

# 내용기반 영상 검색을 위한 ART2 를 이용한 양자화 방법에 관한 연구

김병훈\*, 구경모\*, 박용민\*, 차의영\*  
\*부산대학교 컴퓨터공학과  
e-mail : mynarae@pusan.ac.kr

## A Study on Quantization Method Using ART2 for Contents-Based Image Retrieval

Byoung-Hun Kim\*, Kyung-Mo Koo\*, Yong-Min Park\*, Eui-Young Cha\*  
\*Dept. of Computer Engineering, Pusan National University

### 요 약

본 논문에서는 칼라 정보 기반 영상 검색에서 양자화 과정을 거치면서 나타나는 문제점의 해결 방안으로 ART2 신경회로망을 이용한 양자화 방법을 제시한다. 영상을 양자화하면 비슷한 칼라를 가진 픽셀이 다른 칼라로 나누어지는 경우가 발생하여 영상 검색 성능을 떨어뜨린다. 따라서 본 논문에서는 양자화를 하기 전에 ART2 신경회로망을 이용하여 영상에 존재하는 여러 칼라들을 클러스터링하여 같은 클러스터 속한 비슷한 칼라의 픽셀들은 같은 칼라로 양자화되도록 하였다. 실험에서 영상 검색에 제안한 방법을 적용하였을 때, 검색의 성능 향상에 도움이 된다는 것을 확인할 수 있었다.

### 1. 서론

최근 정보통신기술의 급속한 발전으로 멀티미디어 데이터베이스로부터 영상정보를 검색하는 일이 빈번히 발생되고 있으며, 이를 위한 내용기반 영상 검색 방법들에 대한 연구가 활발히 진행되고 있다[1].

현재까지 연구된 영상 검색 시스템은 주로 질의 영상의 특징(Feature)을 추출하여 멀티미디어 데이터베이스에 저장되어있는 영상의 특징과 비교하여 유사한 영상을 찾는 방법을 사용한다. 영상의 특징을 추출할 때는 주로 영상의 칼라나 텍스처, 객체의 형태 등의 정보를 이용하는 방법이 널리 사용된다. 특히, 칼라 정보를 기반으로 영상을 검색하는 방법은 영상의 기하학적인 변화나 영상 내 객체의 왜곡, 회전, 이동, 겹침 등에 강인하기 때문에 광범위하게 연구되고 있다.[2]

RGB 공간에서 칼라 사이의 상호관계를 영상의 특징으로 저장하기 위해서는  $256 \times 256 \times 256$  차원의 벡터가 필요하게 되며, 이를 칼라 정보를 이용하는 내용기반 영상 검색에 이용하게 되면 저장 및 검색속도

측면에서 많은 계산량과 저장 공간이 필요하게 된다. 그래서 대부분의 칼라 기반 영상 검색 시스템은 영상의 특징을 추출하기 전에 RGB 공간을 채널 당  $n$  개의 bin(bin)으로 나누어 같은 bin에 속한 칼라를 동일한 칼라로 양자화(Quantization)를 한다. 이때, 양자화 경계(Quantization boundary) 주위의 비슷한 두 칼라를 가진 픽셀이 각각 다른 bin으로 나누어져서 영상 검색의 성능을 떨어뜨릴 수 있다. 이렇듯 양자화는 영상 검색 분야에서 중요한 이슈 중 하나이지만 대부분의 논문에서는 거의 다루어지지 않고 있다[3][4].

본 논문에서는 ART2 신경회로망을 이용하여 양자화로 인해 나타날 수 있는 문제점들을 최소화하여 칼라 정보를 이용하는 내용기반 영상 검색의 성능을 향상시킬 수 있는 방법 제안한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서 ART의 기본적인 구조 및 동작 원리를 알아보고 3장에서는 제안한 양자화 방법에 대해서 알아본다. 4장에서는 다양한 실험을 통해 성능을 알아본 뒤, 마지막으로 5장에서 결론 및 향후 연구 방향에 대해 언급한다.

