 피드백 기법

적합성 피드백은 사용자와 질의응답 루프 과정을 통하여 검색 효율을 향상시키기 위한 기법이다. 이는 초기 질의 영상에 의해 검색된 결과 영상을 사용자가 '관련이 있다 또는 없다'라고 마크한 후 재 검색한다. 즉, 사용자의 취향에 근거해서 적합성 피드백 시스템은 초기 질의 특징을 사용자 입력 요구에 가깝게 반복적으로 갱신한다. 일반적인 적합성 피드백 과정을 단계적으로 나타내면 그림 1과 같다.

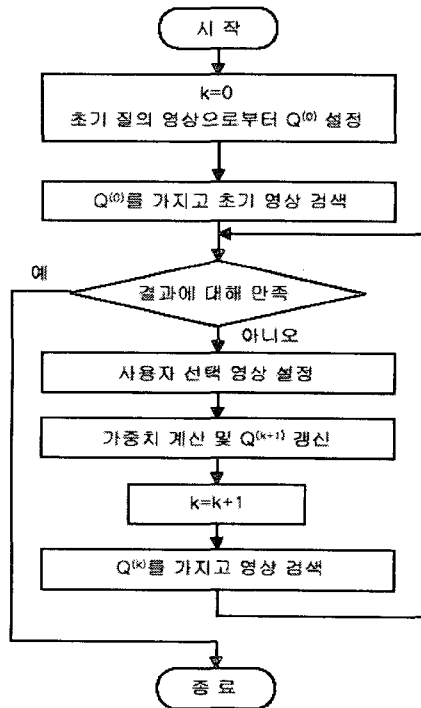


그림 1. 적합성 피드백 검색 방법

모든 사용자의 요구사항이 다르고 시간이 다양하다는 일반적 가정 때문에 데이터베이스는 고정된 클러스터 구조를 도입할 수 없다. 클래스와 클래스 구성원의 총수는 사용자에게 달려있고 시간도 다양하므로 사전에 미리 알 수 없다. 물론 다소 극단적인 가정들은 실제 응용에 있어서는 선택의 정도에 따라 완화될 수 있다. 각 영역이 특정 공간에서 한 점으로 표현된다면, 긍정적 예제들만 가진 적합성 피드백[3]은 밀도 추정이나 새로운 경험탐지[4] 문제로 다뤄진다. 반면 긍정적 예제와 부정적 예제를 모두

가진 적합성 피드백은 분류 문제나, 배치모드에서의 온라인학습 문제로 다루어진다. 하지만 다음과 같은 특징을 가진 적합성 피드백은 아래의 구체적인 응용 시나리오와 연관이 된다.

• **작은 샘플문제** : 훈련예제 수(보통 각 상호작용단계마다 20개미만)는 특징 공간의 차원(수십에서 수백 이상)에 비해 상대적으로 적다. 반면 클래스의 수는 대부분의 실제 영상 데이터베이스에 비해 크다. 이러한 작은 규모 때문에, support vector machine (SVM) 같은 일부 기존의 학습 기계는 사용자로부터 훈련 샘플을 유도해 내지 못할 경우, 안정적이고 의미 있는 결과를 낼 수 없다[5,6]. 물론, 사용자와의 상호작용 단계마다 훈련 예제의 수를 늘리는 방안도 고려되었지만, 기존의 제한된 훈련예제 수를 가진 검색방법에 비해 비효율적인 결과를 나타내었다[7]. 일반적으로 검색에 있어서 가장 유익한 영상들은 가장 적합한 영상들과 일치하지 않는다[8]. 왜냐하면, 가장 적합한 영상들은 이미 사용자에게 의해 판단되거나 판단된 영상들과 매우 관련 있는 경향이 있기 때문이다. 그러므로 가장 적합한 영상들은 새로운 정보를 사용자에게 제공하기 어렵다. 이런 문제점을 보완하기 위해 제한된 훈련예제의 수를 효율적으로 다루고, 많은 수의 유익한 영상들을 고려할 수 있는 피드백 알고리즘 연구가 필요하다.

• **훈련 샘플의 불균형** : 정보 검색에서 요구되는 결과는 분류자에 의해 주어지는 것처럼 반드시 각 포인트에 대한 이진결정일 필요는 없다. 순위가 매겨진 top-k 반환이 더 바람직하고 쉽다. 그 이유는 비 적합한 클래스나 포인트를 순위 매기거나 구성하는 작업은 비 적합한 클래스나 포인트가 top-k 반환을 훨씬 넘어서기만 한다면 문제될 것이 없기 때문이다. 어떤 알고리즘에서는 사용자가 긍정적 예제와 부정적 예제를 위해 이진피드백을 준다고 가정하고 일부 피드백은 긍정적 예제만을 고려한다. 위의 피드백 예제들을 고려함에 있어, 판별식 분석이나 SVM같은 대부분의 분류나 학습 알고리즘은 부정적 예제와 긍정적 예제를 교체 가능한 방식으로 다루며 긍정적 예제와 부정적 예제 모두 정확한 분포를 동등하게 잘 표현한다고 가정한다. 하지만 실제로는 부정적 예제의 수가 적기 때문에 모든 비 적합한 클래스를 표현할 가능성은 적다. 그러므로 의미론적 취급이 필요하다.

