

하이브리드 클러스터링을 이용한 샷 전환 검출

이지현^{*} · 강오형^{*} · 나도원^{*} · 이양원^{*}

^{*}군산대학교 컴퓨터학과

The Shot Change Detection Using a Hybrid Clustering

Ji-Hyun Lee^{*} · Oh-Hyung Kang^{*} · Do-Won Na^{*} · Yang-Won Rhee^{*}

^{*}Dept of Computer Science, Kunsan National University

E-mail : jhlee@kunsan.ac.kr

요 약

비디오 분할은 비디오 질의 시스템을 만드는 첫 번째 단계로서 각 샷이 같은 내용을 가지는 프레임들의 순서를 표현하는 샷들에 대한 비디오 시퀀스 분할을 목적으로 한다. 샷 전환의 형태는 급진적인 샷 전환과 점진적인 샷 전환으로 구분된다. 샷 전환 검출 접근의 중요한 문제는 샷 전환 검출의 실행을 결정하는 정확한 경계값을 구체화하기 어렵다는 것이다. 또한 클러스터 접근에서는 클러스터의 올바른 수를 찾기가 어렵다. 이러한 문제점들을 개선하고자 컬러- X^2 명도 히스토그램 기반 퍼지 c-means 클러스터링 방법을 이용하여 하이브리드 형태의 샷 전환 검출 방법을 제안 하였다.

ABSTRACT

The purpose of video segmentation is to segment video sequence into shots where each shot represents a sequence of frames having the same contents, and then select key frames from each shot for indexing. There are two types of shot changes, abrupt and gradual. The major problem of shot change detection lies on the difficulty of specifying the correct threshold, which determines the performance of shot change detection. As to the clustering approach, the right number of clusters is hard to be found. Different clustering may lead to completely different results. In this thesis, we propose a video segmentation method using a color- X^2 intensity histogram-based fuzzy c-means clustering algorithm.

키워드

비디오 분할, 컬러- X^2 명도 히스토그램, 퍼지 c-means 클러스터링, 샷 전환 검출

1. 서 론

데이터의 클러스터링 방법에 있어서 많은 연구자들의 관심을 끌어 온 것 중에 하나가 데이터의 비선형 클러스터링 방법이다[1-2]. 이는 패턴인식, 자동제어 및 영상처리 등의 많은 분야에 응용되어 왔으며[3], 정보 사회로의 변화에 따라 그 중요성이 더하여지고 있다.

비디오 분할(video segmentation)은 비디오 질의 시스템을 만드는 첫 번째 단계이다. 여기에서의 목적은 각 샷이 같은 내용을 가지는 프레임들의 순서를 표현하는 샷들에 비디오 시퀀스 분할이다.

샷들의 정확한 수를 찾고, 각 샷으로부터 키 프레임(key frame)들의 최적 집합을 선택하기 위해

서, 비디오 분할 기술은 올바른 샷 전환 검출을 해야만 한다. 존재하는 비디오 분할 방법들은 2가지 그룹들로 분류될 수 있는데, 경계값이 할당되어야만 하는 샷 전환 검출(Shot Change Detection) 접근과 클러스터 수의 사전 지식이 요구되는 클러스터 접근이다. 샷 전환 검출 접근의 중요한 문제는 샷 전환 검출의 실행을 결정하는 정확한 경계값을 구체화하기 어렵다. 클러스터 접근에서는 클러스터의 올바른 수를 찾기가 어렵다. 또한 다른 클러스터링은 완전히 다른 결과를 나타낼 수도 있다. 이러한 문제점들을 개선하고자 컬러- X^2 명도 히스토그램을 이용한 fuzzy c-means 클러스터링 방법을 이용하여 하이브리드(hybrid) 형태의 장면전환 검출을 하고자 한다.

2장에서는 관련연구들을 나타냈으며, 3장에서는

제한된 장면전환 검출 방법을, 4장에서는 입력비디오 시퀀스를 이용한 실험결과를, 5장에서는 이론문의 결론과 향후 방향에 대하여 나타낸다.

