

가산 경쟁학습을 이용한 컬러공간의 분류

Color Space Classification by Using Additive Competitive Learning

박용훈, 조용근, 강 훈
 중앙대학교 전자전기공학부

Yong-Hun Park, Yong-Gun Jo, Hoon Kang
 School of Electrical and Electronic Engineering, Chung-Ang University
 E-mail : jdpriest@sirius.cie.cau.ac.kr

요 약

생물학적 비전 시스템에서 컬러정보는 윤곽정보와 함께 가장 주요한 정보이다. 본 논문에서는 컬러공간의 분류를 위해 향상된 가산 경쟁학습 모델을 제안하며, 제안된 가산 경쟁학습 모델을 사용하여 컬러공간의 분류를 효과적으로 할 수 있다는 것을 보였다.

1. 서론¹

최근의 비전 시스템(Vision system)에서는 대상의 컬러정보보다는 윤곽정보를 이용한 영상분석을 수행하는 방법을 많이 사용한다. 이러한 방법은 모든 물체가 고정되어 있는 사진이미지에서는 목표물체를 인식하는데 비교적 좋은 성능을 보여주지만, 인간의 비전 시스템과 같이 목표물체가 이동하거나 복잡한 이미지 속에서 목표물체를 인식하기에 어렵다는 제한이 있다. 이러한 기능적 제한 때문에 인간의 3차원 시각모델을 모방한 스테레오 비전 시스템(Stereo vision system)[1], 안구운동과 관련된 Active 비전 시스템[2], Active Contour를 사용한 공간적 인식모델[3] 등과 같은 인간의 비전 시스템을 모델로 하는 방법에 관한 연구가 활발히 진행 중이다.

이러한 비전시스템에서 기본적인 전처리과정으로 영상분할(Image segmentation)은 필수 과정이다. 이 영상분할 방법으로는 크게 이미지 공간을 특별한 기준에 의해 잘라내어 나누는 공간 분할적인 방법[4]과 Region growing과 Merge split와 같은 former method[5]로 구분할 수 있다.

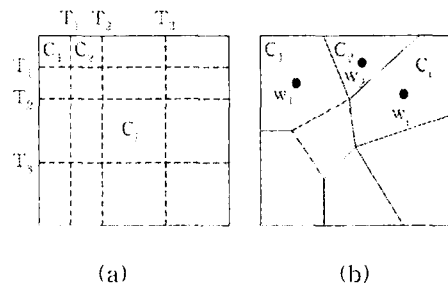
Thresholding으로 대표되는 전자의 방법은 1차원 공간의 분할에서는 간단하고 효과적으로 사

용될 수 있지만 2차원 이상의 공간 분할에서는 그림 1 (a)에서 보는 것처럼 클러스터의 형태가 직사각형 형태이기 때문에 클러스터의 경계를 적절히 나누기가 어렵다. 그러나 후자의 방법은 그림 1 (b)에서 보는 것처럼 클러스터의 형태를 유연하게 조정할 수 있기 때문에 2차원 이상의 공간분할 문제에 적용하기에 적합하다.

또한 영상분할의 목적에 따라 점·선·윤곽·경계·컬러 검출 등으로 구분할 수 있다. 그 중 컬러는 대상의 특징들 가운데 특이성이 가장 큰 정보이기 때문에 컬러 검출의 성능에 따라 비전 시스템의 성능은 큰 영향을 받는다.

본 논문에서는 컬러공간을 효율적으로 분할하기 위해 향상된 가산 경쟁학습 모델을 제안하며, 실험을 통해 그 성능을 검증한다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2절에서는 기존의 경쟁학습 모델과 비교하여 향상된 가산 경쟁학습 모델을 제안하고, 제안된 모델을 사용하



(a) Thresholding (b) Competitive clustering
 그림 1 2차원 공간의 분할
 (a) Thresholding (b) Competitive clustering

1. 이 연구는 과학기술부 “뇌신경정보학 연구 사업 (M10107020001-02B2202-00110)”의 지원에 의하여 수행되었습니다.