• **실시간 요구** : 사용자는 실시간으로 기계와 상

호작용하기 때문에 이 알고리즘은 충분히 빨라야 하며, 가능한 전체 데이터 집합에 대한 대량의 계산을 피해야 한다.

• **검색의 잠재성** : soft caching에서 영상들은 부분적으로 proxy서버에 저장될 수 있다. proxy서버는 메모리 사용을 줄이고 예상되는 영상전송의 지연을 최소화한다[9]. 멀리 떨어진 영상검색시스템의 다중 분석탐색으로 사용자는 전체 영상을 받지 않고 관련 없는 지연된 영상을 버릴 수 있다[10]. 하지만 위의 수동적 기술에 의해 이룩된 잠재성 감소에는 한계가 있다. 웹 접속 경우에 있어 상당한 잠재성 감소는 pre-fetching과 같은 사전행동 기법을 이용함으로써 이루어질 수 있다. 적합성 피드백은 효과적 영상검색을 위해 광범위하게 연구되어왔지만, 영상 검색의 잠재성을 줄이기 위해 영상을 어떻게 효율적으로 미리 폐치할지를 다루는 작업은 별로 없었다.

### 3. 새로운 적합성 피드백 기법

#### 3.1 긍정적 예제와 부정적 예제를 사용한 질의정제

사용자에게 의해서 피드백 되는 데이터는 크게 긍정적 예제와 부정적 예제로 구분될 수 있다. 긍정적 예제는 의미론의 관점에서 혹은 특징벡터의 관점에서도 관련성을 가지고 있는 경우가 대부분이며 벡터 공간 내에서 무리를 이루는 경우가 많지만, 부정적 예제는 대개 관련성이 거의 없거나 심지어는 독립적으로 혹은 고립되어 단독으로 존재하는 경우가 많다. 따라서 같은 방법으로 긍정적 예제와 부정적 예제를 다루는 것은 적절하지 못하며 두 방법은 각각 독립적인 방법으로 다루어질 필요성이 있다.

데이터베이스의 지식 발견에서 예제를 통한 대부분 학습 알고리즘들은 일반화를 수행하기위해 긍정적 예제를 쓰고 구체화를 수행하기위해 부정적 예제를 이용한다. 이러한 알고리즘들은 특성 규칙들과 구별 규칙들을 포함한 판단 규칙들을 추출한다. 특성규칙은 전부 혹은 대부분의 검색된 객체들에 의해 만족되는 개념을 특성화하고, 이와 달리 구별규칙은 나머지 데이터베이스로부터 목표의 개념을 구분하는 것이다. 이 규칙은 아래에서 설명할 방법을 통해 영상 검색에 적용될 수 있다.

특성규칙들은 모든 관련된 특징의 대응여부를 확인함으로써 긍정적 예제 영상으로부터 얻을 수 있다.

검색 과정에서 이런 특징들이 더 중요시 여겨져야 하고, 이 특징들을 개선하는 영상들이 검색되어야 한다. 반면에 구별규칙들은 긍정적 예제와 부정적 예제 간의 차이로부터 얻을 수 있다. 이 두 계층에 있어 일반적이지 않은 중요한 특징들은 효과적 식별요소이므로 더 중요하다. 그러나 긍정적 예제와 부정적 예제에 모두 존재하는 공통적 특징들은 좋은 식별요소가 아니므로 고려하지 않아도 좋다. 이러한 원칙을 있는 그대로 적용하면 모호해 질 수 있다. 긍정적 예제와 부정적 예제의 관련 특징은 중요하기도 하고 동시에 중요하지 않기도 한다.

예를 들면, 사용자가 파란색 자동차 영상을 긍정적 예제로, 붉은색 자동차 영상을 부정적 예제로 제시했다고 하자. 이 경우 위의 원칙에 따르면 '파란색'은 유효한 식별요소이므로 중요하고 '붉은색'도 유효한 식별요소이긴 하지만 중요하지 않다. 다시 말해서, 이 특징(붉은색)을 개선시키는 영상은 버려야 한다. 그러므로 이번 절에서는 다음과 같은 두 단계의 순차적인 정제방법을 제안한다.

첫 번째 단계 : 사용자가 긍정적 예제만을 선택한다. //이 과정을 통해 시스템으로 하여금 이 단계에서 검색된 결과로 돌아오는 모든 영상들이 가지고 있어야 하는 특징들을 결정할 수 있게 한다.

