신경망을 이용한 사람의 텍스쳐간 유사도 지각의 모의실험

임도형, 정찬섭, 이일병
연세대학교 인지과학
sharprim@csai.yonsei.ac.kr
cschung@bubble.yonsei.ac.kr
yblee@csai.yonsei.ac.kr

Simulation of Human Perception of Similarity between Textures Using Neural Network

Dohyong Lim, Chansup Jung, Yillbyung Lee
Department of Cognitive Science, Yonsei University
sharprim@csai.yonsei.ac.kr
cschung@bubble.yonsei.ac.kr
yblee@csai.yonsei.ac.kr

요약

텍스쳐는 그 정의와 특징이 명확하지 않은 패턴이며, 무한한 변형에 따른 무한한 수의 텍스쳐가 존재한다. 이로 인해 사람의 텍스쳐 지각에 관한 연구에 어려움이 있다.

본 논문에서는 신경망으로 사람의 텍스쳐 특징 지각과 텍스쳐간의 유사도 지각을 모의실험하였다. 쌍별비교와 비교판단법칙을 사용하여 사람이 지각하는 텍스쳐의 특징값과 텍스쳐간의 유사도 값을 구하였다. 구한 값을 바탕으로 신경망의 일종인 다층퍼셉트론을 사용하여 특징 추출기와 유사도 측정기를 구현하여 모의 실험하였다.

신경망을 사용하여 모의실험한 결과, 사람의 텍스쳐 특징 지각과 텍스쳐간의 유사도 지각과 유사한 결과를 얻었다.

이러한 실험 결과는, 신경망으로 구현된 시스템이 사람의 감성적인 수치를 구하는 방법으로 사용될 수 있음을 보여 준다.

핵심 되는 말 : 텍스쳐(texture), 텍스쳐의 지각적 특징(perceptive texture feature), 텍스쳐 유사도(texture similarity), 신경망(neural network), 감성 요소(emotional factor), 모의실험(simulation)

1. 서론

1.1 텍스쳐

나무와 같은 물체의 표면은 어떠한 패턴을 갖는 명암 변화로 이루어있다. 이러한 일정한 패턴을 시각적 텍스쳐(texture)라 한다[2]. 사람은 텍스쳐를 쉽게 지각하지만, 패턴의 일종인 텍스쳐에 대한 일반적인 정의나 특징이 명확하지 않고, 텍스쳐를 지각하는 구조이나 중요 요인에 대한 것도 잘 알려져 있지 않다[1]. 그렇기 때문에 시각이나 컴퓨터 시각 분야에서 텍스쳐를 처리하는데 많은 어려움이 있다.

텍스쳐 지각과 관련되어 고려하여야 할 텍스쳐의 특성에는 다음과 같은 것이 있다. 첫 째, 무한한 변형에 의해 무한한 텍스쳐가 가능하다. 따라서 유한개의 클래스로 규정하기 힘들다. 둘 째, 텍스쳐가 지각되는 구조와 중요 요인에 대하여 잘 알려져 있지 않다. 셋 째, 텍스쳐는 영역적인 것이다. 작은 영역의 텍스쳐는 텍스쳐로 지각되지 않는다. 넷 째, 해상도에 의존적이다. 해상도가 달라질 때 다른 텍스쳐 혹은 텍스쳐의 특성을 잃어 버린 개별적인 대상으로 지각될 수 있다.

1.2 텍스쳐 특징

많은 시각 연구자들이 내린 텍스쳐에 대한 다른 정의들은 특정한 응용에 적합한 것이며 일반적인 정의는 아니었다[2]. 그리고 텍스쳐 인식에 적당한 특징이 무엇인지도 알려 있지 않다. 적당한 특징을 찾는 것은 텍스쳐 연구의 중요한 부분이다.

텍스쳐는 한 지역의 명암 값이 아닌 넓은 지역의 명암 값의 패턴에 의해 특징지어진다[3]. 이런 넓은 영역적인 특성으로 인해 텍스쳐 화상을 처리하기 위해서는 큰 입력창을 사용하여야 한다. 큰 입력창으로 인하여 계산량이 커지게되고, 이를 방지 하기 위하여 필터를 사용하여 과도한 계산량을 줄이고 중요하지 않은 데이터를 제거한다.

