

다치-신경망을 이용한 화상처리

Image Processing Using Multiple Valued Neural-Network

정 환 목, 박 미 경

대구효성가톨릭대학교 전자정보공학부

Chung Hwan Mook, Park Mee Kyeong

Faculty of Electronics & Information Engineering,

Catholic University of Taegu-Hyosung

요 약

본 논문은 화상처리에 다치를 이용하여 농도처리하는 방법을 제안한다. 화상처리시에 필요한 물체의 농도를 다치로 표현한 후 그 특징을 추출하고, 원영상에 대한 주요 모양 특징들을 구한다. 그리고 다치 신경망을 이용하여 학습을 시킨 후 인식하려고 하는 영상에 대한 정보의 중복성과 인식에 필요한 시간 및 기억공간을 최소화할 수 있다.

I. 서론

최근 몇 년간 신경회로망은 많은 연구분야에서 매우 커다란 관심의 대상이 되어왔다. 이 같은 관심은 신경회로망이 지닌 병렬처리 능력, 적응학습능력, Error-Tolerance 능력, 그리고 Fault-Tolerance 능력 등과 같은 장점이 있다[4]. 그중에서도 Rumelhart[3]가 제안한 오차 역전파 알고리즘은 분류, 인식, 그리고 제어 등의 비선형 문제를 해결하는 데 우수한 성능을 보였다.

특히 역전파 학습 알고리즘이 지닌 근사능력에 관한 이론적 연구와 이를 이용한 영상 압축 등에 관한 연구가 활발히 이루어지고 있다. 또한, 1957년에 Kolmogorov[5]는 $[0,1]^n$ 에서 R^m 으로 사상하는 어떠한 다변수 연속함수도 일변수 연속함수의 선형조합에 의해 근사될 수 있다는 것을 증명하였다. 1987년에 Nielsen[6]은 이 증명을 신경망에 적용하여 연속함수를 정확히 근사할 수 있는 다층신경회로망이 존재함을 이론적으로 보였다. Chiang과 Fu[1]는 2차 시스모이드 함수를 활성화 함

수로하는 다층 신경회로망을 이용하여 함수 근사를 시도하였다. 이와 같은 다층 신경회로망의 근사능력, 즉 일반화 특성을 이용하여 영상 데이터를 축소된 공간으로 매핑하고 무학습의 영상데이터를 처리할 수 있게 되었다. 이와 같은 많은 신경회로망을 이용한 화상처리에서의 출력은 2치로 취급하고 있다.

그런데 차츰 하드웨어와 소프트웨어의 기술이 혁신되고 문자와 수치가 중심인 컴퓨터에서 화상, 음성 등을 합성한 멀티미디어 정보처리로 그 변화가 일어나고 있다. 따라서 이들은 2치 화상에서 다치화상으로의 변화를 요구하게 되었다.

다치논리는 2치 논리에 비하여 동일 정보량을 처리하는데, 고속 처리가 가능하고, 정보의 기억밀도가 크며 논리회로 실현시 그 입출력 단자수가 감소하는 등의 장점을 가지고 있다[7,8].

본 논문에서는 화상처리시에 필요한 물체의 농도를 다치로 표현하며, 이 농도를 이용하여 특징을 추출한다. 그리고 원영상에 대한 주요 모양 특징을 구한 다음 다치 신경망을 이용하여 학습을 시킨 후 인식하고자 하는 영상을

처리하여 정보의 중복성과 인식에 필요한 시간 및 기억공간을 최소화하려는데 있다.

II. 양자화 함수의 다치화 과정

$M \times N$ 개의 셀을 가지는 신경망에서 i 행 j 열에 있는 셀을 셀(i,j)이라고 $C(i,j)$ 로 표시하며, $C(i,j)$ 의 r 근방 N_r 은 다음과 같이 나타낸다.

$$N_r(i, j) = \{C(k, l) | \max\{|k-i|, |l-j|\} \leq r\} \quad (1)$$

$$1 \leq k \leq M, 1 \leq l \leq N$$

여기서, r 은 양의 정수이고, $r=1$ 의 근방 경계를 3×3 근방, $r=2$ 의 근방경계를 5×5 근방, $r=3$ 의 근방경계를 7×7 근방이라 한다. 이와 같이 정의한 근방 시스템에서 대칭성은 인접한 것을 통합한 $C(i,j)$ 와 $C(k,l)$ 에 있어서 $C(i,j) \in N_r(k, l)$ 이라면 $C(k, l) \in N_r(i, j)$ 이다. 이것을 식으로 표현하면 다음과 같다.