두 번째 단계 : 정제가 데이터베이스 내의 모든 영상에서가 아니라 첫 번째 단계에서 얻어진 영상 내에서만 실행된다. //사용자는 첫 번째 단계를 만족시킨 긍정적 예제와 부정적 예제 영상을 구체적으로 지정할 수 있다.

### 3.2 Pre-fetching을 이용한 적합성 피드백

Pre-fetching 기법의 주된 요점은 가까운 미래에 요구될 것 같은 데이터를 미리 페치함으로써 네트워크의 휴식기간을 활용하는 것이다. 웹 pre-fetching의 경우, 사용자가 검색된 웹 문서를 보고 있는 동안 몇 개의 하이퍼링크된 웹 문서는 이들 문서의 사용자 접근 확률에 따라 미리 페치된다. 페치된 문서들 중 하나가 사용자에 의해 확실히 요구될 때 이 문서는 즉시 클라이언트 메모리에서 이용할 수 있다. 적합성 피드백에서는 사용자가 디스플레이된 영상들을 평가하기 위해 시간을 소비하기 때문에 디스플레이 시간의 이점도 가질 수 있다. 그러나 대부분의 pre-fetching 기법들은 웹 접근의 배경에서 발전되어

왔다. 적합성 피드백 과정의 특성들이 웹 접근의 특성들과 다르기 때문에 적합성 피드백을 위한 최적화된 pre-fetching 설계가 필요하다. 비록 웹 pre-fetching이 웹 잠재의 감소를 위해 유망하게 보이지만 이 기술은 몇몇 분야에서만 발전되었고 실제로는 광범위하게 구현되지는 않았는데, 그 이유는 다음과 같다.

첫째, 웹 문서에 사용자 접근 패턴을 정확하게 예상하기란 쉬운 일이 아니다. pre-fetching 기법에서 추측 모듈은 사용자 접근 패턴의 통계들과 약간의 지식을 모으기 위해 사용자의 접근 이력을 기억하고 있다. 이 정보에 기반해서 링크된 웹 문서들의 접근 확률들이 계산된다. 그러나 이 정보를 모으고 접근 확률을 계산하는 것이 쉽지 않다. 이런 어려움에 더하여 사용자들과 시간에 따라 사용자 접근 패턴도 다양해진다. 둘째, pre-fetching에 의한 잠재감소의 양이 중요할 수 있는 반면에 네트워크에서 증가하는 혼잡 비용도 고려해야 한다. 게다가 분별없는 pre-fetching은 서버에서 평균대기 delay의 증가를 야기하고 반대로 잠재 향상에 영향을 준다. 셋째, 동적인 웹 문서들(예를 들어, cgi, ASP, JSP)의 급격한 증가는 동적인 웹 문서들이 pre-fetching 전에 생성되어야 하는 이유로 서버의 자원을 낭비하는 pre-fetching 기법을 야기한다. 그러나 웹 pre-fetching에서의 위와 같은 어려움들은 적합성 피드백을 위한 pre-fetching에서는 완화된다.

다음으로, 웹 pre-fetching에서는 미리 페치함에 있어 사용자에게 다음에 선택될 긍정적인 문서의 확률 계산에 의한 측면만을 고려한데 반해 적합성 피드백에서는 긍정적 피드백과 부정적 피드백을 혼합 사용함으로써 사용자에게 질의와 유사하다고 판단된 정보에 대한 측면도 pre-fetching으로 고려할 수 있다. 즉, 사용자로부터 긍정적으로 고려된 예제들은 다음에 디스플레이 될 항목으로 추측될 수 있고, 이와 반대로 사용자로부터 부정적으로 고려된 예제들은 데이터베이스 내에서 미리 제외됨으로써 부정적인 예제가 디스플레이 될 위험을 줄일 수 있다. 게다가, 선택한 pre-fetching은 네트워크와 서버에서 과부하를 줄일 수 있는데, 서버 부하에 따라 pre-fetching의 시작을 서버에 의해 제어할 수 있고, 디스플레이 영상들의 유연성 있는 선택은 검색에 있어 hit율을 증가시킬 수 있다. 따라서 웹 기반 영상 검색

시스템은 동적인 웹 문서에 의해 구현됨에도 불구하고 영상들은 웹 문서의 생성 없이 미리 페치될 수 있다. 그러므로 자원의 낭비를 줄일 수 있다.

