

퍼지 ART 신경망을 이용한 내용기반 영상검색

Contents-based Image Retrieval using Fuzzy ART Neural Network

박상성* · 이만희* · 장동식* · 김재연**

Sang-Sung Park, Man-Hee Lee, Dong-Sik Jang and Jae-Yeon Kim

* 고려대학교 산업시스템정보공학과

Department of Industrial Systems and Information Engineering

Korea University

** 동양대학교 인터넷산업공학부

School of Internet Industrial Engineering

Dongyang University

요 약

본 논문은 퍼지 ART 신경망 알고리즘을 이용하여 내용기반 영상을 검색하는 연구를 제시한다. 대용량의 영상 데이터베이스를 검색할 때, 클러스터링은 빠른 검색을 위해 중요하다. 그러나 많은 양의 영상 데이터를 적절하게 클러스터링 하는 것은 상당히 어렵다. 기존의 유사도에 따른 검색 방법은 검색의 정확도가 떨어지고 검색시간이 많이 걸리는 단점이 있기 때문에 이러한 단점을 보완하는 방법이 필요하다. 본 논문에서는 앞서 언급한 문제점을 보완하기 위하여 신경망 알고리즘을 사용한 내용기반 영상검색 시스템을 제안한다. 퍼지 ART 신경망 알고리즘을 사용한 본 검색 시스템에서는 색상과 질감을 검색에 필요한 특징치로 잡아 데이터를 0과 1사이의 데이터로 정규화 하여 신경망 알고리즘의 입력 데이터로 넣어서 영상을 클러스터링 한 후 검색을 실시하였다. 300개의 영상을 가지고 실험한 결과 약 87%의 검출률을 보여주었다.

Abstract

This paper proposes content-based image retrieval system with fuzzy ART neural network algorithm. Retrieving large database of image data, the clustering is essential for fast retrieval. However, it is difficult to cluster huge image data pertinently. Because current retrieval methods using similarities have several problems like low accuracy of retrieving and long retrieval time, a solution is necessary to complement these problems. This paper presents a content-based image retrieval system with neural network in order to reinforce abovementioned problems. The retrieval system using fuzzy ART algorithm normalizes color and texture as feature values of input data between 0 and 1, and then it runs after clustering the input data. The implemental result with 300 image data shows retrieval accuracy of approximately 87%.

Key Words : 내용기반, 영상검색, ART, 퍼지 ART, Color, Texture

I. 서 론

최근 컴퓨터와 통신기술의 발달과 더불어 멀티미디어 정보 서비스에 대한 요구가 증가하고 있으며, 이를 제공하기 위한 멀티미디어 검색 기술에 대한 연구가 활발하게 진행되고 있다. 내용기반 검색은 디지털 라이브러리, 방송 프로그램 관리, 의료관리 시스템, 교육용 시스템, 주문형 비디오, 홈쇼핑, 웹 캐스팅 등과 같은 광범위한 응용 분야에서 활용될 수 있으며, 정보 고속도로의 구축과 더불어 현재 미국, 유럽, 일본 등과 같은 선진국을 비롯한 각 국에서 진

행되고 있는 대용량 멀티미디어 데이터베이스구축을 위한 핵심기술로서 활발히 연구되고 있다. 이처럼 다양한 응용을 목적으로 이미지 데이터에 대한 요구가 증가함에 따라 데이터베이스 측면에서 신속, 정확하게 이미지 데이터를 검색할 수 있는 새로운 방법이 절실히 요구된다. 내용기반 영상 검색기법은 복잡한 구조를 지닌 이미지 데이터를 효율적으로 접근하기 위해 제시된 대표적인 방법이다. 내용기반 이미지 검색을 위한 전형적인 색인 구조는 이미지 데이터로부터 고차원의 특징 데이터를 추출한 후, 추출된 특

