

논문 2005-42SP-4-11

해마와 피질의 상호 관계를 이용한 객체 기반 영상 검색 기법

(An Object-Based Image Retrieval Techniques using the Interplay between Cortex and Hippocampus)

홍 종 선*, 강 대 성**

(Jong-Sun Hong and Dae-Seong Kang)

요 약

본 논문에서는 해마와 피질 사이의 상호 작용을 이용하여 사용자 친화적인 객체 기반 영상 검색 시스템을 제안한다. 내용 기반 영상 검색 시스템은 대부분 예제(example) 질의 혹은 스케치 질의 등을 이용하고 있고 이러한 방법들은 비교적 사용하기 불편하고 방법이 편중되어 있어서 일반 사용자들의 다양한 질의 요구에 적합하지 못하다. 제안하는 알고리즘은 CSB 트리맵(Color and Spatial based Binary tree map)을 이용하여 객체를 추출하고 지역 라벨링 알고리즘을 이용하여 객체의 색상의 상관관계, 객체의 크기와 위치 정보를 비트 스트림 형태로 변환하고 이것을 해마와 피질 사이의 상호 작용의 관계를 이용한 해마 신경망을 사용하여 학습시킨다. 사람의 뇌 속에서 어떤 패턴을 인식을 하는 경우 해당 패턴의 특이한 특징에 대해 흥분하는 세포들이 특정 신호를 발생시킨다. 이것은 흥분학습에 의해 단기기억에서 장기기억으로 저장하는 해마의 기능으로 기존의 신경망에서는 입력되는 패턴의 특성과는 상관없이 특정 개수가 모두 동일하게 비교된다. 제안하는 해마 신경망은 호감도 조절에 의해서 입력되는 영상 패턴의 특징들을 흥분학습과 억제학습을 이용하여 불필요한 특징은 억제시키고 중요한 특징은 장기 기억 시켜서 적응성 있는 고속 검색 시스템을 구현한다.

Abstract

In this paper, we propose a user friendly object-based image retrieval system using the interaction between cortex and hippocampus. Most existing ways of queries in content-based image retrieval rely on query by example or query by sketch. But these methods of queries are not adequate to needs of people's various queries because they are not easy for people to use and restrict. We propose a method of automatic color object extraction using CSB tree map(Color and Spatial based Binary tree map). Extracted objects were transformed to bit stream representing information such as color, size and location by region labelling algorithm and they are learned by the hippocampal neural network using the interplay between cortex and hippocampus. The cells of exciting at peculiar features in brain generate the special sign when people recognize some patterns. The existing neural networks treat each attribute of features evenly. Proposed hippocampal neural network makes an adaptive fast content-based image retrieval system using excitatory learning method that forwards important features to long-term memories and inhibitory learning method that forwards unimportant features to short-term memories controlled by impression.

Keywords: CBIR(Content-based Image Retrieval), Object extraction, CSB tree map(Color and Spatial based Binary tree map), single colorizing, region labelling, multiple query Hippocampus, cortico-hippocampus,

I. 서 론

최근 영상의 객체 정보에 대한 관심이 증가하고 있고,

이를 이용한 다양한 서비스를 제공하기 위한 연구가 진행 중이다. 객체 정보를 이용한 서비스의 예로서, 차세대 대화형 TV에서는 객체 단위로 영상의 내용을 색인하고, 이 정보를 이용하여 영상에 포함된 상품, 인물 등의 부가적인 객체정보를 이용한 서비스를 제공 할 수 있다. 이러한 객체 추출 및 검색에 관한 연구는 영상내의 에지(edge), 모양(shape)과 같은 기하학적인 정보를 이용하는 방법과 영상내의 국소적인 색상(color) 정보를 이용하여

* 학생회원, ** 정회원, 동아대학교 전자공학과
(Dept. of Electronic Eng., Dong-A University)

※ “본 과제(결과물)는 정보통신부의 정보통신기초기술 연구지원사업(정보통신연구진흥원)으로 수행한 연구 결과입니다.”

접수일자: 2004년12월21일, 수정완료일: 2005년6월13일

복잡한 배경에서 관심 객체를 추출하는 방법 등이 있다^{[1],[2]}. 일반적으로 내용기반 검색에서의 질의는 사용자 스케치에 의한 방법, 예제에 의한 방법, 관심 객체를 기반으로 하는 방법 등이 있으나 이러한 방법들은 스케치 등을 포함한 지나치게 복잡한 질의 인터페이스와 색상 특징으로 치우쳐 있고 상대적으로 색상과 공간적인 조합과, 관심 객체에 대하여 다양한 방법으로 질의를 원하는 사용자의 요구에 부합하지 못하고 있다^{[3],[4]}. 본 논문에서 제안하는 방법은 프레임 질의의 뿐 아니라 관심 객체에 대한 다양한 의미 부여와 객체의 조합을 통한 질의, 공간적 특성이 부여 가능한 입체적인 구조를 가진 객체 조합 기반 시스템 구현 기법을 제안한다.