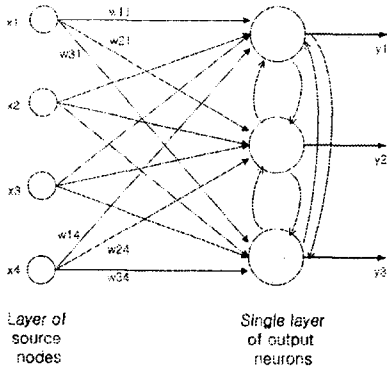


그림 2 경쟁학습 신경회로망의 구조

여 컬러공간을 분류하는 방법을 설명한다. 그리고 3절에서는 실험결과를 보여주고, 4절에서는 결론을 맺는다.

2. 경쟁학습을 이용한 컬러공간의 분류

2.1 경쟁학습

경쟁학습 신경회로망은 그림 2와 같이 출력 뉴런들이 서로 경쟁하여 하나의 출력뉴런만 활성화되는 구조로 되어 있다.

이 경쟁학습 알고리즘은 다음과 같은 순서로 진행된다. 먼저 출력층의 각 출력노드에 대한 네트 출력값을 계산하고, 네트 출력이 가장 큰 출력뉴런을 승자뉴런으로 결정한다. 이렇게 결정된 승자뉴런의 실제 출력값은 1, 나머지 다른 출력뉴런들의 실제 출력은 0이 된다. 입력노드의 수가 N개, i번째 입력노드를 통해 입력되는 값을 x_i , net_j 를 M개의 출력노드 중 j번째 출력노드의 네트 출력값, 그리고 w_{ji} 를 j번째 출력노드와 i번째 입력노드 사이의 연결 하중값이라고 하면, j번째 출력노드의 네트 출력값 net_j 와 승자 결정에 따른 출력값 y_j 는 식 (1), (2)와 같이 정의된다.

$$net_j = \sum_{i=1}^N w_{ji} x_i \quad (1)$$

$$y_i = \begin{cases} 1 & \text{if } net_j > net_k \text{ for all } j, j \neq k \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

이 승자뉴런만이 제시된 입력벡터 $x = \{x_1, x_2, \dots, x_N\}$ 에 대하여 학습이 허용된다. 승자뉴런에 대한 하중값 수정은 다음 식 (3)과 같다.

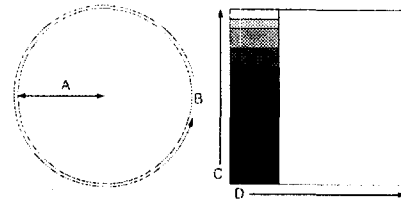


그림 3 HSI 컬러모델 A. Saturation(채도) B. Hue(색상) C. Intensity(명도) D. 모든 색조

$$w_{ji} = \begin{cases} w_{ji} + \eta(x_i - w_{ji}) & \text{if neuron } j \text{ wins} \\ w_{ji} & \text{if neuron } j \text{ loses} \end{cases} \quad (3)$$

여기서 η 는 학습계수($0 < \eta < 1$)이다. 일반적으로 학습계수는 0.01 부터 0.3 사이의 값이 쓰인다.

모든 입력벡터들에 대한 학습이 끝난 후, 이 하중벡터들은 각각의 클러스터의 중심에 위치하여 클러스터들을 나누는 기준이 된다.

2.2 컬러 공간의 선택

비전 시스템에서 컬러모델의 선택은 시스템의 성능과 관계되는 중요한 문제이다. 가장 많이 쓰이는 컬러 모델로는 RGB, CMY, CMYK, HSI 등이 있다.