징 데이터를 하나의 차원으로 간주하여 이미지 데이터를 색인 하는 방법을 주로 사용하고 있다. 이러한 이미지 색인 구조에서는 수십 또는 수백 개의 특징들로 표현되는 이미지를 색인 해야 한다. 또 내용기반 이미지 검색을 위해 기존 다차원 색인 구조를 사용하는 방법에 대해 많은 연구가 진행되어 왔다. 그러나 이러한 다차원 색인 기법들은 특징 데이터의 수가 증가함에 따라 검색시간이나 기억공간에 대한 요구가 지수적으로 증가되어 고차원 데이터에 대해서는 순차적으로 탐색하는 것에 미치지 못하는 결과를 초래하여 색인구조로서의 기능을 상실하게 된다. 따라서 기존에 제시된 다차원 색인 기법들은 고차원의 이미지 데이터를 색인 하기에 적합한 색인구조라고 할 수 없다. 이와 같은 문제를 해결하기 위해 본 논문에서 제시된 방법은 퍼지 ART 신경망 모델을 이용하여 각각의 영상에 대해 오프라인에서 영상들이 가지고 있는 특징벡터를 신경망 모델의 입력벡터로 넣어준다. 신경망의 학습을 통해 대량의 영상 데이터는 유사한 영상들로 클러스터링 된다. 최근 연구로는 VQ(Vector Quantization)을 이용한 영상검색 시스템인 IRS(Image Retrieval System)[1]과 SOM(Self-Organizing Map) 신경망을 이용하여 이미지 데이터베이스를 클러스터링한 것[2]과 유사도 피드백에서 가중치를 신경망 학습을 통해 조정해 주는 BP(Back-Propagation)것[3]이 있다. 그러나 IRS의 경우 검색시간이 많이 걸리고 SOM을 이용한 내용기반 영상검색 시스템의 경우 사용자가 인터페이스에서 지속적인 분류작업을 하여야 한다. 또 BP를 이용한 검색 시스템의 경우 전체적인 검색시스템에 활용되는 것이 아니라 기존 검색 시스템에서 검색된 영상을 대상으로 유사한 영상을 골라서 재검색을 하는 유사도 피드백에만 사용이 국한되어 있다. 본 논문에서 사용한 신경망 알고리즘은 특징치로 추출된 입력 벡터가 0과 1사이의 아날로그 값이므로 이러한 데이터를 입력 벡터로 받을 수 있는 퍼지 ART 알고리즘을 사용하여 영상을 자동으로 클러스터링하여 검색이 되는 알고리즘을 제안하였다.

II. 영상특징 추출

내용 기반 영상 검색을 위해서는 멀티미디어 데이터의 내용을 대표할 수 있는 특징을 추출해야 하며, 이를 기반으로 색인과 검색을 수행해야 하는데 일반적으로 사용되고 있는 영상의 주요 특징으로는 색상, 질감 등이 있다. 내용 기반 영상 검색의 초기부터 사용되어온 영상의 색상 정보는 영상의 내용을 가장 잘 대표하는 특징이라 할 수 있으며, 영상내의 조명 변화나 관측 위치, 크기 변화 등에 어느 정도 무관하게 적용 가능하다는 장점을 갖고 있다. 색상 정보를 사용하는 검색 방법의 경우에는 색상 공간상에서의 거리 측정을 정확하게 하기 위해 일반적인 색상 공간인 RGB모델을 사용하는 대신, HSV, YIQ, YUV 등과 같은 모델을 사용한다.[4,5] 영상의 색상 정보와 더불어 매끄러운, 거친, 나뭇결무늬, 벽돌 무늬 등과 같은 질감 정보를 특징으로 이용하면 더 좋은 검색 결과를 기대할 수 있다. 따라서 화소단위 색상 정보 이외에 영역단위의 질감 정보를

추출하여 검색에 사용한다. 주로 이용되는 질감 특징으로 Co-occurrence features[5], Cabor filters[6], Markov Random Field features, Fractal features 등이 있다.[7]

1. 색상특징 추출

본 논문에서는 인간의 시각 능력에 유사한 색상 모델인 HSV모델을 사용하여 영상의 색상 정보 추출을 하였다. (식 1) - (식 3)에 의하여 RGB모델을 HSV모델로 변환하여 얻은 색도(hue), 채도(saturation), 명도(value)를 색상 특징으로 이용했다. 그림 1의 HSV 색상 공간에서 보는 바와 같이 색도는 0°~360°의 육십분법으로 나타낸다. 예컨대, 빨간색은 0°(=360°), 녹색은 120°, 파란색은 240°로 나타낼 수 있다. 이는 차후에 VQ의 입력 벡터로 사용되어질 때 360으로 나누어줌으로써 0~1 사이의 값으로 정규화해서 사용한다. 채도와 명도는 0~1 사이의 값으로 나타내어진다. 채도는 순수도를 나타내며 HSV 색상 공간에서 쌍원뿔 표면에 가까이 위치할수록 색상은 순수하며, 반대로 명도 표시 축에 가까이 위치할수록 탁하다. 명도는 밝기정도를 나타내며 쌍원뿔의 아래방향으로 내려갈수록 어둡고 위로 올라갈수록 밝다.