Gabor 필터는 텍스쳐 인식에 적당한 필터로 알려져 있다. 1946년에 Gabor[5]가 제안하였고, 1985년에 Daugman[6]이 2차원으로 확장한 Gabor 필터가 텍스쳐 인식을 위해 많이 사용되어 왔다. 이 필

터는 사람의 시각 피질이 방향과 주파수에 선택적인 수용장을 갖고 있다는 생물학적인 근거에 잘 부합한다[7]. 그러나 Gabor 필터는 대역폭이 좁기 때문에 대역폭이 큰 자연의 텍스쳐를 처리하기 위해서는, 대역이 서로 다른 여러 Gabor 필터를 사용하여야 한다. 즉 서로 다른 대역의 Gabor 필터로 구성된 큰 필터 뱅크가 필요하다. 여러 개의 필터를 사용하는 이런 방식을 다중 해상(multi-resolution) 방식 또는 다중 채널(multi-channel)이라 한다[3][8]. 큰 필터 뱅크를 사용함으로 인해 텍스쳐 처리에 사용될 특징의 수가 많아지게 된다.

이 외에 텍스쳐 스펙트럼(texture spectrum)[9], 명도 연속 길이(gray run length)[10], co-occurrence 방법[11], wavelet function[12],[13]들이 텍스쳐를 처리를 위해 사용되는 필터들이다.

그러나 어느 필터가 텍스쳐 처리에 최적인가에 대하여서도 알려져 있지 않다. 최적의 필터를 찾기 위하여 많은 연구가 진행되고 있다. 그리고 이런 방법들을 사용하여 필터링된 값들이 텍스쳐 영상의 분할(segmentation), 분류(classification), 데이터베이스 탐색(query from database)에 직접 사용하기에 적합하지 않아, 그 값들을 재 가공하여 사용하기도 한다.

본 논문에서는 기존의 필터를 사용하지 않고, 사람의 텍스쳐 특정 특징 추출을 다층퍼셉트론(Multi Layer Perceptron)으로 근사화한 특징 추출기로 특징값을 구하였다. 사람이 텍스쳐를 볼 때 지각하는 특징값을 특징 추출기를 통하여 구한다. 사용되는 지각적인 특징은 1978에 Tamura가 제시한 것[4] 중 6개이다.

구현된 특징 추출기로 구한 특징값들은 텍스쳐간의 유사도 측정기를 구현하기 위하여 사용되었다.

1.3 텍스쳐간의 유사도

기존의 텍스쳐 인식 시스템은, 텍스쳐도 하나의 패턴으로 생각하고 기타의 패턴인식에 사용되는 패턴인식 방법을 사용하였다. 그러나 기타의 패턴과는 다른 텍스쳐의 특성으로 인해 텍스쳐 인식에 어려움이 있다.

기존의 신경망을 사용한 텍스쳐 인식 시스템은 각 클래스 수와 같은 출력 노드를 갖고 있었다. 이러한 구조는 하나의 클래스는 하나의 출력노드와 같다는 개념에 의한 것이다. 그러나 무한한 변형에 의한 무한한 클래스를 갖는 텍스쳐에는 이러한 개념이 적당하지 않다. 더불어 패턴 인식은 패턴 분류라는 기존의 개념 역시 텍스쳐에 적당하지 않다. 이와 같은 적당하지 않은 개념을 바탕으로 한 기존의 신경망을 이용한 텍스쳐 인식 시스템은 한계를 보였다. 학습에 사용되지 않은 텍스쳐를 처리하지 못하였으며, 유사함을 고려하지 않고 텍스쳐를 분류하여야 하기 때문에 사람의 텍스쳐 지각과는 상이한 결과를 보였다.

사람은 하나의 텍스쳐를 특정 클래스로 분류하지 않는다. 대신에 복수의 텍스쳐를 비교하여 그 유사함, 혹은 상이함을 지각할 뿐이다. 이런 지각 결과가 물체 인식에 사용되는 중요한 요인으로 작용한다. 따라서 기존의 텍스쳐 인식 연구에서와 같이 각 텍스쳐가 유한 수의 일정 클래스로 분류될 필요는 없다. 사람과 같이 복수의 텍스쳐가 비교되어 유사함, 혹은 상이함을 인식할 수 있으면 된다.

본 논문에서는 기존의 텍스쳐 인식 시스템과는 달리, 두 텍스쳐간의 유사도를 측정할 수 있는 신경망을 제안한다. 시스템의 출력값이, 분류된 클래스가 아닌 텍스쳐 간의 유사도인 시스템을 제안한다. 따라서 제안하는 신경망은 다수의 출력노드를 갖는 기존의 시스템과 달리, 유사도 값을 출력하는 오직 하나의 출력노드만을 갖는다. 또한 한 개의 텍스쳐 영상이 입력되는 기존의 신경망과는 달리 두 개의 텍스쳐 영상을 입력으로 한다.