## 2. ART2

ART(Adaptive Resonance Theory) 는 미국 보스턴대학의 스테판 그로스버그(Stephen Grossberg)와 게일 카펜터(Gail Carpenter)가 제안한 신경회로망 모델이다. ART 는 입력패턴에 대한 목표치 없이 군집화가 가능한 비지도 학습(Unsupervised Learning)이며 비교적 빠른 시간 내에 군집화가 가능하고 동적으로 클러스터의 생성이 가능하다는 특징을 가지고 있다. 또한 경쟁학습(Competitive Learning)의 약점인 안정성을 보강한 모델이다.

ART2 는 이진수의 입력패턴만 처리 가능한 ART1 과 달리 아날로그 입력패턴 처리가 가능하기 때문에 널리 사용된다. ART2 의 학습 알고리즘은 다음과 같다.

**단계 1.** 새로운 입력패턴이 주어지면 입력패턴과 최소 거리(minimum distance)를 가지는 클러스터를 승자로 선택한다.

**단계 2.** 입력패턴이 승자 클러스터의 중심 반경  $\rho$  에 포함되는지 검사한다. 이것을 Vigilance Test 라고 한다. 만약 입력 패턴이 승자 클러스터의 중심 반경 이내에 들어오면 입력패턴과 승자 클러스터가 유사한 패턴임을 의미하므로 입력패턴을 승자 클러스터에 포함시키고 클러스터의 중심 값을 수정한다. 만약, 입력패턴이 승자 클러스터의 중심 반경 이내에 들어오지 못하면 입력패턴은 승자 클러스터와 상이한 패턴임을 의미하므로 입력패턴으로 새로운 클러스터를 생성한다.

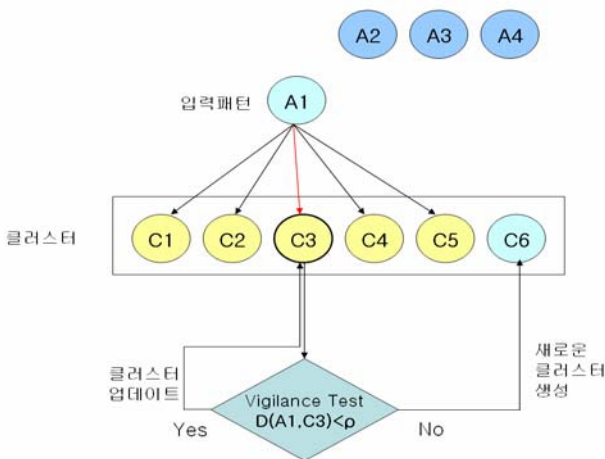


그림 1. ART2 의 학습 알고리즘

## 3. ART2 를 이용한 칼라 클러스터링 및 양자화

### 3.1 ART2 를 이용한 칼라 클러스터링

양자화 할 때 양자화 경계 주위의 비슷한 칼라를 가진 픽셀들이 다른 빈으로 나누어지는 것을 방지하기 위해 ART2 신경회로망을 이용하여 클러스터링(Clustering)한다. 이때 입력 패턴을 RGB 공간의 칼라 좌표를 나타내는 3 차원 벡터로 하고, 클러스터의 중심 패턴은 클러스터에 속한 픽셀의 칼라 평균으로 한다.