일반적으로 컴퓨터에 저장되는 이미지는 RGB 모델로 표현된다. 이 모델은 하드웨어적으로 실현하기가 쉽고 사람의 눈이 빨강, 노랑, 초록색에 민감하게 반응하므로 표현하기가 쉽다. 또한 개념상의 용이성 때문에 이 모델이 주로 사용되지만, 색상을 표현하기가 힘들다는 단점이 있다. 또한 빛의 변화에 따라 각각의 값이 크게 변하는 단점이 있고, 컬러 공간상에 색상이 분산되어 있어 색상별로 분할하기가 쉽지 않다. 그에 반해 HSI 모델은 그림자의 영향이나 강한 조명에 어느 정도 자유로울 수 있을 뿐만 아니라 컬러공간 상에서 다른 컬러 모델에 비해 색상별로 분포되어 있어 컬러공간의 분할이 쉽게 이루어질 수 있다.

그림 3의 HSI 모델에서 각 성분은 다음과 같은 의미를 지닌다. 색상(Hue)은 노란색, 빨간색과 같은 색상의 분포를 나타내며 채도(Saturation)는 색상의 깊이를 나타낸다. 또한 명도(Intensity)는 빛의 강도를 나타낸다.

대부분의 영상입력장치들은 기본적으로 RGB 컬러모델을 채택하고 있으므로 HSI 컬러모델을 사용하기 위해서는 RGB 모델을 HSI 모델로 변환하는 과정이 필요하다. 다음의 식 (4), (5), (6)은 RGB 컬러 모델을 HSI 컬러 모델로 변환하는 수식이다.

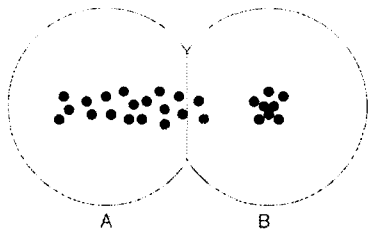


그림 4 불확실한 영역의 분류

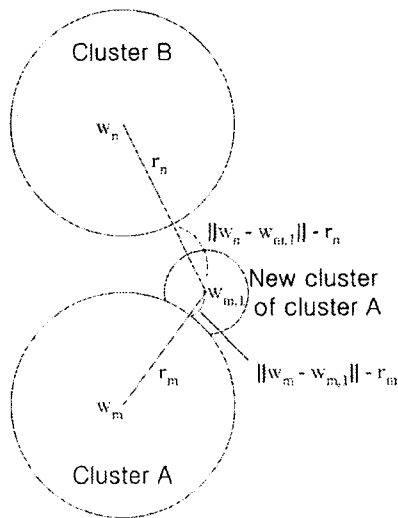


그림 5 제안된 알고리즘의 새로운 클러스터 생성

$$H = \begin{cases} \theta & \text{if } B \leq G \\ 360 - \theta & \text{if } B > G \end{cases} \quad (4)$$

with

$$\theta = \cos^{-1} \left\{ \frac{\frac{1}{2} [(R-G) + (R-B)]}{[(R-G)^2 + (R-B)(G-B)]^{1/2}} \right\}$$

$$S = 1 - \frac{3}{(R+G+B)} [\min(R, G, B)] \quad (5)$$

$$I = \frac{1}{3} (R+G+B) \quad (6)$$

2.3 가산 경쟁학습을 이용한 컬러공간 분류

기존의 경쟁학습 알고리즘은 각 클러스터의 경계 부근에서 올바르게 분류할 수 없는 분류 가능성이 있다. 그림 4에서 보는 것처럼 클러스터 A로 분류하는 것이 더 타당한 영역이 클러스터 B로 분류되는 경우가 발생한다.

본 논문에서는 이런 불확실한 영역을 효과적으로 분류하기 위해 클러스터의 개수를 동적으로 증가시키는 가산 경쟁학습 방법을 제안한다. 클러스터의 영역을 제한하여 불확실한 영역의 분류를 보류한 후 불확실한 영역에 새로운 클러스터를 생성하여 클러스터 A, B 중 더 가까운 한쪽으로 병합시키는 방법이다. 이렇게 함으로써 잘

못된 분류를 할 가능성을 줄일 수 있을 뿐만 아니라 복잡한 형태의 클러스터를 형성할 수도 있게 되므로 컬러공간과 같이 분류하기가 까다로운 공간의 분류도 가능하게 된다.

