

유사 비디오 데이터 집합에서 효율적인 특성정보 프로파일 생성 기법

박 동 철[†] · 장 중 혁^{**} · 이 원 석^{***}

요 약

산업정보사회가 발달함에 따라 다양한 형태의 비디오 데이터들이 여러 분야에서 대량으로 생성되고 있다. 이에 따라 이들의 가공을 통해 비디오에 나타난 의미 정보를 추출하려는 다양한 접근들이 시도되고 있으며, 근래 들어 데이터 마이닝 기법을 응용한 특성정보 프로파일 생성 방법에 대한 관심이 증대되고 있다. 그러나 기존의 연구에서는 시공간적으로 방대한 비디오 데이터의 특징으로 인해 해당 분야에 대한 연구가 소극적으로 진행되어왔다. 본 논문에서는 유사한 의미를 나타내는 비디오 데이터 집합에서 의미있는 지식을 추출하는 특성정보 프로파일 생성 기법을 제안한다. 더불어, 특성정보 프로파일 생성과정의 효율적인 수행을 위해서 다양한 추가 고려 사항을 제시한다. 전체 특성 정보들 중에서 주요 정보에만 집중함으로써 데이터 양을 감소시키는 방법, 잡음 요소를 제거하고 관심영역을 설정하여 데이터 양을 감소시키는 방법 및 동적인 영역에 가중치를 부여하여 추출된 정보의 정확도를 향상시키는 방법 등이 포함된다. 끝으로, 실험용 비디오 데이터에 대하여 논문에서 제안된 다양한 압축 방법을 적용하여 클러스터링을 수행하고 이를 통해 구해진 특성 정보 프로파일과 원본 비디오 데이터의 특성정보와 비교하여 본 논문에서 제시한 다양한 압축 알고리즘을 검증한다.

Efficient Generation of a Feature Profile in a Set of Similar Video Data

Dong Cheol Park[†] · Joong-Hyuk Chang^{**} · Won-Suk Lee^{***}

ABSTRACT

With the rapid progress of computer technology in recent years, a digital video data has been used in many applications. As a result, various technologies have been introduced to discover knowledge embedded in a video database. However, few researches on data mining for a video database have been performed due to the unclear boundary of the information in a large amount of a video stream. This paper proposes an efficient generation method of a feature profile in a set of similar video data. To extract the information embedded in original video data efficiently, several refinement techniques are also presented. These methods include merging pixels, restricting preferred areas, removing noises under a minimum repeat factor, extracting important key frames, generating derived blocks and applying weights to dynamic and static areas differently. Finally, the performance of these methods is evaluated by comparing a result profile obtained by a data mining process with original video streams.

키워드 : 비디오 데이터(Video Data), 데이터 마이닝(Data Mining), 클러스터링(Clustering), 프로파일(Profile), 감시(Surveillance), 데이터베이스(Databases)

1. 서 론

비디오 데이터에 대한 기존의 데이터 마이닝 연구는 효과적인 마이닝 방법의 부재로 인하여 비디오 내에 분포된 특성정보들의 출현 빈도와 확률 계산 등 통계적인 방법 수준으로 한정되어 연구되었다. 특히, 비디오 데이터는 데이터의 양이 방대하고 비디오 스트림 상에서 나타나는 의미 요소들이 명확히 구별되지 않기 때문에 제한적으로 활용되고 있다. 그러나 무인 감시 환경과 같은 유사한 비디오 데이터가 반

복적으로 발생하는 제한된 환경에서는 각 비디오에서 계속적으로 나타나는 특성정보의 추출이 보다 용이할 수 있기 때문에 다양한 연구가 시도되고 있다[1, 2].

비디오 데이터의 효과적인 저장이나 전송을 위해서 비디오 데이터 압축 기법들이 다양하게 연구되어왔다. 비디오의 공간적 중복성을 제거하기 위한 JPEG[3]이 제안되었으며 비디오의 화면간 상관도가 높은 특징을 이용하여 중복성을 제거하고 화면간 부호화를 적용시킨 방법으로 H.261[4] 및 H.263[5,6]이 제안되었다. MPEG[7]에서는 이러한 기술들을 더욱 발전시켜 I-픽처, P-픽처, B-픽처 등을 사용하고 있고 고효율의 비디오 압축효과 및 검색을 지원하는 다양한 표준들이 제안되었다. 그러나 이와 같은 압축 방법들은 대용량

[†] 정 회 원 : CJ시스템즈
^{**} 준 회 원 : 연세대학교 대학원 컴퓨터학과 박사과정
^{***} 중 심 회 원 : 연세대학교 컴퓨터학과 교수
 논문접수 : 2004년 8월 5일, 심사완료 : 2004년 12월 27일

인 비디오의 효과적인 저장, 전송 및 재생을 목적으로 연구되었기 때문에 지역적 특성 정보를 추출하거나 사용자들의 관심도가 높은 의미적인 정보 추출에는 한계가 있다.

본 논문에서는 유사한 비디오들로부터 비디오 특징을 고려하여 데이터 마이닝을 위한 효과적인 데이터 압축 및 정제 기법을 제시하고 이를 기반으로 비디오 데이터 집합으로부터 특성정보 프로파일을 효과적으로 생성하는 마이닝 기법을 제안한다. 방대한 비디오 특성 데이터로부터 특성 정보 프로파일을 효과적으로 생성하기 위해서 클러스터링 기법을 활용하였으며, 기존의 일반적인 클러스터링 기술과 더불어 비디오의 특성을 고려한 지식 추출 방법을 제시하였다. 이를 이용하여 형태적인 영상 특징으로부터 의미적인 정보를 해석하는 별도의 변환과정이 없이 영상 정보들로부터 의미적인 지식 정보를 추출하며, 유사 비디오들의 공통 지식 정보인 특성정보 프로파일을 생성한다. 또한, 생성된 특성정보 프로파일의 의미적인 정보들을 실제 비디오 데이터와 비교하여 본 논문에서 제시한 다양한 접근 방법의 효용성을 검증한다.

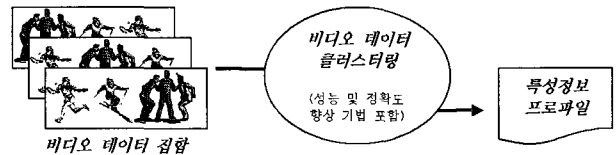
본 논문의 구성은 다음과 같다. 제 2장에서는 관련 연구에 대해 기술하고, 제 3장에서는 비디오 데이터 분석을 위한 기본 개념들을 정리한다. 제 4장에서는 비디오 데이터로부터 특성정보 생성을 위한 클러스터링 기법을 간략히 기술하며 논문에서 제안하는 방법의 개괄적인 수행 과정을 기술하고, 제 5장에서는 특성정보 프로파일 생성 과정의 효율성 및 생성된 결과의 정확도를 높이기 위한 성능 향상 방법을 기술한다. 제 6장에서는 본 논문에서 제안된 방법들에 의해 생성된 정보들의 정확성을 측정하기 위한 판단기준을 제시한다. 제 7장에서는 일련의 실험을 통해 본 논문에서 제안된 방법들의 성능을 검증하며, 끝으로 8장에서 논문의 결론을 맺고 향후 연구 방향에 대해 간략히 기술한다.

2. 관련 연구

비디오 데이터베이스들로부터 특성정보를 추출하여 특성 정보 데이터베이스에 저장하고 효율적으로 검색하는데 목적을 둔 비디오 특성정보 추출 및 유사한 비디오 검색에 관한 연구들[8,9,10]은 일반 비디오를 대상으로 색상, 질감 같은 특징을 추출하여 히스토그램 사각형 거리(Histogram Quadratic Distance)를 사용하여 해당 정보들을 검색이 용이한 데이터베이스 형태로 구축한 뒤 특징기반의 시각적 질의를 통해 원하는 비디오를 검색한다. 그러나 신속한 검색 속도를 위해 고정된 특징 계층에 의해 특징들이 분류되므로 새로운 특징정보를 추가적으로 정의하기 위해서는 특징 계층 트리를 재구성 해야 되는 문제점이 존재한다.

비디오의 특징을 해석하는 관점에 따라 크게 두 가지 연구 방향으로 나눌 수 있다. 하나는 형태론적인 연구로서 비디오에 나타나는 개체들의 크기나 위치, 모양, 색상, 질감 등의 공간적인 특징에 대한 연구이다. 비디오에서 추출 가능한 특성정보들 중에서 한가지의 특성만 이용한 초기의 연구

들과는 달리 Jain 등의 연구 [11] 및 Bimbo 등의 연구[12]는 비디오 내부 개체의 경계, 색상과 모양을 동시에 처리하고 단일기준으로 표현되는 특성정보를 추출하여 결합하는 기법을 제안하였다. 또한 Kao 등의 연구[13] 및 Lipton 등의 연구[14]에서는 추가적으로 비디오의 질감과 경계인식을 이용하여 기본적인 도형으로 간략화된 비디오 형태 정보를 사용하는 방법을 제안하였다. 다른 하나는 의미론적 관점의 연구로서 비디오를 분석하여 나타나는 개체나 배경 등을 분리하고 그 동작이나 방향 등의 특징을 관심분야로 하여 의미적으로 해석하고 검색 등을 제공하기 위한 연구이며 Vailaya 등의 연구[15]에서 픽셀 등으로 표현되는 개체의 기본적인 형태적인 특징으로부터 의미 정보를 추출하고 분류하는 기법에 대하여 연구하였다. Kanade 등의 연구[2]에서는 주제 카테고리라 불리는 주제별로 나누어진 클래스 계층을 사용하여 비디오 도메인의 특성 정보를 표현하며 질의는 자유로운 문구를 사용할 수 있게 하였다. 이와 유사하게 Bhandaru 등의 연구[16]는 비디오 파일과 심볼 개체를 표현하는데 있어서 비디오 클래스 계층과 심볼 클래스 계층으로 구성하고 저장된 데이터를 CVQL이라는 질의 언어로 검색 가능하도록 하였다. 이 두 가지 방식은 의미 단어들이 커지는 경우 인덱싱을 위한 트리의 확장에 따른 효율은 고려하지 않았다.

