

칼라 특징 값을 이용한 correspondence 와 clustering

김성동*, 진성아, 주문원
계원조형예술대학 정보통신과, 성결대학교 멀티미디어 학부

Correspondence and clustering using color features

Seong Dong, Kim*, Seong-Ah Chin**, Moon-Won Choo**
* Dept. of Information & Communication, Kaywon School of Art & Design
** Division. of Multimedia, Sungkyul University

E-mail : sdkim@mercury.kaywon.ac.kr, solidee@sungkyul.edu, mchoo@sungkyul.edu

요 약

본 논문에서는 칼라차 영상을 이용하여 물체들의 움직임을 분석하고 이동 형태들의 대한 RGB 특징 값을 추출하였으며 그 동안 미해결 과제로 남았던 이동 물체들 사이의 영역정합(matching)과 군집화 (clustering)를 이용하여 대응(correspondence)관계를 확인하는 문제를 해결 하여 이동 물체들을 추적하여 보았다.

1. 서론

본 논문에서는 이동물체 영역의 co-occurrence matrix로부터 추출된 칼라특징 값이 인접 프레임들간에 어떠한 관계인지를 확인하여야 한다. 본 논문에서는 또 먼저 이동 물체들 각각의 움직임영역이 현시점 영역 또는 전시점 영역에 속하는지를 확인한 후 각 현시점 영역들과 대응하는 전시점 영역들을 연관시키고 이러한 연관성에 기초하여 관련된 이동 물체들의 속도를 산출한다.[1] 이것은 컴퓨터 비전 분야의 전형적인 문제인 일치관계 (corresponding relation) 를 구하는 문제에 해당된다.

그러나 하나의 이동물체는 다수의 현시점 영역들과 전시점 영역들을 구성될 수 있으며, 하나의 장면은 다수의 이동물체를 포함할 수 있다. 그러므로 동일한 이동물체를 나타내는 현시점 영역과 전시점 영역의 쌍들을 찾는다는 것은 난해한 문제이며, 영역사이의 단순한 정합만으로는 해결하기 어렵다. 따라서 본 논문에서는 영역단위의 단순한 정합을 수행하는 대신 동작영역을 RGB full 칼라의 co-occurrence 특징 값, 즉 energy, entropy, contrast, inverse difference moment, maximum probability, correlation 을 추출하여 이들을 물체종류별 (움직이는 차량, 보행자) 로 분석 한뒤 분석한 자료를 토대로 correspondence 에 기여하는

칼라특징 값을 찾아내게 된다. Correspondence relation 을 알아 보기 위해서는 FCM (fuzzy c means)를 이용하여 멤버십 함수 (membership function)를 구하고 이를 토대로 특징 값들의 군집화 (clustering) 하는 장면을 발견하게 하여 물체들간의 correspondence 이를 토대로 특징 값들의 군집화 (clustering) 하는 장면을 발견하게 하여 물체들간의 correspondence relation을 찾게 된다.[3]

2. 특징 값 추출

이동 물체는 인접하는 프레임간 컬러 정보가 서로 크게 차이가 없음을 고려하여 프레임에 존재하는 물체의 특징벡터를 추 한다. 각 물체의 색상정보로부터 co-occurrence의 특징 벡터를 구한다.

$$\sum_{a,b} P^2_{\phi,d}(a,b) \tag{식 1}$$

$$\sum_{a,b} P^2_{\phi,d}(a,b) \log_2 P_{\phi,d}(a,b) \tag{식 2}$$

(식 1)은부터 에너지 값을 나타내고 (식2)는 엔트로피 값 이다. 각 물체는 전처리 단계를 거쳐서 블록화 되고 블록화된 물체에 대한 컬러값으로 부터 특징벡터를 구한다.

2.1 특징 값 들의 clustering과 matching

FCM(fuzzy c means) 알고리즘은 정교한 군집화(clustering)를 위한 알고리즘이며, 특히 클러스터(cluster)들의 중심(centers)을 계산하는데 효과적이다. 군집화를 위하여 몇 개의 계산할 클러스터가 주어지게 되면 순환수식들이 도입되어 계산이된다. 본 알고리즘은 입력벡터 x_k 와 클러스터 중심사이에 유클리디언(Euclidean) 거리의 자승 합을 최소화하는 기준함수 이다.

$$J(u, v) = \sum_{i=1}^c \sum_{k=1}^n u_{ik}^m |x_k - v_i|^2 \tag{식 3}$$

여기서 $x_1, x_2, x_3, \dots, x_n$ 는 n 크기의 입력벡터이며, $V = \{v_1, v_2, v_3, \dots, v_c\}$ 는 클러스터 중심 값이다. x_k, v 는 R,G,B 성분 즉 $x_k = (X_R, X_G, X_B)_k$ $v_i = (V_R, V_G, V_B)$ 을 가지고 있다.