본 논문에서 제안한 컬러공간 분류 알고리즘은 다음과 같다.

※ 컬러공간 분류 알고리즘

1. 입력노드의 수가 N개, 출력노드의 수가 M개일 때, M개의 초기 하중벡터를 임의로 설정한다. 클러스터의 영역을 제한하기 위한 클러스터의 반지름 r을 결정한다.

2. 경쟁학습을 통해 승자뉴런을 결정한다.

2-1. 승자 하중값과 입력벡터의 공간적 거리가 반지름 r보다 클 경우:

입력벡터(x_{new})와 같은 위치에 새로운 하중벡터(w')를 생성한다. 새로운 하중벡터에 의해 생성되는 클러스터의 반지름 r' 은 다음과 같이 결정된다.

$$w' = x_{new}$$

$$r' = (\|w_m - w'\| - r_m + \|w_n - w'\| - r_n) / 2$$

학습이 끝난 후, 이 클러스터는 승자 하중값의 클러스터와 같은 클러스터로 병합된다. 2의 단계로 이동한다.

2-2. 승자 하중값과 입력벡터의 공간적 거리가 반지름 r보다 작거나 같은 경우:

하중값 수정 후 2의 단계로 이동한다.

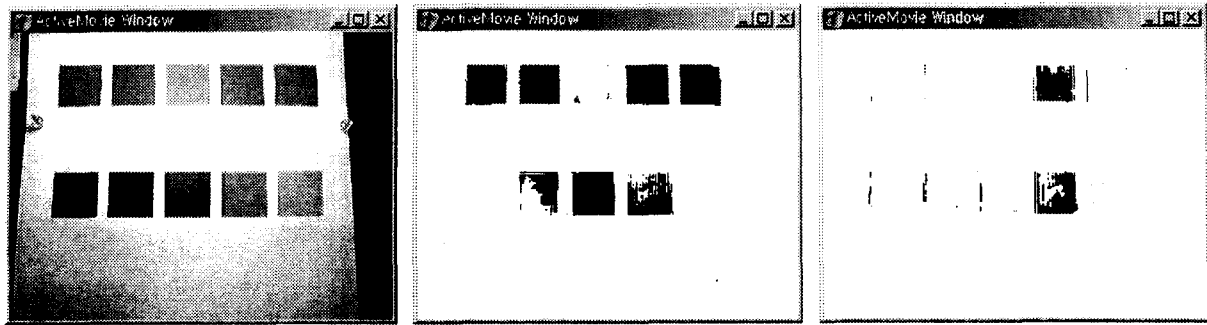
3. 일정 횟수(K) 경과 후 학습을 종료한다.

Step 2-1. 에서 새로 생성된 하중값을 중심으로 하는 새로운 클러스터의 크기가 기존 클러스터의 크기와 같으면 다른 클러스터의 영역을 침범하게 될 가능성이 크므로 새로운 클러스터의 크기에 제한을 두어야 한다. 그 크기는 그림 5에서 보는 것과 같이 $\|w_m - w'\| - r_m$ 보다는 크고 $\|w_n - w'\| - r_n$ 보다는 작아야 하므로 그 둘의 중간값으로 결정하였다.

3. 실험결과

본 논문에서 제안하는 경쟁학습 알고리즘의 성능을 분석하기 위해 추출하고자 하는 색과 유사한 색이 나열된 영상에서 원하는 색만을 추출하는 실험을 실시하였으며, 실시간 처리 가능성을 알기 위해 스냅사진 이미지가 아닌 동영상에 적용하였다. 실험에는 PC용 CCD 카메라에서 얻은 해상도 320X240, 24 fps(frame per second)의 동영상에 사용되었다.