일반적인 적합성 피드백 기법은 그림 2처럼 질의 영상에 대한 검색 시간  $R_t$ 와 사용자로부터 적합성  $PA_t$  또는 비적합성  $NA_t$ 을 평가받는 디스플레이 시간  $V_t$ , 그리고 사용자 피드백에 의한 다음 검색결과 의 디스플레이의 반복으로 생각해 볼 수 있다. 즉  $t$ 번째 반복에서, 사용자는 디스플레이 영상들  $D$ 의 적합성  $PA_t$  또는 비적합성  $NA_t$ 을 평가한다. 목표 영상에 대한 긍정적 예제들의 유사성  $PS_t$ 는 사용자 피드백  $PA_t$ 와 전 단계에서의 긍정적 유사성  $PS_{t-1}$ , 그리고  $t-1$ 까지의 검색 기간의 긍정적 history  $PH_{t-1}$ 에 기반하여 갱신된다. 반면 부정적 예제들에 대한 유사성  $NS_t$ 는 사용자에게 비 적합하다고 선택된 피드백  $NA_t$ 와 전 단계에서의 부정적 예제들에 대한 유사성  $NS_{t-1}$ , 그리고  $t-1$ 까지의 검색 기간의 부정적 history  $NH_{t-1}$ 에 기반하여 갱신된다. 다음의 디스플레이 영상 집합  $D_{t+1}$ 은 목표 영상에 대한 유사성  $PS_t$ 에 따라 결정된다. 즉, 긍정적 예제와 부정적 예제에 대한 적합성 피드백 RF 알고리즘은 다음과 같이 표현된다.

긍정적 예제에 대한 경우,

$$PS_t = f_{PI_{update}}(PS_{t-1}, PH_{t-1}, D_t, PA_t)$$

$$D_{t+1} = f_{PD_{update}}(PS_t) - RD_{t+1}$$

부정적 예제에 대한 경우,

$$NS_t = f_{NI_{update}}(NS_{t-1}, NH_{t-1}, D_t, NA_t)$$

디스플레이에서 제외되는 정보갱신:

$$RD_{t+1} = f_{ND_{update}}(NS_t)$$

여기서, 정보갱신 함수인  $f_{PI}$ 와  $f_{NI}$ , 디스플레이 갱신 함수인  $f_{PD}$ 와  $f_{ND}$ 는 적합성 피드백 설계에 따라 결정된다. pre-fetching을 위해 사용자의 피드백  $A_t$  없이 다음의 디스플레이 영상 집합  $D_{t+1}$ 을 추측해야 한다.  $D_{t-1}$ 의 최적의 추측은 예상된 유사성  $PS_t'$ 로부터 얻을 수 있다. 즉, 위의 RF알고리즘에 pre-fetching 기법을 적용한 PN\_Pfetch 알고리즘으로 확장 표현할 수 있다. 이 알고리즘은 긍정적 예제와 부정적 예제에 대해 각각 pre-fetching을 적용해 잠재 영상의 감소를 이끌어낼 수 있다.

긍정적 예제에 대한 pre-fetching의 경우,

$$PS_t' = \sum_{a \in \mathcal{A}} f_{PI_{update}}(PS_{t-1}, PH_{t-1}, D_t, PA_t = a) P(PA_t = a | PS_{t-1}, PH_{t-1}, D_t)$$

$$D_{t+1} = f_{PD_{update}}(PS_t') - RD_{t+1}$$

부정적 예제에 대한 pre-fetching의 경우,

$$NS_t' = \sum_{a \in \mathcal{A}} f_{NI_{update}}(NS_{t-1}, NH_{t-1}, D_t, NA_t = a) P(NA_t = a | NS_{t-1}, NH_{t-1}, D_t)$$

$$RD_{t+1} = f_{ND_{update}}(NS_t')$$

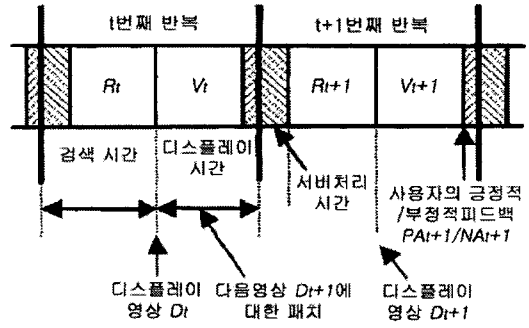


그림 2. 적합성 피드백에서의 Pre-fetching

불행하게도, 위에서 얻은 추측  $PS_t'$ 와  $NS_t'$ 은 예상 이 증가하는 서버 처리 시간  $D_t$ 의 결합 공간상에 계산되기 때문에 계산적으로 어려운 일이다. 그러므로 추측  $D_{t+1}$ 에 부분 최적 추측이 필요하다. 추측에 있어 전 단계의 유사성, 즉  $S_t = S_{t-1}$ 을 사용한다. 이 문제에 관한 접근의 이점은 추가적인 계산이 서버부담을 증가시키지 않는다는 것이다. 게다가, 이 설계는 적합성 피드백에서 정보 갱신 설계에 독립적이다. 있는 그대로는 아니지만, 다음절에서 설명하는 것처럼 잠재의 중요한 감소를 이끌어 낸다.

