

휴대폰 상에서 개인용 사진 컬렉션에 대한 자동 이벤트 군집화 방법

(Automatic Event Clustering Method for Personal Photo Collection on Mobile Phone)

유정수^{*} 남종호^{**}
(Jeongsso Yu) (Jongho Nang)

요약 일반적으로 사용자는 휴대폰에서 촬영한 개인용 사진 컬렉션에 대하여 이벤트 기준으로 관리 및 접근하는 것을 선호한다. 본 논문에서는 휴대폰상의 개인용 사진 컬렉션에 대하여 계산량이 적고 정확도가 높으며 증감적인 클러스터링을 지원하는 이벤트 클러스터링 알고리즘을 제안하였다. 제안한 방법은 실제 샘플 사진들을 수집하여 이벤트 내의 사진들의 시간 경과 차이에 대한 통계적 분석을 통하여 이벤트 경계 구간을 결정하였으며, 시간 정보만으로 분할이 모호한 구간에서는 위치 정보와 시각 정보를 사용하여 보완하였다. 본 논문에서는 제안한 방법에 대하여 실험 및 검증을 수행하였으며, 기존의 일반적인 클러스터링 방법에 비하여 높은 성능을 나타내는 것을 확인하였다.

키워드 : 클러스터링, 사진 컬렉션, 통계적 분석, GPS

Abstract Typically users prefer to manage and access personal photo collections taken from a cell phone based on events. In this paper we propose an event clustering algorithm that requires low computation cost with high accuracy supporting incremental operation.

* 본 연구는 지식경제부 및 한국산업기술평가관리원의 IT산업원천기술개발 사업의 일환으로 수행하였음(2010-KI002090, 신뢰성 컴퓨팅 (Trustworthy Computing) 기반 기술 개발)

· 이 논문은 2010 한국컴퓨터종합학술대회에서 '휴대폰 상에서 개인용 사진 컬렉션에 대한 자동 이벤트 군집화 방법'의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임

^{*} 학생회원 : 서강대학교 컴퓨터공학과
tool700@naver.com

^{**} 종신회원 : 서강대학교 컴퓨터공학과 교수

jhnang@sogang.ac.kr

논문접수 : 2010년 8월 10일

심사완료 : 2010년 10월 27일

Copyright©2010 한국정보과학회 : 개인 목적이나 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: 컴퓨팅의 실제 및 레터 제16권 제12호(2010.12)

The proposed method is based on the statistical analysis of the elapsed interval of intra-event photos on the real sample data for the decision of an event boundary. We then incorporate both location and visual information for the ambiguous range to split with only temporal cue. According to test results, we show higher performance compared to existing general clustering approaches.

Key words : clustering, photo collection, statistical analysis, GPS

1. 서론

최근 스마트 폰의 사용이 급격히 증가하고 있다. 기존의 휴대폰(카메라 폰)은 단순한 캡처 장비의 역할을 하였으며, 사용자는 폰에서 촬영한 사진을 웹 또는 PC로 백업하여 저장하였다. 그러나 카메라 성능과 저장 매체의 용량 및 화면 해상도가 크게 향상되면서 휴대폰은 점차 촬영된 사진에 대한 직접적인 스토리지의 기능을 대신해 가는 추세이다. 따라서 휴대폰상에서의 사진 관리 방법에 대한 관심이 점차 증가하고 있다.