$$H = \begin{cases} \theta, & G \geq B \\ 2\pi - \theta, & G < B \end{cases} \quad (식 1)$$

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

$$S = 1 - \frac{3}{R+G+B} [\min(R, G, B)] \quad (식 2)$$

$$V = \frac{1}{3}(R+G+B)$$

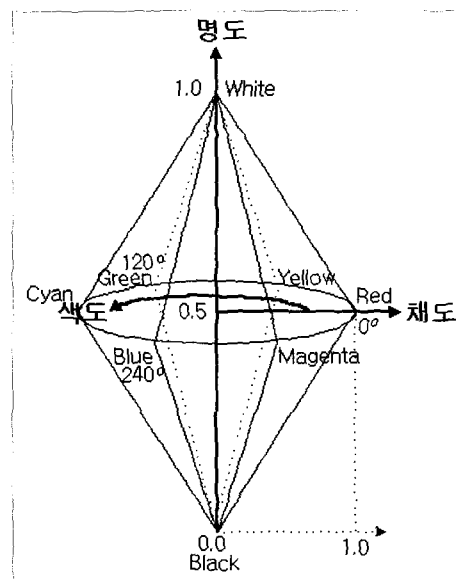


그림 1. HSV 색상 공간

(식 3)

영상의 지역적 정보를 특징치로 쓰기 위해 본 논문에서는

영상을 3X3 개의 일정한 크기의 인접화소로 이뤄지는 영역으로 나뉘었으며 각 영역에서 HSV의 연합된 히스토그램 (Joint Histogram)을 구하고 그중에 가장 두드러진 h, s, v 를 구해서 그 영역에서의 대표적 특징값으로 삼았다. 그리 하여 h, s, v 각각에서 9개씩 총 27개의 입력벡터를 구하였다. 9개의 특징벡터는 실험을 통해 영상의 대표성을 가질 수 있는 최소 특징벡터의 개수이다.

2. 질감 특징 추출

영상에 있어서 질감의 분석은 컴퓨터 비전에서 상당히 중요한 분야이다. 대부분의 자연 영상은 질감을 포함하고 있으며 이러한 영상으로는 나무, 잔디가 포함된 영상을 들 수 있다. 이러한 영상들은 색상과 모양 정보보다는 질감정보를 사용하여 구분하는 것이 매우 편리하다. 따라서 질감의 특징을 영상검색에 사용하였다. 질감 특징으로는 gray-level co-occurrence matrix를 이용하여 얻을 수 있는 여러 개의 질감 특징 중 영상의 혼잡도를 나타내는 엔트로피 특징을 추출하였다. 질감 특징을 얻기 위해 한 영상을 3x3, 즉 9개의 인접화소로 이뤄지는 영역으로 나누어 각 영역의 4방향(0°,90°,45°,135°)에 대해 정규화된 gray-level co-occurrence matrix를 계산해야 한다. 각 방향은 그림 2와 같다.

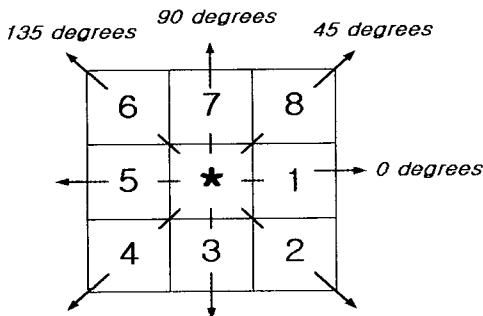


그림 2. 4개 방향

먼저 정규화(normalization)되기 전 co-occurrence matrix의 각 엔트리(entry)의 값(frequency)은 아래와 같은 정의에 의해 얻을 수 있다.