$U = \{ u_{ik} \}$ 여기서 u_{ik} 는 입력 값을 가지고 있는 멤버십 함수 이다. 그리고 멤버십 함수는 다음과 같은 조건을 만족해야 한다.

$$0 \leq u_{ik} \leq 1, i = 1, 2, \dots, c; k = 1, 2, \dots, n \tag{식 4}$$

$$\sum_{i=1}^c u_{ik} = 1, k = 1, 2, \dots, n \tag{식 5}$$

$$0 < \sum_{k=1}^n u_{ik} < n, i = 1, 2, \dots, c \tag{식 6}$$

그리고 $m \in [1, \infty)$ 는 순환 멤버십 함수를 줄이는 fuzzy 계수 (weight factor) 이다.

[알고리즘]

- (1) 계산할 클러스터 centers 갯수, c, 와 임계값 ξ 를 정한다. 멤버십 matrix, $U^{(0)}$ 를 초기화 한다.
- (2) 순차적으로 멤버십 matrix $U^{(0)}$ 가 바뀔때 따라, c 의 클러스터 centers 값들, v_i 을 변경한다.

$$v_i = \frac{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m x_k}{\sum_{k=1}^n (u_{ik})^m}, 1 \leq i \leq c, 1 \leq k \leq n \tag{식 7}$$

- (3) 클러스터 centers 값들이 계산됨에 따라, $U^{(0)}$ 에서 $U^{(t+1)}$ 까지 순차적으로 계산 한다. 여기서 t는 계산 sequence 이다.

$$u_{ik} = \frac{1}{\left[\sum_{j=1}^c \left(\frac{d_{ik}}{d_{jk}} \right)^{\frac{2}{m-1}} \right]}, i=1, \dots, c, k=1, \dots, n,$$

$m \geq 2$ (식 8)

여기서 m 은 fuzzy 의 측정치를 나타내며, d_{ik} 는 클러스터 centers v_i 와 이동물체 x_k 사이의 Euclidian 거리이다.

(4) Stop algorithm if $|U^{(t+1)} - U^{(t)}| < \xi$, Else go on # (2)

이동물체 들을 가지고 매칭 클러스터링 알고리즘에 이용하기 위하여, 먼저 추출된 특징 값 중에서 energy 와 entropy에 대하여 만 먼저 적용하여 본다. 여기서 2개의 특징 값 만 사용했는데 그 이유는 고려해야 할 클러스터 숫자가 많기 때문이다

3. Energy와 entropy가 correspondence에 미치는 근거

energy와 entropy만이 일치관계(correspondence relation)에 크게 영향을 미치는 근거를 알아보기 위하여 본 논문에서는 특징 값으로 추출된 energy, entropy, maximum probability, contrast, inverse difference moment, correlation 6개를 가지고 동종()의 이동물체와 이종()의 이동물체 끼리 특징 값을 그리고 동종()의 이동물체와 동종()의 이동물체끼리 서로 다음과 같이 비교하여 보았다.