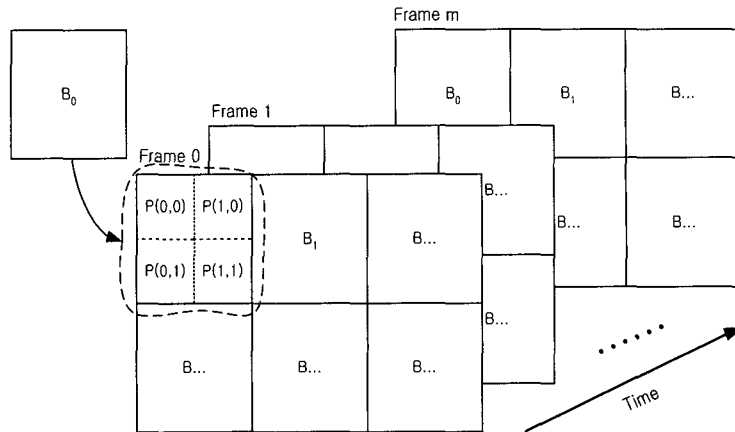


(그림 1) 유사 비디오 데이터로부터 특성정보 프로파일 생성

3. 기본 개념

본 절에서는 논문에서 해결하고자 하는 문제 상황에 대해서 간략히 정의하고 이를 위해 필요한 기본적인 개념들을 정리한다. 먼저, 본 논문에서는 다루고자 하는 유사 데이터 집합에서 효율적인 특성정보 프로파일 생성은 (그림 1)에서와 같이 동일한 응용 환경에서 얻어진 다수의 유사 비디오 데이터를 분석하여 해당 비디오 데이터들에 공통된 특성 정보를 분석하고 이를 통합된 하나의 특성정보 프로파일로 생성하는데 목표를 두고 있다. 이 과정에서 비디오 데이터 집합의 특성 정보 분석을 위해서 클러스터링 기법을 적용한다. 특히, 각 비디오 데이터를 하나의 개별 트랜잭션 단위로 정의하고 이를 기반으로 하는 트랜잭션 데이터 클러스터링 기법[17]을 적용한다.

하나의 비디오 데이터로부터 특성 정보 프로파일 생성을 위한 분석 단계는 크게 두 가지로 나눌 수 있다. 하나는 시각적인 비디오 데이터로부터 디지털 정보를 추출하는 과정이며, 다른 하나는 앞 단계에서 얻어진 디지털 정보를 분석하여 해당 비디오 데이터 집합들의 특성정보를 추출하는 과



(그림 2) 비디오 샷, 프레임, 베이스블록 및 픽셀간의 관계

정이다. 본 논문에서는 앞 단계인 디지털 정보 추출 단계는 다루지 않는다. 즉, 본 논문에서는 디지털 정보로 표현된 다수의 비디오 데이터들을 분석하여 특성정보를 추출하는데 집중하여 기술한다. 이때, 하나의 비디오 데이터에 있어서 시각적 정보와 디지털화된 분석 정보와의 매핑 관계는 다음과 같다. 먼저, 하나의 비디오 데이터에서 정지화면(즉, 프레임)은 일정한 개수의 픽셀로 구성되며 각 픽셀 정보는 Red, Green, Blue 등의 특성값으로 표현된다. 일반적으로 이러한 특성들을 **특성정보**라 한다[7]. 이때, 특성정보를 f 라 하고 특성정보의 개수를 k 라 하면, 하나의 픽셀은 특성정보 집합 $\{f_0, f_1, f_2, \dots, f_{k-1}\}$ 로 표현된다. 하지만, 하나의 정지화면을 구성하는 각 픽셀들에 대한 정보를 개별적으로 표현하고 이를 이용하여 해당 비디오 데이터에 대한 분석 작업을 수행하고자 하는 경우 분석 작업 수행 과정에서 컴퓨팅 자원 및 분석 작업 수행 시간이 급격히 증가될 수 있다. 따라서, 비디오 데이터에 대한 효율적인 처리를 위해서는 방대한 해당 비디오 데이터를 의미적으로 손상시키지 않는 범위에서 분석 대상 데이터의 양을 감소시킬 필요가 있다. 즉, 하나의 비디오 데이터를 (그림 2)에서와 같이 해상도를 낮추어 하나의 정지화면을 표현하는 다수의 픽셀 정보들 중에서 인접한 일정 개수의 픽셀 p_k 를 병합하여 하나의 논리적인 논리적인 단위로 대표하여 나타냄으로써 분석 대상 데이터 양을 줄일 수 있다. 이때, 일정 개수의 픽셀을 병합하여 이루어진 하나의 논리적인 단위를 **베이스블록**이라 정의한다. 비디오 데이터에 있어서 하나의 정지화면이 W 개의 가로 픽셀과 H 개의 세로 픽셀로 표현된다면, 가로합병 픽셀 수(ϕ_w)*세로합병 픽셀 수(ϕ_h) 크기의 베이스블록으로 합병하면 $W*H$ 개의 픽셀로 표현되는 하나의 정지화면이 $(W/\phi_w)*(H/\phi_h)$ 개의 베이스블록으로 감소한다. 베이스블록은 다수의 픽셀을 병합하여 정의된 단위이므로 단일 픽셀에서 추출할 수 없었던 질감 등과 같은 새로운 특성 정보들을 정의할 수 있다. 이러한 베이스블록은 JPEG이나 MPEG등에서 사용되는 매크로 블록과 유사한 개념으로 해석할 수 있으며[3, 7], 본 논문에서는 이러한 베이스블록을 비디오 데이터의 특성정보 분

석을 위한 최소 기본 단위로 간주한다. 일반적으로 하나의 비디오 데이터는 해당 비디오의 시작부터 종료까지를 하나의 논리적인 단위로 정의하며, 본 논문에서는 이를 **비디오 샷(Video shot)**이라 정의한다. 하나의 비디오 샷은 (그림 2)에서와 같이 시간적인 연속성을 갖는 다수의 정지화면(프레임)들로 구성되며, 하나의 정지화면은 다수의 베이스블록으로 구성된다. 즉, 하나의 비디오 샷은 다수의 프레임들의 집합 $\{F_0, F_1, F_2, \dots, F_m\}$ 으로 표현된다.

4. 유사 비디오 데이터 집합에서 특성정보 프로파일 생성

4.1 비디오 데이터에 대한 트랜잭션 클러스터링

본 논문에서는 유사 비디오 데이터 집합의 특성정보 프로파일을 구축하기 위해서 해당 비디오 데이터들에 대한 트랜잭션 클러스터링 기법을 적용한다. 이를 위해서 분석 대상이 되는 다수의 비디오 샷 집합에서 각 개별 비디오 샷을 하나의 트랜잭션으로 간주한다. 또한, 일반적인 트랜잭션 개념에서 하나의 트랜잭션에 동일한 의미 단위가 반복적으로 출현한 경우에 해당 의미 단위의 중복성은 고려되지 않는 것과 마찬가지로 하나의 비디오 샷에서 동일한 베이스블록의 특성정보가 다수의 프레임에서 반복적으로 출현하는 경우 해당 베이스블록 특성정보의 반복 출현 횟수는 의미적인 중요성을 갖지 않는다.

비디오 샷 집합에 대한 트랜잭션 클러스터링 수행 과정은 [17]에서 제안된 일반적인 트랜잭션 클러스터링 방법과 동일하다. 하지만, 분석 대상이 비디오 샷들의 집합임을 고려하여 일부 개념은 다음과 같이 변경된다. 먼저, 해당 비디오 샷들에서 발생한 특성정보들의 중요성을 판단하기 위한 기준으로 지지도 개념을 고려할 수 있다. 특성정보의 지지도는 비디오 샷 집합에 대한 클러스터링 과정에서는 하나의 특성 정보가 출현한 비디오 샷의 수를 전체 비디오 샷의 수로 나눈 값이다. 지지도는 비디오 샷들에서 특성정보의 출

현 빈도를 나타내는 기준이 되며, 클러스터링 수행시 **최소 지지도** 개념을 도입하여 해당 비디오 샷 집합에서 발생한 특성정보들 중에서 지지도가 사전에 정의된 최소 지지도보다 크거나 같은 특성정보들을 중요한 특성정보로 간주하고 추출한다. 따라서, 최소 지지도를 만족하지 못하는 특성정보는 클러스터링시에 제외가 되고 최소 지지도 이상의 출현 빈도가 높은 특성 정보만 모델링되어 주요하게 간주되고 해당 비디오 샷 집합에 대한 특성정보로 생성된다. 한편, 생성된 클러스터들이 유사한 값을 가지고 있는 경우 다수의 유사한 클러스터들을 병합하여 하나의 단순화된 클러스터로 표현할 수 있다. 이때, 다수의 클러스터를 하나로 병합할 때 기준이 되는 임계값을 **클러스터링 범위**라 한다.

비디오 샷 집합으로 특성정보 프로파일 생성 과정을 예를 들어 살펴보자. (그림 3)은 두 개의 비디오 샷으로 구성되는 비디오 샷 집합으로부터 트랜잭션 클러스터링 과정을 수행하여 특성정보 프로파일을 생성하는 과정을 보여준다. 먼저, (그림 3)에서 비디오 샷 1의 특정 베이스블록에 나타난 특성정보 $P1, P2, P3, P4, P5$ 는 각각의 값에 따라 특성정보 영역에 분포되어 표현되고, 비디오 샷 2의 특정 베이스블록에 나타난 특성정보 $P1, P2, P3, P4$ 는 각각의 값에 따라 특성정보 영역에 표현된다. 이때, 최소지지도를 0.8로 설정한 경우 $P5$ 의 지지도는 0.5로서 최소지지도를 만족하지 못하므로 제거가 되며, 나머지 특성정보들의 지지도는 최소지지도 이상으로서 중요 특성정보로 간주된다. 이때, 클러스터 병합을 위한 클러스터링 범위가 R 로 정의되는 경우 해당 클러스터링 범위 R 에 포함되는 클러스터들은 서로 병합되어 하나의 클러스터를 형성한다. 따라서, 최소지지도와 클러스터링 범위를 고려하여 최종적으로 생성된 특성정보 클러스터들은 프로파일 축에 표현된 것과 같이 $\alpha_1, \alpha_2, \alpha_3$ 로 표현된다.

비디오 샷 집합에 대한 클러스터링 수행 결과 생성되는 클러스터 a_i 는 클러스터 구별자 a_{id} , 베이스블록 B_i , 특성 정보 f , 클러스터 최소값 a_{min} , 클러스터 최대값 a_{max} , 클러스터 평균값 a_{avg} 및 클러스터 지지도 a_{sup} 정보를 가지며 다음과 같이 표현된다.

