

# 상이한 칼라로 구성된 영상의 정합을 위한 확장 칼라 히스토그램 인터섹션 방법

박소연\*, 김성영\*\*, 김민환\*

\* 부산대학교 컴퓨터공학과

\*\* 창원전문대학 멀티미디어학과

## An Extended Color Histogram Intersection for Matching Adaptively Quantized Color Distribution

SoYoun Park\*, SungYoung Kim\*\*, MinHwan Kim\*

\* Dept. of Computer Engineering, Pusan National University

\*\* Dept. of Multimedia, Changwon College

### 요 약

칼라 히스토그램 인터섹션 방법은 칼라 분포간의 유사도를 측정하는데 널리 사용된다. 하지만 이 방법은 칼라 공간을 고정된 칼라수로 양자화시킨 경우에만 유효하므로, 칼라 공간에 대한 분할 문제와 양자화 레벨의 결정 문제를 내포하고 있다. 이에, 본 논문에서는 고정 양자화된 칼라 분포뿐만 아니라 적응적 양자화되어 상이한 칼라분포를 갖는 영상간의 정합에 적용 가능한 확장 칼라 히스토그램 인터섹션 방법을 제안한다. 제안된 방법은 생산자가 생산된 상품을 소비자에게 공급하는 동안 생산효율을 계산하여 경제적 이익을 최대화 시키기 위한 생산자-소비자 모델로 간주되어질 수 있다. 실험을 통해 우리는 제안된 방법이 두 칼라 분포간의 유사도를 효과적으로 측정할 수 있음을 확인하였다.

### 1. 서론

칼라 히스토그램 인터섹션 방법(CHI)[1]은 칼라 영상간의 칼라분포에 대한 유사도를 계산하는 보편화된 방법이다. 이 방법은 매우 간단하면서도 2차원이나 3차원적인 위치적 변화나 회전 등에 견고한 특징을 가진다. CHI는 조밀하게 양자화된 칼라 히스토그램들간의 정합에는 비교적 만족스러운 결과를 나타내고 있지만[1], 칼라 공간을 적은 수의 빈(bin)으로 양자화한 경우에는 성능이 크게 떨어진다. 또한

조명이 서로 다른 환경에서 획득된 영상들 사이의 정합에서도 CHI의 성능이 떨어지는 것으로 나타나고 있다[1]. 이에, Quadratic Form Distance (QFD)[3]가 상이한 칼라 빈들 사이에 유사도 계산을 하기 위해 제안되었지만, 이 역시 계산량이 매우 많은 단점이 있다.

적응적 양자화 방법(Adaptive Quantization)은 비교적 적은 수의 칼라를 이용하여 영상을 효과적으로 표현할 수 있다. 하지만 각 영상을 표현하는 칼라 구성이 달라지게 되므로 양자화된 칼라 히스토그램

의 정합을 위해서는 칼라 유사도 함수에 대한 정의가 요구된다. 다차원 공간에서는 적응적 양자화된 각 빈에 대한 순서 지정이 곤란하기 때문에 히스토그램간의 대응 빈을 결정하기가 어렵다. 따라서 적응적 양자화된 칼라 분포간의 정합도 계산에 예를 직접 적용하기가 힘들다.

적응적 양자화된 히스토그램에 적용 가능한 유사도 계산방법이 있다. 변형된 QFD(MQFD)[2]는 칼라 비유사도의 계산을 위해 칼라 유사도 함수를 선형적으로 감소시키면서 일정치 이하 유사도는 무시하고, 비어있는 빈들은 제거함으로써 QFD의 계산량 부담을 줄일 수 있도록 하였다. 하지만 선형으로 정의된 유사도 함수의 타당성과 파라미터에 대한 적절성이 논의되지 않았으며, 여전히 많은 계산이 요구된다. Earth mover's distance(EMD)[4]는 질의 히스토그램과 비교대상 히스토그램의 빈도값들을 각각 해당 크기의 흙덩어리와 구덩이로 간주하여, 흙으로 구덩이를 메우는데 필요한 최소 작업량을 두 칼라 히스토그램간의 비유사도로 간주한다. 하지만 EMD를 계산하는 문제는 일종의 최적화 문제이기 때문에 매우 많은 양의 계산량이 필요하다.