$$P(i, j, d, 0^\circ) = \text{num}\{(k, l), (m, n) \in (Ly \times Lx) \times (Ly \times Lx) \mid k-m=0, |l-n|=d, I(k, l)=i, I(m, n)=j\}$$

$$P(i, j, d, 45^\circ) = \text{num}\{(k, l), (m, n) \in (Ly \times Lx) \times (Ly \times Lx) \mid (k-m=d, l-n=-d) \text{ or } (k-m=-d, l-n=d), I(k, l)=i, I(m, n)=j\}$$

$$P(i, j, d, 90^\circ) = \text{num}\{(k, l), (m, n) \in (Ly \times Lx) \times (Ly \times Lx) \mid |k-m|=d, l-n=0, I(k, l)=i, I(m, n)=j\}$$

$$P(i, j, d, 135^\circ) = \text{num}\{(k, l), (m, n) \in (Ly \times Lx) \times (Ly \times Lx) \mid (k-m=d, l-n=d) \text{ or } (k-m=-d, l-n=-d), I(k, l)=i, I(m, n)=j\}$$

여기서 $P(i, j, d, \text{방향})$: 각 방향에 대한 matrix i행 j열 entry의 값
 $Lx = \{1, 2, \dots, Nx\}$, $Ly = \{1, 2, \dots, Ny\}$, $G = \{1, 2, \dots, Ng\}$
 image I: $Ly \times Lx \rightarrow G$
 Nx : 영상의 가로방향 픽셀수
 Ny : 영상의 세로방향 픽셀수
 Ng : gray levels
 d : 계산에 고려할 이웃 픽셀과의 거리
 num : 정의를 만족하는 개수

$$Entropy = -\sum_i \sum_j p(i, j) \log(p(i, j)) \quad (\text{식 4})$$

$p(i, j)$: gray-level co-occurrence matrix의 (i,j)제 엔트리
 p_x : $p(i, j)$ 의 행을 합하여 얻은 주변 확률 matrix
 p_y : $p(i, j)$ 의 열을 합하여 얻은 주변 확률 matrix

각 방향당 entropy를 구한 후 평균하여 평균 entropy를 구한다. 각각의 값들을 다시 정규화 하여 9개의 인접화소로 이뤄지는 블록에서 각각의 특징치를 얻는다.

III. 퍼지 ART 신경망 모델

1. ART1 모델의 기본 구조

ART(자기공명이론 : adaptive resonance theory)는 이미 학습된 패턴을 기억하면서 새로운 패턴을 계속하여 실시간 학습하기 위해 필요한 적응성-안정성(plasticity-stability)을 동시에 유지할 수 있는 인공 신경망 모델로서 생물체의 신경세포의 학습과정을 연구하는 과정에서 1976년에 S. Grossberg에 의해 처음으로 제안된 후에, 최근까지 활발하게 연구가 진행되고 있는 분야이다[8][9].

ART1모델은 ART모델 중 가장 기본적인 구조를 지닌 모델로서, 적응성-안정성 문제를 해결하기 위해서 주의 서브시스템(attentional subsystem)과 적응 서브시스템(orienting subsystem)으로 구성되어 있다. 주의 서브시스템은 비교층(comparison layer) F1과 인식층(recognition layer) F2로 구성되는데 단기 메모리(Short Term Memory : STM)내에서 활성화된 패턴을 코드화한다. F1과 F2층 사이의 상향(bottom-up), 하향(top-down)연결에는 장기 메모리(Long Term Memory : LTM)이라고 하는 것이 있는데 이들은 상, 하향연결로 오고가는 신호에 곱해진다. 또 F1으로 들어오는 이득제어(gain control)는 F1로 하여금 상향입력 패턴과 하향 대표패턴(top-down template)을 구분할 수 있게 해준다. F2로 들어오는 이득제어는 F2로 하여금 입력 패턴이 들어오고 있는 동안에는 F1로 부터 오는 신호에 대해서 동작하게끔 한다. 적응 서브시스템은 상향 입력 패턴과 하향 대표패턴(Top-down template)사이에 어느 정도의 일치가 이루어지지 않으면 F2층에 리셋신호(reset signal)를 보내어 활성화된 F2층 노드를 비활성화시킨다. ART1 신경망 모델의 기본 알고리즘은 Hartigan의 간단한 순차적 리더 알고리즘(sequential leader