본 논문의 II장에서 관심 영역을 검색 및 추출하기 위한 영상의 객체 추출과 추출한 객체의 병합 및 다중 질의 시스템에 적합한 레이블링 알고리즘에 대해서 설명한다. III장에서 피질과 해마사이의 상호 작용을 이용한 해마 신경망 학습 알고리즘을 제안하고 IV장에서는 실험 결과를 비교 분석한다. 끝으로 제 V장에서 결론과 향후 과제에 대해서 기술한다.

II. 객체 추출

본 논문에서 제안하는 single colorizing 알고리즘을 사용하여 영상을 단순화 시키고 CSB 트리맵 알고리즘을 이용하여 객체를 추출한다.

1. Single colorizing

Single colorizing 알고리즘은 전체적으로 John R. Smith와 Shih-Fu Chang이 제안한 과정을 사용하였으며^[5], HSI 영역에서의 컬러 양자화는 유사하지 않은 컬러를 같은 컬러 bin으로 맵핑하는 것을 회피하고 대체로 인간 인지학적 관점으로 영상을 구분하는데 효율이 떨어지는 밝기와 채도영상의 명암도와 채도의 허용 오차에 대한 관용을 비교적 크게 증가 시켰다.

가. 컬러 영역

RGB 컬러 공간은 디지털 이미지를 위한 가장 일반적인 컬러 형태이다. 이것이 가장 중요한 이유는 컴퓨터 디스플레이와 적합한 호환성을 가지고 있기 때문이다. 하지만 RGB 컬러는 지각적으로 균일하지 않다는 결점을 가지고 있고 이 때문에 RGB 공간에서의 영상의 양자화는 지각적으로 불필요한 bin들을 많이 가지고 있고, RGB 영역에서 정의된 거리 함수들은 Red, Green, Blue 상호관

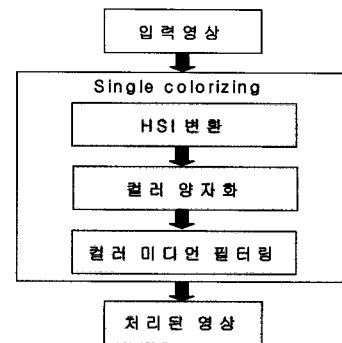


그림 1. single colorizing의 순서도

Fig. 1. Flowchart of single colorizing algorithm.



(a) value=0.33 (b) value=0.67 (c) value=1.0

그림 2. HSI 영역에서 양자화 된 영상

Fig. 2. Quantized images in HSI color space.

계를 고려할 때 양자화에는 적합하지 못하다. 제안한 시스템에서의 영역 변환 방식은 HSI 영역이다. HSI 영역은 위와 같은 특징을 가지고 있고, 변환할 때 비선형이지만 비교적 쉽게 전환이 가능하다는 장점이 있다

HSI 영역에서의 컬러 양자화는 유사하지 않은 컬러를 같은 bin으로 맵핑하는 것을 회피하고 대체로 인간 인지학적 관점으로 영상을 구분할 때 효율이 떨어지는 밝기와 채도영상의 명암도와 채도의 허용 오차에 대한 관용을 비교적 크게 증가 시켰다. 컬러 양자화는 John R. Smith와 Shih-Fu Chang이 제안한 방법을 사용하여 hue는 20도씩 18단계로 되었으며 saturation과 value는 그림 2와 같이 3단계로 양자화 하였다^[5].

나. 컬러 미디언 필터링

양자화 되어있는 영상에는 여전히 잡음 등이 남아있고 이를 해결하기 위해서 HSI 각 채널에 대해서 5x5 컬러 미디언 필터링을 사용한다. HSI 채널에서 비선형 영역 처리 필터링인 컬러 미디언 필터링은 전 영상에 대한 왜곡 hue를 발생시키지 않는다. 그리고 컬러 미디언 필터링의 큰 장점은 강한 에지를 보존하고 기존의 에지들을 좀더 상세하게 보존할 수 있어서 경계구분에 효과가 있다. 인간의 시각은 이러한 고주파 정보에 민감하다. 이러한 상세한 에지의 보존과 강화 가능성은 필터링을 적용할 때 매우 중요하다.

2. CSB tree map

(Color and Spatial based Binary tree map)