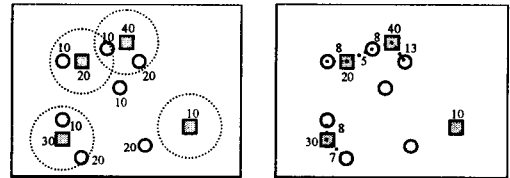
본 논문에서는, 고정 양자화된 칼라 히스토그램뿐만 아니라 적응적으로 양자화된 칼라 히스토그램에도 적용 가능한 확장 칼라 히스토그램 인터섹션(ECHI)을 제안한다. 본 논문에서 사용된 칼라 유사도 함수는 칼라 거리에 대한 인간의 인지 특성을 잘 반영하는 지수적으로 감소하는 함수를 사용한다. 이때 계산량을 줄이기 위해 이 함수는 일정치 이하에서는 부드럽게 0으로 절단되도록 한다.

## 2. 적응적 양자화된 칼라 분포

본 논문에서는 모든 영상에 대해 동일한 방법으로 균일 혹은 비균일하게 양자화한 칼라 분포를 고정 양자화된 히스토그램이라고 지칭한다. 한편, 칼라 분포는 클러스터들의 집합과 그들의 가중치로 표현되어질 수 있다. 클러스터들은 K-means와 같은 클러스터링 방법을 이용하여 각 이미지에 대해 독립적으로 정의된다. 클러스터의 가중치는 해당 클러스터에

포함되는 픽셀들의 수치를 가리킨다. 이에 적응적 양자화된 칼라 분포를 적응적 칼라 히스토그램이라고 부른다. 적응적 칼라 히스토그램은 영상의 칼라 분포를 적은 수의 클러스터를 이용하여 효과적으로 표현할 수 있다.

영상에서 적응 양자화된 칼라 분포를  $P = \{(p_1, \mu_{p_1}), (p_2, \mu_{p_2}), \dots, (p_m, \mu_{p_m})\}$ 라고 하자.  $p_i$ 는  $i$ 번째 클러스터의 칼라를 나타내고,  $\mu_{p_i}$ 는  $p_i$ 의 가중치를 나타낸다. 질의 영상의 적응 양자화된 칼라 분포는  $Q = \{(q_1, \mu_{q_1}), (q_2, \mu_{q_2}), \dots, (q_n, \mu_{q_n})\}$ 라고 하자. 일반적으로  $p_i \neq q_j$  이다. 그림 1(a)는 2차원 공간에서 적응적 양자화된 칼라 분포를 개념적으로 보여준다. 질의 및 데이터베이스 영상의 칼라분포를 각각 사각형 및 원으로 표시하였다. 따라서 이들 영상의 정합을 위해서는 질의 영상의 양자화된 칼라를 데이터베이스 영상의 모든 양자화된 칼라에 적절하게 정합할 수 있는 칼라 유사도 함수가 정의되어야 한다.



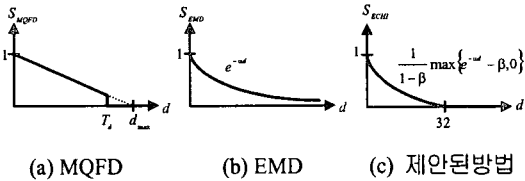
(a) 칼라분포 이질성 (b) 연관 칼라간 유사도

[그림 1] 적응적 양자화된 칼라 분포의 개념도

## 3. 칼라 유사도 함수

칼라 유사도 함수는 선형 혹은 지수적으로 감소하는 함수로 모델링될 수 있다. MQFD[2]에서는 그림 2(a)와 같이 선형적으로 감소하는 유사도 함수를 채택했다. 심리학적 관점에서의 두 칼라간의 유사도는 이들의 물리적인 거리에 대해 지수적으로 감소하는 함수로 표현할 수 있다[4]. 이에, 그림 2(b)와 같은 지수 함수가 [4]에서 사용되었다. 하지만 이 함수는 큰 거리에서도 0으로 수렴되지 않아서 작은 유사도를 갖는 칼라들 사이의 불필요한 정합연산이 필요하다. 이를 줄이기 위해 절단함수가 필요하다. 본 논문에서는 그림 2(c)와 같이 지수 함수가 0으로 부드럽게 수렴되는 유사도 함수를

설정하였다. 이를 위해 유사도 함수의 파라미터  $\alpha$ 와  $\beta$ 는 0.0376 및 0.3으로 설정하였다. 이는 색채학에서 동일 칼라로 인지되는 평균 칼라 허용 오차인  $6 \Delta E_{ab}$  거리[5] 지점을 대략 0.7로 설정하고  $32 \Delta E_{ab}$  거리 이상은 0으로 설정하여 계산된다.