$$x_{ij}(t+1) = \sum_{\alpha, k, \beta \in N_r(i, j)} A(i, j, k, l) y_{k\alpha}(t) + \sum_{\alpha, k, \beta \in N_r(i, j)} B(i, j, k, l) u_{k\alpha}(t) + I \quad (2)$$

$$y_{ij}(t+1) = f(x_{ij}(t+1)) \quad (3)$$

$$f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases} \quad (4)$$

여기서, $f(x)$ 는 계단함수이며, 여기서 얻은 출력은 2치화로 된 것이다. u_{ij} , y_{ij} 는 각각 셀 $C(i, j)$ 의 입력 및 출력을 표시하며, I 는 셀의 식별값을 나타낸다. 물론 $A(i, j, k, l)$, $B(i, j, k, l)$ 은 계수행렬이고, 셀 $C(k, l)$ 에서 셀 $C(i, j)$ 의 접속이 매우 중요하다는 것을 표시하고, 출력으로의 결합을 A 템플레이트, 입력의 결합을 B 템플레이트라 한다.

이때, A 템플레이트(template)의 중심이 0이상이면 다치-신경망의 에너지 함수는 단조감소하여 급속히 보정된다

여기서는 화상의 다치화에 대해서 비선형 출력함수 $f(x)$ 로 양자화 계단함수를 이용한 방법을 제안하고 있다.

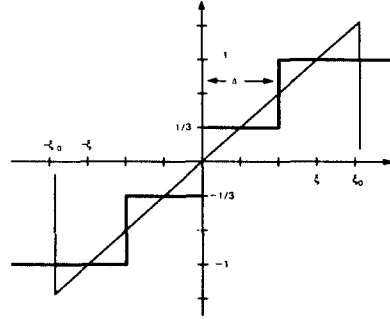
이 방법에서는 비선형 출력함수 $f(x)$ 에 x 를 n 개의 난수치 레벨로 변환하는 비선형 함수, 즉 Δ 를 양자화 단계라 하고, 양자화 함수를 이용한다.

$$f(x) = \begin{cases} 1 & (x \geq \xi_0) \\ \frac{1}{\xi} g(x) & (-\xi_0 \leq x \leq \xi_0) \\ -1 & (x \leq -\xi_0) \end{cases} \quad (5)$$

$$g(x) = \begin{cases} \Delta([\frac{x}{\Delta} + \frac{1}{2}]) & (n \text{ is odd}) \\ \Delta([\frac{x}{\Delta}] + \frac{1}{2}) & (n \text{ is even}) \end{cases} \quad (6)$$

$$\Delta = \frac{2\xi}{n-1} \quad (7)$$

[그림 1]은 $n=4$ 인 경우의 $f(x)$ 를 나타낸다.



[그림 1] $n=4$ 일때의 양자화 함수

[그림 1]에서 나타내고 있는 출력 y 는 $[-1, 1]$ 의 구간내의 등간격($n \geq 2$)레벨의 난수치이다. k 를 $n-1$ 이하의 정수, n 을 난수치 레벨 수로하는 출력 y 의 정의식은 다음과 같은 식으로 나타낸다.

$$y \in \left\{ \frac{2k - (n-1)}{(n-1)}, k = 0, 1, \dots, n-1 \right\} \quad (8)$$

III. 농도변환 알고리즘

농담화상에서 화상을 다치표현 할 때의 한 가지 방법으로 농도변환이 있다. 농도변환은 입력화상에 대응하는 농도를 변환하는 방법이다. 본절에서는 출력화상을 2치 화상에서는 없고 다치화상에도 없는 새로운 화상처리 방법을 고찰한다.

예를 들어, 256농도에서 8농도로 변환하는 경우를 고찰하고자한다. 단색은 8농도로 떨어지는 농도차를 명확하게 표현한다. 그러나 자연화상은 근방상관에 강하다. 저주파성분을 많이 넣고 있는 것을 고찰한다. 다시 말하면, 데이터의 고안을 행할 때에 자연화상은 근방상관이 강하고 저주파 성분을 많이 넣고 있다는 것을 고려할 필요가 있다. 거기에 저주파 성분을 접목한 다치-신경망에서 자연화상의 다치

부호화법을 사용한다.