(a) 보행자와 차량의 특징값 비교

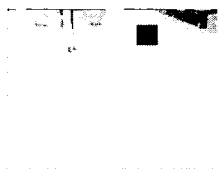


그림 1 보행자의 추출상면



그림 2 이동차량의 추출상면

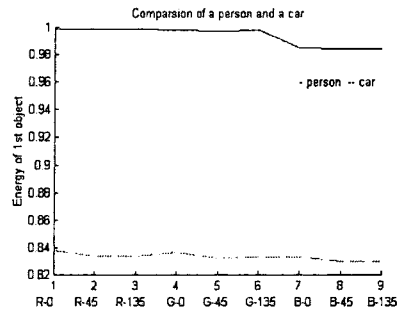


그림 3 이종(異種)의 에너지 비교

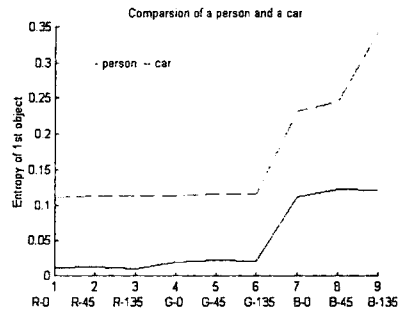


그림 4 이종(異種)의 엔트로피의 비교

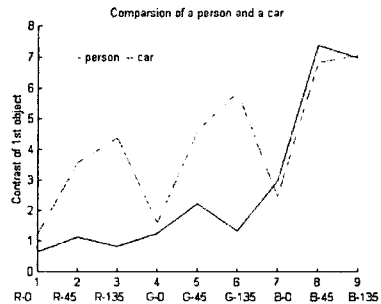


그림 5 이종(異種)의 콘트라스트의 비교

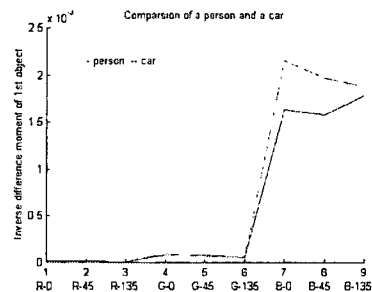


그림 6 이종(異種)의 역차이 모멘트비교

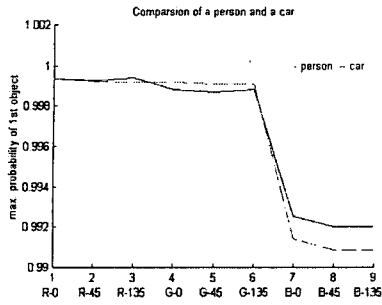


그림 7 이종(異種)의 최대 확률비교

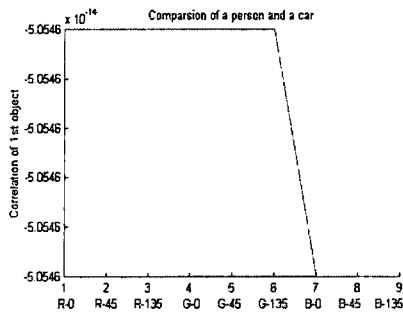


그림 8 이종(異種)의 상호관계비교

제시한 그림에서와 같이 동종()간에는 에너지와 5가지 특징성분에서 모든 특징 값이 거의 유사한 점을 알 수 있었으며 이종()간에는 에너지와 엔트로피의 특징 값이 다른 특징 값들에 비하여 상당히 변화가 심함을 알 수 있었다. 따라서 에너지와 엔트로피를 제외한 나머지 특징 값들은 추출한 특징 값을 가지고 이동물체 상호일치(correspondence relation)을 찾아내는데 약간의 어려움이 있음을 제시하고 있다.

4. 구현

본 논문에서는 각각의 energy와 entropy의 추출한 특징 값을 가지고 FCM 알고리즘을 적용하여 클러스터링(clustering) 하였다. 그림 9 에서는 보행자의 경우 energy 특징 값을 가지고 Color R(red)에 대하여 0°, 45°, 135° 에 각각 군집화를 시켜보았으며, 그림 10 에는 color G(green)에 대하여, 그림 11 에는 color B(blue)에 대하여 군집화를 각각 하였다. 결과 동일한 물체끼리는 물체들 간에 군집화가 이루

짐을 알 수가 있었다. 그림 12 에서 14까지는 entropy에 대하여 군집화시킨 결과를 나타내 보였다.

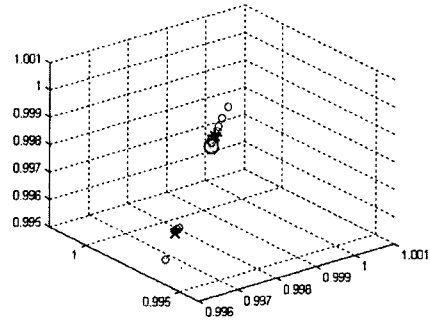


그림 9 보행자영상의energy 의 color-R에 대한 clustering (이동물체수 = 3)

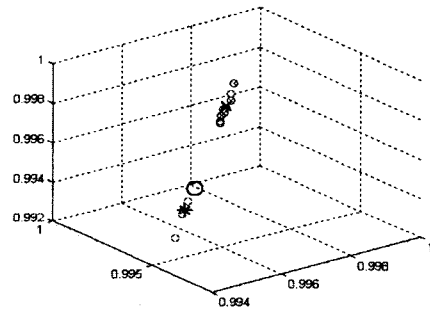


그림 10 보행자 영상energy 의 color-G에 대한 clustering (이동물체수 = 3)