### 3.3 경계 값을 이용한 적합성 피드백

이번 절에서는 긍정적 예제와 부정적 예제에 대해 경계 값을 적용한 개선된 적합성 피드백 기법에 대하여 논한다. 기존의 적합성 피드백 기법을 사용한 CBIR시스템에서는 질의 영상이 주어진 후, 사용자의 피드백에 의해 긍정적으로 선택되어진 영상들이 다음번의 디스플레이되는 영상들에 포함되는 경우가 대부분이었다. 이와 같은 결과를 초래하는 이유는 피드백 기법의 특성상 사용자로부터 가중치를 부여 받는 영상의 특징 표현 벡터들이 가중치를 받지 않은 영상에 비해 질의 영상과 가까울 확률이 높기 때문이다. 그러나 위의 3.1절에서 언급한 예제의 문제와 같이 긍정적 예제와 부정적 예제를 포함한 영상들이 가중치를 부여받아 피드백 과정에서 반복적으로 사용자에게 보여진다면, 검색 성능과 사용자 만족에서

바람직하지 않은 결과를 얻을 수 있다. 게다가, CBIR 시스템은 유효하지 않은 특징 표현 요소들의 적용으로 인해 적합성 피드백의 반복 적용에서도 편향된 영상 집합을 사용자에게 디스플레이 할 수도 있다. 또한, 동일한 영상의 반복 디스플레이로 인해 데이터베이스 내의 나머지 잠재영상의 유익한 정보영상을 사용자가 피드백할 확률을 줄이는 문제도 발생시킬 수 있다.

이와 같은 문제점을 보완하기 위해 사용자에게 의해 미리 정해진 경계 값을 사용해 일정 값을 초과하여 가중치를 부여받은 긍정적인 예제 영상들은 White\_list로, 반면에 부정적 예제들은 Black\_list로 설정해서 다음번의 피드백과정에서는 사용자에게 디스플레이되는 영상들 중에서 제외시켜주는 개선된 적합성 피드백 기법을 제안한다. 그림 3에서 경계 값을 이용한 적합성 피드백을 보여준다.

그림 3의 '\*'로 표시된 Rank1, Rank2, Rank4는 사용자에게 의해 경계 값 이상의 적합성 판단을 받은 영상을 나타낸다. 기존의 적합성 피드백기법에서는 하나의 영상에 대한 사용자의 적합성 판단회수에 상관없이 상위 랭크된 영상들이 반복적으로 검색시스템에 의해 유사성이 계산되고 사용자에게 디스플레이되므로, 잠재영상에 대한 사용자의 적합성 판단기회를 감소시키는 문제를 야기한다. 그러나 제안한 적합성 피드백기법에서는 사용자에게 의해 경계 값 이상의 적합성 판단을 받은 '\*' 영상을 별도의 White\_list를 이용해 사용자 디스플레이로부터 제외시켜줌으로써, 제외된 디스플레이 공간 검색에서 잠재된 후보영상을 사용자에게 보여줄 수 있어 적합성 판단기회 감소의 문제점을 보완할 수 있다.

경계 값을 이용한 제안한 피드백 기법은 기존의

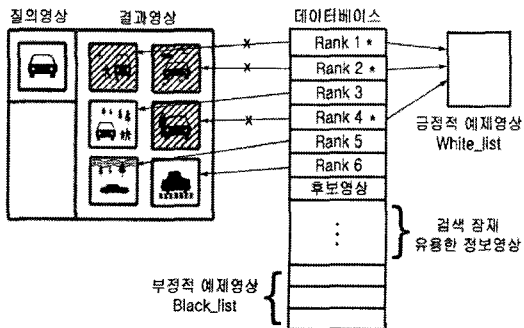


그림 3. 경계 값을 이용한 적합성 피드백

피드백 기법에서 나타나는 이전단계에서 유용하다고 사용자로부터 선택받은 영상들이 반복적으로 디스플레이 화면에 나타나 데이터베이스의 나머지 영상들이 사용자에게 디스플레이될 확률을 줄이는 영상 잠재의 문제점을 보완할 수 있다. 또한, 경계 값에 의해 제외된 영상에 대한 계산회수가 줄어들어 기존의 피드백 기법보다 빠른 응답시간을 가지는 장점을 가지고 있다.