시스템 구현에 사용되는 모든 텍스쳐간의 유사도는 사람의 지각에 바탕으로 한다. 이를 위하여 심리학적인 실험을 통하여 텍스쳐간의 유사도를 구한다.

1.4 Brodatz 텍스쳐

본 논문에서 Brodatz 텍스쳐를 사용하였다[21]. Brodatz 텍스쳐가 텍스쳐 연구에 표준적인 자료로 사용되고 있지만 모든 Brodatz 텍스쳐가 텍스쳐 연구에 적당한 것은 아니다. Brodatz 텍스쳐는 화상처리를 위해서 제작된 것이 아니라 예술가와 디자이너를 위하여 제작된 것이다. Brodatz 텍스쳐 중 일부는 비균일 텍스쳐이고, 또 일부는 일반적인 텍스쳐라 보다는 하나의 무늬에 가깝기도 하다. 이런 비균일 텍스쳐는 흔히 텍스쳐 인식 연구에서 제외되기도 한다. 본 논문에서는 실험에 사용될 텍스쳐를 텍스쳐 이름순으로 선정하였기에, 비균일 텍스쳐가 포함되었다. 이러한 비균일 텍스쳐가 사람이 지각한 유사도와 상이한 결과를 보인 원인으로 작용하였다.

본 논문에서는 111개의 텍스쳐를 128×128 크기로 스캐닝한 후, 256 그레이 레벨을 [0.0,1.0]으로 정규화 하여 사용하였다.

2. 텍스쳐와 신경망

2.1 전통적인 텍스쳐 인식 방법

전통적인 텍스쳐 인식 방법은 통계적 방법(statisti

cal), 구조적 방법(structural)과 두 방법을 같이 사용하는 것으로 분류할 수 있다. 통계적 방법은 영상 명암의 통계적인 값을 사용한다. 자연의 텍스쳐에서와 같이 그 모습이 일정하지 않고 임의적인 것에 적당하다. 자기상관 함수(autocorrelation function), 퓨리에 스펙트럼(Fourier power spectrum), 가버 스펙트럼(Gabor power spectrum), 텍스쳐 스펙트럼(texture spectrum), 그레이레벨 차이 통계값(gray level difference statistics), 모자이크 모델(mosaic model)등이 통계적인 값으로 사용된다. 구조적 방법은 텍스쳐는 알맹이로 구성되어 있고, 알맹이는 규칙적인 방법에 의해 배열되어 있다고 가정한다. 제작된 텍스쳐에 작당하다. 알맹이와 배열 방법이 연구의 주요한 대상이다. 통계적인 방법과 구조적인 방법은 서로 상보적인 관계가 있다.

2.2 다층퍼셉트론과 텍스쳐

일반적으로 텍스쳐 인식 시스템은 특징 벡터를 구하여 특징 벡터간의 거리를 사용하여 분류한다. 그러나 텍스쳐는 몇 개의 강한 특징에 의해 지각되며, 이 지각 관계는 비선형적이라 알려져 있다. 따라서 유클리디안 거리(Euclidean distance) 같이 단순한 선형방법을 사용하는 것은 적당하지 않다.

신경망(neural network)은 다음과 같은 장점으로 이런 비선형적인 텍스쳐 지각관계를 처리하기 적당하다. 첫 째 순방향 신경망은 보편적 근사능력(universal approximation)이 있다[17][19]. 어떤 임의의 입력패턴과 출력 패턴의 함수 관계도 신경망에 의해 학습될 수 있다[18]. 많은 입출력 쌍을 갖고는 있으나, 명확히 정의할 수 없는 함수를 근사할 수 있다. 텍스쳐의 지각이 이런 예이다. 둘 째, 학습된 신경망은 학습에 사용된 패턴의 변형이나 잡음에 민감하지 않다. 이런 장점의 신경망은 텍스쳐와 같이 정형적인 표현이 어렵고, 변형이 심한 텍스쳐 같은 패턴을 처리하는데 다른 여러 가지 방법 중 적당한 방법이다[20]. 전통적인 통계적 방법과 구조적 방법을 대신하여 신경망이 텍스쳐 처리를 위한 새로운 방법으로서 대두되고 있다.