일반적으로 사용자는 휴대폰에서 촬영된 개인용 사진 컬렉션에 대하여 이벤트(예를 들어 졸업식, 생일 파티, 결혼식 등) 기준으로 구성 또는 접근하는 것을 선호한다[1]. 따라서 많은 양의 사진에 대하여 이벤트 단위로 자동으로 클러스터링 하는 기능은 휴대폰용 사진 관리에 유용할 것이며, [2-4]에서 여러 이벤트 클러스터링 방법들을 제안하였다. 직관적으로, 이벤트는 촬영 시간과 가장 밀접한 관계가 있다고 볼 수 있다[5,6]. 예를 들어 사용자는 졸업식과 같은 특정 시점에서 여러 장의 사진을 촬영한다. 또한 최근의 휴대기기용 카메라들은 EXIF와 같은 메타데이터를 지원하므로, 시간 정보는 이벤트 클러스터링에 매우 유용한 정보라고 볼 수 있다. 그러나 사용자 중심 관점에서 보았을 때, 시간 단위의 클러스터링은 몇 가지 문제점들의 해결을 요구한다. 먼저, 이벤트는 기본적으로 계층적인 구조를 갖는다. 예를 들어 여행 이벤트는 식사, 파티, 등산 등의 세부 이벤트로 구성될 수 있다. 또한 이벤트의 종류에 따라서 시간축 상에서의 스케일이 다르다. 즉, 같은 이벤트로 포함시켜야 할 시간 간격이 모호해진다. 따라서 컬렉션에 포함된 사진들에 대하여 비교사-클러스터링(unsupervised clustering)을 통한 이벤트 클러스터링이 효과적인 방법 중 하나라고 볼 수 있다. 그러나 k-means, mean-shift 등과 같은 대부분의 비교사-클러스터링은 기대 값 최적화에 기반을 두기 때문에 off-line연산에 적합하고, 증감(incremental)적인 클러스터링이 어려우며, 수렴 시간을 예측하기 힘들고, 반복(iteration)으로 인하여 높은 연산량을 요구한다는 제한을 갖는다. 휴대폰상의 이벤트 클러스터링은 촬영 후 즉시 연산이 수행되어야 하며, 이를 위해서는 증감 적이어야 하고 적은 연산량을 사용해야

한다는 점이 요구된다. 따라서 기존의 비교사-클러스터링 방법은 휴대폰 상에서의 이벤트 클러스터링에 적합하지 않다고 볼 수 있다. 비교사-클러스터링과 다른 접근 방법으로 순차 분할 방법을 들 수 있다. 순차 분할 방법은 x 와 군집 C 의 거리가 임계값보다 적을 경우 x 를 C 에 포함시키는 단순한 연산으로써, 비교사-클러스터링의 제한들을 모두 극복하는 것이 가능하지만, 신뢰성 있는 임계 값을 필요로 한다. 앞서 설명한 바와 같이 이벤트는 종류에 따라 시간 범위가 다르기 때문에 임계값은 단순히(예를 들어 1 시간) 결정되기 어렵다. 그러나 실제 세상에서 발생하는 이벤트는 분명히 통계적인 특성을 갖는다는 점을 주목할 필요가 있다. 따라서 본 논문에서는 여러 제한 점을 갖는 비교사-클러스터링 방법의 대안으로서 순차 분할 방법을 사용하며, 임계 값 결정을 위하여 실제 샘플에 대한 통계적 분석을 수행함으로써 효율적인 이벤트 클러스터링 방법을 제안하였다. 제안한 방법의 기본 아이디어를 간단히 설명하자면 다음과 같다. 먼저 수집된 샘플 데이터를 통하여 이벤트내의 사진들에 대한 시간 간격의 확률 분포를 추정한다. 만일 촬영된 사진의 시간 경과치가 높은 확률 구간에 속한다면 최근 이벤트에 포함시키며, 모호한 구간에 속할 경우에는 시간 정보의 신뢰도가 상대적으로 감소한다고 볼 수 있으므로 촬영 위치, 시각 특징 등을 부가적으로 고려하여 이벤트 분할 여부를 결정한다. 본 논문은 우선 이벤트 클러스터의 계층성의 고려는 향후 연구로 미루고, 먼저 단위-이벤트 레벨에서의 클러스터링 방법을 연구하였다. 본 논문은 2장에서 기존 연구를 소개하고 3장에서 제안한 방법들을 설명하며 4장에서 실험 및 분석하고 5장에서 결론 및 향후 연구로 맺는다.

2. 관련 연구

개인용 사진 컬렉션에 대한 구성 및 관리 방법은 최근 많은 주목을 받고 있다. [2-4]에서는 사진 간의 시간 간격에 대한 지역 임계 값을 조절해가며 계층적 클러스터링 방법을 통해 사진 관리 방법을 제안하였다. 이 방법들은 매우 간단하지만 오프-라인 모드만을 지원한다는 제한 점을 가지고 있다. [3]에서는 윈도우를 이동하여 이전 단계들의 정보를 기반으로 이벤트 경계를 검출하였다. 그러나 윈도우 크기에 민감하며, semi-online 모드에서 동작해야 한다. [4]에서는 K-means 알고리즘을 사용하여 시간 기반의 클러스터링과 시각 정보 기반의 클러스터링을 혼합하여 사용하였으며, [5]에서는 mean-shift 알고리즘을 사용하여 시간 기반의 초기 클러스터링 후 GPS정보를 이용하여 보정하는 방법을 제안하였다. [6]에서는 기대값-최대화-알고리즘(EM-Algorithm)을 사용한 가우시언 혼합 모델 추정을 통해 시간 및 장소 기반의 클러스터링 방법을 제안하였다. 그러나

이와 같은 비교사-클러스터링에 기반을 둔 방법은 1장에서 언급한 바와 같이 많은 연산 량으로 인하여 휴대폰 기기 환경에 적합하지 않다.