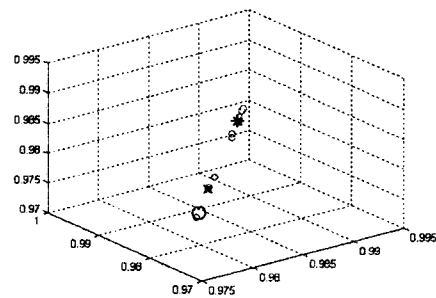


그림 11 보행자 영상energy 의 color-B에 대한 clustering (이동물체수 = 3)

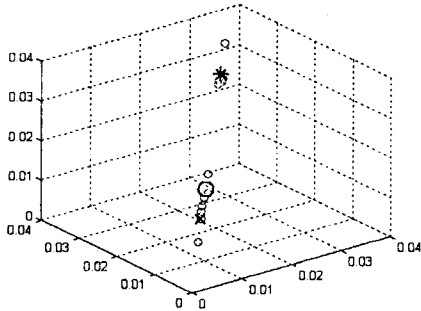


그림 12 보행자 영상의entropy 의 color-R에 대한 clustering (이동물체수 - 3)

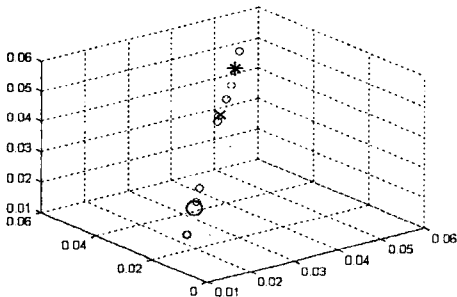


그림 13 보행자 영상의entropy 의 color-G에 대한 clustering(이동물체수 - 3)

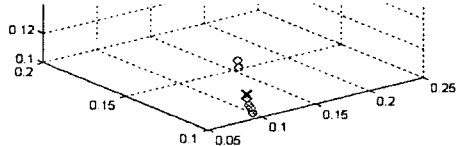


그림 14 보행자 영상의entropy 의 color-B에 대한 clustering(이동물체수 - 3)

또 본 논문에서는 특징 값을 계산할 때 RGB full 칼라의 방향성분을 0° 일 때만 추출하였다. 본 논문에서는 실제계산은 하였지만 지면 관계로 추출된 특징 값을 표현하지 않았던 방향성분 45° 나 135° 일 때도 유사한 결과를 얻을 수가 있다.

본 논문의 방법으로 영상을 처리할 경우 보행자 물체추출의 경우는 초당 3 프레임, 차량움직임에 대하여

는 초당 5프레임정도의 영상을 처리 할 수 있다. 또한 기존의 시스템과 달리 정합 및 군집화 과정을 사용함으로 움직이는 영상이 겹쳐서 나타나는 상황에서도 용이하게 물체단위별로 추출할 수 있도록 하였다.

[5] 결론

본 논문에서 이용한 gray co-occurrence 특징 값을 이용하게 되면 물체 들을 구별하는데 유사한 점이 많아서 구별하기가 어렵다. 그래서 본 논문에서 제안한 칼라 co-occurrence 특징 값을 적용하여야 이동 물체 추적에 상당히 용이함을 알 수 있다. 표 7.8 에서는 칼라 특징 값과 gray 특징 값의 계산결과를 측정 한것이다. 사용하는 컴퓨터 환경과 프로그램에 따라서 약간의 차이가 있으나 본 논문에서 제안하는 칼라 co-occurrence 특징 값을 이용한 이동물체 추적이 비교적 좋은 결과를 얻었음을 알 수 있었다.

[참고문헌]

- [1] Rita Cucchira, Massimo Piccardi, Paola Mello Image analysis and rule based reasoning for a traffic monitoring system IEEE, Intelligent transportation system, pp119-pp130VOL. 1, No.2, June 2000
- [2] Ross Culter, Larry S. Davis Robust Real-Time Periodic Motion Detection, and analysis and Application, IEEE Pattern analysis and machine Intelligence Vol22 No 8, pp781-795 August 2000
- [3] Yann Ricquebourg, Patric Bouthemy Real time tracking of Moving persons by exploiting spatio-temporal image slices IEEE Pattern analysis and machine Intelligence Vol22 No 8, pp797-p808 August 2000
- [4] Trevor Darrell and Michele Covell Correspondence with cumulative similiarity transforms IEEE pattern analysis and machine intelligence, pp 222-227 Vol.23 No2 February 2001
- [5] 김성동, 최기호 이진집합기반에서 칼라와 형태정보를 이용한 영상검색시스템설계 한국멀티미디어학회 논문지 제3권 6호, 2000, 12