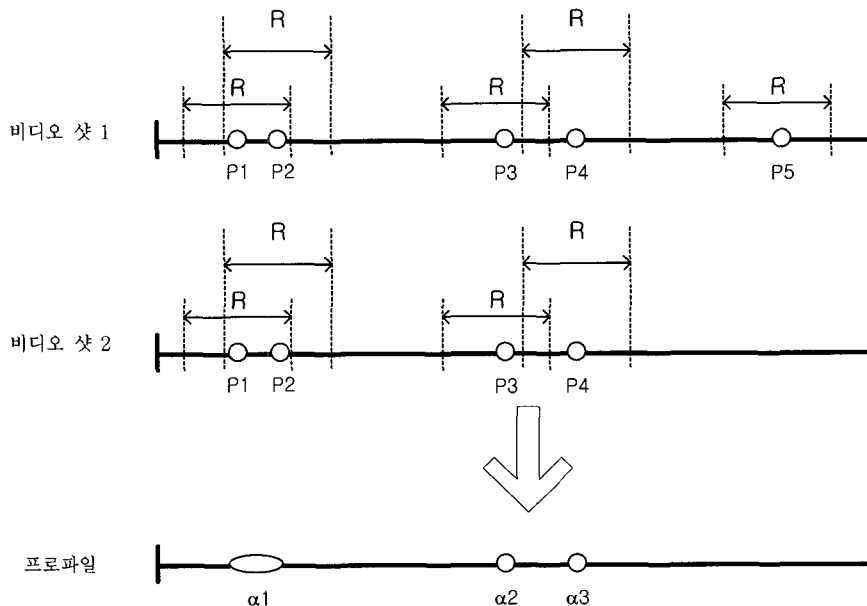
$$a_i = \{ a_{id}, B_i, f, a_{min}, a_{max}, a_{avg}, a_{sup} \mid 0 \leq i < (W/\phi_w) * (H/\phi_h) \}$$

하나의 비디오 샷 집합에 대한 다수의 클러스터의 클러스터 정보들을 통합한 정보 파일을 해당 비디오 샷 집합에 대한 **프로파일**이라 지칭한다. 한편, 베이스블록 B_i 는 프레임내 좌표에 따른 베이스블록의 식별자가 되고, 클러스터 최소값, 클러스터 최대값은 각 클러스터가 가질 수 있는 특성정보의 영역을 나타내는 정보이며 이러한 영역 내에 발생한 특성정보들의 평균이 클러스터 평균값으로 되고 클러스터 지지도는 각 클러스터의 지지도를 의미한다. 최종적으로 프로파일 P 는 다음과 같이 클러스터들의 집합이 된다.

$$P = \{ a_0, a_1, a_2, \dots, a_d \}$$

4.2 특성 정보 프로파일 생성 흐름도

본 논문에서 제안하는 유사 비디오 데이터 집합에서 특성정보 프로파일 생성 과정은 (그림 4)와 같으며, 크게 전처리 단계, 클러스터링 단계 및 후처리 단계와 같은 세 단계로 구분된다. 클러스터링 단계는 비디오 샷 집합에 대하여 4.1 절에서 기술한 클러스터링 방법을 적용하여 특성정보 프로파일을 생성하는 단계이다. 전처리 단계는 비디오로부터 추출된 특성정보들을 1차 가공하여 불필요하게 중복되거나 잡



(그림 3) 비디오 샷 데이터 클러스터링(최소 지지도 0.8, 클러스터링 범위 R)

음 요소로 간주될 수 있는 정보들을 제거하는 단계로서 클러스터링 수행 속도를 향상 시키고 보다 정제된 특성정보를 생성할 수 있도록 지원한다. 후처리 단계는 클러스터링을 통해서 나온 프로파일을 사용자의 필요에 따라 축약하거나 또는 정확도를 향상시키지 위한 조치를 수행하는 단계이다. 전처리 및 후처리 단계는 유사 비디오 데이터 집합으로부터 특성정보 프로파일을 생성하는데 있어서 수행 과정의 성능 향상을 위한 단계로서 다음 절에서 상세히 기술한다. (그림 4)에서 검증 단계는 특성정보 프로파일 생성 과정에 포함되는 것은 아니며 생성된 프로파일의 정확성을 판단하기 위한 과정이다. 즉, 특성정보 프로파일의 정확도를 평가하는 과정이다.

5. 성능 향상 기법

일반적인 클러스터링에서 분석 대상이 되는 원본 자료의 양에 비례하여 클러스터링 수행 시간이 증가한다. 이와 마찬가지로 특성정보 생성을 위한 비디오 데이터 클러스터링에서도 원본 데이터의 양에 따라 수행 시간이 크게 영향을 받는다. 따라서, 클러스터링 수행 이전에 분석 대상 집합을 가공하여 압축된 작은 용량의 주요한 데이터 집합으로 재생성하면 클러스터링 수행 시간을 감소시킬 수 있다. 이때, 무조건적인 압축이 아니라 해당 데이터 집합의 의미를 손상시키지 않는 범위에서 압축 작업이 수행되어야 한다. 비디오 데이터는 프레임간의 공간 및 시간적인 중복성이 크므로 이러한 중복성을 제거하고 비디오에 나타난 주요한 정보만 추출

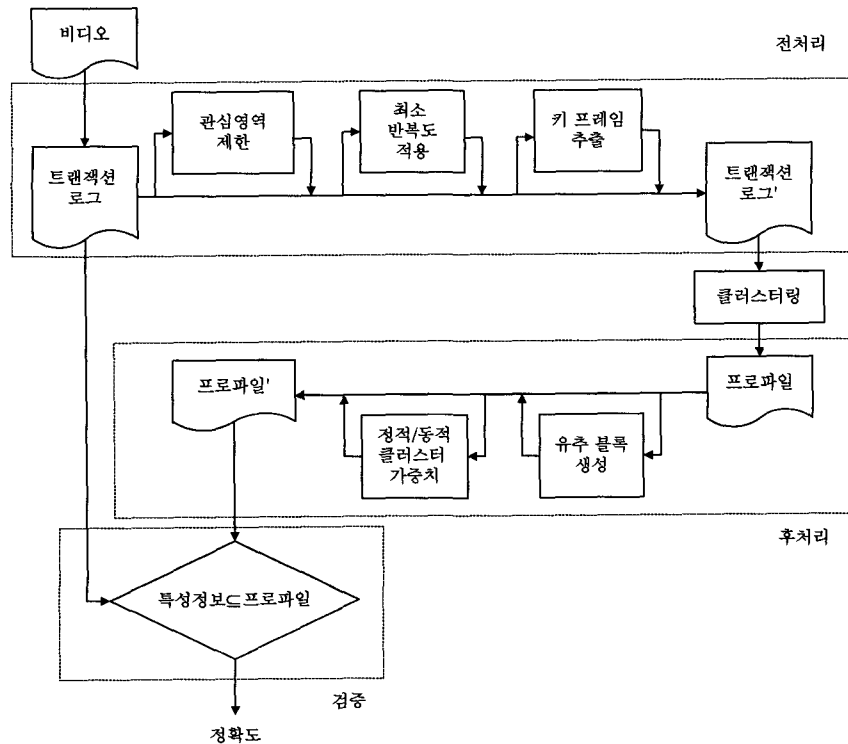
하더라도 의미적으로 큰 손실이 없이 해당 정보를 표현할 수 있다. 또한, 주변 환경에 따라 불필요한 잡음이 포함되는 경우가 많기 때문에 데이터 정제 과정을 통해 보다 정확한 특성정보를 추출할 수 있다. 이러한 목적을 위해서 본 논문에서는 특성정보 프로파일 생성을 위한 전처리 및 후처리 단계에서 몇가지 성능 향상 기법을 제안한다.

5.1 전처리 단계에서의 성능 향상 기법

전처리 단계에서는 클러스터링 수행 시간을 단축하기 위해서 분석 대상 데이터 집합을 압축하는데 주요 목적을 두고 있다. 즉, 비디오 데이터에 대한 클러스터링을 수행하기 이전에 방대한 특성 정보들의 중복성을 제거하고 주요한 데이터를 추출하기 위한 과정이다. 이를 통해서, 클러스터링 수행시간 단축뿐만 아니라 특성정보 프로파일의 정확도를 향상시킬 수 있다. 본 논문에서는 세 가지 전처리 방법을 제안한다.

5.1.1 관심 영역 제한

일반적으로 하나의 비디오 샷에 표현되는 정보들은 사용자의 관심 대상 범위보다 큰 범위를 표현하는 경우가 많다. 즉, 분석 관점에 따라 비디오 샷에 표현되는 전체 공간이 아니라 일부 특정 영역에 집중된 분석을 필요로 하는 경우가 있다. 이에 근거하여, 비디오 샷 단위로 표현되는 비디오 데이터에서 분석대상이 되는 데이터의 양을 줄일 수 있는 방법으로 2차원 화면공간에서 선별적인 관심 영역만을 분석 대상으로 정의하는 **관심 영역 제한 방법**을 고려할 수 있다.