일반적으로 영상의 영역을 분할하거나 객체를 추출할 때 비등방성 확산과 watershed 알고리즘을 이용한 영역 분할 등은 정지영상의 경우 적합하지 못하고 클러스터링의 경우 일반적인 K-means 알고리즘을 비롯하여 다른 클러스터링 알고리즘은 초기의 입력 벡터의 개수에 따라 그룹화 되는 데이터들의 개수가 정해진다는 단점이 있다^[6]. 그러나 영상 데이터베이스 안의 특징 벡터들을 유사한 벡터들끼리 그룹화 할 때는 몇 개의 그룹으로 그룹화 해야 할지 사전에 지정할 수 없는 경우가 대부분이다. 때문에 그룹의 개수를 상황에 따라서 동적으로 결정하는 알고리즘이 필요하다. CSB 트리맵의 클러스터링 과정은 그림 3과 같다. CSB 트리맵 알고리즘은 그림 3과 같이 그룹의 개수를 이진 트리 구조 형태로 두개씩 늘려가면서 최적의 객체를 추출하기 위한 적절한 수의 그룹 개수를 결정하는 방법이다. 그림 3의 (b)에서 각 노드의 정보는 픽셀 개수, (h, s, i) 컬러 벡터 그리고 클러스터 중심 좌표로 이루어져 있으며 이것은 그림 3의 (a)에서 각각 v, c, s 로 표시되었으며 클러스터링이 진행되는 각 노드마다 갱신되는 정보이다.

그림 3의 (a)와 같이 입력영상이 루트 노드라 가정하고, 여기서 임의의 seed값 $s(c)_1, s(c)_2$ 를 선정하여 각 노드의 컬러 벡터를 기반으로 하여 2-means 알고리즘을 적용하여 수렴시킨다. 이 때, 식 (1)의 각 자식 노드의 클러스터 반경 r 이 사용자가 지정한 클러스터 유사도 τ_c 보다 크다면 각 자식 노드에서 다시 2-means 알고리즘을

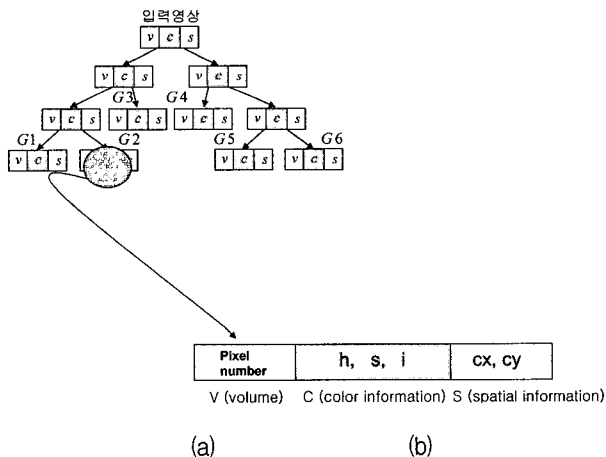


그림 3. (a) CSB 트리맵의 클러스터링 과정, (b) 각 노드의 클래스 정보
Fig. 3. (a) Process of CSB tree map clustering algorithm (b) Information of each node class.

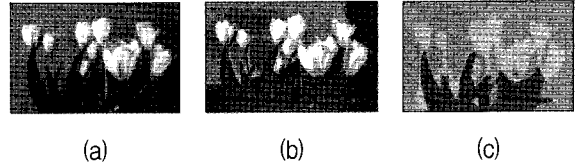


그림 4. (a) 원 영상 (b) single colorizing 처리된 영상 (c) CSB 트리맵 알고리즘으로 클러스터링 된 영상
Fig. 4. (a) Original image. (b) Processed image using single colorizing algorithm. (c) Processed image using CSB tree map algorithm.

적용하여 클러스터링을 수행한다.

$$r(c)_{N_i} = \max(\text{dist}_{cb}(z(c)_{N_i}, x(c)_{N_i})) \quad (1)$$

식 (1)에서 $z(c)_{N_i}$ 는 i 번째 노드 N_i 의 중심을, $x(c)_{N_i}$ 는 i 번째 클러스터 N_i 에 속해 있는 원소 x 를 나타낸다. 그러므로 반경 $r(c)_{N_i}$ 는 HSI 공간에서 클러스터 중심과 클러스터 내의 원소중 가장 멀리 떨어져 있는 원소와의 유클리디언 거리를 의미한다. 클러스터링 된 각 노드는 컬러 기반의 정보들의 대표 색상을 설정하고, 공간 좌표성분인 각 노드의 픽셀 위치 정보를 원소로 하는 군집중심을 갱신한다. 그림 4의 (a), (b), (c) 는 각각 원 영상을 single colorizing한 영상과 CSB 트리맵으로 클러스터링 한 영상이다. 그림에서 보는 바와 같이 CSB알고리즘을 이용한 처리를 통하여 컬러의 bin수를 현저히 줄이고 질의하는 객체가 뚜렷한 군더더기 없는 영상으로 처리 되었다. 이렇게 처리된 객체를 사용자의 요구에 부응하는 다양한 질의가 가능한 시스템을 구성하기 위한 레이블링 알고리즘이 필요하다.