최근 휴대폰 기기용 사진 관리를 위하여 GPS정보를 활용하려는 연구가 활발히 이루어지고 있다. [7-9]은 시간 정보와 함께 GPS 태그를 통하여 휴대폰 사용자의 컨텍스트(context)에 기반한 검색 방법을 제안하였으며, [10]은 시간, 위치 기준의 클러스터링과 내용 기반 클러스터링을 통하여 다중-모달 브라우징 시스템을 개발하였다. 그러나 이러한 연구들은 클러스터링 알고리즘에 대하여 직접적으로 언급하지는 않았다.

3. 휴대폰 상에서의 이벤트 분할 방법

본 장에서는 제안한 이벤트 분할 방법에 대하여 설명한다.

3.1 이벤트내의 시간 간격에 대한 통계적 분석

본 논문에서는 이벤트내의 사진들의 간격에 대한 통계적 분석을 위하여, 실제 휴대폰 사용자들의 기증을 통하여 폰에서 촬영된 개인용 사진 컬렉션을 수집하였다. 수집된 샘플 데이터는 총 140명의 컬렉션으로 구성되었으며, 기증한 사용자들은 자신의 컬렉션에 대하여 수동으로 이벤트 별로 클러스터링 함으로써 학습용 데이터를 구성하였다. 각 컬렉션은 평균 370장의 사진을 포함하고 평균 16.33개의 이벤트로 구성되었으며, 전체 컬렉션들 중 무작위로 뽑은 100개를 모델 추정에 사용하였고 나머지 40개를 검증 및 테스트용으로 사용하여 10회의 붓스트랩(bootstrap) 기법을 사용하였다. 샘플 데이터를 수식화 하면 (1)과 같다.

$$\begin{aligned}
 &e^c // i - \text{th event cluster of collection } C \\
 &t(p_j^e) // \text{time-stamp of image } j \text{ of cluster } e \\
 &\delta(p_j^e) // t(p_{j+1}^e) - t(p_j^e), \\
 &\quad // 0 \leq j < |e| - 1, t(p_j^e) \leq t(p_{j+1}^e) \text{ for } \forall j \quad (1)
 \end{aligned}$$

그림 1은 $\delta(p^e) | \forall p \in e, \forall e \in C, \forall C$ 에 대한 확률 밀도를 나타낸다. 평균은 8.3분이고 표준 편차는 13.5분이며, 대부분의 이벤트 내의 시간 경과는 50~100분 미만이고 약 10분 이내에 크게 편중되어 있는 것을 알 수 있다. 이와 같이 크게 편중된 분포에는 일반적으로 로그-정규 분포가 적합하다[11]. 로그-정규분포는 $\log(X)$ 가 정규분포를 가질 경우에 대한 확률 분포로서 (2)는 확률 밀도 함수를 나타내고 평균과 분산은 (3)과 같다.

$$f_i(x; \mu, \sigma) = \frac{1}{x\sigma\sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln x - \mu)^2}{2\sigma^2}}, x > 0 \quad (2)$$

$$\text{mean} : e^{\mu + \frac{\sigma^2}{2}}; \text{variance} : (e^{\sigma^2} - 1)e^{2\mu + \sigma^2} \quad (3)$$

본 논문에서는 δ 에 대하여 로그-정규 분포로 모델링 하였으며, 최대 우도 방법으로 파라미터를 다음과 같이 추정하였다. (4)는 샘플데이터에 대한 추정할 파라미터의 우도 함수이며, (5)은 로그-우도 함수이다. (6)에서 첫 항은 θ 에 대하여 상수이므로 정규 분포의 추정과 같게 되며, $\hat{\theta}$ 는 (7)과 같이 추정된다.