algorithm) [10]과 거의 유사하게 수행된다. 신경망에 첫 번째 입력패턴을 첫 번째 카테고리의 대표패턴으로 선택한다. 다음 입력이 들어오면 첫 번째 카테고리 대표패턴과 비교한다. 만약 첫 번째 카테고리 대표패턴과의 거리가 사전에 주어진 경계값(vigilance value)보다 작으면 첫 번째 카테고리로 분류하고 그렇지 않으면 새로운 카테고리로 생성하게 된다. 이러한 과정을 반복하여 자율적으로 경쟁학습을 통하여 입력패턴을 기존의 카테고리에 포함하거나 새로운 카테고리를 생성한다. 따라서 카테고리의 개수는 시간에 따라 점점 커질 수가 있는데 입력과 카테고리 대표패턴간의 거리 측정방법과 임계값에 따라 다르다. 그림 3은 지금까지 설명한 ART1 신경망 모델의 구조를 나타낸 것이다. 위에서 언급했듯이, 기존의 시스템은 학습을 많이 하면 할수록 내부의 상태가 복잡하게 되어서 결국 불안정한 상태에까지 가는데 비해서 ART1시스템은 내부의 상태가 복잡함에도 불구하고 안정성-적응성 문제에 대해서 균형을 유지하게 된다.

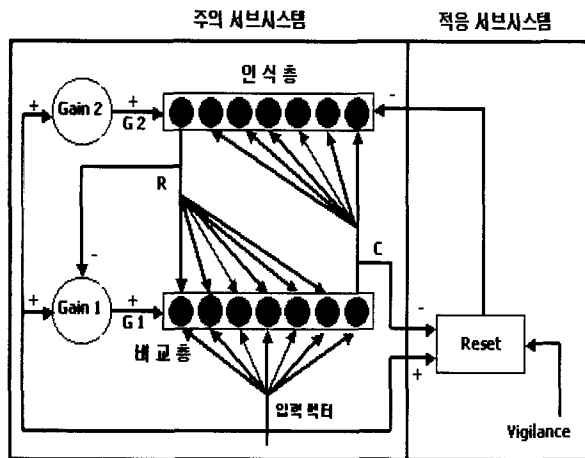


그림 3. ART1 모델의 기본 구조

2. 퍼지 ART의 기본구조

우리의 두뇌는 숫자 등 확실한 개념보다는 예를 들어 「키가 큰 사람들의 모임」, 「1보다 훨씬 큰 수들의 모임」 등과 같은 불분명한 개념들을 더욱 쉽게 분류, 정리하고, 판단 결정하는 특별한 능력을 가지고 있다. 이러한 인간의 애매한 표현을 수학적으로 접근한 것이 1965년 Zadeh에 의해 도입된 퍼지 집합 이론(퍼지 set theory)이다.[11] 패턴 분류 측면에서 볼 때, 이 퍼지 집합 이론을 이용하게 되면 일반적으로 패턴 분류 체계에 존재하는 여러 가지 한계점을 효과적으로 처리할 수 있다. 예를 들어, 부류 할당(class labelling)시 고전적인 패턴 인식에서는 부류 소속 정도(class membership)를 0과 1 오직 이진수로 나타내는 단순 라벨링(hard labelling)을 사용하기 때문에 패턴을 퍼지로 분류하는 것이 불가능하다. 반면에 퍼지 집합이

론에서의 소속 함수(membership function)를 도입함으로써 해결될 수 있다. 즉, 퍼지 라벨링(Fuzzy labelling)은 부류에 소속정도를 0에서 1까지 실수 값으로 나타낼 수 있기 때문에 분류결과를 유연성 있게 해석할 수 있는 장점을 지니고 있다. 따라서 퍼지 ART 모델은 ART1모델의 장점인 안정성(stability)과 적응성(plasticity)해결 능력은 지니면서 이진 값만을 처리할 수 있는 단점을 보완하기 위해 이러한 퍼지이론을 이용하여 실수값(analog)을 처리할 수 있다.