II. 본 론

일반적으로 클러스터링 기술[4]은 이전에 할당된 규범에 따라 조직되고 분류된다. K-means과 fuzzy c-means 클러스터링은 가장 주목할만한 클러스터링 알고리즘이다. K-means 클러스터링 알고리즘은 단지 하나의 클러스터에 하나를 할당하는 샘플이다. 그러나 fuzzy c-means 클러스터링 알고리즘은 퍼지 분할이 만들어진 각 클러스터에 대한 소속 함수를 할당하는 샘플이다.

2.1 K-means 클러스터링 알고리즘

Hanjalic 과 Zhang[5]은 비디오 시퀀스의 모든 프레임들, 클러스터 유효성 분석을 위한 관리되지 않은 절차를 사용하여 가장 적절한 클러스터링 선택을 고르는 부분적인 클러스터링 기술[6,7]을 적용하였다.

K-means 알고리즘에서는 적용하려는 데이터인 각 개체들을 다음과 같이 벡터로 표현하고 $x=[x_1, \dots, x_n]$, 식(1)은 각 개체들 사이의 Euclidean norm을 나타내고, 식(2)는 두 벡터 x 와 z 의 차이로 정의된다.

$$\|X\| = \left[\sum_{i=1}^n x_i^2 \right]^{1/2} \quad (1)$$

$$\|X - Z\| = \left[\sum_{i=1}^n (x_i - z_i)^2 \right]^{1/2} \quad (2)$$

전체적인 알고리즘은 초기화 단계, 개체분산단계, 새로운 클러스터의 중심단계로 나누어 볼 수 있다. 관측된 n 차원 데이터의 전체 데이터의 개수를 N 이라 가정한다.

첫째, 초기화 단계에서는 생성할 클러스터의 개수 K 를 정하고, 각 클러스터에 대한 초기값은 특별한 조건 없이 전체 데이터 중에서 식(3)과 같이 임의로 선택한다.

$$\{Z_1, Z_2, \dots, Z_k\} \subseteq S_i, i=1,2,\dots,N \quad (3)$$

둘째, 개체분산 단계에서는 각 개체들과 각 클러스터의 중심과의 유클리디안 거리(J)를 식(4)와 같이 구하고, 이때 개체들은 계산된 거리가 식(5)와 같이 가장 최소가 되는 클러스터($C_l, l=1,2,\dots,k$)에 속하게 된다. 식(4)에서 l 와 m 은 각각의 클러스터를 의미한다.

$$J_{il} = \|x_i - z_l\|^2 \text{ for } i=1,2,\dots,N, l=1,2,\dots,K \quad (4)$$

$$\text{if } J_{il} < J_{im} \text{ for } l,m=1,2,\dots,k, l \neq m \text{ then } x_i \in C_l \quad (5)$$

여기에서 계산된 거리는 개체간의 유사성과 비유사성을 나타낸다. 개체들 간의 거리는 일반적으로 유클리디안 거리측정 방법을 사용한다.

세 번째 단계는 이전 단계에서 새롭게 구성된 개체들을 가지고, 변화된 클러스터의 중심을 식(6)과 같이 계산된다.

$$z_l(\text{new}) = \frac{1}{N_l} \sum_{x_i \in C_l} x_i, i=1,\dots,N, l=1,\dots,K \quad (6)$$

여기에서, N_l 는 각 클러스터에 새롭게 구성된 총 개체의 수를 나타내고, $x_i \in C_l$ 는 l 번째 클러스터에 속한 개체들을 의미한다. 이러한 클러스터의 중심값 $Z_l(\text{new})$ 이 반복적으로 갱신되는데 그러한 반복에 대한 횟수와 전체 수렴성에 대한 조건이 최종 알고리즘의 결과를 좌우하게 된다.

K-means 알고리즘의 수렴여부에 관해서는 식(7)과 같이 더 이상 각 클러스터의 중심에 변화가 생기지 않을 때 종료되는데, 만일 클러스터의 중심에 변화가 생겼다면 두 번째 단계로 피드백되어 반복된다.

$$\text{if } z_l(\text{now}) = z_l(\text{new}) \text{ then End} \quad (7)$$

2.2 fuzzy c-means 클러스터링 알고리즘

Joshi 등 [8]은 단지 점진적인 장면 전환과 함께 짧은 비디오 시퀀스에 퍼지 클러스터링을 적용하였다. 각 샷에 대해, 중심 프레임들은 키 프레임들로써 선택된다.