$$\hat{\theta} = \arg \max f(D|\theta) = \arg \max \prod_{x \in D} \left(\frac{1}{x}\right) f_N(\ln x; \mu, \sigma) \quad (4)$$

$$= \arg \max \ln \left(\prod_{x \in D} \left(\frac{1}{x}\right) f_N(\ln x; \mu, \sigma) \right) \quad (5)$$

$$= \arg \max - \sum_{x \in D} \ln x + \ell_N(\ln x; \mu, \sigma) \quad (6)$$

$$\hat{\mu} = \frac{\sum_i \ln x_i}{n}, \hat{\sigma}^2 = \frac{\sum_i (\ln x_i - \hat{\mu})^2}{n} \quad (7)$$

그림 1은 추정된 확률 밀도 함수를 나타내며, 표 1은 신뢰 구간을 나타낸다.

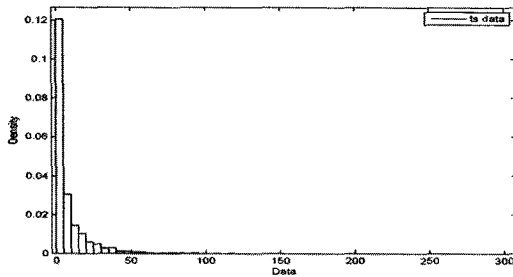


그림 1 δ 에 대한 확률 밀도

3.2 이벤트 경계 검출 알고리즘

본 절에서는 3.1절에서 추정한 확률 밀도 함수를 기반으로 하여 본 논문에서 제안한 이벤트 경계의 자동 검출 방법을 설명한다. 제안한 방법은 먼저 δ 의 구간을 (8)과 같이 크게 세 구간으로 나눈다.

$$\begin{cases} R_{Near} : 0 \leq \delta < T_N \\ R_{Medium} : T_N \leq \delta < T_M \\ R_{Far} : T_M \leq \delta \end{cases} \quad (8)$$

촬영된 사진의 δ 가 R_{Near} 에 속할 경우 최근 이벤트에 속할 확률이 매우 높으며, 반대로 R_{Far} 에 속할 경우 새로운 이벤트에 포함될 확률이 매우 높다고 볼 수 있다. 문제는 R_{Medium} 에서의 판단이다. R_{Medium} 에서는 분할 여부가 애매하며, 시간 정보의 신뢰도는 상대적으로 낮아지게 된다. 따라서 본 논문에서는 R_{Medium} 구간의 경우 시간 외에 위치 정보와 시각 정보를 추가적으로 사용하여, 시간 정보만 사용하여 판단할 경우의 모호함을 보완하였다. 일반적으로 위치 정보

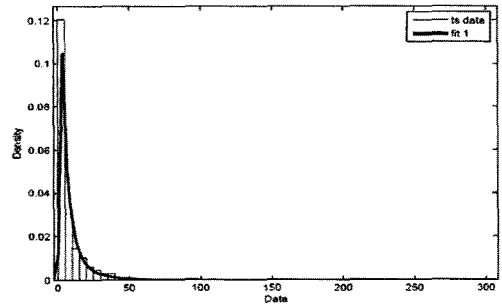


그림 2 추정된 로그-정규 확률 밀도 함수

표 1 신뢰 구간

Interval of confidence	low bound	high bound
68.3%	$e^\mu / e^\sigma = 1.4022$	$e^\mu \times e^\sigma = 13.5627$
95.5%	$e^{\mu^2} / e^{\sigma^2} = 0.4508$	$e^\mu \times e^{\sigma^2} = 42.1810$
99.7%	$e^{\mu^3} / e^{\sigma^3} = 0.1450$	$e^{\mu^3} \times e^{\sigma^3} = 131.1865$

(GPS)는 시간에 비하여 이벤트 구분에 대한 분별력이 낮으며(같은 장소에서 서로 다른 이벤트가 여러 번 발생할 수 있음), 특히 실내에서와 같이 손실되는 경우가 많다. 시각 정보의 경우 이벤트 분별력이 더욱 낮다[3](동일 이벤트에서 여러 다른 장면을 촬영하는 경우). 따라서 위치와 시각 정보는 시간만으로 판단하기 어려운 R_{Medium} 에서만 지원하는 방법을 택하였다.

