

패턴 정보량에 따른 신경망을 이용한 영상분류

이 윤정, 김 도년, 조 동섭
이화여자대학교 전산과

Image Classification using neural network depending on pattern information quantity

Lee Yun Jung, Kim Do Nyun and Cho Dong Sub
Dept. of Computer Science, Ewha Womans University

ABSTRACT

The objective of most image processing applications is to extract meaningful information from one or more pictures. It is accomplished efficiently using neural networks, which is used in image classification and image recognition. In neural networks, background and meaningful information are processed with same weight in input layer. In this paper, we propose the image classification method using neural networks, especially EBP(Error Back Propagation). Preprocessing is needed. In preprocessing, background is compressed and meaningful information is emphasized. We use the quadtree approach, which is a hierarchical data structure based on a regular decomposition of space.

1 서론

대부분의 영상처리용용에서의 목적은 영상으로부터 의미있는 정보를 추출해내는 데 있다. 이러한 정보는 영상인식이나 영상 분류에 사용된다 [5]. 특히, 이러한 의미있는 정보를 추출해내는데 신경망은 효율적으로 사용된다. 신경망은 교사 신경망과 비교사 신경망으로 나누어지는데 교사 신경망은 재학습 훈련데이터에 기초한 일반화 능력으로 인해 영상분류나 인식작업에 효율적으로 사용될 수 있다. 그러나, 이러한 재학습 데이터를 이용한 일반화로 인해 의미있는 정보가 소실되거나 무시될 가능성이 있다. 이는 입력층, 은닉층, 출력층으로 구성된 신경망에서 학습할 영상의 피셀들을 똑같은 중요도를 가지고 입력층에 적용시키기 때문이다. 이 경우 영상을 분류하는데 있어 거의 중요하지 않은 부분도 중요한 부분과 같은 비중으로 처리되어 분류하는데 있어 좋지 않은 학습속도와 인식율을 낸다.

본 논문에서는 이를 개선하기 위해 입력테이타에 전처리를 하여 신경망에 적용시킴으로써 학습속도와 인식율을 향상시키고자 하였다. 즉, 중요하지 않은 피셀들의 경우 압축시켜 입력층에 적용시킴으로써 입력노드의 수를 줄이고 효율적으로 학습을 시키고자 하였다. 이를 위해 전처리단계에서 사분목법(quadtree)을 사용하였고, 신경망으로 대표적인 교사 신경망이며 구현이 비교적 쉽고 간단한 EBP(Error Backpropagation)를 사용하였다.

2. 사분목법(quadtree) [2]

본 논문에서는 입력데이터를 신경망에 적용시키기 이전에 전처리를 하였는데 이를 위해 사본문법을 사용하였다.

사분목법은 이미지 처리, 컴퓨터 그래픽스, 패턴 인식, 로보티스 등의 응용에서 사용되는 계층적 데이터 구조로 평면 영역 배열을 코딩화하는데 있어서 좋은 축약방법이다. 사분목법의 기본 원리는 영상을 4개의 부분영상들로 반복적으로 나누는 데 있다. 이 방법은 영상면이 $N \times N$ 정방형이며, N 은 2^n 으로 표시될 때 가장 잘 적용될 수 있다.

이러한 사분모법을 사용하는데 있어서의 장점은 약간의 펴션
정보에서 차이가 나는 역사의 경우 쉽게 구별하는 데 있다.

사분모법의 문제점은 위치와 잡음에 민감하다는데 있다. 본 논문에서는 입력데이터가 정규화가 되어있다고 가정하였고 잡음의 민감성을 해결하기 위해 tolerance를 두었다.

사분모복을 이용해 전처리된 학습테이터는 신경망의 입력으로 들어간다. 전처리를 수행한 입력 데이터는 크기가 각각 다르므로 입력층의 노드수를 학습시킬 입력데이터의 최대크기로 설정하여 나머지는 1크로 해서 사용된다.

3 시경마을 토하 학습

본 논문에서 사용되는 대표적 교사학습환경인 EBP의 구조는 입력층, 은닉층, 출력층의 다중 네트워크 구조를 갖는다. 학습 전자는 전방향단계, 후방향단계의 두 단계로 나누어져 있으며 에러가 어느 입력계치를 넘지 않을 때까지 입력패턴을 반복적으로 학습시킨다. 에러의 최도는 실제 출력과 원하는 출력사이의 평균제곱오차이다. [3]

$$E_p = \sum_k (T_{kp} - O_{kp})^2 / 2$$

$$E_t = \sum_i E_i$$

T_{ab} : 실제 출령 O_{ab} : 원하는 출령

이러한 오차는 클래스간의 경계를 결정해주는 가중치의 변화에 영향을 준다.

$$W_{ij}(n+1) = W_{ij(n)} + \eta \delta_j a_i$$

$$\delta_j = f'(a_j) e_j$$

η 는 학습율로서 학습시간과 밀접한 관련이 있다. η 값을 크게 하면 할수록 에러가 감소되는 폭이 커져 학습이 빨리 진행될 수 있지만, 진동될 우려가 있기 때문에 좋지 않다. 따라서 관성항을 두어 조정을 하는데 관성항은 이전에 학습한 가중치의 영향이다.

δ 는 학습폐단의 목표출력과 실제출력의 차로부터 일어진 오차값이다.

4. 실험 및 결과

본 논문에서는 16*16의 이진 한글데이터를 사용하여 실험을 하였다.