3. 지역 라벨링 알고리즘

single colorizing 처리된 영상들은 CSB 트리맵 알고리즘에 의해 추출된 객체를 바탕으로 사용자의 관심 객체 선택의 조합에 의해 질의 된다. 그러나 객체 기반의 영상의 질의시 일부 영상들은 관심 객체를 선택하여 질의를 하기 전에 입력 영상의 종류에 따라서 분할 되어 있는 객체를 합병할 필요성이 있다. 첫 번째는 질의 시 사용자의 요구에 하나 이상의 객체를 묶어서 다중질의를 할 때이고 두 번째는 광원 및 단일 색상으로 추출하기 어려운 경우이다. single colorizing 처리 과정 중 HSI 컬러 공간에서 명암도는 최대한 오차의 관용을 부여 하였으나 일부 영상들은 광원의 효과 등의 큰 폭의 명도차에 의해 또는 일부 컬러의 훼손으로 같은 객체임

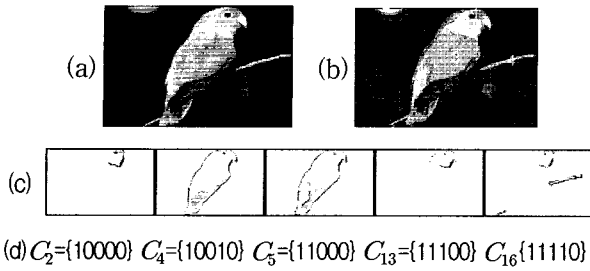


그림 5. (a) 원 영상, (b) 질의 기본 영상, (c) 부분 객체의 조합, (d) 지역 라벨링 알고리즘 처리된 객체 맵

Fig. 5. (a) original image, (b) queried image, (c) particular object, (d) object map using region labelling.

에도 불구하고 영역이 나누어지는 객체가 있다. 이와 같은 영상은 컬러를 기반으로 하는 객체 추출 또는 영상 분할시 사용자가 원하는 결과를 기대하기 어렵다. 특히 객체 기반의 내용 기반 영상 검색의 질의 시 어느 정도 사용자의 전 처리 과정이 필수 불가결하다. 이러한 영상의 병합과 다중 멀티 질의를 위해서 제안하는 지역 라벨링 알고리즘을 이용하여 객체를 비트 스트림화 한다. 이러한 처리는 해마 신경망 학습을 위한 일종의 전처리 역할을 수행하기도 한다.

영상의 single colorizing을 통하여 객체를 분할하기 적합하게 단순화 된 영상들이지만 여전히 정확한 검색을 방해하는 잡음 들이나 검색에 불필요한 사소한 객체 영역들이 존재 할 수 가 있다. 이런 문제를 해결하기 위해서 불필요한 객체 부분들을 인근의 객체에 해결하기 위해서 불필요한 객체 부분들을 인근의 객체에 통합시키는 방법이 필요하다 계속적인 실험으로 임계치 N_m 은 64픽셀로 정했다. 실험을 통해서 영상의 single colorizing 및 CSB 트리맵으로 학습된 객체 영역의 컬러수는 제한되어 있다. 일반적으로 실제 사용되는 컬러수는 한 영상 당 10가지를 넘지 않고 CSB 알고리즘의 의해 생성된 객체 그룹은 그림 5와 같이 하나의 객체가 여러 가지 다른 색상을 포함하고 있어도 5 그룹을 넘지 않는다. 이러한 특성을 살려 데이터베이스의 모든 영상들은 hue 영역에 30컬러의 벡터 테이블에 양자화 시킨다. 그림 5는 새의 객체를 가지고 있는 영상에 대한 관심 부분의 객체 라벨링 방법이다.

그림 5의 (a)는 영상의 합병의 필요성에 대한 데이터베이스의 합병 레이블링 과정이다. (a)는 데이터베이스의 처리전의 영상이고 (b)는 single colorizing과 CSB 트리맵을 통해서 분할된 객체 그룹 번호가 인덱싱되어

표 1. 각 객체의 인덱스 데이터 정보
Table 1. Indexed data information of each object.

DB 인덱스	그룹 번호	컬러인덱스	Cx	Cy	픽셀 개수
1	0	00100	51	58	887
1	1	10100	153	58	393
1	2	10110	51	142	3104
1	3	10110	142	80	259
1	4	10111	133	47	793

있는 single colorizing 처리된 영상이다. 그림 5의 (c)는 그림 (b)를 기준 영상으로 레이블링하는 방법이다.

이와 같은 레이블링 방법을 사용하여 입력영상의 각 객체의 조합을 사용자의 기호에 맞게 선택하여 질의 가능하다.

표 1은 그림 5의 새 영상에 대한 각 객체 지역의 최종으로 처리된 각 영상 군집 데이터이며 질의 할 때 필요한 각 객체의 정보들이 인덱스 되어있다. 표 1의 컬러 인덱스 및 픽셀번호와 중심 좌표의 3요소의 정보와 위에서 제안한 지역 라벨링 알고리즘을 이용하여 사용자의 요구에 대응하는 객체의 조합을 포함하여 영상의 특징을 비트 스트림을 바탕으로 다양하고 고속 검색이 가능한 질의 시스템을 구현할 수 있다.