(8)에서의 T_N 과 T_M 은 순차 분할 방법의 임계 값 역할을 한다. 본 논문에서는 3.1절의 확률 밀도 함수에 따라, T_N 은 신뢰도 95.5%의 상한선인 $e^{\mu^2} \times e^{\sigma^2} = 42.1810$ 분으로 정하였으며, T_M 은 99.7%의 상한선인 $e^{\mu^3} \times e^{\sigma^3} = 131.1865$ 분으로 정하였다.

R_{Medium} 에서의 시간 정보의 신뢰성은 T_N 과 T_M 에서 가장 높다고 볼 수 있다. 따라서 위치 및 시각 정보의 비중은 T_N 과 T_M 에서 최소가 되는 것이 적합하며, 본 논문에서는(9), 그림 3과 같이 가우시안 멤버 함수를 사용하였다. 또한, R_{Medium} 에서의 위치 정보는 시각 정보에 대하여 더 강한 분별력을 가지므로, 사진에 위치 태그가 존재할 경우 위치 정보만 사용하며, 시각 정보는 위치 정보가 없을 경우만 적용하는 것이 적합하다. 그림 4는 본 절에서 설명한 전체 알고리즘을 나타낸다. 그림 4의 l_{sim} 과 v_{sim} 은 각각 위치 정보에 대한 유사도와 시각 정보에 대한 유사도를 반환하며 3.3절에서 설명한다.

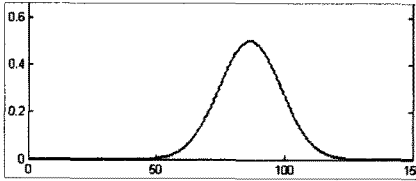


그림 3 Gaussian MF

```

procedure eventBoundaryDetection( $p, e_i^c$ )
     $\delta \leftarrow t(p) - \max t(p^e)$ 
    if  $\delta \leq T_M$ 
         $e_i^c \leftarrow e_i^c \cup p$ 
    else if  $T_M \leq \delta$ 
        new  $e_{r+1}^c \leftarrow p$ 
         $C \leftarrow C \cup e_{r+1}^c$ 
    else if  $\text{gause\_mf}(\delta) \times \text{lvSim}(p, e_i^c) + f_I(\delta) \geq f_I(T_M)$ 
         $e_i^c \leftarrow e_i^c \cup p$ 
    else
        new  $e_{r+1}^c \leftarrow p$ 
         $C \leftarrow C \cup e_{r+1}^c$ 
    end if
end procedure

procedure lvSim( $p, e$ )
    //L(i) : GPS tag of i
    { |sim( $p, e$ ) if  $\exists L(p)$ 
      |vsim( $p, e$ ) else
    }
    
```

그림 4 자동 이벤트 경계 검출 알고리즘

$$\text{gause_mf}(x) = e^{-\frac{0.5(x-c)^2}{\sigma^2}}, \quad c = \frac{T_M + T_N}{2}, \quad \sigma = \sqrt{\frac{T_M - T_N}{2}} \quad (9)$$

3.3 위치 정보와 시간 특징 이용

3.2절에 설명한 위치 정보의 활용을 위하여 새로 촬영된 사진과 최근 이벤트 클러스터간의 효과적인 거리 계산이 필요하다. 시간과 마찬가지로, 거리 역시 이벤트의 종류 및 특성에 따라 다른 스케일을 갖는다. 일반적으로 사용자의 이동이 큰 이벤트의 경우는 정적인 이벤트에 비하여 거리 허용치를 증가시키는 것이 적합하다. 본 논문에서는 촬영된 사진과 최근 이벤트 클러스터간의 거리를 (10)과 같이 계산함으로써 이벤트의 거리 상대적인 거리 스케일을 고려하였다. 시각 정보의 경우, 일반적인 semantic기반의 유사도 측정, 정확도가 연산 량에 크게 영향 받으며, 이벤트 클러스터와 시각 정보는 상관관계가 약하므로 본 논문의 목표에 적합하지 않다.

$$\text{lsim}(p, e) = \theta \times \frac{\sigma_{\tilde{e}} - \sigma_e}{\sigma_e}$$

where $\tilde{e} = e \cup p$,

σ_e is s.d. of $\forall d(p_i^e, p_j^e)$

$d(p_i, p_j)$ is L_2 -distance between $L(p_i)$ and $L(p_j)$ (10)

즉, “사진 p 가 이벤트 e 와 semantic 관점에서 얼마나 유사한가?” 보다는 p 와 거의 일치하는 영상이 e 에 존재하는지가 더 적합하다고 볼 수 있다. 따라서 본 논문에서는 유사 측정을 위한 시각 특징으로 MPEG-7 Color Structure Descriptor와 Color Layout Descriptor와 같은 전역 특징을 사용하였으며, [12]의 방법을 사용하여 특징 추출로 인한 지연 시간을 줄였다.