기본적으로는 fuzzy c-means 알고리즘은 데이터 집합의 유클리디안 거리를 이용하여 각각의 클러스터를 분할하는 K-means 클러스터링과 유사하다. 다만, 차이점은 데이터 개체들이 각 클러스터에 소속하는지(0 또는 1)에 대한 정보가 아니라, 각 클러스터에 소속하는 정도(0과 1사이의 실수)를 분할 행렬(U)로 표시한다는 점과 초기 중심을 지정할 때 임의로 만들어준 초기분할 행렬을 가지고, 전체 데이터 분포의 중간 정도에 초기 중심을 설정한다는 점이다. 각 클러스터에 대한 소속의 정도를 나타내고, 분할 행렬(U)을 이루는 원소로서 그 전체의 합은 1이 된다.

fuzzy c-means는 분할 행렬을 가지고 중심을 계산한다. 분할 행렬 갱신단계에서는 각 클러스터의 중심값과 데이터 개체들과의 거리계산에서 가중치 역할을 하는 소속의 정도 값을 새롭게 바꾸어 준다. 소속도의 정도가 바뀔에 따라 기존의 분

할행렬이 갱신되어진다. 일반적으로 fuzzy c-means의 수렴여부는 두 번째 단계에서 구한 유클리디안 거리와 소속도의 정도(분할 행렬)를 가지고 목적함수(J)를 계산하는데, 목적함수는 전체 오차를 의미하고, 클러스터의 중심이 변화됨에 따라, 점차 감소하여 수렴하게 된다.

전체 알고리즘은 식(8)과 같이 기존의 목적함수와 갱신된 새로운 목적함수의 차(ϵ_{iter})가 지정된 임계치(ϵ_{min})보다 작으면 반복과정을 끝내면서 종료된다. 여기서 $iter$ 은 알고리즘의 반복회수를 의미한다.

$$\left\{ J(now) - J(new) \right\} = \epsilon_{iter}, \quad (8)$$

if $\epsilon_{iter} \leq \epsilon_{min}$ then End

III. 제안된 장면 전환 검출 방법

제안된 클러스터링 알고리즘은 샷 전환 검출 알고리즘과 클러스터링 알고리즘의 혼합이다. 모든 모호한 프레임들을 포함하는 추가적인 클러스터를 제안한다.

클러스터링 알고리즘의 단계는 특징추출단계, 클러스터링 단계, 키 프레임 추출단계로 나타낸다.

본 논문에서는 장면 전환 검출을 위한 특징추출을 위하여 식(9)와 같은 컬러- x^2 명도 히스토그램 차이 값을 이용한다.

$$d(I_i, I_{i-1}) = \frac{1}{3} \cdot \sum_{j=1}^N \left(\frac{(H_i^r(j) - H_{i-1}^r(j))^2}{H_i^r(j)} \times 0.333 + \frac{(H_i^g(j) - H_{i-1}^g(j))^2}{H_i^g(j)} \times 0.333 + \frac{(H_i^b(j) - H_{i-1}^b(j))^2}{H_i^b(j)} \times 0.333 \right) \quad (9)$$

이 단계에서, 각 프레임은 식(9)에서 보여준 컬러- x^2 명도 히스토그램 차이를 사용하여 이전 프레임과 비교된다. 프레임 차이점은 특징들로서 추출된다.

클러스터링 단계에서 퍼지 c-means 알고리즘은 샷 전환(SC) 클러스터, 짐작된 샷 전환(SSC) 클러스터, 샷 전환이 없는(NSC) 클러스터인 3가지 클러스터들로 특징추출단계에서 그룹 프레임 차이점들을 획득하여 사용된다. SSC는 샷 전환이 검출되기 어려운 모든 프레임들을 포함하는 단계에서 제안된다.

키 프레임 추출단계에서, 샷 전환 프레임들은 SC와 SSC로부터 먼저 식별된다. 그리고 샷들의 비디오 순서 분할에 사용된다. 마지막으로 키 프레임들로서 선택된 각 샷의 중심 프레임이다.