퍼지 ART는 구조상 ART1과 매우 유사한 특징을 갖는다. 표 1은 ART1과 퍼지 ART의 유사성을 비교한 것으로 논리곱 연산자(\cap)가 퍼지 집합이론의 퍼지 최소값 연산자(\wedge)로 바뀐다는 것을 제외하면 이들 구조는 서로 유사하다. 즉, ART1에서 사용되는 논리곱 연산자 \cap 를 퍼지 집합이론의 최소값 연산자 \wedge 로 대체하여 사용함으로써 퍼지 연산자가 갖는 특성이 0과 1사이의 실수 값을 처리할 수 있도록 하였다.

표 1. ART1과 퍼지 ART 유사 비교

종류	ART1	퍼지 ART
항목		
카테고리 선택	$T_j = \frac{ I \cap W_j }{\alpha + W_j }$	$T_j = \frac{ I \wedge W_j }{\alpha + W_j }$
경계범위 검사	$\frac{ I \cap W_j }{ I } \geq \rho$	$\frac{ I \wedge W_j }{ I } \geq \rho$
학습 ($\beta=1$:고속학습)	$W_j^{(new)} = I \cap W_j^{(old)}$ \cap : 논리곱 연산자	$W_j^{(new)} = I \wedge W_j^{(old)}$ \wedge : 퍼지 최소값 연산자

퍼지 ART의 구조는 입력층인 F0층, 비교층인 F1층, 출력층인 F2층으로 구성되어 있으며 각각 M, 2M, N개의 노드를 갖고 있다. 입력층(F0)에서는 입력벡터 a를 상보부호화(complement coding) 입력벡터 I로 변화시키는 전처리 작업이 이루어진다. 비교층(F1)과 출력층(F2)에서는 ART1에서와 같이 F1층과 F2층 사이에는 하향 연결강도와 상향 연결강도로 연결돼 있으며, F1층은 하향 연결강도 벡터와 입력벡터 I 사이의 일치 정도를 비교하고, F2층은 상향 연결강도를 통해 집중된 가장 큰 값을 갖는 노드를 선택한다.

IV. 실험 및 결과 분석

1. 실험환경

실험을 위해 펜티엄 III900, RAM 256 사양의 PC를 이용했으며, 실험 데이터는 웹 사이트 등을 통하여 192 X 128 크기, 24bit BMP 포맷의 일물, 독수리, 말 등의 자연 영상 300개를 사용하였다.

2. 실험결과

본 연구에서는 2가지의 실험을 하였다. 먼저 출력층의 개수에 따른 검출률을 비교하여 보았고, 두 번째로는 퍼지

ART를 이용한 검색 시스템과 VQ 방법을 이용한 IRS와의 성능을 비교한 실험을 해 보았다. 내용 기반 영상 검색에 있어 검색 성능은 precision과 recall을 이용하여 판단한다.[12] 본 연구에서는 DB에 저장된 관련 영상과 검출 영상 수를 20개씩 동일하게 함으로써 precision과 recall을 동시에 나타내는 검출률을 이용했다. 검출률 계산식은 식 5와 같다.

$$\text{검출률} = \frac{\text{관련 영상 수}}{\text{총 검출 영상 수}} \quad (\text{식 5})$$

가. 출력층의 개수에 따른 검출률

본 실험을 하기 위해 앞서 시스템에 학습률 매개변수와 경계값 매개변수를 0.50 - 1.00 까지 변경하여 최적의 경계값 매개변수와 학습률 매개변수를 다음과 같이 구하였다.

학습률 매개변수 $\beta = 0.85$, 경계값 매개변수 $\rho = 0.91$

	F2 = 9	F2 =10	F2 =11	F2 =12	F2 =13	F2 =14	평균검출 률
독수리	0.800	0.800	0.800	0.733	0.733	0.733	0.767
말	0.950	0.950	0.950	0.950	0.950	0.950	0.950
북극곰	0.947	0.947	0.947	0.895	0.842	0.842	0.903
호랑이	0.700	0.750	0.850	0.900	0.850	0.850	0.817
계곡	0.850	0.900	0.900	0.900	0.900	0.850	0.883
일몰	0.733	0.733	0.800	0.800	0.800	0.800	0.778
평균검출률	0.830	0.850	0.875	0.863	0.846	0.838	0.850

표 2. 출력층의 개수에 따른 검출률

실험을 통해 출력층의 개수가 11개일 때 가장 좋은 검출률을 보였다. 그리고 말 영상의 경우 95%의 검출률을 보임을 알 수 있다.