III. 해마 신경망

1. 해마와 피질의 상호 작용

사람의 뇌 속에서 실제 어떠한 패턴을 인식할 때는 해당 패턴의 특이한 특징에 대해 흥분하는 세포들이 특정 신호를 발생시킨다. 예를 들어, 사과를 보았을 때 빨간색에 흥분하는 세포와 동그란 원형에 흥분하는 세포 등이 각각의 신호를 발생시킨다. 이러한 정보가 해마에 분석되어 저장된 기억 속에 사과의 맛을 찾아내어 입에 침이 고이도록 만든다. 이때 뇌 속에 기억되는 정보는 해당 특징에 흥분한 세포들의 조합된 결과 하나로서 기억되는 것이다. 일반적인 신경망에서 사용하는 인식 방법과의 차이점은 "A" 라는 문자와 "B" 라는 문자를 구분하기 위해 문자를 위해 추출한 모든 특징점(좌우 대비, 길이, 교차점 개수 등)을 모두 사용하여 정보를 저장시킨다. 그러나 뇌에서는 실제로 해당 패턴 하나에 필요한 흥분 세포들의 정보만 저장된다. 일반적인 신경망 구조를 갖는 체제에서는 필요한 특징들만 저장할 수 없다. 본 논문에서는 해당 특징에 따라 유동적으로 정보를 저장할 수 있는 시스템을 제안할 것이다. 뇌 속의

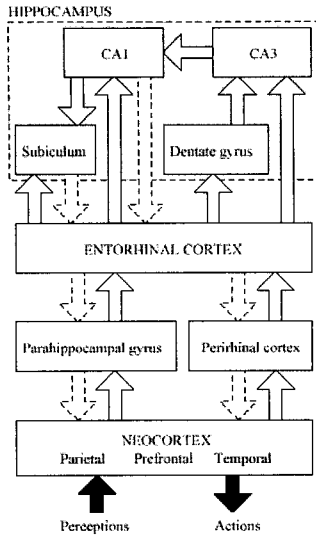


그림 6. 해마와 피질의 상호 작용
Fig. 6. Mutual effect of hippocampus and cortex.

해마를 통해 분석된 정보는 편도체에서 좋아하는 정보를 판단되면 학습이 쉽게 이루어진다. 좋아하지 않는 정보는 휘발성 영역인 단기 기억 장소에 기록되어, 여러 번의 반복을 통하여 잊혀지는 시기가 늦추어지는 장기 기억 장소에 기록된다. 특이한 특징에 대해 흥분하는 세포들은 일반적인 신경망에서 사용하는 패턴의 특징 추출이 될 수 있을 것이다. 좋아하거나 싫어하는 편도체 역할을 하는 기능을 추가한다면 해마와 편도체의 조합으로 이루어질 수 있는 학습 기능을 좀더 보장시킬 수가 있다. 편도체에 해당하는 기능을 신경망에 추가한다면 어떤 특징에 대한 적합도 정보를 통해 활용할 수 있다. 호감도가 높은 정보에 대해서는 장기 기억 장소에 해당하는 영역으로 저장시키고, 호감도가 낮은 정보에 대해서는 단기 기억장소에 일단 보관하여 여러 입력 패턴에서 지속적으로 패턴에 대해서 호감도가 높아지면 장기 기억 장소에 저장시킬 수 있을 것이다^{[8]-[10]}. 우리는 이러한 호감도 조절을 통해서 단기와 장기 기억에 따른 정보 저장을 제안할 것이다

그림 6은 이 영역의 대부분의 연구자들에 의해 밝혀진 해마의 내부조직이다. 내후각뇌피질(EC)은 직접적인 시냅스 입력의 주요 수용층이다. 이러한 시냅스의 입력과 해마와 관련된 모든 정보의 입·출력은 EC를 무수한 뇌 전체에서 가장 통합적이고 다형적인 영역으로 만든다. 해마에 관한 이전의 의견들은 3중 시냅스 루프 개념에 기초를 둔 것들이었다. 즉, EC에서 치아이랑으로, 치아이랑에서 CA3로, CA3에서 CA1으로 마지막으로 EC로 돌아가기 전 CA1에서 해마행부로의 순차적인 루프를 따르

는 것으로 믿어졌다. 이후의 연구자들은 EC가 치아이랑과 CA필드(CA3, CA1)에 직접 투사를 보내고 해마행부에도 보내는 것을 증명하였다. 일반적인 신경망은 그림 6의 시냅스와 EC의 관계에 초점을 맞추어 학습 알고리즘을 구현하였다. 다음 장에서 본 논문은 위의 아이디어를 이용하여 기존의 신경망에서 3중 시냅스 루프 작용을 하는 해마 부분과 EC의 상호작용을 이용하여 해마 신경망을 구현한다.

2. 해마 신경망 학습 알고리즘

추출된 영상의 객체들은 지역 라벨링 알고리즘을 이용하여 비트 스트림 형태로 추출된다. 이와 같은 비트 스트림들은 본 논문에서 제안하는 해마 신경망을 이용하여 학습된다.