위에서 자연화상은 근방상관에 강하고 저주파성분을 많이 가지고 있다. 따라서 농담화상을 고레벨성분과 저레벨성분으로 분할한 것을 부호화를 한다. 고레벨성분과 저레벨 성분은 각각 처리를 옮겨 부호화를 행한다.

여기서, 입력화상의 1화소를 n비트, 출력화상의 1화소를 m비트로 표현한다($n > m > 1$). 물론, 입력화상은 아날로그 값을 가지고 있다. 입력화상은 2^n 농도에 있고, 출력 화상은 2^m 농도에 있다.

먼저, 입력화상을 통합한 화소를 $2^m - 1$ 로 분할하고, 그 상을 고레벨 성분이라 하고, 반대가 저레벨 성분이라 한다. 다시 말하면 출력화상의 최하위 비트에 대한 처리를 분산하고 있는 것을 고찰하였다.

여기서 저레벨 성분을 입력 u_{ij} 로 하는 다차-신경망에서 2치화를 한다. $f(x)$ 는 계단함수를 이용한다. 그리고 뉴런이 안정상태에 수렴할 때의 출력은 최후에 고레벨 성분을 가산하여 최종적 출력을 얻는다. 이것을 블록 다이어그램으로 나타내면 [그림 1]과 같다.

다음 알고리즘은 저레벨의 성분의 값을 $u_{i,j}$ 로 하고, 식별값에서 고레벨 성분을 끌어내고, 완전한 저레벨 성분의 값을 다차-신경망으로 처리한다.

```
for(k=0; k<2m-1; k++) {
    if( ( 2(k+1) / 2m - 1 ) > PXL(i,j) > 2k / 2m - 1 ) {
        ui,j = PXL(i,j) - 2k / 2m - 1;
        I' = I - k / 2m - 1;
    }
}
```

여기서, PXL(i,j)는 (i,j)의 픽셀값을 구간(-1, 1)에 매핑한 값이다.

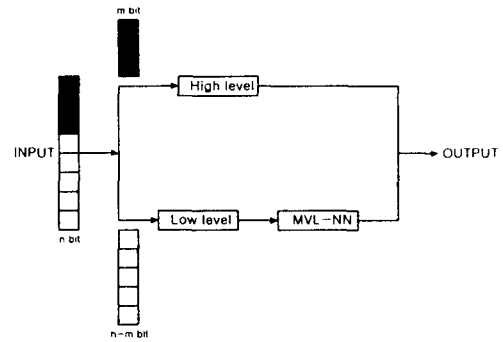
$$x_{ij}(t+1) = \sum_{\alpha, k, \beta \in N(i,j)} A(\alpha, k, \beta) y_{\alpha k}(t) + \sum_{\alpha, k, \beta \in N(i,j)} B(\alpha, k, \beta) u_{\alpha k}(t) + I' \quad (9)$$

$$y(t+1) = f(x_{ij}(t+1)) \quad (10)$$

$$f(x) = \begin{cases} 1 & x \geq 0 \\ -1 & x < 0 \end{cases} \quad (11)$$

여기서, I' 는 n비트의 긴 입력에서 고레벨 성분 m비트를 뺀 (n-m)비트의 긴 값이다. [그림 2]는 농도변환의 과정을 나타낸 것이다.

앞의 템플레이트에 대한 식(12)와 식(13)이



나타내는 가우스 분포를 따르는 이하의 템플레이트를 이용한다. 중앙에서 떨어져 나가면 그 값이 감소하는 것으로 중앙에서 r이상 떨어진 뉴런의 가중치를 0에 근사한다. 실제 실

[그림 2] 농도변환 과정

험에서 A 템플레이트는 $\sigma=0.8$, B 템플레이트는 $\sigma=1.0$ 의 것을 사용하였다. A 템플레이트의 중심은 수축을 보정하는 0이다.[4]

$$W(i, j, k, l) = \frac{1}{2\pi\sigma^2} \exp\left\{-\frac{(i-k)^2 + (j-l)^2}{2\sigma^2}\right\} \quad (12)$$

$$H(i, j, k, l) = \begin{cases} W(i, j, k, l) & \text{if } \max(|i-k|, |j-l|) \leq r \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (13)$$