[그림 2] 칼라 유사도 함수

#### 4. 확장 칼라 히스토그램 인터섹션

적응적 칼라 히스토그램 사이의 정합 문제는 생산자-소비자 모델로 해석할 수 있다. 즉, 질의 영상의 칼라 클러스터들은 그들의 가중치만큼의 물건을 만드는 공장으로, 데이터베이스 영상은 가중치만큼의 물건을 요구하는 소매점으로 생각할 수 있다. 여러 장소에 위치한 공장을 소유한 생산자는 최대의 경제적 이익을 얻을 수 있는 방법으로 각 소매점에 물품이 공급될 수 있는 방법을 강구할 것이다. 효율을 높이기 위해 운송비가 높은 거리가 먼 지역에 위치한 소매점에는 아예 물품을 제공하지 않을 수도 있다.

본 논문에서의 공급정책은, 비록 경제적 이익이 최대가 되지 않더라도 공장으로부터 소매점까지의 공급효율과 물품 공급량의 곱으로 정의된다. 공급효율은 그림 2(c)의 유사도 함수( $S_{ECHI}$ )로 모델링 된다. 공장에서 소매점으로서의 물품 공급량은 공장에서 생산된 물품의 양과 소매점에서 요구하는 물품의 양 중 작은 것으로 선택된다. 각 공장에서 제공되는 물품의 총 공급량은 수식 1과 같다. 이 때, 총 공급량은 공장에서 생산된 물품의 총량을 초과할 수 없다. 따라서 생산 효율은 수식 2와 같이 계산된다.

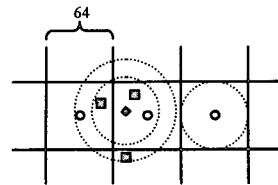
예를 들어 그림 1(b)에서 생산 효율을 계산하여 보자. 점선위에 표시된 숫자들은 해당 칼라간의 유사도를 나타낸다. 이 경우 물품의 총 공급량은 49 (=8+5+8+13+8+7)이고, 생산 효율은 0.49이다 (=

49/100). 제안된 방법은 CEI와 마찬가지로 비대칭이다. 예를 들어, 그림 1의 원과 정사각형이 이전과는 반대로 질의 영상 및 데이터베이스 영상의 칼라 클러스터를 나타낸다고 가정하면, 생산 효율은 0.46(= 8+ min(5+8, 10)+13+8+7)이 될 것이다.

$$f_{total}(i) = \sum_{k=1}^m S_{ECHI}(d_{L2}(\mathbf{p}_k, \mathbf{q}_i)) \min(w_{pk}, w_{qi}) \quad (1)$$

$$ECHI(P, Q) = \frac{\sum_{i=1}^n \min(f_{total}(i), w_{qi})}{\sum_{i=1}^n w_{qi}} \quad (2)$$

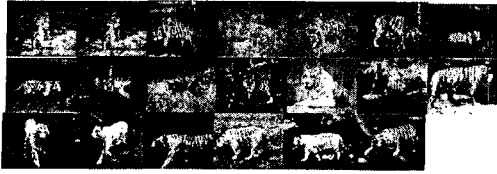
제안된 방법은 각 칼라 빈이 해당 칼라들의 평균값으로 표현될 때 고정 양자화된 히스토그램에 적용 가능하다. 그림 3에서 빈의 중심 칼라가 작은 원으로 선택되어 졌다고 가정하면, 유사도 함수( $S_{ECHI}$ )의 유효 거리(=32)는 중심칼라 간의 거리보다 작기 때문에 유사도 함수는 영상 정합에 전혀 영향을 미치지 못한다. 한편, 각 빈의 대표 칼라를 해당 빈에 포함되는 칼라의 평균값으로 선택하면 이들은 영상 정합에 영향을 미치게 된다. 그림 3에서 작은 다이아몬드로 표현된 질의 칼라가 주어졌을 때 평균칼라를 사용함으로써 유효 거리에 포함되는 데이터베이스 영상의 칼라(작은 사각형)가 한번에 다수 개 해당될 수 있다. 유사도 함수의 유효 거리가 증가할수록 정합에 미치는 평균 칼라들의 영향은 증가된다.