이 화 예 자 대

학 교 전 삽 과

그림 4.1 사용된 학습데이터들

학습 폐단을 사분목법을 적용하여 생성한 결과의 예는 다음과 같다. (tolerance = 0.016)

```
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 1 0
0 0 0 1 1 1 1 0 0 0 0 0 1 1 0 0
0 0 1 1 1 1 1 1 0 0 0 0 1 1 0 0
0 0 1 1 0 0 1 1 1 0 0 0 1 1 0 0
0 1 1 1 0 0 1 1 1 0 0 0 1 1 0 0
0 1 1 0 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 0 0
0 1 1 0 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 0 0
0 1 1 0 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 0 0
0 1 1 0 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 0 0
0 1 1 0 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 0 0
0 1 1 0 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 0 0
0 1 1 0 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 0 0
0 1 1 0 0 0 0 1 1 0 0 0 1 1 0 0
0 0 0 1 1 1 1 0 0 0 0 0 1 1 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0
0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 0 1 1 0 0
```

▼ 사분목법을 적용

```
0 0 0 0 1 0 1 0 0 1 1 0 0 1 0 1 1 0 0 1
0 1 1 0 1 0 0 1 1 0 1 0 0 1 0 1 0 0 0 0 1 0 0 1 1 0 0 1 0
1 0 1 0 0 1 0 1 0 0 1 0 1 0 0 1 0 1 1 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 1 0 0 1
0 1 0 0 1 1 1 0 0 1 0 0 0 0 1 1 0 0 1 0 0 0 0 0 1 0 1 0 0 1 0 0 1
0 0 0 0 1 0 1 0 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 1 0 0
```

신경회로망의 학습환경은 표 4.1과 같다.

표 4.1 신경회로망 학습환경

입력 노드의 수	178
출력 노드의 수	10
온너층의 수	1
온너 노드의 수	50
학습 폐단의 수	10
전체 시스템 오차	0.0001
관성항	0.7
학습률	0.9

테스트 데이터는 그림 4.3과 같다.

산 화 01

그림 4.3 테스트 데이터들

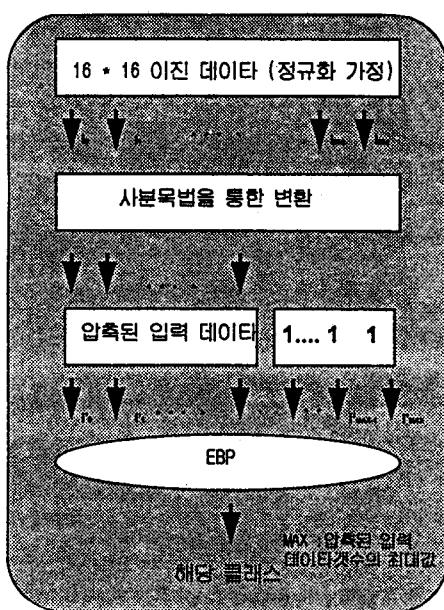


그림 4.2 시스템 구조도

사분목법을 사용하여 전처리를 한 후 신경망을 수행시킨 경우와 전처리를 하지 않고 신경망을 수행시킨 경우를 표 4.2에서 비교하였다.

표 4.2 전처리 유무에 따른 비교

	전처리를 한 경우	전처리를 하지 않은 경우
학습 후 전체 시스템오차	0.000279	0.000363
입력노드갯수	178	256
인식율	test1 0.994871 test2 0.994546 test3 0.993304	0.993140 0.992983 0.991852

사분목법을 이용하여 전처리를 한 후 신경망을 적용시켰을 경우, 전처리를 하지 않은 경우에 비해 입력노드수가 적고 배경에 있는 잡음에 그다지 영향을 받지 않았다. 그러나, 입력 노드의 각 픽셀이 갖는 의미의 다양성으로 인해 전처리를 하지 않았을 경우 잘 구별되지만 전처리를 한 후 구별이 잘 되지 않는 데이터도 발생한다.

5. 결과 및 연구 방향

본 논문에서 사분목법으로 전처리를 한 후 신경망에 적용했을 경우 입력노드수가 줄어들고 학습속도가 빠르며 배경의 잡음에 그다지 영향을 받지 않고 분류를 한다는 것을 알 수 있었다. 또한 작은 정보에 있어서 차이가 나는 영상의 경우 쉽게 구현할 수 있다. 그러나, 위치에 민감하고 무조건적으로 공간을 4등분한다는 점으로 인해 분류하는데 많은 어려움이 있었다. 즉, 사분목법으로 전처리를 한 후 생성되는 픽셀의 수가 데이터마다 다르고, 이로 인해 신경망의 같은 입력 노드에 들어가는 픽셀의 위치적 의미가 달라 데이터마다 달라 보통의 신경망에 적용할 경우에는 거의 고려할 필요가 없었던 새로운 문제가 발생하였다. 또, 그 용용분야가 한정되어 있다는 문제가 있다. 따라서, 신경망에 적용하는데 있어서의 사분목법 자체의 변형과 신경망 자체의 보완점이 필요하리라고 본다.

참고 문헌

1. 신정민, “M번환을 이용한 디더링된 이진영상의 계조화” 이화여자대학교 대학원 전자계산학과 석사학위 논문, pp.25-28, 1994.
2. 김희승, 영상인식, 생능, pp.255-258, 1993.
3. Yoh-Han Pao, Adaptive Pattern Recognition and Neural networks, pp.113-140, Addison Wesley, 1989.
4. S.Y.KUNG, Digital Neural networks, Prentice Hall International Editions, 1993.
5. Rhys Lewis, Practical Digital Image Processing, ELLIS HORWOOD, 1990.
6. James A.Freeman, David M.Skapura, Neural networks, Addison Wesley, 1992.