(그림 4) 비디오 데이터 집합의 특성정보 프로파일 생성 과정

이러한 접근 방법은 분석 대상 데이터의 양을 감소시킬 뿐만 아니라 해당 비디오 데이터에 불필요하게 포함되어 분석 결과 얻어지는 특성정보의 정확도를 저하시키는 잡음요소를 제거하는 효과도 얻을 수 있다. 즉, 비관심 영역으로부터 추출되어 데이터의 모델링 결과의 정확성을 저하시키는 불필요한 특성정보를 제거할 수 있다. 비디오 데이터에 있어서 관심영역과 비관심영역은 입력되는 일정한 형태의 매핑과일을 읽고 비디오 데이터를 구성하는 베이스블록의 특성정보 값에 대해 유지 또는 제거하는 방법을 통하여 구현된다. 즉, 적용 이전의 특성값인 V_{BF} 가 관심영역에 속하는 경우에는 다음과 같이 관심 영역 제한 방법이 적용된 특성값 V'_{BF} 가 적용되며 비관심 영역인 경우 특성값을 0으로 설정함으로써 관심 영역에 집중된 특성정보 프로파일을 생성할 수 있다.

$$V'_{BF} = \begin{cases} V_{BF}, & \text{if } B \in \text{관심영역} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

이때, 베이스블록의 특성정보 값들은 동일한 가중치를 갖게 되며, 제거율 CR은 다음과 같이 전체 베이스블록 개수 $(W/\phi_b) \cdot (H/\phi_b)$ 대비 제거된 베이스블록 개수의 비율을 백분율로 나타낸다.

$$CR(\%) = \frac{\text{제거된 베이스블록 수}}{\text{전체 베이스블록 수}} * 100(\%)$$

5.1.2 최소 반복도를 적용한 특성 정보 제거

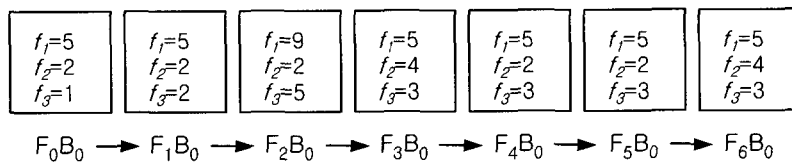
앞서 4.1절에서 기술한 바와 같이 비디오 데이터에 대한 클러스터링 수행과정에서 하나의 특성정보가 동일 비디오 샷에서 반복적으로 발생되는 경우는 해당 특성정보의 중복성을 고려하지 않는다. 하지만, 하나의 비디오 샷에서 시간 흐름에 따라 변화되는 각 프레임에서 다양한 개체들이 비디오 내에 출현하고 소멸될 수 있다. 따라서, 단일 비디오 샷 내에서 개체(즉, 해당 개체를 표현하는 특성정보)가 출현하는 시간의 길이로써 해당 개체의 중요성을 판단하는 기준을

설정할 수 있다. 즉, 하나의 특성정보가 연속된 프레임에서 많이 반복될 수로고 보다 중요한 특성정보로 간주할 수 있다. 본 논문에서는 각 베이스블록의 특성정보들이 연속적인 프레임 내에서 반복되는 횟수를 기준으로 유효 정보를 구분하는 최소반복도 기법을 제안한다. 이때, 하나의 특성정보가 유효 정보로 판정되기 위한 연속적인 최소 프레임 수를 **최소 반복도**라 정의한다. 한편, 하나의 특성정보 값이 프레임 변화에 따라 절대적으로 동일하게 유지되는 것은 현실적으로 불가능하다. 따라서, 해당 특성정보 값의 프레임 변화에 따른 변화 정도가 일정 범위 이내로 유지되는 경우 해당 특성정보는 다수의 프레임에서 반복되는 것으로 간주한다. 이때, 특성정보 값의 최대 변화 범위를 **최소 반복도 임계값**이라 정의한다.

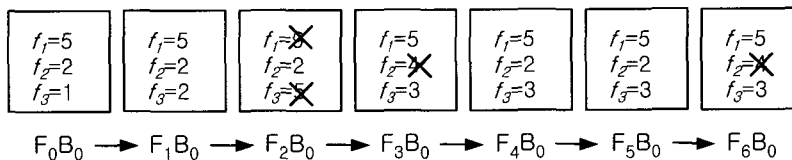
최소 반복도 개념을 이용하여 최소 반복도보다 낮은 반복도를 갖는 특성 정보를 제거함으로써 주요정보를 유지하면서 비디오 데이터의 양을 효과적으로 줄일 수 있다. 예를 들어 (그림 5)에서 (a)와 같이 하나의 비디오 샷이 프레임 F_0 부터 F_n 으로 구성될 때 프레임을 구성하는 베이스블록 F_0B_0 에 특성정보들이 f_1, f_2 및 f_3 가 나타난다고 가정하자. 이 경우 최소 반복도를 2, 최소 반복도 임계값을 1로 설정하면 F_2B_0 의 f_1 과 f_3 는 최소 반복도 임계값 1 이내로 유지되는 특성정보의 반복도는 1에 불과하므로 (b)와 같이 제거가 되며, F_3B_0 의 f_2 및 F_6B_0 의 f_2 역시 조건을 만족하지 못하므로 동시에 제거가 된다. 최소 반복도를 만족하지 못하는 경우 해당 부분을 제거하는 방법 외에도 직전 프레임의 해당 특성정보 또는 베이스블록의 값을 복사하는 방법이 있다. 이 방법은 데이터를 압축하는 의미보다는 순간적으로 출현한 잡음 정보대신에 정상적으로 나타난 직전 프레임의 정보를 사용하여 보정하기 때문에 대상 비디오에서 주목하고자 하는 장시간 노출된 개체의 데이터만을 선택하는 정제 효과를 지니게 된다.

5.1.3 키 프레임 추출

일반적으로 최초 획득되는 비디오 데이터들은 1초당 수십



(a) 최소 반복도 적용 전



(b) 최소 반복도 적용 후

(그림 5) 최소 반복도 적용 예제

프레임으로 구성된다. 따라서 별도의 가공없이 이를 직접 분석하는 경우 분석 시간이 크게 증가될 수 있다. 따라서, 하나의 비디오 샷을 구성하는 수많은 프레임들 중에서 연속적인 프레임에서 특성정보의 변화가 적은 프레임들을 모아 하나의 프레임으로 대표할 수 있도록 함으로써 분석 대상 정보의 양을 줄일 수 있다. 즉, 비디오 생성시에 초당 촬영 프레임 수가 높은 경우 전후 프레임간 상관도가 높으므로 특성정보 변화가 적은 연속적인 프레임들을 모아 이들 프레임들을 대표할 수 있는 프레임을 선택한다. 이때, 연속적인 몇 개의 프레임을 대표하는 프레임을 **키 프레임**이라 정의하며, 키 프레임에 기반한 특성정보 추출 방법을 키 프레임 방법이라 한다. 비디오 샷을 구성하는 연속된 프레임들 중에 키 프레임은 정의 1의 **프레임 상이도**를 기준으로 추출한다.

[정의 1] (프레임 상이도) 원본의 프레임들에서 연속된 프레임 F_i 와 F_j 간의 프레임 상이도 $\Delta(F_i \sim F_j)$ 는 다음과 같이 각 베이스블록의 이전 프레임의 특성정보 $V_{(F-1)Bf}$ 에서 현재 프레임의 특성정보 V_{FBf} 간 차이의 절대값을 F_i 프레임에서부터 F_j 프레임까지 누적한 값으로 정의된다.

$$\Delta(F_i \sim F_j) = \sum_{F=i+1}^j \sum_{B=0}^{n-1} \sum_{f=0}^{k-1} |V_{(F-1)Bf} - V_{FBf}|$$

- V_{FBf} : 트랜잭션 내 프레임 F , 베이스 블록 B , 특성정보 f 의 값
- n : 베이스 블록의 수
- k : 특성정보의 개수

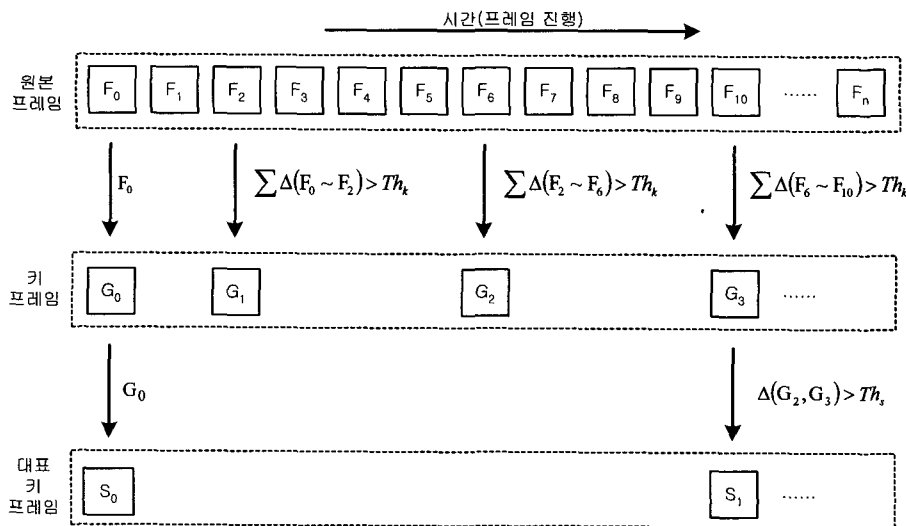
프레임 상이도는 직전 프레임으로부터 현재 프레임에 나타난 특성정보들의 변화량에 따라 비례하여 변하게 되며 비

디오 샷에 나타나는 첫 프레임을 키 프레임으로 선택한 뒤 연속된 프레임에 대해 프레임 상이도를 추출하여 일정한 수준 이상의 상이도가 되기 시작하는 프레임을 새로운 키 프레임으로 선택하고, 이렇게 키 프레임으로 선택하기 시작하는 상이도 값을 **키 프레임 임계값**이라 한다. 이러한 키 프레임은 연속되는 임계값 이하의 프레임 상이도를 가진 프레임들을 대표하는 프레임이라 할 수 있으며 이러한 방법을 사용하여 계속적으로 잔여 비디오 샷의 모든 프레임에 대해 키 프레임을 추출한다. 예를 들어 (그림 6)에서 최초 프레임 F_0 는 항상 키 프레임이 되고 다음부터 순차적으로 해당 프레임을 증가시키면서 프레임 상이도를 연속적으로 계산하며 만약 $i=2$ 인 프레임에서 프레임 상이도 $\Delta(F_0 \sim F_6)$ 가 키 프레임 임계값 Th_k 를 초과한다면 다음의 키 프레임은 F_7 가 되고 첫 키 프레임 F_0 는 프레임 집합 $\{F_0, F_6\}$ 를 대표하며 F_6 을 제외한 다른 프레임들을 제거한다.

키 프레임 임계값 Th_k 뿐만 아니라 키 프레임들을 대표하는 키 프레임들을 추출할 수 있으며 이를 **대표 키 프레임**이라 하고 대표 키 프레임 임계값을 Th_s 라고 할 경우 이것은 키 프레임을 추출하기 위한 방법과는 달리 이전 키 프레임과 현재 키 프레임간의 차이만을 비교하여 다음과 같은 조건을 만족하는 키 프레임이 된다.

$$\Delta(F_{i'} \sim F_{i+1}) < Th_s \quad (1 \leq i' \leq n', n' \text{은 키 프레임의 수})$$

최초의 대표 키 프레임은 첫 키 프레임인 F_0 가 되고 만약 $i'=3$ 인 키 프레임에서 대표 키 프레임 임계값 Th_s 를 넘었다면 다음의 대표 키 프레임은 F_{10} 이 되며 첫 대표 키 프레임 F_0 는 키 프레임 집합 $\{F_0, F_6, F_{10}\}$ 를 대표하게 된다. 키 프레임은 누적된 프레임 상이도를 이용하지만 대표 키 프레임은 누적되지 않은 전후 프레임의 프레임 상이도를 이용한다. 따라서, 장면 전환과 같은 프레임간의 급격한 변화를 찾는 방법으로 사용될 수 있다.