ART2 신경회로망으로 클러스터링을 수행할 때, 승

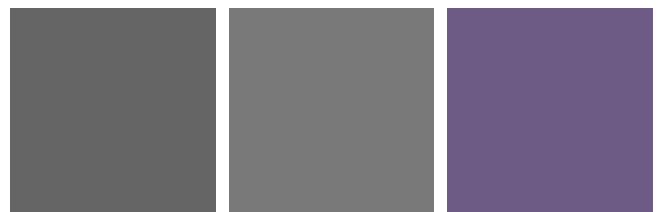
자 클러스터의 선택과 Vigilance Test 를 위해 입력패턴과 클러스터의 중심패턴 사이의 거리에 대한 정의가 필요하다. 색상의 거리를 정의할 때 일반적으로 유클리드 거리(Euclidean Distance)를 사용한다. 하지만 유클리드 거리는 RGB 공간에서 거리를 표현하기에 한계가 있다. 그림 2 의 (가)는 (가)와 비슷한 회색계열이고 (다)는 (가)와 전혀 다른 보라색 계열이다. 하지만 표 1 에서 볼 수 있듯이 (가)와 (나)사이와 (가)와 (다)사이의 유클리드 거리는 비슷하게 나타난다. 그래서 본 논문에서는 입력패턴과 클러스터 중심패턴 사이의 거리를 구할 때 Androutsos[5]에 의해 제안된 벡터-각 거리(Vector-Angular Distance)를 사용한다. 벡터-각 거리는 두 벡터의 유클리드 거리와 함께 두 벡터의 사이 각도 고려하는 수식이다. 벡터-각 거리는 식(1)과 같다.

$$d(x, y) = 1 - \left[ \alpha \left( 1 - \frac{2}{\pi} \cos^{-1} \left( \frac{x \cdot y}{\|x\| \|y\|} \right) \right) + \beta \left( 1 - \frac{|x \cdot y|}{\sqrt{3 \cdot 255^2}} \right) \right] \quad (1)$$

$(\alpha + \beta = 1.0, \alpha \leq 1.0, \beta \leq 1.0)$

여기에서  $x$ 와  $y$  는 RGB 공간에서의 3 차원 벡터이며,  $\alpha$  와  $\beta$  를 이용해서 각과 거리의 비율을 조절할 수 있다.

표 1 에서 그림 2 의 (가)와 (나), (가)와 (다)의 유클리드 거리 거의 차이는 없지만 벡터-각 거리는 상당한 차이가 있는 것을 볼 수 있다. 따라서, 칼라 사이의 거리를 측정하는 데 벡터-각 거리가 적합함을 알 수 있다.



(가)RGB=(100,100,100) (나)RGB=(120,120,120) (다)RGB=(108,89,132)  
그림 2. 비슷한 유클리드 거리를 가지는 색상

표 1. 그림 2 의 (가)와(나), (가)와(다)의 칼라 거리 비교

거리	(가)와 (나)	(가)와 (다)
유클리드 거리	0.0784313	0.0788875
벡터-각 거리	0.0392156	0.0899985

\*유클리드 거리와 벡터-각 거리는 0 과 1 사이로 정규화된 것임.

### 3.2 클러스터 중심패턴의 양자화

ART2 신경회로망을 이용하여 영상의 칼라를 클러스터링하고 난 뒤 생성된 클러스터의 중심패턴을 양자화 한다. RGB 공간에서 채널 당  $n$  개의 빈으로 양자화 할 때 RGB 공간을  $n^3$  만큼의 공간으로 나누어 픽셀의 RGB 벡터가 속한 공간의 평균 RGB 값으로 픽셀의 칼라 값을 변경하는 것이 일반적인 방법이다. 하지만 이 경우 칼라의 색상 특징을 살리지

못할 가능성이 있다. 그래서, 클러스터의 중심패턴과 각 bin의 칼라와의 유사도(Similarity)를 계산하여 가장 높은 유사도를 나타내는 bin으로 양자화 되도록 한다. 유사도는 RGB 의 유클리드 거리와 HSI 의 색상(Hue)의 거리[6]를 함께 고려하여 측정하였다. 식은 다음과 같다.

$$S(x, y, hx, hy) = \alpha(1 - \frac{|x \cdot y|}{\sqrt{3 \cdot 255}}) + \beta(1 - \frac{\sqrt{(\sin(hx) - \sin(hy))^2 + (\cos(hx) - \cos(hy))^2}}{2}) \quad (2)$$

$(\alpha + \beta = 1.0, \alpha \leq 1.0, \beta \leq 1.0)$

여기에서  $x$ 와  $y$ 는 RGB 공간에서의 3 차원 벡터이며  $hx$ 와  $hy$ 는 각각  $x$ 와  $y$ 의 색상(Hue)값이다.  $\alpha$ 와  $\beta$ 를 이용하여 유클리드 거리와 색상의 거리의 비율을 조절할 수 있다.