경쟁학습 알고리즘에서 하중벡터의 수정에 사용



(a) (b) (c)

그림 6 (a) 원본 영상 (b) Thresholding 방법을 사용한 결과 (c) 가산 경쟁학습 모델을 사용한 결과

되는 학습계수의 선택은 매우 중요한데, 큰 값의 학습계수는 수렴속도가 빠른 장점이 있는 대신 학습된 하중벡터가 최적의 벡터 주위를 진동할 가능성이 커지므로 학습이 잘 이루어지지 않는 단점이 있다. 반대로 작은 값의 학습계수는 하중 벡터의 수정량이 적어 최적값에 수렴하기 위해 수많은 반복이 필요하게 된다. 실험에서는 0.05의 학습계수가 적절하였고, 반복횟수는 5000번으로 하였다. 초기 하중벡터의 클러스터 반지름 r 은 Hue-Saturation 평면이 반지름 1인 원일 때를 기준으로 0.1로 정하였고, 너무 작은 Intensity 값의 색은 의미가 없으므로 0.4 이하의 영역은 제외하였다.

그림 6은 일반적인 thresholding 방법을 사용하여 컬러공간을 분할한 실험결과와 가산 경쟁학습 알고리즘을 사용하여 컬러공간을 분할한 실험 결과를 비교한 그림이다. 그림 6 (b)에서 보는 것처럼 thresholding 방법으로 컬러공간을 분할한 경우에는 원하는 물체의 색과 비슷한 색을 가지는 물체가 주변에 있을 경우 각각을 구별하기 위한 적당한 threshold 값을 정하기가 매우 어렵기 때문에 원하는 색만을 검출하기가 어렵다. 하지만 그림 6 (c)에서처럼 가산 경쟁학습을 사용하여 컬러공간을 분할하면 주위에 비슷한 색의 물체가 있더라도 원하는 물체만을 검출할 수가 있다.

4. 결론 및 향후과제

본 논문에서는 인간과 유사한 비전 시스템의 구현을 위한 패턴 인식방법으로 가산 경쟁학습을 이용한 컬러공간의 분류방법을 제안하였다. 제안된 가산 경쟁학습 알고리즘은 클러스터의 개수를 동적으로 증가시키는 방법을 사용하여 잘못된 공간분류를 할 가능성을 줄였으며, 복잡한 형태의 클러스터를 형성할 수 있다는 장점을 가지고 있다. 또한, 실험결과를 통해 제안된 가산 경쟁학습

알고리즘은 컬러공간과 같이 불확실성이 큰 공간의 분류에 우수한 성능을 보여주고 있음을 알 수 있고, 컬러공간의 효율적인 분류로 인해 물체의 패턴인식 문제를 보다 쉽게 만들어 복잡한 영상을 입력받는 비전시스템 뿐만 아니라 실시간 처리가 필요한 비전시스템의 구현도 가능할 것이라고 본다.

6. 참고문헌

- [1] Gavrila, D. M. & Franke, U. & Wohler, C. & Gorzig, S., "Real Time Vision for Intelligent Vehicles", IEEE Instrumentation & Measurement Magazine, Vol. 4, No. 2, pp.22-27, 2001.
- [2] Miura, J. & Kanda, T. & Shirai, Y., "An Active Vision System for Real-Time Traffic Sign Recognition", Intelligent Transportation Systems, 2000. Proceedings, pp.52-57, IEEE, 2000.
- [3] Androutsos, D. & Trahanias, P.E. & Venetsanopoulos, A.N., "Application of Active Contours for Photochromic Tracer Flow Extraction", IEEE Transactions on Medical Imaging, Vol. 16 No. 3, pp.284-293, 1997.
- [4] Baraldi, A. & Parmiggiani, F., "Single Linkage Region Growing Algorithms Based on The Vector Degree of Match", IEEE Transactions on Geoscience and Remote Sensing, Vol. 34 No. 1, pp.137-148, 1996.
- [5] Xiao-Ping Zhang & Desai, M.D., "Segmentation of Bright Targets Using Wavelets And Adaptive Thresholding, IEEE Transactions on Image Processing, Vol. 10 No. 7, pp.1020-1030, 2001.
- [6] Toshio Uchiyama & Michael A. Arbib, "Color Image Segmentation", IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. 16, No. 12, pp.1197-1206, 1994.