(그림 6) 키 프레임 추출 기법 적용 예제

키 프레임은 비디오 샷을 구성하는 모든 프레임 내에서 화면간의 중복성이 많은 프레임을 제거한 뒤 선택된 임계값 이상의 주요한 프레임만 선택하는 효과가 있다. 따라서, 비디오 샷의 모든 프레임에서 키 프레임만 선택하여 새로운 로그 파일로 저장 가능하고, 그럼으로써 원본 비디오 샷의 주요한 비디오 특성을 주요한 손실없이 유지한 상태로 재저장된 로그 파일을 얻을 수 있다.

5.2 후처리 단계에서의 성능 향상 기법

앞서 기술된 전처리 및 클러스터링 단계를 통해 분석 대상 비디오 데이터 집합에 대한 특성정보 프로파일을 생성한다. 하지만, 이를 향후 활용 단계에서 보다 효율적으로 활용될 수 있도록 하기 위해서는 프로파일의 양이나 프로파일의 정확도를 보다 향상시킬 수 있는 정제 방법을 필요로 한다. 이를 위해서 후처리 단계에서는 생성된 프로파일을 구성하는 각 베이스블록의 특성정보를 분석하여 보다 축약된 형태로 프로파일을 표현하기 위한 방법과 생성된 프로파일의 효율성을 높이기 위한 가중치 차별화 방법을 수행한다.

5.2.1 유추블록 생성

비디오 내의 개체들은 화면 공간상에 개개의 면적을 가지고 프레임 내의 일정한 영역을 점유하기 때문에 특정 개체에 속하는 특성정보는 이웃하는 주변 베이스블록의 특성정보와 서로 유사하다. 따라서, 동일한 개체로부터 추출된 클러스터들은 다른 베이스블록에 속하는 경우일지라도 유사한 특성정보를 가진다. 이러한 유사 클러스터를 가진 베이스블록끼리 서로간의 차이를 계산하여 일정값 이하일 때 합병하면 유지되는 클러스터의 수를 줄일 수 있다. 이와 같이 클러스터의 인접한 베이스블록들을 합병하여 하나의 새로운 논리적인 블록으로 변환한 것을 유추블록이라 정의하고 정의 2에서의 조건을 만족할 때 다수의 베이스블록을 하나의 유추블록으로 병합한다.

[정의 2] 클러스터 집합 $CB_i = \{ a_i \mid a_i \in B_i, 0 \leq i < n \}$, $CB_j = \{ b_j \mid b_j \in B_j, 0 \leq j < n \}$ 이라 할 때, 베이스블록 B_i 와 B_j 는 다음 두 조건을 만족할 때 하나의 유추블록으로 병합된다.

조건 1) $\Delta_c = |a_i \min - b_i \min| + |a_i \max - b_i \max|$ 인 경우 $\Delta_c < Th$ (단, $a \in CB_i, b \in CB_j, 0 \leq i < n$)

조건 2) 다른 특성정보의 모든 클러스터에 대해서 $\Delta_c < Th$

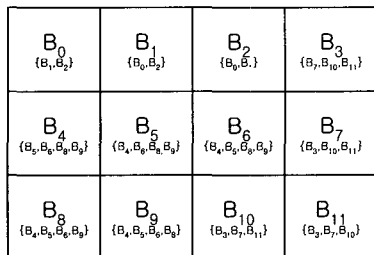
베이스블록의 클러스터들간에는 합병을 허용하지 않는 임계값을 **합병허용 임계값**이라 할 때, 위의 합병조건은 프레임 내 베이스블록 B_i 의 클러스터 a 와 베이스블록 B_j 의 클러스터 b 중의 동일한 특성정보 클러스터들간에 절대값 $|a_{min} - b_{min}| + |a_{max} - b_{max}|$ 차이가 합병허용 임계값 Th 이하의 값을 가지며 다른 특성정보의 클러스터 모두에 대해서 이 조건을 만족하는 경우 두 개의 베이스블록이 유사하다고 간주하여 합병을 한다. 베이스블록 B_i 와 B_j 에 속한 모든 특성정보 클러스터들간의 Δ_c 를 합한 값을 특성정보 상이도 S_{ij} 라 하고 다음과 같이 표현된다.

$$S_{ij} = \sum_{c=0}^{k-1} \sum_{e=0}^{n-1} (\Delta_c)$$

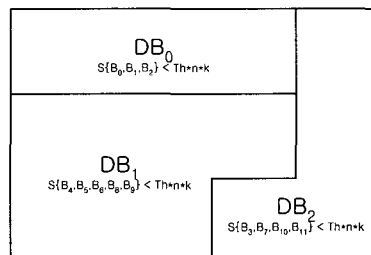
따라서, 합병된 베이스블록간의 특성정보 상이도 S_{ij} 는 위의 조건에 의해서 $Th * n * k$ 보다 작은 값이 되고, 유추블록은 기준이 되는 베이스블록 B_i 를 중심으로 다른 베이스블록을 반복적으로 검색하여 정의 2의 조건 1, 2를 만족하는 경우 합병한다. 이에 의해 유추블록 DB 는 다음과 같이 베이스블록 B_i, B_j 들의 집합이 된다.

$$DB = \{ B_i, B_j \mid S_{ij} < Th * n * k, 0 \leq i < n, 0 \leq j < n \}$$

새로운 유추블록 DB 의 클러스터 $a'_{min}, a'_{max}, a'_{avg}, a'_{sup}$ 의 값은 포함된 클러스터들의 $\beta_{min}, \beta_{max}, \beta_{avg}, \beta_{sup}$ 항목들끼리 산술 평균하여 설정된다. 예를 들어 (그림 7)에서 설명하면 (a)에서 베이스블록 B_0 의 클러스터들을 기준으로 다른 베이스블록에 속한 클러스터들에 대해서 특성정보 상이도를 계산한 경우 $\{B_1, B_2\}$ 가 각각 B_0 와 합병 허용 조건을 만족하여 합병 가능하고, B_1, B_2 에 대해서도 합병 허용 기준을 만족하는 베이스블록을 검색하여 최종적으로 공통적인 베이스블록 $\{B_0, B_1, B_2\}$ 가 서로 합병된다면 이들 베이스블록은 단일의 유추블록 DB_0 로 표현되며 B_0, B_1, B_2 서로간의 특성정보 상이도는 $Th * n * k$ 보다 작게 된다. 이러한 합병 과정을 다른 베이스블록을 기준으로 반복하여 최종적으로 다수의 베이스블록 집합 $\{B_0, B_1, \dots, B_e\}$ 가 $\{DB_0, DB_1, DB_2\}$ 의



(a) 유추블록 적용 전



(b) 유추블록 적용 후

(그림 7) 유추블록 적용에 따른 중복성 제거

유추 블록 집합으로 간략히 처리되는 것을 예시한다.

유추블록을 프로파일 처리에 도입함으로써 비디오의 특성으로 인해 유사한 특성정보를 지닌 베이스블록간에 존재하는 클러스터들간의 중복성을 제거하고 하나의 합병된 클러스터로써 유지할 수 있게 되었으며, 프로파일이 베이스블록 전체 클러스터의 특성정보를 저장하는 경우에 비하여 프로파일의 크기를 감소시킬 수 있다.

5.2.2 클러스터 가중치 차별화

비디오는 시간의 경과에 따라 개체가 움직이고 변화하는 동적인 영역과 배경처럼 큰 변화가 없는 영역으로 구분될 수 있으며 이에 따라 두 가지의 영역을 구분할 수 있다. 정적인 영역은 변화가 작기 때문에 생성되는 클러스터의 개수가 작고, 동적인 부분은 반대로 클러스터의 개수가 증가된다. 따라서, 정적/동적 클러스터를 구분하는 기준을 베이스블록에 속한 클러스터의 개수로 설정하여, 이를 초과하는 특성정보 내 클러스터 개수를 지닌 베이스블록은 동적으로 간주하여 내부의 클러스터들을 동적 클러스터로 정의하고, 이하의 특성정보 내 클러스터 개수를 지닌 베이스블록은 정적으로 간주하여 내부의 클러스터들을 정적 클러스터로 정의할 수 있다. 정적/동적 클러스터를 구분하는 최대 클러스터 개수를 **영역활성도 임계값**이라 하며 다음과 같이 동적 및 정적으로 분리된 클러스터들을 대상으로 동적 영역 가중치 S_w 와 정적 영역 가중치 D_w 를 적용하고 관심있는 클러스터들을 대상으로 정적/동적 클러스터 가중치 Ω_B 를 적용한다. 단, Th 는 영역활성도 임계값이다.

$$\Omega_B = \begin{cases} S_w, & \text{if } C_{Bf}^{cnt} > Th \\ D_w, & \text{otherwise} \end{cases}$$

C_{Bf}^{cnt} : 베이스 블록

B : 특성정보 f 의 클러스터의 개수

이러한 정적/동적 클러스터 가중치를 사용하여 정적 영역과 동적 영역을 구분하고 각 개체에 대해 중요도를 차별하여 지정할 수 있고 발생하는 영역의 오차를 줄일 수 있다. 즉 비디오 내의 움직이는 사람이나 자동차와 같은 동적인 개체를 중요시하여 관심을 두는 경우에 움직이는 개체들이 대상이 되는 동적인 클러스터에 가중치를 높이고 배경인 개체들이 대상이 되는 정적인 클러스터에 가중치를 낮추어 프로파일이 보다 정확하게 사용자의 의도에 부합하도록 한다.