3. 심리학적 실험

본 논문의 텍스쳐의 지각적인 특징 추출과 유사도 측정 시스템을 사람의 텍스쳐 지각에 근거하여, 신경망으로 구현하였다. 사람의 텍스쳐 지각에 관한 데이터를 구하기 위하여 다음과 같은 두 개의 심리학적 실험을 하였다. 첫 째, 지각적인 특징 추출기를 구현하기 위하여 텍스쳐 특징에 관한 실험을 하였다. 둘 째, 유사도 측정기를 구현하기 위하여 텍스쳐의 유사도에 관한 실험을 하였다.

피험자는 연세대학교 인지과학 대학원과정 학생 13명과 컴퓨터 과학과 대학원과정 학생 10명이었다.

3.1 텍스쳐의 특징값을 구하기 위한 실험

3.1.2 자극의 쌍별 비교와 비교판단법칙

다층퍼셉트론으로 특징 추출기를 구현하기 위하여 사용될 학습 목표값과 구현된 특징추출기의 결과를 비교하기 위한 텍스쳐의 특징값을 심리학적 실험으로 구하였다. 텍스쳐의 특징값은 사람이 텍스쳐를 보고 느끼는 특징의 정도이다.

사람이 지각하는 주관적인 텍스쳐의 특징값을 구하기 위하여, 자극의 주관적인 값을 척도(scaling)하는 방법 중 쌍별비교(Pair Comparison)에 의한 Thurstone의 비교판단법칙(Law of Comparative Judgement)[5]를 사용하였다.

피험자는 모든 자극 쌍에 대하여 우월한 자극을 결정한다. 모든 자극 쌍은 다른 피험자에게 반복적으로 제시된다. 이렇게 반복된 우월 판단으로 한 자극이 다른 자극에 우월하게 판단된 비율을 구한다. 비교판단법칙을 사용하기 위해서 다음과 같이 가정한다. 자극이 제시되었을 때, 사람 안에 자극에 대한 주관적인 값이 존재하고, 사람은 이 주관적인 값을 사용하여 어느 자극이 우월한 지 판단한다. 한 자극의 주관적인 값은 언제나 같을 필요는 없다. 그 보다는 어떤 분포를 갖고 있으며, 그 분포는 가우시안 분포(Gaussian distribution)를 따른다. 첫 번째 자극의 주관적인 값의 분포 평균이 두 번째 자극의 주관적인 값의 분포 평균보다 클수록, 첫 번째 자극이 두 번째 자극보다 우월하게 판단되는 비율이 크다고 Thurstone은 가정하였다.

Thurstone은 이 모델을 사용할 때의 많은 제약과 매개변수 값에 관하여 5가지 경우를 제시하였다. 그중 경우V가 가장 단순하며 심리학적 척도에서 널리 쓰이고 있다. 경우V일 때 분포 평균과 우월 판단의 비율은 다음의 식으로 나타내어진다.

$$\overline{Q_1} - \overline{Q_2} = Z_{12}$$

$\overline{Q_1}$과 $\overline{Q_2}$는 자극1과 자극2에 대한 주관적인 값의 분포 평균이고 Z_{12}는 자극1이 자극2 보다 우월하게 판단된 비율이다. n개의 자극이 있을 때, n개의 분포 평균과 n(n-1)/2개의 식이 존재한다. 따라서 구할 변수보다 식이 많은 경우이다. 이렇게 과도측정(overdetermined)되었기 때문에, 가장 적절한 값을 구하기 위하여 평균 처리하여 분포 평균을 구한다.

3.1.2 실험 방법

111개의 텍스쳐중 난수적으로 10개의 텍스쳐를 선택하여 한 특징에 대하여 45(=$_{10}C_2$)개의 쌍을 제시

하였다. 제시된 한 쌍의 텍스쳐 중 한 특징에 대하여 우월하다고 지각되는 텍스쳐를 선택하게 하였다. 텍스쳐 쌍의 각 텍스쳐는 가로 2.8㎝, 세로 2.8㎝ 크기로 3㎜ 간격을 두고 200dpi로 프린트하여 제시하였다. 실험에 사용된 특징은 Tamura[4]가 제시한 텍스쳐 특징 중 거칠기(roughness), 명도대비(contrast), 방향성(directionality), 규칙성(regularity), 해상도(coarseness)와 명암(brightness)이였다.

3.1.3 실험 결과

자극의 쌍별 비교실험으로 5개 특징에 대하여 우월 판단 비율을 구하였고, 비교판단법칙을 사용하여 10개 텍스쳐의 각 특징값을 구하였다. 특징값은 신경망 학습을 위해 각 특징별로 [0.1,0.9]로 정규화하였다.