다른 한편으로, 부정적 예제 영상들의 경우에는 경계 값을 이용하여 사용자가 정한 경계 값을 초과한 부정적 예제 영상들을 Black\_list로 설정해 피드백 다음번의 디스플레이에서 이들 영상을 제외시켜줌으로써 좀더 질의 영상에 가까운 영상들을 결과로 보여줄 수 있다. 이 경우에도 역시 데이터베이스 내의 유사성 계산 량을 줄여주는 장점을 가지고 있다. 경계 값을 이용한 제안된 피드백 기법은 피드백의 횟수가 늘어남에 따라 제외되는 영상들의 수가 많아 지므로 피드백 횟수에 비례하여 검색 시간이 줄어들 것이다. 경계 값을 이용한 PN\_Tval피드백 알고리즘을 간단히 표현하면 다음과 같다. 먼저 대상이 되는 영상 image[i]가 적합한 영상일 경우에는 긍정적인 가중치 PW를 사용자로부터 받게 되고 일정한 경계 값 PTval을 초과한 가중치를 받은 긍정적 영상이 있는 경우에는 이를 White\_list에 저장하고 다음번 디스플레이 영상집합에서 제외시켜준다. 부정적인 영상의 경우에도 마찬가지로 처리하며 이를 Black\_list로 저장한다.

```

for (i=0; i< 영상의 수; i++)
{
  if (image[i] is in relevant)
  /* Positive weight = PW
  Positive Threshold value = PTval */
  similarity[i] = PW*similarity[i];
  {
    if (similarity[i] > PTval)
      image[i] -> White_list;
  }
  else if (image[i] is in non-relevant)
  /* Negative weight = NW
  Negative Threshold value = NTval */
  similarity[i] = NW*similarity[i];
  {
    if (similarity[i] > NTval)
      image[i] -> Black_list;
  }
}
    
```

표 1. 영상 정보검색에서의 데이터베이스 영상분류

	사용자의 적합성 판단	
	적합한 영상	비 적합한 영상
검색된 영상집합	A(정확히 검색된 적합한 결과)	B(잘못 검색된 결과)
검색되지 않은 영상집합	C(적합한 영상 중 검색 안된 결과)	D(정확히 무시된 결과)

else similarity[i]를 변화시키지 않는다.

```
display image=image[i]-White_list-Black_list;
}
```

유사성 값들을 재 순위 매기고 다음 영상집합을 보여준다.

#### 4. 새로운 적합성 피드백을 사용한 영상검색 시스템

본 연구에서 제안한 적합성 피드백 영상 검색 시스템의 전체적인 구성을 보면 그림 4와 같다.

먼저 질의 영상이 들어오면 입력된 데이터베이스의 영상들과 마찬가지로 특징추출 단계를 거치고, 데이터베이스 내의 영상들과 유사성 계산을 하여 초기 검색 영상을 출력한다. 다음, 출력영상에 대한 사용자의 평가를 적합성 피드백을 통해 1차적으로 시스템에 피드백 시킨다. 여기에서 사용자가 정한 긍정적 경계 값을 초과한 긍정적 예제영상들은 시스템상의 별도의 공간에 저장되게 되고 다음번 디스플레이에서 제외된다. 다른 한편으로, 부정적 경계 값을 초과한 부정적 예제영상들은 다음번 피드백에서 데이터베이스내의 유사성 계산에서 제외되고, 다음번 디스

플레이에서 제외된다. 디스플레이시스템은 사용자의 적합성 피드백을 고려하여 2차 검색을 수행하고 긍정적 예제에 대한 pre-fetching을 적용한 예상영상들을 결과에 추가한다. 또한, 경계 값에 의해 제외된 영상들과 부정적 예제에 대한 pre-fetching을 적용한 영상들을 결과에서 제외한다. 이러한 사용자의 피드백 과정이 반복된다. 다음은 세부과정에 대한 설명이다.

##### 4.1 특징 추출

영상 데이터베이스에 입력된 영상에 대해 여러 특징을 추출하여 각 영상을 표현하고 이를 검색에 이용한다. 본 연구에서는 칼라특징으로 Intensity와 Hue을 사용하고, 질감특징으로 Contrast와 Homogeneity를 사용했다. 그리고, 추출된 특징벡터를 그대로 (raw feature) 혹은 평균정규화(normalized by mean), 평균-표준편차 정규화(normalized by mean\*std dev) 그리고 가우시안 정규화(Gaussian normalization) 등 다양한 형태로 변형하여 검색에 사용하였다.