6. 특성정보 프로파일의 정확도

프로파일은 비디오 샷의 정보중에 최소지지도를 만족하지 않는 정보를 제외하고 클러스터링을 하므로 오차를 포함할 수 있으며, 본 논문에서 제안된 각 압축 및 정제과정에서 역시 부가적으로 오차가 발생할 수 있다. 따라서, 이러한 오차의 정도를 표현할 수 있는 기준이 필요하며 본 논문에서

는 다음을 정의하고 도입하였다. 클러스터 정확도는 각 베이스블록 B 의 특성정보에 속한 클러스터들이 비디오 샷 T 의 프레임 F 내 해당 베이스블록 B 의 특성 정보 값 V_{FB}^T 을 포함하는지 여부를 검사 후 프로파일 P 내의 모든 클러스터 C_{Bf}^P 를 대상으로 누적 계산하여 얻을 수 있으며 다음과 같다.

$$\text{클러스터 정확도}(V_{FB}^T, C_{Bf}^P) = \sum_{a \in C_{Bf}^P} \begin{cases} \sup_a, & \alpha_{\min} \leq V_{FB}^T \leq \alpha_{\max} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

클러스터의 정확도를 계산하기 위해서 클러스터가 비디오 샷 내의 특성정보에 속하는 경우 클러스터의 최소 지지도인 α_{sup} 를 클러스터 정확도에 누적하는데 이것은 클러스터의 지지도가 클러스터의 존재 확률과 같다고 간주할 수 있기 때문이다. 만약 클러스터가 비디오 샷의 특성정보에 존재하지 않으면 다음 클러스터로 계속 진행하면서 클러스터 정확도를 계산한다. 프로파일은 비디오 샷을 반영한 것이므로 생성된 프로파일 P 의 각 클러스터들이 클러스터링에 사용된 최초의 비디오 비디오 샷 T 의 특성 정보를 포함하는 정도에 따라 오차를 비교할 수 있고 이를 정의 3과 같이 **프로파일 정확도**(T, P)라 정의한다.

한편 프로파일과 비디오 샷을 비교하는 프로파일 정확도 뿐만 아니라 최초의 비디오 샷으로부터 본 논문에서 제안된 기법을 전혀 사용하지 않고 생성된 프로파일 P_1 과 본 논문에서 제안한 기법들로 처리된 비디오 샷으로부터 생성된 새로운 프로파일 P_2 간에 상이도를 비교하여 오차를 발생된 정도를 평가하는 다음의 정의 4와 같은 방법을 고려할 수도 있다.

[정의 3] (프로파일 정확도) 프로파일 정확도는 다음과 같이 정의된다.

$$\text{프로파일 정확도}(T, P) = \frac{\sum_{f=0}^{n-1} \sum_{B=0}^{k-1} \sum_{f=0}^{k-1} \text{클러스터 정확도}(V_{FB}^T, C_{Bf}^P)}{\text{전체 클러스터 개수}}$$

[정의 4] (프로파일 상이도) 프로파일 상이도는 다음과 같이 정의된다.

$$\text{프로파일 상이도}(P_1, P_2) = \frac{1}{nk} \sum_{B=0}^{n-1} \sum_{f=0}^{k-1} \frac{\text{클러스터 차이}(U_1, U_2)}{\text{클러스터 최대 크기}}$$

프로파일은 클러스터들의 범위와 지지도 2가지를 동시에 포함하고 있으므로 2차원적인 공간에서의 면적으로써 클러스터들을 표현할 수 있고 두 프로파일간의 차이를 두 프로파일에 속한 클러스터 공간간의 중첩되는 정도로 비교가능하며 이를 **프로파일 상이도**(P_1, P_2)라고 정의한다. 프로파일 상이도는 특성정보 클러스터들간 차이를 계산하여 누적한 클러스터 영역 차이를 클러스터의 최대 크기로 나누어

정규화한 값이 된다. 클러스터 차이는 다음과 같이 프로파일 P_1 과 P_2 내의 베이스블록 B , 특성정보 \mathcal{M} 에 속하는 각 U_1, U_2 클러스터들을 동일한 베이스블록과 특성정보별로 공간에 표현한 뒤 클러스터 영역 S 를 비교하여 서로 중복되지 않는 부분을 계산함으로써 구해진다.

$$\text{클러스터차이}(U_1, U_2) = S(U_1) + S(U_2) - C(U_1, U_2)$$

즉, 두 영역의 면적을 합한 값으로부터 중복되는 영역을 빼는 과정으로 표현되고 이때 두 영역에 속한 클러스터들의 면적합 $S(U)$ 는 각 클러스터의 면적을 합한 값이 되며, 각 클러스터의 중복되지 않는 면적 $C(U_1, U_2)$ 를 제외한 값이 된다. 프로파일 상이도는 두 프로파일에 속한 클러스터가 유사한 범위와 지도도를 가질 경우 중첩되지 않는 영역이 줄어들게 되므로 감소하고 반대의 경우는 증가한다. 따라서, 두개의 프로파일간에 상이도를 비교하는 방법이 두개의 프로파일간에 유사한 정도를 판단하는 기준이 될 수 있고, 본문에서 제안된 기법들로 처리된 프로파일과 원래의 비디오 샷으로부터 그대로 처리된 프로파일의 상이도를 비교함으로써 각 기법들로부터 발생하는 오차를 평가할 수 있다.

지금까지 제안된 방법들은 특성에 따라 생략되거나 순차적으로 결합되어 전체 처리과정을 구성할 수 있으며, 특히 각 과정의 압축 특성으로 인해 전체 프로세스 내에서 적절한 순서가 결정된다. 관심 영역 설정은 다른 과정보다 우선적으로 처리되어 불필요한 영역의 데이터를 제거해야 하며, 최소 반복도를 적용한 특성정보추출은 잡음과 같은 불필요한 특성정보성분을 제거하므로 키 프레임 추출보다 앞서 처리되어야 한다.

7. 실험 결과 및 분석

본 장에서는 유사 비디오 데이터에 대한 특성정보 프로파일 생성과정에서 본 논문에서 제안한 압축 및 정제 기법을 적용한 실험 결과를 제시하고 효율을 검증하기 위하여 다수의 데이터 집합을 대상으로 적용된 각 기법들의 효과를 비교하며 분석한다.

7.1 모의 실험 환경

본 실험에서 사용한 비디오는 (그림 8)과 같이 단일 색상을 가진 바다 위에 설치된 폐쇄 레일 위를 등속으로 주행하는 모형 열차를 피사체로 하여 촬영한 것이다. 비디오 샷의 단위는 카메라의 촬영 범위 안으로 기차가 출현하는 순간부터 소멸하는 순간까지를 하나의 비디오 샷으로 정의하였으며, 각 비디오 샷은 초당 15프레임의 속도로 약 3~5초 정도의 길이를 갖는다. 또한, 각 비디오 샷은 MPEG4 표준의 윈도우 미디어 형식을 사용하여 320x240 해상도와 24비트의 색상을 갖는다. 적용 기법들의 효과를 보다 정확하게 해석하기 위하여 다른 특성을 갖는 세 개의 카테고리로 구분하여 실험용 비디오 샷을 생성하였다. 하나의 카테고리는 동일한 조건에서 반복적으로 촬영된 10개의 비디오 샷으로 구성된다.

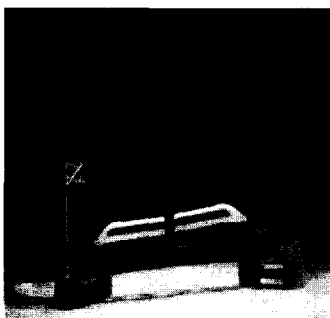
보다 정확하게 카테고리의 기준을 설정하기 위해서 아래와 같이 직전 프레임의 특성정보 $V_{(F-1)B, \mathcal{M}}$ 에서 현재 프레임의 특성정보 $V_{FB, \mathcal{M}}$ 간 절대값 차이를 누적한 값들의 산술평균값으로 정의되는 **활성도**를 도입하였다.

$$\text{활성도} = ((m-1) * n * k)^{-1} \sum_{F=1}^{m-1} \sum_{B=0}^{n-1} \sum_{f=0}^{k-1} |V_{FBf} - V_{(F-1)Bf}|$$

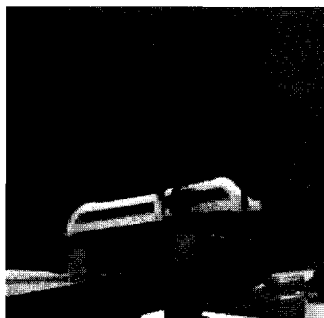
활성도는 각 프레임간의 시간에 따른 총 변화율을 나타내며 프레임들간에 존재하는 특성정보들간의 변화와 비례하여 증가한다. 이러한 활성도를 사용하여 실험에 사용된 카테고리들을 <표 1>과 같이 분류하였으며 A-24에서 A-63, A-100으로 갈수록 활성도가 증가하고 서로간의 비교를 용이하게 할 목적으로 상대적인 활성도로 변환하였다.

<표 1> 실험용 비디오 데이터 집합

카테고리	비디오 샷 수	평균 프레임 수	평균 시간(초)	평균상대 활성도(%)	촬영 거리
A-24	10	61	4	24	약 20cm
A-63	10	49	3.2	63	약 40cm
A-100	10	46	3	100	약 60cm



활성도 24%



활성도 63%



활성도 100%

(그림 8) 상대적 활성도가 차별화된 실험 데이터

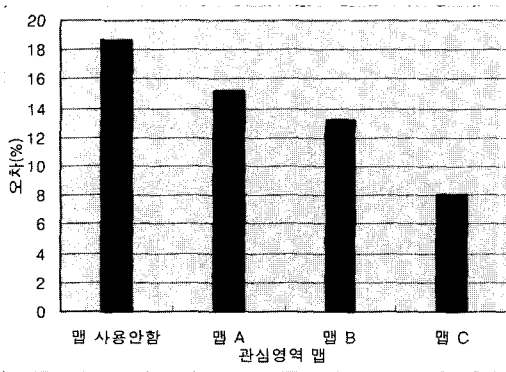
7.2 결과 분석

본 실험에서는 각 카테고리별로 클러스터링을 하고 결과 특성정보 프로파일을 생성했으며 전처리 과정에 속하는 기법들의 검증에 위해서 프로파일간 상이도와 프로파일 정확도를 모두 사용하였다. 전처리 과정에서 사용된 기법들의 검증을 위해서는 전처리 과정을 거친 클러스터링 프로파일과 전처리 과정을 거치지 않은 클러스터링 프로파일을 비교하여 프로파일간 상이도를 계산하였다. 반면에 후처리 과정에서 사용된 기법들의 검증을 위해서는 후처리 과정을 거친 프로파일과 클러스터링에 사용된 원본 비디오 샷의 특성정보 로그를 비교하여 프로파일 정확도를 계산하였다. 이하 프로파일 상이도와 프로파일 정확도를 프로파일 오차라는 용어로 통일하여 사용한다.