나. 퍼지 ART를 이용한 시스템과 IRS 시스템의 비교

그림 4는 본 연구를 위하여 구현된 퍼지 ART 영상검색 시스템이고 그림 5는 VQ를 이용한 IRS 시스템이다. 퍼지 ART 영상시스템은 영상의 특징치를 DB화 하여 본 시스템에 입력벡터로 넣어주면 사용자가 여러 가지 변수를 입력한 후 영상을 클러스터링하는 것이다.

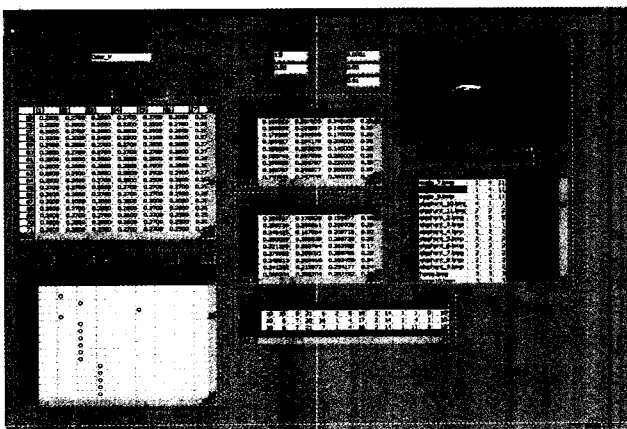


그림 4. 퍼지 ART 영상검색 시스템

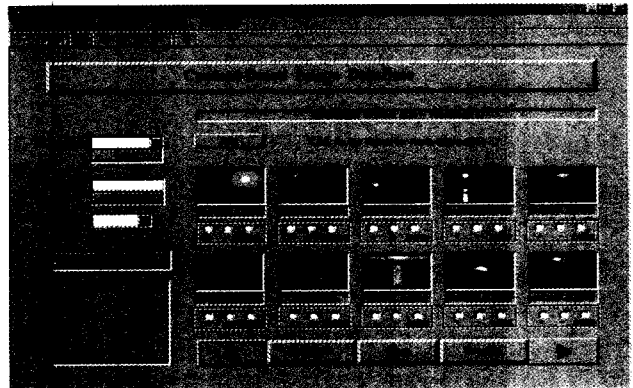


그림 5. IRS 영상검색 시스템

본 실험에서는 퍼지 ART의 경계값 변수와 학습률 매개변수 그리고 출력층의 개수는 다음과 같이 주었다.

학습률 매개변수 $\beta = 0.85$, 경계값 매개변수 $\rho = 0.91$, 출력층의 개수 $n = 11$

	퍼지 ART 영상검색 시스템	IRS 영상검색 시스템
독수리	0.800	0.750
말	0.950	0.800
북극곰	0.947	0.920
호랑이	0.850	0.820
계곡	0.900	0.800
일몰	0.800	0.750
평균검출률	0.875	0.807

표 3. 퍼지 ART를 이용한 시스템과 IRS의 검출률 비교

표 3은 퍼지 ART 시스템과 IRS의 영상 검출률을 나타내 주고 있다. 본 실험을 통해 IRS 시스템 보다 퍼지 ART 신경망 모델을 이용한 시스템이 더 좋은 검출률을 보임을 알 수 있다. 특히 말 영상의 경우 신경망 알고리즘을 이용한 시스템이 IRS 시스템 보다 15% 높은 검출률을 보임을 알 수 있다.

V. 결 론

본 연구에서는 정지 영상을 구성하고 있는 주요 객체들의 대표 색상과 질감 형태 특징치를 대표 특징치로 하여 퍼지 ART 신경망 알고리즘에 적용시켜 영상을 클러스터링 한 후 영상을 검색하도록 하였다. 영상의 대표 특징치인 색상은 RGB 색상 모델을 HSV 색상 모델로 변환함으로써 얻을 수 있는 색도, 채도, 명도를 이용하였고, 질감 특징은 Gray-level co-occurrence matrix를 이용하여 얻을 수 있는 엔트로피를 이용하였다. 실험을 통해 퍼지 ART가 IRS 시스템 보다 좋은 성능을 보임을 알 수 있었다. 향후 영상을 온라인상에서 입력을 받아 실시간으로 학습을 할 수 있는 시스템을 구현함으로써 ART의 특징인 적응성과 안정성을 갖도록 하여야 할 것이다. 또 유사도 피드백에 ART를 적용시켜 검색 후 재검색시 더 좋은 검출률을 가질 수 있는 시스템에 관한 연구가 필요하다.