4. 실험 및 분석

본 논문에서 제안한 순차 분할 기반의 이벤트 클러스터링 방법을 ARM9 800MHz 스마트 폰에서 구현 및 실험하였다. 먼저 클러스터링의 정확도를 측정하기 위하여 [7]에서 제안한 PEC(Partitioning Error Cost)를 사용하였다. PEC는 (11)과 같이 각 결과 클러스터의 에러를 과 분할과 미 분할로 나누어서 측정된 후 모든 클러스터에 대하여 평균값으로 클러스터링 정확도를 측정하는 방식이다.

$$\text{err}_i = \begin{cases} 0, & \text{if } \exists c_i = g_i \\ c_i w_1 N_Q, & \text{elseif } \exists Q.s.t. c_i = \bigcup_{j \in Q} g_j \\ c_i w_2 N_P, & \text{elseif } \exists P.s.t. g_i = \bigcup_{j \in P} c_j \\ c_i, & \text{otherwise} \end{cases} \quad (11)$$

PEC측정을 위하여 3.1절에서 소개하였던 40개의 검증용 컬렉션들에 대하여 k-means, SOM(self-organized-map)과 비교 실험하였으며, GPS의 경우 기증자들의 폰에 GPS수신 장치가 없는 경우에는 기증자들이 직접 수동 태깅을 하였다. 그림 5는 제안한 방법이 모든 컬렉션에 대하여 우수하였음을 나타내고 있다. 표 2는 전체 컬렉션에 대한 PEC, PRI[13], LCE[14]의 평균값을 나타낸다. 그림 6과 표 3은 각각 시간 정보와 위치 정보 및 시각 정보를 사용하는 경우에 대한 측정이며, 시간 정보에 위치 정보가 추가될 때 향상치가 매우 큰 것을 나타낸다. 표 4는 40개의 컬렉션에 대하여 클러스터링 연산을 batch로 수행하였을 때의 걸린 시간의 측정 결과이며, 제안한 방법은 기존의 비교사-클러스터링 방식에 비하여 연산 비용이 매우 적은 것을 나타낸다.

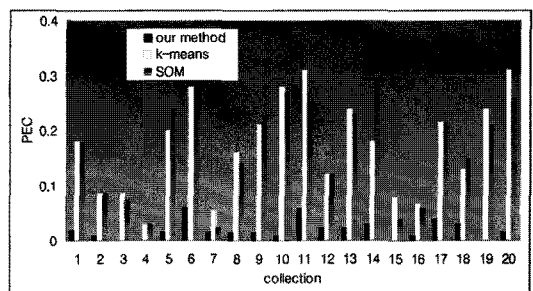


그림 5 각 클러스터링 알고리즘의 PEC 비교

5. 결론 및 향후 연구

본 논문에서는 실제 휴대폰 사용자로부터 수집한 샘플 데이터에 대하여 통계적 분석을 통하여, 매우 적은 연산 량을 필요로 하며 기존의 클러스터링 방법 보다 높은 정확도를 유지하는 자동 이벤트 경계 검출 방법을 제안하였다. 제안한 방법은 ARM9 800MHz 스마트폰에서 사진 한 장당 평균 약 0.2초의 속도로 자동 이벤트 클러스터링을 수행하였다. 단, 사용된 샘플데이터의 규모는 실제 사용자 기증을 통한 수집의 어려움 때문에 이론적인 측면에서 충분하지 못하다고 볼 수 있다. 따라서 다양한 계층 및 성향의 사용자에 대한 조사는 본 논문의 방법을 실현하기 위하여 매우 중요하며 이를 향후 연구로 수행할 계획이다.