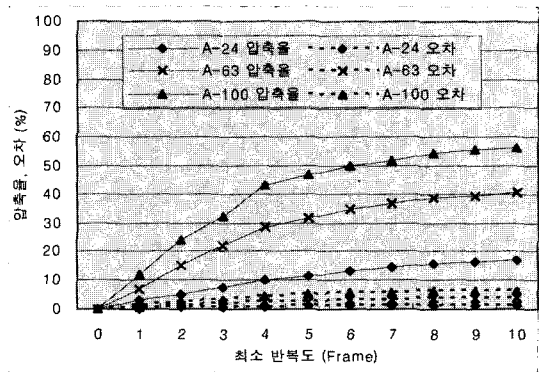
(그림 9)는 전처리 과정에서 관심 영역을 설정하지 않은 경우와 관심 영역을 설정한 경우의 프로파일 오차를 서로 비교하였다. 이 실험을 위해서 A-63 카테고리의 배경에 다른 물체를 두어 비디오에 변화를 준 A1-63 비디오 샷을 신규로 생성하였다. 관심영역을 적용하기 전 A-63 카테고리의 비디오 샷으로부터 생성된 프로파일과 A1-63 카테고리의 비디오 샷으로부터 생성된 프로파일과의 상이도 차이는 18.7%로 나타난 반면, 관심영역의 형태에 따라 A, B, C 타입의 다른 맵으로 설정하고 프로파일 차이를 계산한 결과는 각각 15.2%, 13%, 8%으로 감소된 프로파일 상이도를 얻을 수 있었다. 이 실험은 사용자의 의도에 따라 적절한 관심영

역을 설정함으로써 프로파일이 비디오 샷을 보다 정확하게 반영할 수 있다는 점을 보여준다. (그림 10)은 최소 반복도를 적용한 실험 결과로서 최소 반복도를 변화시키면서 각 카테고리에 적용한 결과이다. 최소 반복도가 상향으로 조정될수록 최소 반복도를 만족하지 못하는 특성정보들의 빈도가 증가되고 동시에 베이스 블록 제거율 또한 증가되는 관계를 반영한다. 그러나 프로파일 오차는 프로파일 제거율과 비교하여 현저히 낮으며 급격하게 증가되지 않는 것을 보여준다. 이처럼 최소 반복도는 활성도와 밀접한 연관성을 가진다. 활성도가 큰 비디오일수록 형태 요소가 시간의 진행과 관계없이 비디오에서 지속적으로 일정한 위치에 유지할 확률이 낮다는 것을 의미한다. 따라서, 최소 반복도를 만족할 확률 또한 감소되며 베이스 블록 제거율도 상승된다. 최소 반복도가 과다하게 길어지면 의미적으로 중요한 베이스 블록까지 제거될 수 있으므로 본 실험에서는 10프레임까지 실험하였다.

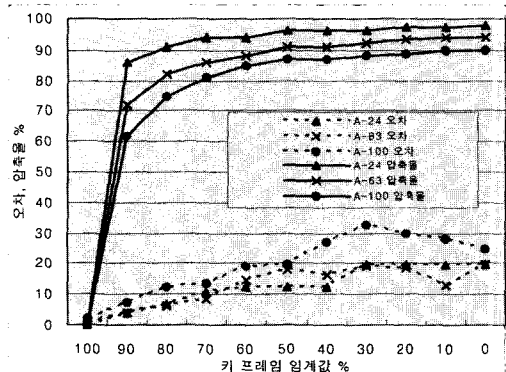
(그림 11)은 키 프레임 압축 알고리즘을 사용한 실험 결과로서 활성도에 따라 구분된 카테고리별로 실험하였으며 활성도가 낮을수록 프레임 압축율이 증가하는 것을 볼 수 있다. 이것은 시간적 중복성이 높은 비디오일수록 활성도가 낮으므로 중복되는 프레임 수가 증가되기 때문이며, 같은 그룹으로 간주하는 임계치를 낮게 설정할수록 제거되는 프레임 수는 증가된다. 실험에서는 압축이 전혀 되지 않는 100%부터 약 80%정도까지는 급격한 기울기의 압축을 증가



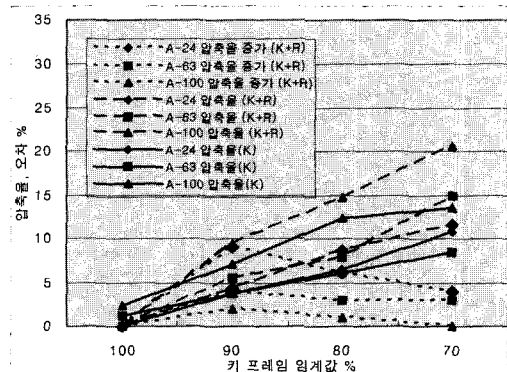
(그림 9) 관심영역 설정



(그림 10) 최소 반복도 적용시 압축률 및 오차



(그림 11) 키 프레임 압축 기법 적용시 압축률 및 오차



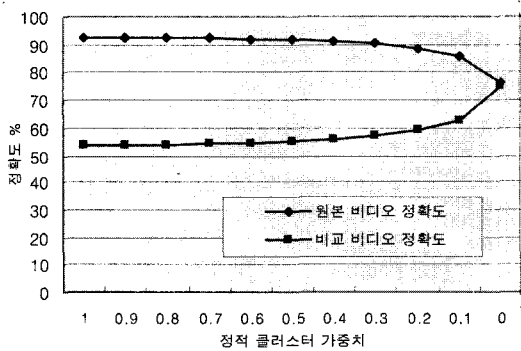
(그림 12) 최소 반복도와 키 프레임 압축 기법 동시 적용시 압축률 및 오차

를 보이고 80%이하부터는 낮은 증가율을 보인다. 이러한 효과가 발생하는 이유는 80% 이하에서는 중요하지 않은 프레임들이 제거가 되고 상대적으로 중요하게 간주되는 프레임들만 남게 되기 때문이다. 이러한 키 프레임 압축 알고리즘이 적용된 비디오 샷의 프로파일과, 원본 비디오 샷으로부터 생성된 프로파일과 비교하면 상당히 큰 압축율을 가진 비디오 샷의 프로파일 일지라도 오차가 크지 않음을 알 수 있다. (그림 12)는 최소 반복도 압축을 적용한 후 다음 단계인 키 프레임 압축을 연속으로 적용한 실험 결과이다. 이 실험에서 24% 활성도의 카테고리들 대상으로 두 가지의 알고리즘을 동시에 적용하는 경우 90% 지점에서 압축율이 약 8%정도 추가적으로 증가되지만 프로파일 오차는 변화없이 유사한 수준으로 나타난다. 이것은 낮은 활성도의 비디오일 경우 두 기법을 동시에 적용하면 잡음 같은 최소 반복도를 만족하지 못하는 베이스 블록이 효과적으로 제거가 되어 전 프레임과의 중복성을 보다 효과적으로 감소시킬 수 있다는 것을 보여준다.

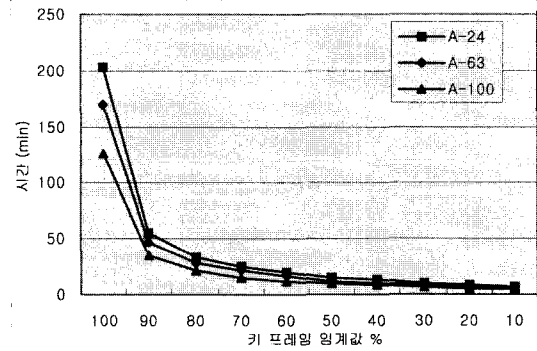
(그림 13)은 동적 정적 영역 가중치를 적용한 후 프로파일 오차를 비교하였다. 정상적인 기차의 주행 비디오 샷에서 생성된 프로파일과 배경의 공간에 배경과 구분되는 색을 가진 물체를 놓은 경우의 실험용 비디오 샷에서 생성된 프로파일을 서로 비교하였다. 동적 정적 영역 가중치를 적용하지 않은 경우는 배경에 물체를 놓은 비디오의 정확도가 원래 비디오의 정확도보다 낮음을 보여준다. 그러나 프로파

일의 분석을 통하여 기차가 움직이는 동적인 영역에 주어지는 가중치를 증가시킴으로써 배경에 물체를 놓은 비디오의 정확도가 증가하며, 최종적으로 정적인 영역의 가중치를 0으로 두고 동적인 영역의 가중치를 1으로 준 경우는 정상적인 비디오와 배경이 다른 새로운 비디오간의 정확도가 서로 유사하게 된다. 이러한 실험은 사용자의 관심에 따라 비디오 샷의 동적인 피사체에 대한 중요도를 증가시키거나 감소시켜서 보다 사용자의 의도에 근접한 프로파일을 추출하는 방법을 제공한다. (그림 14)는 전처리 과정에서 활성도 63%의 카테고리 100개의 비디오 샷을 키 프레임 압축한 경우 클러스터링 시간 단축 효과를 보여준다. 키 프레임 임계치를 감소시킬수록 제거되는 프레임수가 증가하고 비디오 샷 로그 데이터의 크기가 감소되므로 클러스터링 시간이 급격히 감소됨을 알 수 있다. 따라서, 비디오 샷의 길이가 증가되는 경우 키 프레임 압축은 더욱 효과적이다.