해마의 기능 중 가장 중요하고 강력한 것은 단기 기억에서 장기 기억으로의 확장에 있다. 해마의 역할은 방금 저장된 정보를 기억하고 필요한 정보와 그렇지 못한 정보를 분류하는 것이다. 필요한 정보의 경우, 해당 뉴런에 저장해두고 동일한 패턴이 입력되면 인식하게 되는 것이다. 단기 기억과 장기 기억으로 나누는 방법에 있어서 호감도 측정은 통계적 패턴 인식에 사용되는 방법을 사용하면 통계적으로 많이 나타나는 값들에 대해서 호감도를 높게 부여하는 것이다. 이러한 특징을 해마 신경망에도 도입한다면, 입력되는 중간에 입력받은 값들의 가중치를 사용하여 단기 기억을 할 것인지 장기 기억을 할 것인지를 결정할 수 있다. 이러한 결정 값을 해마 기억 장소 분류 기준 값으로 사용할 수 있다. 전체 데이터 개수 대비 해당 뉴런의 누적 개수가 문턱치(threshold)를 만족하면 장기 기억 장소로 저장시키도록 한다.

단기 기억에서의 장기 기억의 확장을 위해서 본 논문에서는 기존의 EC지역 외에도 해마지역의 구조를 도입하여 중요한 특징에 대한 가중치 부과를 통하여 인식률을 높이고 적응적으로 확장 가능한 신경망 학습 알고리즘을 제안한다. 3중 시냅스 메커니즘을 통해서 해마 지역은 EC의 전시냅스 뉴런과 후시냅스 뉴런의 가중치의 모듈레이터 역할을 한다. 변조 가중치 u_i 를 통하여 식 (2)에 의해서 변조 된다.

$$u_i = \frac{2}{1 + \exp(-\sum_{k \in CA_1} m_k(t)c_k(t))} - 1 \quad (2)$$

식 (2)에서 동일한 부문으로 학습되는 각 패턴의 m_k 는

변조요소이고 변조된 가중치는 EC 지역의 가중치를 입력되는 패턴의 중요도에 따라 실시간으로 흥분 또는 억제시킨다. 이와 같은 구조는 영상 검색에서 새로운 패턴의 입력 시 학습을 초기화 시키는 기존 신경망의 시간 복잡성을 해결하고 입력 되는 패턴에 대한 뉴런의 동적 확장이 가능하게 한다. 해마 뉴런의 변조요소는 입력되는 각 패턴의 동일성을 나타내는 C_k 와 주어진 threshold 값에 의해 식 (3), 식 (4)와 같이 갱신된다. 갱신된 변조요소는 식 (3)과 같은 흥분 학습과 식 (4)의 억제 학습을 통하여 변조 가중치를 변화 시켜서 상대적으로 중요한 패턴은 장기기억으로 학습시키고 불필요한 패턴의 가중치는 비활성 시킨다.

$$m_i(t+1) = m_i(t) + \alpha \left(\frac{c_{ki}(t) - s}{s} \right) \quad (3)$$

$$m_i(t+1) = m_i(t) + \alpha \left(\frac{c_{ki}(t) - s}{1 - s} \right) \quad (4)$$

IV. 실험 및 결과

1. 실험환경

본 연구에서는 제안한 검색 방법을 실험하기 위하여, Intel Pentium 4 2.00 GHz PC의 Microsoft Windows 2000 환경에서 내용 기반 영상 검색 시스템을 구현하였다. 그리고 Visual C++6.0 MFC를 이용하여 검색 시스템을 개발하였다. 내용 기반 검색 시스템의 효율성을 검증고 객관성을 유지하기 위하여, 21개의 카테고리 이루어지고 1307개의 영상들로 이루어진 Jinsham Tang, Scott Acton이 사용한 "Washington" 영상 데이터베이스^[24]와 다양한 실험 데이터를 위하여 동아대학교 뉴미디어 통신 실험실에서 사용하는 400개의 영상들로 이루어진 "Newmedia" 영상 데이터베이스를 실험에 사용하였다. 각 실험 영상들과 사용자 질의 영상은 RGB 컬러 bmp 파일로 196x128 크기로 정규화 된 24bit 컬러를 가지고 있다. 표 2는 실험에 사용한 16개의 그룹으로 구성되어 있는 실험에 사용되는 영상 데이터베이스이다. 내용 기반 영상 데이터의 검색의 효율성을 비교하기 위하여, 일반적으로 *Recall*과 *Precision*의 두 가지 성능 평가 척도를 이용한다. *Recall*과 *Precision* 산출식은 다음과 같다.

$$Recall = \frac{R_r}{T_r} \quad (5)$$

표 2. 실험 영상 데이터의 유형
Table 2. Types of image database.

분류	유형	개수
class 1	arborgreens	48
class 2	australia	35
class 3	barcelona	163
class 4	campusinfall	49
class 5	cannonbeach	49
class 6	cherries	60
class 7	columbiagorge	99
class 8	football	48
class 9	greenlake	50
class 10	greenland	99
class 11	iran	50
class 12	leaflesstrees	50
class 13	springflowers	50
class 14	yellowstone	50
class 15	sanjuans	50
class 16	japan	50
total		1000

$$Precision = \frac{R_r}{T_r} \quad (6)$$

여기서 R_r 은 검색된 항목 중에서 질의와 관련된 항목의 수를 나타낸다. 그리고 T_r 은 검색 대상 중에서 질의와 관련된 항목의 총 수, T_r 은 검색된 항목의 총 수를 나타낸다.