표 2 클러스터링 알고리즘의 정확도 실험 결과

	our Method	K-means	SOM
PEC	0.0199	0.17285	0.16875
PR[15]	0.0391	0.28130	0.19495
LCE[16]	0.00041	0.01756	0.01740

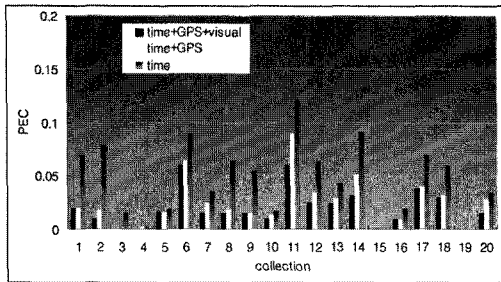


그림 6 시간, GPS, 시각 정보의 효과 비교

표 3 시간, GPS, 시각 정보 사용의 비교 실험 결과

	time+GPS+visual	time+GPS	time
PEC	0.0198	0.0255	0.0476

표 4 ARM9 800MHz에서의 40컬렉션에 대한 수행 시간 (시각 특징 데이터 추출 시간 포함)

	our Method	K-means	SOM
total delay (sec)	3,028	23,305	21,884
Avg. delay/image (sec)	0.196	1.898	1.813

참고 문헌

[1] Lim J.H., Tian Q., Mulhem P., "Home photo content modeling for personalized event-based retrieval," *IEEE Multimedia*, vol.10, no.4, pp.28-37, 2003.

[2] Graham A., Molina H.G., Paepcke A., Winograd T., "Time as essence for photo browsing through personal digital libraries," In *Proceedings of the ACM/IEEE-CS Joint Conference on Digital Libraries*, Portland, USA, pp.326-335, 2002.

[3] Cooper M., Foote J., Girsengohn A., Wilcox L., "Temporal event clustering for digital photo collections," In *Proceedings of the ACM International Conference*, vol.1, no.3, pp.269-288, 2005.

[4] A. Loui and A. Savakis, "Automated event clustering and quality screening of consumer pictures for digital albuming," *IEEE Transaction on Multimedia*, vol.5, no.3, pp.390-402, Jun. 2003.

[5] Liangliang Cao, Jiebo Luo, Kautz H, Huang T.S., "Image Annotation Within the Context of Personal Photo Collections Using Hierarchical Event and Scene Models," *IEEE Transaction on Multimedia*, vol.11, no.2, pp.208-219, 2009.

[6] Pigeau, A., Gelgon, M., "Incremental statistical geo-temporal structuring of a personal camera phone image collection," In *Proceedings of the IEEE International Conference on Pattern Recognition*, Cambridge, UK, pp.878-881, 2004.

[7] Amy Hwang, Shane Ahern, Simon King, Mor Naaman, Rahul Nair, Jeannie Yang, "Zurfer: mobile multimedia access in spatial, social and topical context," In *Proceedings of the 15th international conference on Multimedia*, September, pp.25-29, 2007.

[8] C. Gurrin, G. J. F. Jones, H. Lee, N. O'Hare, A. F. Smeaton, and N. Murphy, "Mobile access to personal digital photograph archives," In *MobileHCI 2005*, pp.311-314, Salzburg, Austria, September, 2005.

[9] Chen C, Oakes M, Tait J., "A location data annotation system for personal photograph collections: evaluation of a searching and browsing tool," In *International workshop on content-based multimedia indexing (CBMI)*, pp.534-541, 2008.

[10] Changyun Zhu, Kun Li, Qin Lv, Li Shang, Robert P. Dick, "iScope: personalized multi-modality image search for mobile devices," *MobiSys 2009*, pp.277-290.

[11] E. Limpert, W. A. Stahel, M. Abbt, "Log-normal Distributions across the Sciences: Keys and Clues," *BioScience*, vol.51, no.5, pp. 41-352, May 2001.

[12] Jeongsoo Yu and Jongho Nang, "An Optimization Method for Extraction of MPEG-7 Color Structure Descriptor and Dominant Color Descriptor," *Proceedings of Korea Computer Congress 2009*, vol.36, no.1(A), pp.320-321, June. 2009.

[13] R. Unnikrishnan, M. Hebert, "Measures of Similarity," *IEEE Workshop on Computer Vision Applications*, pp.394-400, 2005.

[14] D. Tal and J. Malik, "A database of human segmented natural images and its application to evaluating segmentation algorithms and measuring ecological statistics," *IEEE Proc. Int. Conf. Computer Vision*, 2001.