3..2 텍스쳐간의 유사도를 구하기 위한 설문

3.2.1 유사도 척도

다층퍼셉트론으로 유사도 측정기를 구현하기 위하여 사용될 학습 목표값과 구현된 유사도 측정기의 결과를 비교하기 위한 텍스쳐간의 유사도를 심리학적 설문으로 구하였다. 유사도는 사람이 두 텍스쳐를 보고 느끼는 유사함의 정도이다.

텍스쳐간의 유사도는 다음과 같은 방법으로 구하였다. 48개의 텍스쳐 중 한 개의 텍스쳐를 제시하고 나머지 47개의 텍스쳐 중 가장 유사하다고 지각되는 텍스쳐 3개를 선택하게 하였다. 두 텍스쳐 사이에 상호 선택되어질 확률이 클수록 두 텍스쳐 사이의 유사도가 크다고 가정하여, 선택되어진 확률을 유사도로 사용되었다. m번의 설문 결과, 텍스쳐i를 제시하였을 때 텍스쳐j가 n번 선택되어졌다면 텍스쳐i와 텍스쳐j사이의 유사도는 n/m이 된다. 유사도 행렬이 대칭이 되기 위하여 텍스쳐 1과 텍스쳐 2와의 유사도는, 텍스쳐 1이 제시되었을 때 텍스쳐 2가 선택되어진 확률과 텍스쳐 2가 제시되었을 때 텍스쳐 1이 선택되어진 확률의 평균으로 하였다. 동일 텍스쳐간의 유사도는 1.0으로 하였다.

3.2.2 설문 방법

번호순의 48개의 Brodatz 텍스쳐를 제시하여 각 텍스쳐에 대하여 가장 유사하다고 지각되는 테스쳐 3개를 선택하도록 하였다. 각 텍스쳐는 가로 2.8㎝, 세로 2.8㎝ 크기로 200dpi로 프린트하여 제시하였다.

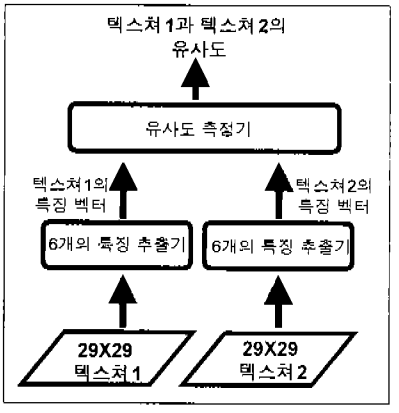
3.2.3 설문 결과

설문 결과 각 텍스쳐 사이에 유사하다고 선택된 비율을 구하였고, 이 비율로 유사도를 구할 수 있었다. 대부분의 유사도는 0.3 미만이었다.

4. 시스템 구조

4.1 전체 구조

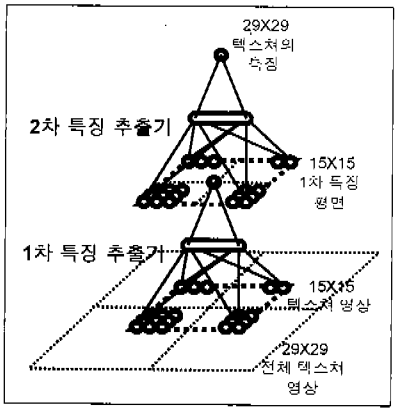
전체 구조는 [그림 1]과 같이 텍스쳐 영상을 입력으로 하여 특징값을 출력하는 특징 추출기와 두 개 텍스쳐의 유사도 값을 입력으로 하여 두 텍스쳐간의 유사도를 출력하는 유사도 측정기로 구분된다. 특징 벡터는 각 특징 값 분포의 평균과 표준편차로 구성되고, 유사도 측정기에 입력된다. 특징 벡터의 차원은 24(텍스쳐 2 개×특징 6 개×통계값 2개)이다.



[그림 1] 전체 시스템의 구조

4.2 특징 추출기

6개의 각 특징은 독립적으로 2단계에 걸쳐 추출된다. [그림 2]는 2단계로 행하여지는 특징 추출기의 구조이다. 29×29 크기의 전체 텍스쳐 입력 영상에서 15×15 크기의 영상이 1차 특징 추출기에 입력되고, 1차 특징 추출된 특징값으로 형성된 1차 특징 평면의 15×15 크기에서 2차 특징이 추출된다. 1차 특징 추출기와 2차 특징 추출기는 모두 다층퍼셉트론을 사용하여 구현하였다. 다층퍼셉트론은 한 개의 은닉층을 갖으며, 255(15×15)개의 입력노드, 10개의 은닉노드와 오직 1개의 출력노드를 갖는다.