##### 4.2 적합성 피드백 알고리즘

일반적으로 영상 검색 시스템이 사용하는 저 수준

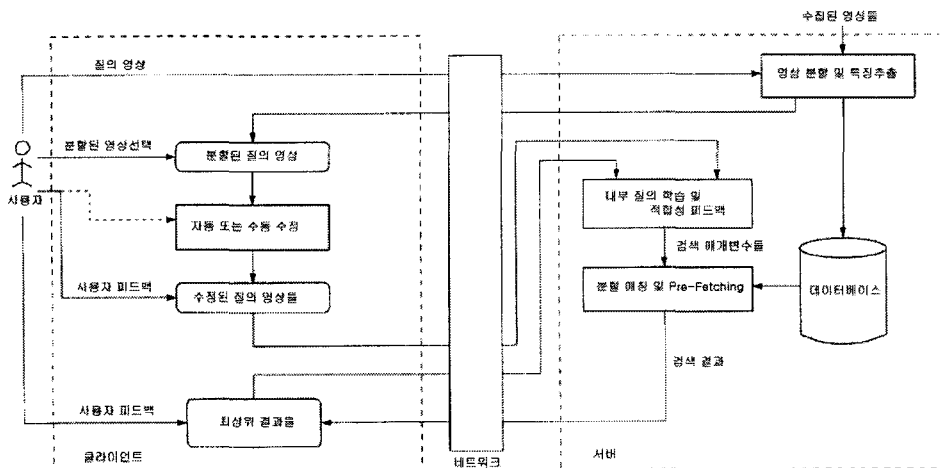


그림 4. 제안한 영상 검색 시스템

의 특징 값에 근거한 질의는 사용자들의 정보를 완전히 표현할 수 없으므로 영상검색 시스템과 사용자 사이의 적합성 피드백을 통해, 고수준의 질의를 재정의하도록 함으로써 가장 유사한 영상들을 검색한다. 본 연구에서는 사용자 적합 효율성을 위해 다음과 같은 간단한 PFTV 피드백 알고리즘(Pre-Fetching & Threshold Value relevance feedback algorithm)을 유사성 계산에 적용하여 결과를 나타내는 방법을 사용하고, 이를 검색 시스템에 적용해 사용자의 평가에 따라 가중치를 갱신하는 적합성 피드백을 수행한다.

입력 :  $X^r$ 는 적합한 예제영상,  $X^n$ 는 비 적합한 예제영상

출력 : 유사성 거리 매개변수  $q$ 와  $Q$

```
while(1) {
    if (image[i] is  $X^r$ ) // 3장에서 제안된 긍정적
    // 예제에 대한 경계 값과 pre-fetching 알고리즘
    { Call P_Tval();
      Call P_Pfetch();
    }
    else if (image[i] is  $X^n$ ) // 3장에서 제안된 부정적
    // 예제에 대한 경계 값과 pre-fetching 알고리즘
    { Call N_Tval();
      Call N_Pfetch();
    }
}
```

else  $q$ 와  $Q$ 를 변화시키지 않는다.

display image = image[i]-경계 값에 의해 제외된 영상-부정적 pre-fetch에 의해 제외된 영상+긍정적 pre-fetch에 의해 예상된 영상;

유사성 값들을 재 순위 매기고  $q$ 와  $Q$ 를 반환한다.

### 4.3 유사성 계산 및 검색효율

영상 데이터베이스로부터 질의 영상과 유사한 영상들을 검색하기 위해 유사성 측정을 사용하여 계산한다. 본 연구에서는 질의 영상과 영상 데이터베이스 내에 저장된 영상들 간의 유사성을 측정하기 위해 City-block 거리 유사성 측정을 사용한다. 다음 식은 City-block 거리 유사성 척도이다.

$$D(Q, I)_{Cityblock} = \sum_{i=1}^n |q_i - i_i|$$

위 식에서  $Q$ 는 질의 영상,  $I$ 는 데이터베이스 내의 영상을 나타낸다. 그리고  $q_i$ 와  $i_i$ 는 각각 두 영상의 특징 벡터들이다. 본 연구의 적합성 피드백 영상 검색시스템의 효율성을 검증하기 위해, 표 1에 따라 데이터베이스내의 영상을 분석하고, 이를 바탕으로 회수율(recall)과 정확도(precision)를 성능 척도로 이용한다.

회수율과 정확도는 질의영상에 대한 대상영상의 적합성과 정확한 대응으로 이루어진 함수이다. 회수율은 적합한 모든 영상들을 검색하기 위해 시스템의 능력을 측정하고 정확도는 적합한 영상들을 검색하기 위한 시스템의 성능을 측정한다. 표 1 분석을 이용한 회수율과 정확도는 다음과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} \text{Recall} &= \text{정확히 검색된 결과영상/모든 적합한 영상} \\ &= \frac{A}{A+C} \times 100 \end{aligned}$$

$$\begin{aligned} \text{Precision} &= \text{정확히 검색된 결과영상/모든 검색된 영상} \\ &= \frac{A}{A+B} \times 100 \end{aligned}$$

즉, 회수율은 모든 적합한 영상들 중에서 정확히 질의와 관련된 결과영상들의 비율로 나타내며, 정확도는 검색된 전체 영상들 중에서 질의와 관련된 결과영상들의 비율로 나타낸다.