[그림 3] 고정 양자화된 히스토그램의 정합 과정

#### 5. 구현 및 고찰

확장 칼라 히스토그램 인터섹션 방법은 그림 4의 Corel Gallery CD의 19개의 호랑이 이미지에 대해 실험해보았다. 첫번째 영상은 질의 영상으로 사용된 영상이며, 나머지 영상은 질의 영상과의 유사도에 따라 내림차순으로 정렬되어 있다. 후반부의 9개는 백호 영상을 나타낸다.



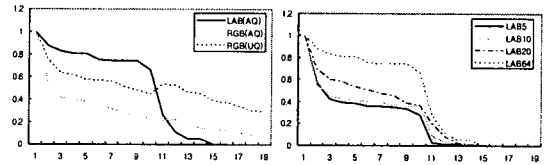
[그림 4] 실험 영상

본 논문에서는 CIELab 칼라 공간을 실험에 사용하였다. CIELab 칼라 공간에서는 칼라 유사도 함수가  $L_2$  거리로 정의되며, 칼라정보가 매우 잘 표현된다. 우선 그림 5(a)는 64개의 칼라 빈을 사용하지만 양자화 방법을 변화시켰을 때의 정합 결과를 나타낸다. CIELab 칼라 공간에서 적응적 양자화가 사용되었을 때 가장 좋은 결과가 나타났다. 이때 황호와 백호 사이의 경계에서 유사도의 급격한 감소를 보여준다. 한편 RGB 칼라 공간에서 고정 양자화된 경우 일부 백호가 황호보다 더 높은 유사도를 나타내는 잘못된 결과가 나타났다. 그림 5(b)는 CIELab 칼라공간에서의 적응적 양자화 레벨에 따른 정합 결과를 보여준다. 모든 경우에 만족스러운 정합 순서를 나타내었다. 하지만 적은 수의 양자화 칼라를 사용한 경우 낮은 정합도를 나타내는 경향이 있었다. 그림 5(c)는 제안된 방법이 균일 양자화된 히스토그램에 역시 적용 가능함을 보여준다. CIELab 칼라 공간에서 64개로 균일 양자화하더라도 정확한 순서를 나타내었다. 또한 유효 거리를 증가시키더라도 결과는 동일하였다. 그림 5(d)는 CIELab 칼라 공간에서의 부분 정합(Partial Matching)의 결과를 보여준다. 질의 영상의 호랑이 영역은 따로 분리되고 20개의 적응적 칼라로 양자화되어 테스트 영상과의 부분 정합에 사용되었다. 영상 정합(Coarse Matching)에서는 테스트 영상을 적응적 양자화하여 사용하였고, 객체 정합(Object Matching)은 각 테스트 영상의 호랑이 영역만을 추출하고 적응적 양자화하여 사용하였다.

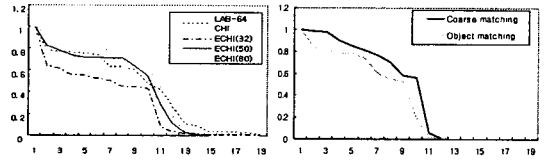
## 5. 결론

본 논문에서는 CIELab 칼라 공간에서 적응적 양자화 방법으로 표현된 칼라 분포를 정합하는데

제안된 확장 칼라 히스토그램 인터섹션 방법의 유용성을 나타내었다. 제안된 방법은 각 빈의 대표값을 해당 빈에 포함되는 칼라들의 평균값으로 선택한 경우 고정 양자화된 칼라 히스토그램에도 적용 가능함을 보였다. 또한 제안된 방법은 부분 정합에 사용될 수 있음을 보였다.



(a) 칼라공간에 따른 결과 (b) 칼라수에 따른 결과



(c) 유효거리에 따른 결과 (d) 부분 정합

[그림 5] 정합 결과

## [참고문헌]

- [1] M. Swain and D. Ballard, "Color indexing", Int'l J. of Computer Vision 7(1), 11-32, 1991
- [2] Deng and B.S. Manjunath, "An efficient low-dimensional color indexing scheme for region-based image retrieval", Proc. Int'l Conf. on Acoustic, Speech, and Signal Processing 6, 3017-3020, 1999
- [3] J.Hafner, H.S.Sawhney, W.Equit, M.Flickner, and W.Niblack, "Efficient color histogram indexing for quadratic form distance functions", Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence 17(7), 729-736, 1995
- [4] Y.Rubner, "Perceptual metrics for image database navigation", Ph.D. Dissertation, Dept. of Computer Science, Stanford Univ., 1999
- [5] H.R.Kang, "Color Technology For Electronic Imaging Devices", SPIE Optical Engineering Press, Bellingham, Washington USA, 1997