-0.0028	-0.0132	-0.0215	-0.0132	-0.0028
-0.0132	-0.0596	-0.0983	-0.0596	-0.0132
-0.0215	-0.0983	-0.0000	-0.0983	-0.0215
-0.0132	-0.0596	-0.0983	-0.0596	-0.0132
-0.0028	-0.0132	-0.0215	-0.0132	-0.0028

A 템플레이트 $\sigma=0.8$

+0.0001	+0.0020	+0.0055	+0.0020	+0.0001
+0.0020	+0.0422	+0.1171	+0.0422	+0.0020
+0.0055	+0.1171	+0.3247	+0.1171	+0.0055
+0.0020	+0.0422	+0.1171	+0.0422	+0.0020
+0.0001	+0.0020	+0.0055	+0.0020	+0.0001

B 템플레이트 $\sigma=1.0$

여기서 저레벨성분을 다차-신경망으로 처리하는 것에 관하여 기술하고 있고, 고레벨성분에 관한 처리는 고려하지 않는다.

4. 적용 예

앞에서 기술한 농담화상의 농도 변환에 관한 적용 결과를 나타낸다. 1픽셀에 대한 8비트(256농도)의 원 화상을 1픽셀에 대해 3비트(8농도) 부호화에 고안할 때의 화상을 나타낸다. 2차 화상처리로 가우스 분포를 사용하였다.

[그림 3]에는 원화상을 나타내고 표준 화상이 1개가 있는 lena를 사용하였다. 시뮬레이션 결과의 비교를하면 단색 8치화한 이전의 화상을

양자화함수를 사용한 화상이 [그림 4], [그림 5]에 나타내었다. 그리고 [그림 6]은 본 논문에서 제안한 방법에 따른 화상을 나타낸 것이다.



[그림 3] 원화상



[그림 4] 단색 8치화상



[그림 5] 양자화 함수를 이용한 화상



[그림 6] 제안된 알고리즘에 따른 화상

IV. 결 론

본 논문에서는 다치신경망에서 화상의 다치 표현에 관하여 논의하였다. 결과적으로 저레벨성분과 고레벨 성분으로 분리하는 방법에서 얻은 결과를 단색 8치화한 값과 비교하여 밝은 원화상에 가까운 화상을 표현하고 있다는 것을 확인하였다. 앞에서 기술한 출력함수 $f(x)$ 는 양자화함수를 이용한 경우를 비교한 것이고, 본 방식에서 얻은 출력화상의 방법이 원화상에 가깝다는 것을 알 수 있다. 이것은 저레벨성분과 고레벨성분으로 나누는 것이 보다 효율적임을 알 수 있었으며, 실제 영상 처리시 정보의 중복성과 인식에 필요한 시간 및 기억 공간을 최소화할 수 있음을 알았다.

참고문헌

1. C. C. Chiang and H. C. Fu, "A Variant of second Order Multilayer Perceptron and Its Application to Function Approximation", IJCNN'92, Vol. 3, pp 887-892, 1992.
2. Chi-Chien Lee and Jose Pineda de Gyvez, Member, IEEE "Color Image Processing in a Cellular Neural-Network Environment", IEEE Transaction on Neural Networks, Vol. 7, No. 5, September 96.
3. D. E. Rumelhart, G. E. Hinton, and R. J. Williams, "Learning Internal Representations by Error Propagation", in D. E. Rumelhart and J. L. McClelland(Eds), Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. 1 : Foundations, pp. 318-362, MIT Press, 1986.
4. V. Milutinovic and P. Antognetti, "NEURAL NETWORKS: Concepts, Application and Implementation", Vol. 1, pp. 110-148, Prentice-Hall, 1992.
5. R. H. Nielsen, "Kolmogorov's Mapping Neural Network Existence Theorem", IJCNN'87, Vol. 3, pp. 11-13, 1987.
6. R. H. Nielsen, "Theory of the Backpropagation Neural Networks", IJCNN'89, Vol. 1, pp. 593-605, 1989.
7. 정환묵의 1인, "기호다치 논리함수의 변화 및 전개", 대한전자공학회 논문지, 제20권, 제5호, 1983.
8. 정환묵, "다치논리함수의 구조 해석과 전개", 한국정보과학회지, Vol. 13, No. 3, pp. 155-166, Aug., 1986.