SC안의 모든 두 연속적인 프레임 SC(i)와 SC(i+1)마다 모든 SSC 프레임들, SSC(k) $k=j, j+1, \dots, j+n-1$ 은 SC(i)와 SC(i+1)에 포함된 SSC 프레임들에 대해 검사된다. SSC(k)는 만약 히스토그램 차이가 아래 식을 만족한다면 샷 전환 프레임으로 선언된다.

$$H-SSC(k) \geq param * [0.5 * (H_SC(i) + H_SC(i+1))] \quad (10)$$

$H_SSC(k)$ 는 SSC(k)의 히스토그램 차이, $H_SC(i)$ 는 SC(i)의 히스토그램 차이, $H_SC(i+1)$ 는 SC(i+1)의 히스토그램 차이를 표현한 것이고, param은 가중치수이다. 샷 전환이 두 연속적인 프레임들 사이에서 발생하지 않을 경우는, SSC(k) 프레임들이 식(10)을 만족하는 히스토그램 차이 일지라도 버린다. 식(10)에서는 param에 0.5를 할당한다. 사실상 param에 대한 상수 대신에 퍼지수를 사용한다.

IV. 실험 및 결과

본 논문의 실험은 펜티엄 IV 2.8GHz, Windows 2000 Server 환경에서 Visual C++ 6.0 언어로 프로그래밍 하였으며, 비디오 자료는 샘플 비디오 데이터로 AVI 형태의 비디오를 초당 30프레임을 실험 데이터로 캡처하여, 프레임 크기를 320X240으로 정규화하여, FCM 클러스터링 알고리즘을 실험하였다. 전체적인 구현 과정은 그림 1과 같다.

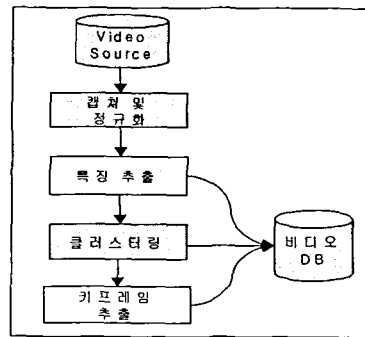


그림 1. 시스템 구현 과정

비디오 샘플의 시퀀스를 입력으로 클러스터링된 결과는 컬러- x^2 명도 히스토그램 차이를 사용하여 이전 프레임과 비교하여 특징들을 추출한 후 그룹 프레임 차이점들을 획득하여, 샷 전환(SC) 클러스터, 짐작된 샷 전환(SSC) 클러스터, 샷 전환이 없는(NSC) 클러스터인 3가지 클러스터들로 분류하고, 이 결과를 샷 전환 프레임(SCFs)들로서 SC에 모든 프레임들을 레이블(label)한 후, 경험적으로 사용된 SSC 클러스터로부터 가능한 SCFs를

선택한다. 그리고 획득된 SCFs에 따른 샷에 비디오 시퀀스 분할한다.

제안된 컬러- χ^2 명도 히스토그램기반 퍼지 c-means 하이브리드 검출방법을 이용한 장면 전환 검출 방법의 성능평가는 추출된 키 프레임 수와 추출 정확률을 측정하여 평가를 수행한다. 컬러- χ^2 명도 히스토그램기반 하이브리드 검출방법과 컬러- χ^2 명도 히스토그램기반 퍼지 c-means 하이브리드 검출방법의 성능을 비교 평가한다. 수행 결과로써 검출된 키 프레임들의 수를 표 1과 같이 제시하였다.