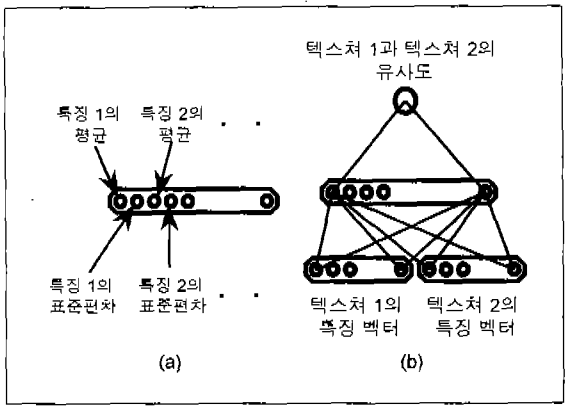
[그림 2] 특징 추출기 구조

1차 특징 추출기의 입력은 [0.0,1.0]으로 정규화한 15×15 크기의 명도 영상이고, 출력값인 출력노드의 값은 1차 특징값이다. 2차 특징 추출기의 입력

은 15×15 크기의 1차 특징 평면이고, 출력 노드값은 텍스쳐의 특징값이다.

4.3 유사도 측정기

다층퍼셉트론을 사용하여 유사도 측정기를 구현하였다. 어느 정도 크기 이상의 텍스쳐 조각의 특징 분포는 전체 텍스쳐의 특징 분포와 유사하다고 가정한다. 이런 가정 하에 특징추출기로 얻어진 특징을 직접 사용하지 않고 20×20크기의 특징 평면의 평균값과 표준편차를 구하여 텍스쳐의 특징벡터를 구성하였다. 결국 하나의 특징 벡터는 49×49 크기의 영역에 대한 것이다. [그림 3]은 유사도 측정에 사용되는 텍스쳐의 특징벡터와 유사도 측정기의 구조이다. 다층퍼셉트론은 한 개의 은닉층을 갖으며,



[그림 3] (a) 특징 벡터의 구성, (b)유사도 측정기의 구조

입력노드 24개(텍스쳐 2개×특징 6개×통계 값 2개), 은닉노드 10개와 [0.0,1.0]의 유사도를 출력하는 오직 한 개의 출력 노드를 갖는다.

5. 시스템 구현

다층퍼셉트론을 역전파(Back Propagation)를 사용하여 학습시켰고, 학습을 위해 관성과 바이어스를 사용하였다. 학습율과 관성 학습율, 그리고 바이어스 학습율은 각각 0.3, 0.3, 0.3이었다. 시스템 구현과 시스템 테스트는 Ultra Sparc의 SunOS 5.5.1 환경에서 표준 c로 하였다.

5.1 특징 추출기 학습

10개의 텍스쳐에서 난수적으로 텍스쳐를 선택하였고, 선택된 텍스쳐에서 난수적으로 29×29 크기의 영역을 선택하여, 선택된 영역의 명도값을 입력으로, 심리학적으로 구한 텍스쳐 특징을 학습 목표값으로 사용하여 학습시켰다. 학습은 100,000번 반복하였다.

5.2 유사도 측정기 학습

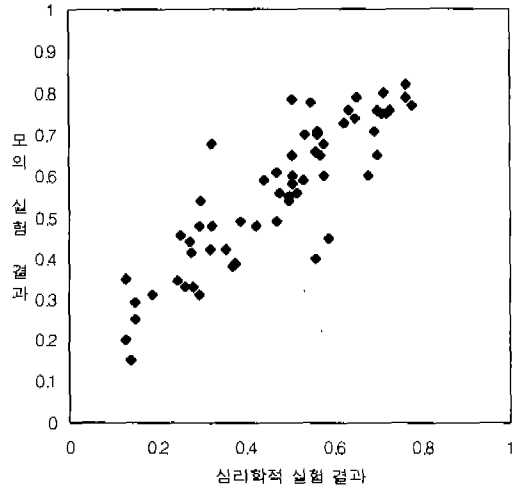
설문으로 유사도를 구할 때 사용한 48개의 텍스쳐에서 난수적으로 두 개의 텍스쳐를 선택하였고, 각 텍스쳐에서 가능한 81×81(=128-(29-1)-(20-1))개 영역의 특징 벡터에서 난수적으로 입력 벡터를 선택하였다. 두 개의 입력 벡터를 입력으로, 선택된 두 텍스쳐 사이의 유사도를 학습목표값으로 하여 1,000,000번 학습시켰다.