2. 객체 추출을 위한 클러스터링 알고리즘 소요시간 비교

본 논문에서는 클러스터링 알고리즘으로 본 연구에서 이용한 CSB tree map을 최근 많이 이용되고 있는 EM (Expectation-Maximization) 및 VQ (Vector Quantization)의 소요시간을 비교하였다. EM의 경우 각

표 3. 클러스터링 소요시간 비교

Table 3. A period comparison of clustering algorithms.

영상 수 (개)	CSB tree map (초)	VQ (초)	EM (초)
200	332	423	613
400	649	834	1230
600	930	1253	1824
800	1243	1039	2408
1000	1535	2021	2995

영상을 구성하는 객체 수에 알맞게 클러스터의 개수를 자동적으로 결정짓지 못하기 때문에 각 영상마다 2~7개의 클러스터로 분류하는데 걸리는 시간을 계산하였다.

3. 실험 결과

본 연구에서는 1000개의 영상이 저장되어 있는 데이터베이스의 16개 클래스에 대해서 5개의 영상을 각각 질의 하였다. 그리고 관심 객체의 유무와 개수를 변환하고 객체 데이터의 정보인 영상의 컬러와 공간좌표, 객체의 픽셀수를 다르게 적용시키면서 검색을 실행하였다. 그림 7은 제안하는 검색 시스템에서 사용자가 질의

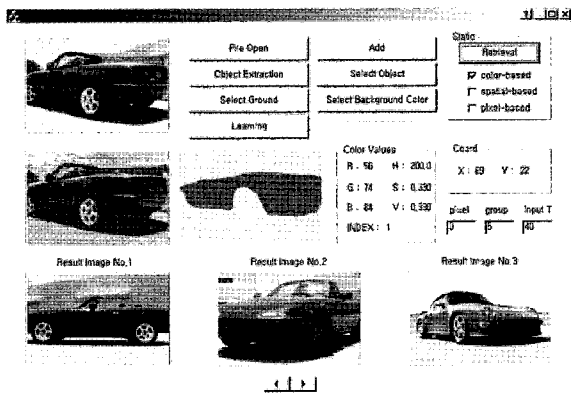


그림 7. 제안하는 검색 시스템의 질의 과정
Fig. 7. Query process of the retrieval system.

표 4. 기존의 신경망과 해마 신경망 학습 알고리즘과의 비교

Table 4. Recall and precision comparison using frame based query.

분류	Neocognitron		ART2		해마 신경망	
	Recall	Precision	Recall	Precision	Recall	Precision
class 1	82.8	73.7	82.6	73.5	96.1	88.2
class 2	81.4	72.6	82.2	70.4	93.3	89.9
class 3	82.4	71.5	81.4	71.7	92.4	84.3
class 4	81.7	72.3	81.3	70.2	91.1	81.1
class 5	77.5	69.7	79.2	68.7	88.5	78.2
class 6	81.4	71.3	77.7	68.4	89.7	77.4
class 7	74.3	66.4	75.2	63.2	82.3	71.8
class 8	79.5	71.9	83.2	76.4	93.7	82.7
class 9	79.2	76.4	81.6	74.7	91.2	81.8
class 10	77.4	66.7	77.4	68.2	91.8	81.2
class 11	73.9	69.5	78.3	68.1	88.3	79.4
class 12	77.7	68.6	77.6	69.6	87.7	79.1
class 13	81.3	79.2	82.3	71.9	94.5	81.7
class 14	75.9	68.6	79.4	69.3	89.4	82.3
class 15	82.4	71.9	83.5	72.3	92.2	82.7
class 16	82.3	72.3	84.2	72.4	96.7	88.3
평균	79.44	71.41	80.44	70.56	91.18	81.88

표 5. 기존의 검색 시스템과 제안하는 검색 시스템과의 비교

Table 5. Recall and precision comparison using frame based query.

분류	multi-example		Visual Apprentice		제안한 방법	
	Recall	Precision	Recall	Precision	Recall	Precision
class 1	83.9	77.7	91.3	83.4	96.1	88.2
class 2	89.7	80.2	90.1	82.4	93.3	89.9
class 3	86.8	79.4	89.9	78.3	92.4	84.3
class 4	82.3	72.8	86.3	81.2	91.1	81.1
class 5	84.8	78.7	83.7	74.3	88.5	78.2
class 6	84.7	76.1	81.6	72.2	89.7	77.4
class 7	79.9	71.2	78.4	69.4	82.3	71.8
class 8	82.4	77.2	88.7	78.2	93.7	82.7
class 9	81.2	78.3	83.8	74.2	91.2	81.8
class 10	81.8	73.4	85.7	78.4	91.8	81.2
class 11	79.3	72.7	81.7	74.2	88.3	79.4
class 12	81.1	71.4	81.3	72.8	87.7	79.1
class 13	88.8	81.4	86.4	77.9	94.5	81.7
class 14	84.9	70.6	83.4	78.3	89.4	82.3
class 15	89.4	79.2	84.8	74.9	92.2	82.7
class 16	91.4	84.3	88.8	85.2	96.7	88.3
평균	84.53	76.54	85.37	77.21	91.18	81.88

하는 과정이다.