중심 패턴을 양자화하고 난 뒤 원영상의 픽셀들의 칼라 값을 픽셀이 속한 클러스터의 중심 패턴을 양자화된 칼라 값으로 변경하면 기존의 양자화가 가지고 있던 문제점들을 해결할 수 있다.

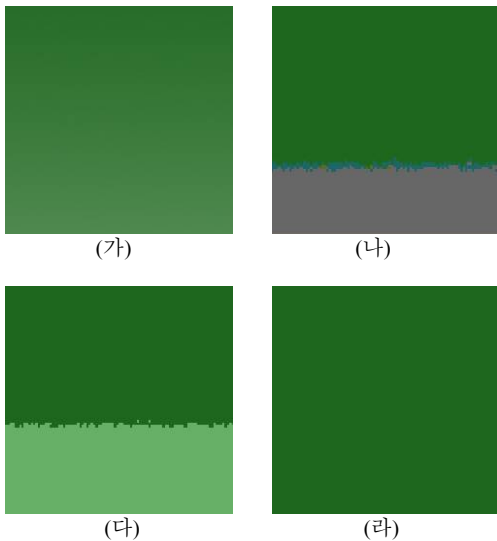


그림 2. 원 영상과 ART2 클러스터링의 유무에 따른 양자화 결과

그림 2는 ART2 신경회로망을 이용하여 클러스터링을 했을 때와 그렇지 않았을 경우의 양자화 결과를 보여준다. (가)는 녹색의 미세한 명도 변화가 있는 원 영상이다. (나)는 (가)영상을 양자화하고자 하는 개수만큼 RGB 공간을 만들어 양자화한 것으로 3 가지의 칼라로 양자화 된 것을 볼 수 있다. 또한, 양자화 뒤 녹색과 전혀 다른 회색 칼라가 나타나는 것을 볼 수 있는데, 이런 경우 영상 검색의 성능 저하를 가져올 수 있다. (다)는 벡터-각 거리가 가장 가까운 bin으로 양자화한 것으로 비슷한 녹색계열의 칼라가 2 가지의 다른 칼라로 나누어졌다. (라)는 ART2 신경회로망을 이용하여 클러스터링을 한 뒤

클러스터 중심패턴을 식(2)의 색의 유사도 정보를 사용하여 양자화 한 방법으로 녹색 계열의 단일 칼라로 양자화되었다.

#### 4. 실험 및 고찰

##### 4.1 테스트 영상 및 영상 검색 방법

제안한 방법의 성능을 평가하기 위해 648 장의 서로 다른 영상을 사용하였으며 그 가운데 질의 영상은 12 장을 사용하였다. 또, 영상을 64 칼라로 양자화 하였다.

칼라 인접성과 기울기 정보[2]를 이용하여 영상을 추출한 뒤 실험하는데 사용함으로써 제안된 방법이 영상 검색의 성능 향상에 영향을 미치는지 확인하도록 하였다. 영상 검색의 성능은 정규화된 평균 순위(Normalized Average Rank)로 평가하였다. 정규화된 평균 순위를 구하는 식은 다음과 같다.

$$NAV = \left[ 1 - \left( \frac{\sum_{i=1}^n i}{\sum_{i=1}^n R_i} \right) \right] \quad (4)$$

$$AvgNAV = \frac{1}{Q} \sum_{i=1}^Q NAV_i \quad (5)$$

여기서,  $Q$ 는 질의 영상의 개수이고  $n$ 은 정답 영상의 개수,  $R_i$ 은  $i$ 번째 정답 영상의 순위를 나타낸다. 식(4)는 정규화된 평균 순위를 나타내는 식으로 평균 순위를 0 과 1 사이의 값으로 정규화한 것으로 0에 가까울수록 높은 검색 성능을 나타낸다. 식(5)는 정규화된 평균 순위의 합을 질의 영상의 수로 나눈 정규화된 평균 순위의 평균 값이다.