접수일자 : 2003. 1. 09 수정완료 : 2003. 2. 21

참고 문헌

- [1] Hun-Woo Yoo, Dong-Sik Jang and Yoon-Kyoon Na, "An Efficient Indexing Structure and Image Representation for Content-Based Image Retrieval", *IEICE TRANS. INF. & SYST.*, Vol.E85-D, pp 1390-1398, 2002
- [2] Jorma Laaksonen, MarkusKoskela, Sami Laaksonen and Erkki Oja, "Self-Organising Maps as a Relevance Feedback Technique in Content-Based Image Retrieval", *Pattern Analysis & Applications*, Vol. 4, pp. 140-152, 2001.
- [3] J. Fournier, M. Cord, S. Philipp-Foliguet, "Back-Propagation Algorithm for Relevance Feedback in Image Retrieval", *IEEE*, Vol. 1, pp 686-689, 2001.
- [4] Ioannis Pitas, *Digital Image Processing Algorithms*, Prentice Hall, England Cliffs, NJ, 1993.
- [5] Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods, *Digital Image Processing*, Addison-Wesley Publishing Company, 1993.
- [6] Cheng-Jian Lin and Chin-Teng Lin, "Reinforcement Learning for an ART-Based Fuzzy Adaptive Learning Control Network", *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 3, No. 3, pp. 709-731, 1996.
- [7] P. P. Ohanian and Richard C. Dubes, "Performance Evaluation For Four Classes of Textural Features", *Pattern Recognition*, Vol.25, no.8, pp. 819-833, 1992.
- [8] Cheng-Jian Lin and Chin-Teng Lin, "Reinforcement Learning for an ART-Based Fuzzy Adaptive Learning Control Network", *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 3, No. 3, pp. 709-731, 1996.
- [9] A. S. Pandya, R. B. Macy, "Pattern Recognition with Neural Networks in C++", CRC Press Inc. 1996.
- [10] J. A. Hartigan, "Clustering Algorithm", John Wiley & Sons, New York, 1975
- [11] L. H. Tsoukalas and R. E. Uhrig, "Fuzzy and Neural approaches in Engineering", John Willey & Sons, 1997.
- [12] A. K Jain and A. Vailaya " Shape-Based Retrieval : A Case Study with Trademark Image Databases", *Pattern Recognition*, val.31, pp.1369-1390, 1998.



박 상 성(Sang-Sung Park)

準會員

2001년 동양대학교 산업공학과 졸업
2003년 고려대학교 산업공학 석사
2003~현재 고려대학교 산업시스템정보공학과 박사과정

관심분야는 이미지 프로세싱, 패턴 인식, 뉴럴 네트워크, 컴퓨터 비전



이 만 희(Man-Hee Lee)

準會員

1993년 고려대학교 산업공학과 졸업
1995년 고려대학교 산업공학 석사
2003년 고려대학교 산업공학 박사

관심분야는 영상검색 시스템, 컴퓨터 비전, 로보틱스, 뉴럴 네트워크, 이미지 프로세싱



장 동 식(Dong-Sik Jang)

正會員

1979년 고려대학교 산업공학과 졸업
1985년 텍사스 주립대 산업공학 석사
1988년 텍사스 A&M 산업공학 박사
1989~현재 고려대학교 산업시스템정보공

학과 교수
관심분야는 컴퓨터 비전, 멀티미디어시스템, 로보틱스



김 재 연(Jae-Yeon Kim)

正會員

1984년 고려대학교 산업공학과 졸업
1986년 고려대학교 산업공학 석사
2000년 부산대학교 산업공학 박사

1996~현재 동양대학교 인터넷산업공학부 조교수

관심분야는 생산정보시스템, E-Commerce, 멀티미디어시스템, SCM