표 4는 제안한 해마 신경망 학습 알고리즘을 Neocognitron과 ART2 알고리즘과 비교 실험한 결과이다. ART 모델중의 하나인 ART2모델은 입력 벡터의 랜덤한 입력에 대하여 자기 조직화(self-organization)을 수행할 수 있는 알고리즘이고 Neocognitron은 순수 신경망으로 적응적인 패턴 인식을 행할 수 있는 독특한 방법을 가지고 영상 인식 평가에 자주 사용되는 알고리즘이다.

표 5에서 나타내는 바와 같이 single colorizing 알고리즘과 지역 라벨링 알고리즘을 이용한 사용자 요구에 부응하는 객체 기반 질의의 다양화의 측면에서도 제안한 알고리즘이 우수하였다. 따라서 제안한 방법으로 영상을 분석하고 데이터베이스를 구축한 후 질의 영상을 입력하여 검색하는 것이 처리 시간과 검색 성능의 모든 면에서 보다 효율적인 결과를 얻을 수 있다.

V. 결론

본 논문에서는 해마와 피질사이의 상호 작용 시스템을 이용하여 적응적 객체 질의를 위한 내용 기반 검색 시스템을 구현하였다. 제안한 시스템은 영상의 single colorizing을 통하여 영상을 단순화 시키고 CSB 트리맵

을 이용하여 객체를 추출하였다. 그리고 지역 라벨링 알고리즘과 해마 신경망 학습알고리즘을 이용하여 효과적이고 속도가 향상된 검색시스템을 제안하였다.

각 객체는 동적인 질의 시스템을 구현하기 위해 객체의 컬러 상관도와 공간좌표, 크기의 정보가 인덱스 되어 있기 때문에 지역 라벨링 알고리즘에 의해 표현 가능한 모든 객체의 조합으로 합병 될 수 있으며 생성된 객체 비트 스트림을 해마 신경망 학습 알고리즘을 이용하여 부분 관심 객체 질의 가능한 시스템을 구축하였다.

향후 계획은 위의 알고리즘을 이용하여 실시간 검색이 가능한 동영상 기반 검색 시스템을 개발하고자한다.

참 고 문 헌

- [1] M. Swain and D. Balled, "Color indexing," *International Journal of Computer Vision*, vol. 7, no. 1, pp. 11-32, 1991.
- [2] R. Mehrotra and J. Gary, "Similar-shape retrieval in shape data management," *IEEE Computer*, vol. 28, pp. 57-62. Sept. 1995.
- [3] A.Smeulders, M.Worring, S.Santini, A.Gupta, R.Jain, "Content-based image retrieval at the end of the early years," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol.22, no.12, pp.1349-1380, Dec. 2000.
- [4] S.Antani, R.Kasturi, R.Jain, "A survey on the use of pattern recognition methods for abstraction, indexing and retrieval of images and video," *Pattern Recognition*, vol.35, pp.945-965, 2002.
- [5] John R. Smith and Shih-Fu Chang, "Tools and Techniques for Color Image Retrieval", *IS&T/SPIE proceedings vol. 2670, Storage & Retrieval for Image and Video Database*, 1995.
- [6] Palm, C, "Cell Assemblies, coherence, and cortico-hippocampal interplay," *Hippocampus, Special Issue*, Vol. 3, 219-226, 1993.
- [7] 이케가야 유지, 이토이 시게사토, 해마, 은행나무, (2003).
- [8] Dayan, P. and Abbott, L.F., *Theoretical Neuroscience*, MIT press, 2001.
- [9] Ventriglia, F. and Maio, V.D., Synaptic fusion pore structure and AMPA receptor activation according to Brownian simulation of glutamate diffusion, *Biological Cybernetics*, Vol. 88, No. 3, 2003.

저 자 소 개



홍 종 선(학생회원)
2003년 동아대학교 전자공학과
학사 졸업.
2005년 동아대학교
전자공학과 석사 졸업
<주관심분야 : 내용 기반 영상 검
색, 얼굴 인식, 동영상 압축>



강 대 성(정회원)
1984년 경북대학교 전자공학과
학사 졸업.
1991년 Texas A&M 대학교
전자공학과 석사 졸업.
1994년 Texas A&M 대학교
전자공학과 박사 졸업.
2005년 현재 동아대학교 전기전자컴퓨터공학부
부교수.
<주관심분야 : 영상처리, 비디오 색인 및 검색, 영
상 압축>