표 1. 장면 전환 검출 성능평가 결과

구분	검출방법	검출된 키프레임수	오류 프레임수	추출 정확률(%)
비디오 1	히스토그램 하이브리드	21	3	85.7
	퍼지 c-means 하이브리드	19	2	89.5
비디오 2	히스토그램 하이브리드	25	5	80.0
	퍼지 c-means 하이브리드	23	2	91.3
비디오 3	히스토그램 하이브리드	23	4	82.6
	퍼지 c-means 하이브리드	20	2	90.0
평균	히스토그램 하이브리드	23.0	4.0	82.8
	퍼지 c-means 하이브리드	20.7	2.0	90.3

검출된 샷들의 수를 비교하면 컬러- χ^2 명도 히스토그램과 하이브리드를 이용할 경우 가장 많고, 컬러- χ^2 명도 히스토그램기반 퍼지 c-means를 이용할 경우 컬러- χ^2 명도 히스토그램과 하이브리드를 이용할 경우 보다 적으며, 컬러- χ^2 명도 히스토그램기반 퍼지 c-means 방법을 이용할 경우 가장 작았다. 그리고 잘못 추출된 샷들의 수도 검출된 샷들의 수와 마찬가지로 컬러- χ^2 명도 히스토그램과 하이브리드를 이용할 경우 가장 많고, 컬러- χ^2 명도 히스토그램기반 퍼지 c-means를 이용할 경우가 가장 작았다. 또한 검출된 키 프레임 수에 대한 추출 정확률도 컬러- χ^2 명도 히스토그램기반 퍼지 c-means를 이용한 하이브리드 방법이 가장 높았다. 따라서, 제안된 컬러- χ^2 명도 히스토그램기반 퍼지 c-means를 이용한 하이브리드 방법은 검출된 샷의 수가 적고, 잘못 검출된 샷의 수도 가장 적으며, 추출 정확률도 가장 높기 때문에 컬러- χ^2 명도 히스토그램과 하이브리드 방법을 이용하여 검출하는 방법보다 컬러- χ^2 명도 히스토그램기반 퍼지 c-means를 이용한 하이브리드 방법의 장면 전환 검출 성능이 우수함을 입증하고 있다.

V. 결 론

본 논문에서는 비디오 시퀀스로부터 키 프레임 선택에 대한 컬러- χ^2 명도 히스토그램을 이용한 fuzzy c-means 클러스터링 알고리즘을 제안하여 평균 90.3%의 추출 정확률로 컬러- χ^2 명도 히스토그램을 기반 하이브리드 검출 방법을 이용한 검

출 결과 82.8%보다 검출 결과를 개선하였다. 결과적으로 fuzzy c-means 클러스터링을 이용한 하이브리드 형태의 장면전환 검출 기법을 제시함으로써 보다 정확한 비디오 분할이 가능하도록 하였다.

향후 연구 방향은 압축된 비디오 시퀀스들의 특징 추출 방법을 확장해야하고, 비디오 질의 시스템을 만들기 위해 제안된 컬러- χ^2 명도 히스토그램을 이용한 fuzzy c-means 클러스터링 알고리즘이 결합된 비디오 색인 방법을 개발해야한다.

참고문헌

- [1] C. N. Schizas and C. S. Pattichis "Neural networks, genetic algorithms and the K-means algorithm: in search of data classification," COGANN-92. International Workshop, pp. 201-222, jun 1992.
- [2] R. N. Dave, "Robust fuzzy clustering algorithms," IEEE Fuzzy System International Conference, vol. 2, pp.1281-1286, 1993.
- [3] C. M. Bishop, Neural Networks for Pattern Recognition, Oxford University Press, 1995.
- [4] Kuo-Lung, Miin-Shen Yang, "Alternative c-means clustering algorithms", Pattern Recognition 35, pp. 2267-2278, 2002.
- [5] A. Hanjalic, H.J. Zhang, "An Integrated Scheme for Automated Video Abstraction Based on Unsupervised Cluster-Validity Analysis", IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology 9 pp. 1280-1289, 1999.
- [6] A.K. Jain, R.C. Dubes, "Algorithms for Clustering Data", Prentice-Hall, New Jersey, 1998.
- [7] Haojun Sun, Shengrui Wang and Qingshan Jiang, "FCM-Based Model Selection Algorithms for Determining the Number of Clusters", Pattern Recognition 37, pp. 2027-2037, 2004.
- [8] A. Joshi, S. Auephanwiriyakul, R. Krishnapuram, "On fuzzy Clustering and Content Based Access to Networked Video Database", In: IEEE conference, Eighth International Workshop on Continuous-Media Database and Applications pp. 592-603, 1998.