6. 모의실험 결과

6.1 특징 추출

난수적으로 선택한 10개의 텍스쳐로 심리학적 실험을 하여 6개 각 특징별 특징 값을 구하였다. 이 값을 사용하여 신경망으로 특징 추출기를 구현하였다.

그리고 신경망 학습에 사용되지 않은 난수적으로 선택된 텍스쳐 10개를 대상으로, 구현된 특징 추출기로 사람의 텍스쳐 특징 지각을 모의실험하였다.



[그림 4] 심리학적 실험으로 구한 특징값과 구현된 특징추출기로 구한 특징값의 분포

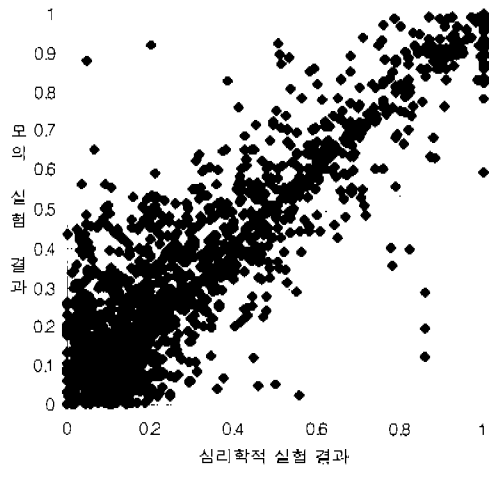
[그림 4]는 심리학적 실험을 통해 구한 텍스쳐의 특징값과 특징 추출기로 구한 특징값의 분포를 보여준다. 신경망으로 구현한 특징 추출기의 모의실험 결과와 심리학적인 실험 결과사이에 강한 양의 상관 관계가 있음을 볼 수 있다.

6.2 유사도 측정

번호순의 48개 텍스쳐에 대하여 심리학적인 설문을 하여 각 텍스쳐간의 유사도를 구하였다. 그리고 이 값을 사용하여 유사도 측정기를 구현하였다.

그리고 모의 실험을 위하여, 신경망 학습에 사용되지 않은 번호순의 48개 텍스쳐에 대하여 다시 심리학적인 설문을 하여 각 텍스쳐간의 유사도를 구하였고, 구현된 유사도 측정기로 모의실험하였다.

[그림 5]는 심리학적 실험으로 구한 유사도와 신경망으로 구현한 유사도 측정기로 모의실험하여 구



[그림 5] 심리학적 실험으로 구한 유사도와 구현된 유사도 측정기로 구한 유사도의 분포.

한 값들의 분포를 보여준다. 사람이 지각하는 유사도와 신경망으로 구현된 유사도 측정기로 구한 유사도 사이에 양의 상관관계가 있음을 볼 수 있다.

7. 결론

심리학적인 실험으로 텍스쳐의 특징값과 텍스쳐간의 유사도를 구하였다. 그리고 이 값을 사용하여 다층퍼셉트론으로 사람의 텍스쳐 특징 추출과 텍스쳐간 유사도 지각을 모의실험하였다. 본 논문의 시스템은 일반적인 기존의 필터를 사용하지 않고, 사람이 텍스쳐 지각에 중요한 요인으로 작용하는 특징 추출과정을 필터과정으로 대신하였다. 또한 텍스쳐 인식에서 클래스 개념과 분류 개념을 사용하지 않고, 텍스쳐간의 유사도를 출력하도록 하였다. 이러한 구조의 신경망으로 기존의 신경망 시스템이 갖고 있던 처리할 수 있는 텍스쳐의 수가 제한되었던 한계를 극복할 수 있었다. 실용적인 면으로, 화상 분할을 위한 텍스쳐 분류가 필요할 경우 측정된 유사도 값을 사용하여 처리 할 수 있을 것이다.

이렇게 구현된 특징 추출기와 유사도 측정기는 사람의 특징 지각과 유사도 지각과 비슷한 결과를 보였다. 그러나 텍스쳐 알맹이가 큰 텍스쳐의 경우 사람의 지각과 상이한 결과를 보여 주었다. 이는 텍스쳐의 주기적인 되풀이가 크기가 입력창보다 클 경우 텍스쳐로 특징을 추출하지 못하기 때문이다. 사람도 이런 텍스쳐 조각의 경우, 텍스쳐의 특성으로 지각하기보다는 국소적인 다른 특징을 갖는 개별적인 대상으로 지각한다.