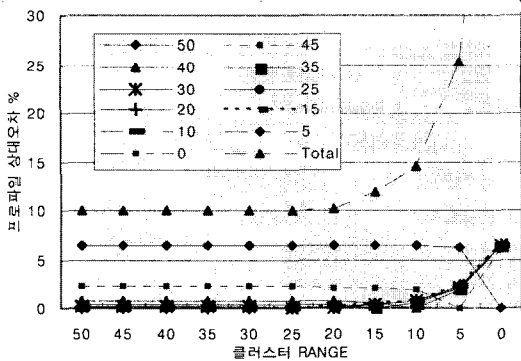
본 논문에서 사용한 클러스터링은 최소지지도와 클러스터 범위를 매개변수 입력으로 하기 때문에 클러스터링시에 사용할 최적의 최소지지도와 클러스터링 범위를 찾아야 할 필요가 있다. 만약 최적의 매개변수 값을 입력으로 하지 않고 클러스터링을 한다면 결과로 생성된 특성정보 프로파일은 최초의 비디오 샷의 특성을 유지하지 못하고 큰 오차를 가지게 되거나, 지나친 개수의 클러스터를 생성하여 프로파일의 효율성을 저하시키게 된다. 실험에서는 최적의 값들을 찾기 위해서 최소지지도를 고정시킨 채 최적의 클러스터링



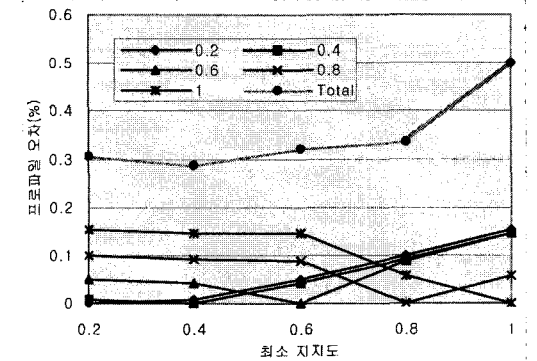
(그림 13) 클러스터 가중치 차별화에 따른 정확도의 변화



(그림 14) 키 프레임 압축 사용에 따른 수행 시간 단축



(그림 15) 최적 클러스터 범위 탐색을 위한 프로파일의 상대오차 비교



(그림 16) 최적 최소 지지도 탐색을 위한 프로파일의 상대 오차 비교

범위를 구하고, 이때 구한 클러스터링 범위로써 최적의 최소지지도를 다시 구하는 방법을 사용하였다. 이러한 방법은 최소지지도와 클러스터링 범위가 변화되지 않을 때까지 서로의 최적 값을 사용하여 반복적으로 계산될 수 있으며, 가능한 모든 값들의 조합을 사용하여 계산하는 경우보다 계산량을 감소시킬 수 있다.

(그림 15)는 A-63 카테고리를 대상으로 최소지지도 0.4으로 고정하고 클러스터링 범위를 0에서 50까지 5씩 증가시키면서 클러스터링을 한 후, 최적의 클러스터링 범위를 구하기 위하여 서로간의 프로파일 상대오차를 구한 그래프이다. 클러스터링 범위가 25인 경우 다른 프로파일들과 비교하여 상대 오차가 최소임을 보여준다.

이 실험에서 선택된 클러스터링 범위 25는 계속적으로 (그림 16)의 실험으로 이어지며, A-63 카테고리를 대상으로 최적 클러스터링 범위로 선택된 25를 적용하여 최소지지도를 0에서 1.0까지 0.2씩 증가시키면서 클러스터링을 한 후, 서로간의 프로파일 상대 오차를 구한 그래프이다. 최소 지지도가 0.4인 경우 상대 오차가 최소임을 보여주며 앞의 실험에서 사용된 최소 지지도 0.4와 같기 때문에 정확한 값을 구했다고 볼 수 있다.

8. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서는 유사한 비디오 집합에서 추출된 방대한 비디오 샷 로그로부터 데이터 마이닝 기법 중 클러스터링을 통하여 효과적으로 비디오 특성을 추출하고 특성정보 프로파일을 생성하는 방법에 대한 연구를 제안하였다. 이로써 시공간적으로 방대한 특징으로 인해 소극적으로 접근되어 오던 비디오 데이터에 대한 마이닝의 적용이 가능하게 되었으며, 형태적인 특성으로 표현되는 비디오 데이터들로부터 직접적인 의미적인 해석과정으로의 변환과정이 없이 관심있는 주요한 지식 정보를 추출 가능하게 되었다. 또한 이를 위한 비디오 데이터 압축 및 정제방법으로서 프레임내 비관심 영역을 제거하는 관심 영역 제한, 단시간에 출현하는 개체 및 잡음을 제거하기 위한 최소 반복도, 전후 프레임간의 중복성을 제거하고 주요한 프레임을 선택하는 키 프레임 추출, 비디오내 배경과 개체의 동작을 분리하기 위한 정적/동적 클러스터 가중치 및 프레임 내부의 베이스블록간 중복성을 제거하기 위한 유추블록 생성 등의 기법들을 제안하였다. 논문에서 제안된 비디오 특성정보 프로파일 생성 기법은 검색 및 분류 등과 같은 인터넷상의 다양한 비디오 데이터 처리시 각 비디오 데이터의 특성 분석하여 구축하는데 효율적으로 적용될 수 있다. 또한, 감시 환경, 의료 환경 등과 같은 다양한 비디오 데이터 생성 환경에서 본 논문에서 제안된 방법을 적용할 경우 해당 분야의 비디오 보다 효율적으로 분석할 수 있도록 지원할 수 있다.

향후 연구과제로는 클러스터링이 가지는 각 특성정보들이 독립적으로 존재하기보다는 서로 결합되어 개체를 표현하는 다차원으로 보는 것이 적절하기 때문에, 동시에 각 특성정

보 클러스터들의 출현을 표현할 수 있는 다차원 기반 클러스터링이 고려되어야 할 것이다. 여기에는 개체들간의 관계를 표현할 수 있는 연관규칙을 적용할 수도 있으며 추가로 비디오뿐만 아니라 지식 정보를 추출하기 위한 대상이 되는 비디오 데이터에 포함된 오디오의 선형예측코드등과 같은 특성 패턴을 이용하는 방법에 대해서도 연구해 볼 수 있을 것이다.

참 고 문 헌

- [1] B. Flinchbaugh and T. Bannon. Autonomous scene monitoring system, In *Proceedings of the 10th Annual Joint Government-Industry Security Technology Symposium*, Jun., 1994.
- [2] T. Kanade, R. Collins, A. Lipton, P. Burt, and L. Wixson. Advances in cooperative multi-sensor video surveillance, In *Proceedings of DARPA Image Understanding Workshop*, Nov., 1998.
- [3] W.B. Pennebaker and J.L. Mitchell. JPEG Still Image Data Compression Standard, *Van Nostrand Reinhold*, 1st edition, New York, 1992.
- [4] ITU-T: Recommendation H.261, Video codec for audio-visual services at p*64 kbps/s, *ITU-T*, Dec., 1990
- [5] ITU-T: Recommendation H.263, Video coding for low bitrate communication (Draft), *ITU-T*, Dec., 1995.
- [6] J.L. Mitchell, W.B. Pennebaker, C.E. Fogg, and D.J. LeGall. MPEG Video Compression Standard, Digital Multimedia Standards Series, Chapman and Hall, New York, 1997.
- [7] M. Liou. Overview of the p*64 kbits/s video coding standard, *Communication of the ACM*, No. 4, Apr., 1991.
- [8] A. Hamrapur, A. Gupta, B. Horowitz, C.F. Shu, C. Fuller, J. Bach, M. Gorkani, and R. Jain. Virage Video engine, In *SPIE Proceedings on Storage and Retrieval for Image and Video Databases*, Feb., 1997.
- [9] A. Pentland, R.W. Picard, and S. Scalroff. Photobook: Content-based manipulation of image databases, *International Journal of Computer Vision*, Vol.18, No. 3, 1996.
- [10] M. Flickner. Query by image and video content: QBIC system, *IEEE computer*, Vol.28, No.9, 1995.
- [11] A.K. Jain, and A. Vailaya: Image retrieval using color and shape, *Pattern Recognition*, Vol.29, No.8, Aug., 1996.
- [12] A. Del Bimbo and P. Pala. Visual Image Retrieval by Elastic matching of user Sketches, *IEEE Transaction on PAMI*, Vol. 19, No.2, Feb., 1997.
- [13] O. Kao, G.R. Joubert. Content based Internet search engine for analysis and archival of MPEG-1 compressed newsfeeds, In *IEEE International Conference on Multimedia and Expo*, 2000.
- [14] A. J. Lipton, H. Fujiyoshi, and R.S. Patil. Moving target

classification and tracking from real-time video, In *Proceedings of IEEE Image Understanding Workshop*, 1998.

- [15] A. Vailaya, M.A.T. Figueredo, A.K. Jain, and H.-J. Zhang. Image classification for content-based indexing, *IEEE Transactions on Image Processing*, Vol.10, No.1, Jan. 2001.
- [16] I. Bhandaru, E. Colet, J. Parker, Z. Pines, and R. Pratap. Advanced scout: Data mining and knowledge discovery in NBA data, *Data Mining and Knowledge Discovery*, Vol.1, No.1, 1997.
- [17] S. H. Oh and W. S. Lee. A clustering-based anomaly intrusion detection for a host computer, *IEICE Transactions on Information and Systems*, Vol.E87-D, No.8, 2004.



박 동 철

e-mail : roser@chollian.net
 1991년 대구대학교 전자공학과(학사)
 2002년 연세대학교 대학원 컴퓨터과학과
 (석사)
 1992년~2000년 (주)LG반도체 근무
 2002년~2003년 (주)디티비플러스 근무

2003년~현재 (주)CJ시스템즈 근무
 관심분야 : 비디오 데이터마이닝, 멀티미디어 데이터 처리, 디지털 방송, 데이터 방송



장 중 혁

e-mail : jhchang@amadeus.yonsei.ac.kr
 1996년 연세대학교 컴퓨터과학과(학사)
 1998년 연세대학교 대학원 컴퓨터과학과
 (석사)
 2001년~현재 연세대학교 대학원 컴퓨터
 과학과 박사과정

관심분야 : 데이터 스트림, 데이터마이닝, 멀티미디어 데이터 마이닝, 생물정보학



이 원 석

e-mail : leewo@amadeus.yonsei.ac.kr
 1985년 미국 보스턴대학교 컴퓨터과학과
 (학사)
 1987년 미국 퍼듀대학교 컴퓨터공학과
 (석사)
 1990년 미국 퍼듀대학교 컴퓨터공학과
 (박사)

1990년~1992년 삼성전자 선임연구원
 1993년~1999년 연세대학교 컴퓨터과학과 조교수
 1999년~2004년 연세대학교 컴퓨터과학과 부교수
 2004년~현재 연세대학교 컴퓨터과학과 교수
 관심분야 : 분산 데이터베이스, 멀티미디어 데이터베이스, 객체 지향 시스템, 데이터마이닝