##### 4.2 실험 결과

표 2는 본 논문에서 제안한 ART2를 이용하여 클러스터링한 뒤 양자화하여 영상 검색을 수행 하는 방법과 기존에 사용되던 일반적인 양자화 방법으로 영상 검색을 실행하여 얻어진 정규화된 평균 순위를 나타낸 것으로 제안한 방법을 이용한 영상 검색의 성능이 더 높은 것을 알 수 있다.

표 2. 제안된 방법과 기존 방법에 대한 정규화된 평균 순위

	제안한 방법	기존 방법
AvgNAV	0.197277	0.336160

그림 3은 그림 3의 (가)로 영상을 검색하였을 때 결과를 나타낸 것이다. 그림 3의 (나)에서 Rank A는 제안된 방법을 적용하여 영상을 검색하였을 때의 검색 순위이고, Rank B는 일반적인 방법으로 양자화 한 뒤 영상을 검색하였을 때 검색 순위이다. 제안된 방법의 검색 순위가 높은 것을 확인할 수 있다.

[6] <http://www.lgcit.com/MIGR/cmip/hmmd/hmmd.html>



(가) 질의 영상

정답 영상				
Rank A	1	5	9	10
Rank B	4	15	21	16

(나)질의 영상에 대한 정답 영상 순위

그림 3. 제안된 양자화 방법과 기존의 양자화 방법으로 영상 검색에 적용했을 때 정답 영상 순위

### 5. 결론

본 논문에서는 ART2 신경회로망을 이용한 양자화 방법을 제안하였다. 실험 결과 제안한 방법은 양자화 과정을 거치면서 나타났던 문제들을 해결하면서 동시에 영상 검색의 성능을 높여주는 것을 알 수 있었다.

제안된 양자화 방법은 영상의 특징을 추출하기 위해 양자화를 하기 전에 ART2 신경회로망로 클러스터링을 하기 때문에 수행시간이 더 늘어나는 단점이 있다. 또한, 검색 속도를 고려되어야 되기 때문에 클러스터의 중심 패턴 안정화를 위해 반복적으로 클러스터링을 수행하기에는 어려움이 있다. 앞으로 속도의 향상과 더불어 클러스터의 중심 패턴 안정화 방법에 대한 연구가 필요하다.

### 참고문헌

- [1] 이상훈, 홍충선, 곽윤식, 이대영, “내용기반 영상검색을 위한 칼라 영상 분석,” 한국정보처리학회 논문지, 제 7 권 제 9 호, pp.2994-3001, 2000. 9
- [2] 김홍염, 이호영, 김희수, 김기석, 하영호, “칼라 인접성과 기울기를 이용한 내용 기반 영상 검색”, 대한전자공학회 학술대회지 Vol.2000 pp.157-160 2000.6
- [3] J.R. Smith and S.F Chang, “Tools and techniques for color image retrieval,” in *IST/SPIE – Storage Retrieval for Image and Video Databases IV*, San Jose, CA, February 1996, vol. 2670, pp.426-437.
- [4] F.M. Idris and S. Panchanathan, “Image and video indexing using vector quantization,” *Machine Vision and Applications*, vol. 10, no.2, pp.43-50, 1997.
- [5] J. Matas, R. Marik, and J. Kittler, “On representation and matching of multi-colored objects,” *Proceedings of IEEE International Conference on Computer Vision*, pp.726-