앞으로 텍스쳐 지각에 사용되는 중요 특징선정과 그 값의 척도 방법에 관한 연구가 보완되어야 할 것이다. 그리고 또한 사람이 텍스쳐를 인식하는 과정을 보다 가깝게 근사하기 위하여서는 사람의 지각 구조에 기인한 처리 과정에 대한 보다 깊은 연구를 바탕으로 하여야 할 것이다. 그리고 상위의 인지과정도 연구되어야 할 것이다.

참고문헌

[1] Mogul A. Mayor, Lonnie C. Lumen, *"Shift and Rotation Invariant Texture Recognition with Neural Nets"*, proceedings of 1994 IEEE international conference on neural networks, Vol. 6, 4078-4083

[2] M. Tuceryan and A.K. Jain, *"Texture Analysis, Chapter 2.1 in Handbook of Pattern Recognition and Computer Vision"*, C.H. Chen, L.F. Pau, and P.S.P. Wang, eds. World Scientific Publishing Co., pp. 235-276, 1993

[3] Anil K. Jain, Kalle Karu, *"Learning Texture Discrimination Masks"*, IEEE transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol 18, No. 2, pp. 195-205, Feb. 1996.

[4] H. Tamura, S. Mori, T. Yamawaki, *"Textural features corresponding to visual perception"*, IEEE transaction on Systems, Man, and Cybernetics, SMC-8(6):460-472, 1978

[5] Gabor D. *"Theory of communication"*, Journal of the IEE, 93, 429-459, 1946

[6] Daugman J.G., *"complete discrete 2-D Gabor transforms by neural network for image analysis and compression"*, IEEE transactions on Acoustics, Speech and Signal Processing, 36(7), 1169-1179, 1988

[7] Van Essen D., *"Hierarchical organization and functional streams in the visual cortex"*, Annual Review of Neuroscience, 2, 227-263, 1979

[8] P. P. Paghu, R. Poongodi, B. Yegnanarayana, *"A Combined Neural Network Approach for Texture Classification"*, Neural Networks, Vol. 8, NO. 6, pp. 975-987, 1995

[9] L. Wnag, D. Ch. He, *"Texture classification using texture spectrum"*, Pattern Recognition, Vol. 23, No. 8, pp. 905-910, August 1990

[10] M. Galloway, *"Texture analysis using gray-level run lengths"*, CGIP-4, pp. 172-199, 1974

[11] L. S. Davis, S. Johns, J. K. Aggrawal, *"Texture analysis using generalized co-occurrence matrices"*, IEEE transactions on Pattern Analysis and Machine intelligence-1, pp. 251-259, July 1979.

[12] M. Vitterli, C. Herley, *"Wavelets and filter banks: theory and design"*, IEEE transactions on Signal Process, Vol 20, pp. 2207-2232, September 1992

[13] B. S. Manjunath, W.Y. Ma, *"Texture Feature for browsing and retrieval of image data"*, Technical Report CIPR-TR-95-06, July 1995

[14] L. L. Thurstone, *"A Law of Comparative Jud*

gment", Psychological Review, Vol. 101, No. 2, 266-279, 1994
[15] C. H. Coombs, R. M. Dawes, "*Mathematical Psychology*", Prentice-Hall, New Jersey, 1970
[16] Stuart C. Shapiro, "*Encyclopedia of artificial intelligence*", A Wiley-Interscience publication, Vol. 2, 1992
[17] Kurt Hornik, "*Multilayer Feedforward Networks are Universal Approximaotrs*", Neural Networks, Vol. 2 pp. 359-366, 1989
[18] Ewa Kwiatkowska, Imad S. Torsun, "*Hybrid neural network system for cloud classification from satellite images*", Proceedings of 1995 IEEE international conference on Neural Network, Vol. 2, pp. 1907-1912
[19] Mohamad H. Hassoun, "*Fundamentals of Artificial Neurla Networks*", the MIT Press, 1995
[20] P. P. Raghu, R. Poongodi and B. Yegnanaraya ana, "*A Combined Neural Network Approach for Texture Classification*", Neural Network, Vol. 8, No. 6, pp. 975-987, 1995
[21] P. Brodatz, "*Textures, A Photographic album for artist and designers*", Dover Publications, New York, 1966
[22] Robert Schalkoff, "*Pattern Recognition : statistical, structural and enral approaches*", John Wiley & Sons, Inc., USA, 1992
[23] Rafael G. Gonzalez, Richard E. Woods, "*Digital Image Processing*", Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1992
[24] Robert M. Haralick, Linda G. Shapiro, "*Computer and Robot Vision*", Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1992
[25] James A. Freeman, David M. Shapura, "*Neural Networks : algorithms, applications, and programming techniques*", Addison-Wesley Publishing Company, Inc., 1992