## 5. 결 론

CBIR(Content-Based Image Retrieval)은 지난 몇 년간에 가장 활발한 연구 분야중의 하나가 되었고, 연구의 대부분은 “최상의” 영상 특징 표현들을 찾아내는 데에 집중되었다. 검색은 고정된 가중치들 내에 개개의 특징 표현들의 유사성을 더함으로써 실행되었다. 최근에는 검색의 효율성을 높이기 위하여 기존의 CBIR 시스템에 적합성 피드백 기법을 통합하여, 기존의 CBIR 접근 방식의 단점인 저 수준 특징들과 인간의 인식 주관성을 사용하고 수준을 표현하는 데에 따른 많은 어려움과 제한점을 극복하였다. 그러나 적합성 피드백의 특성으로 인한 적은 샘플문제, 훈련 샘플들의 불균형과 실시간 요구, 그리고 검색의 잠재성문제를 극복하지는 못하였다.

본 논문에서는 적합성 피드백에 기반한 CBIR 시스템에 경계 값과 pre-fetching 기법을 사용한 인간-컴퓨터 대화식 접근방식을 제공한다. 기존의 접근 방



식과는 다르게, 제한한 방식에서는 사용자가 정보 요구를 폭넓게 다룰 수 있고, 긍정적 예제와 부정적 예제의 적절한 조합으로 사용자에게 영상이 디스플레이되는 시간을 줄임으로써 검색성능을 향상시킨다.

향후 연구로는 적합성 피드백 알고리즘을 고려하는데 있어, 적은 부정적 예제들을 효율적으로 다룰 수 있도록 하고, 사용자에게 의한 경계 값 설정범위에 대해 최적화된 피드백 알고리즘을 연구할 것이다. 또한, 일반적으로 영상검색에서 잠재되어있는 유익한 영상정보들을 사용자 피드백과정에서 좀더 많이 상호작용하기 위해 적합성 피드백 알고리즘에 대해 연구를 지속할 것이다.

**참 고 문 헌**

[1] K. Bowyer and P. Flynn, "A 20th Anniversary Survey: Introduction to Content - based Image Retrieval at the end of the Early Years", IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 22, No. 12, pp. 1348-1380, Dec. 2000.

[2] X. S. Zhou and T. S. Huang, Unifying Keywords and Visual Contents in Image Retrieval, IEEE Trans. on Multimedia, Vol. 9, No. 2, pp. 23-33, Jun. 2002.

[3] G. Ciocca and R. Schettini, "A Relevance Feedback Mechanism for Content-based Image Retrieval", Information Processing & Management, Vol. 35, pp. 605-632, Apr. 1999.

[4] Y. Chen, X. S. Zhou, and T. S. Huang, "One-class SVM for Learning in Image Retrieval", Proc. Int'l. Conf. on Image Processing, Greece, pp. 7-10, Oct. 2001.

[5] S. Tong and E. Chang, "Support Vector Machine Active Learning for Image Retrieval", Proc. ACM Multimedia 2001, Ottawa, Canada, Sep. 2001.

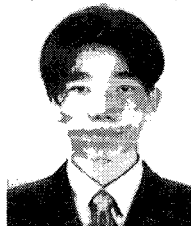
[6] X. S. Zhou and T. S. Huang, "Small Sample Learning during Multimedia Retrieval using BiasMap", Proc. IEEE Conf. Computer Vision and Pattern Recognition, Hawaii, Dec. 2001.

[7] X. S. Zhou and T. S. Huang, "Exploring the Nature and Variants of Relevance Feedback", Proc. IEEE Conf. Content-Based Access of Image and Video Libraries, pp. 94-101, 2001.

[8] I. J. Cox, M. Miller, T. Minka, and T. Pappathomas, "The Bayesian Image Retrieval System, PicHunter: Theory, Implementation, and Psychophysical Experiments", IEEE Trans. on Image Processing, Vol. 9, No. 1, pp. 20-37, Jan. 2000.

[9] X. Yang, et al., "An Optimal and Efficient Soft Caching Algorithm for Network Image Retrieval", Proc. IEEE ICIP, 1998.

[10] A. Ortega, et al., "A Framework for Optimization of a Multiresolution Remote Image Retrieval System", Proc. IEEE INFOCOM, 1998.



**박 민 수**

2001년 가톨릭대학교 물리학과(이학사) & 컴퓨터공학과(공학사)  
 2003년 가톨릭대학교 컴퓨터공학과(공학석사)  
 2003년~현재 (주)역사텔레콤 주임연구원

관심분야 : 멀티미디어 데이터베이스, 이동 데이터베이스, 임베디드 시스템



**황 병 연**

1986년 서울대학교 컴퓨터공학과(공학사)  
 1989년 한국과학기술원 전산학과(공학석사)  
 1994년 한국과학기술원 전산학과(공학박사)  
 1994년 3월~현재 가톨릭대학교

컴퓨터정보공학부 교수  
 1999년~2000년 University of Minnesota Visiting Scholar  
 2002년 3월~2004년 8월 가톨릭대학교 정보통신원장  
 2004년 9월~현재 가톨릭대학교 연구행정실장  
 관심분야 : 지리정보시스템, XML 데이터베이스, 멀티미디어 데이터베이스