

실시간 보간 기능을 갖는 정보전파신경망의 개발

김종만*, 신동용**, 김형석*, 김성중*
 *전북대학교 전기전자제어공학부 **한라대학 방사선과

Development of Information Propagation Neural Networks
 processing On-line Interpolation

Jong-Man Kim*, Dong-Yong Sin**, Hyongsuk Kim*, Sung-Joong Kim*

* Dept. of Electrical,Electronical and Control Engineering Chonbuk University

** Dept. of Radial Rays Hanra College

Abstract - Lateral Information Propagation Neural Networks (LIPN) is proposed for on-line interpolation. The proposed neural network technique is the real time computation method through the inter-node diffusion. In the network, a node corresponds to a state in the quantized input space. Each node is composed of a processing unit and fixed weights from its neighbor nodes as well as its input terminal. Information propagates among neighbor nodes laterally and inter-node interpolation is achieved. Through several simulation experiments,real time reconstruction of the nonlinear image information is processed. 1-D LIPN hardware has been implemented with general purpose analog ICs to test the interpolation capability of the proposed neural networks. Experiments with static and dynamic signals have been done upon the LIPN hardware.

1. 서 론

임의의 간헐적인 정보를 주위로 확산시켜 완전한 정보로 추출해내는 보간기법은 중요한 정보추출 기법이다. 이 기법은 주로 수치해석적인 원리를 이용하며, 영상신호처리 시스템이나 실시간 정보를 원하는 제어시스템과 특히, 요즘 초고속 정보통신망 등 통신 시스템 등에 응용이 고조되고 있는 정보 보간 방법이다. 정보처리에 사용되는 보간 기법을 이용 한 동향에 있어서, 저해상도를 가지는 영상시스템에서 고해상도의 원래의 영상 정보로 보간시키는 방법이 수행되었다[1]. 이러한 방법은 중간에 존재치 않는 정보들은 이미 주어진 정보를 이용하여 주위의 영상정보로 수치적인 보간 기법[2]에 의해서 찾아가며 본래의 완전한 영상정보를 복원시킨다. 또한 지형의 고도 윤곽 정보에 대한 응용 부분으로써, 국토건설, 도시 계획시의 채광 및 통신 장애 지역 등에 압축된 등고선 지형도 등을 이용하여 3차원 실제 지형도를 복원시켜 사용하고 있으며[8], 또한 자동차 운전 응용시에 돌발 물체에 대한 빠른 감지를 위하여 실시간으로 고도처리를 해야하는 방법들이 요구되고 있다.

정보 보간 특성을 갖는 기존모델로 Inverse Distance 기법, TIN(삼각불규칙망) 기법, DT기법 등의 알고리즘을 이용한 기법등이 있다. 이와 같은 보간 기법등은 여러 가지 수학적인 계산방식에 의해 보편적으로 주위의 정보를 잘 계산해내지만, 굴곡이 심한 부분 등에 부분적인 오차가 자주 발생되며, 특히 계산 시간이 오래 걸리는 단점을 가지고 있어 불편함이 있다. 이와 반면, 병렬처리의 원리를 이용하는 신경회로망은 내부의 연결강도를 적응적으로 변화시키는 학습성,병렬성 등의 특성에 의하여 신속하게 계산처리를 하는 보간기능을 가진다. 이러한 특성으로 인하여 기존의 몇몇 연구자들이 신경회로망의 보간 특성을 이용하여 패턴인식에 응용 및

함수의 근사화에 적용하였다[4-7]. 이들 연구자들의 방법은 학습을 통한 off-line 보간 기능을 갖는 반면, 제안한 방법은 노드들 사이에 on-line 보간을 수행한다는 점에서 기존의 보간법과는 다른 구조를 가진다. 따라서 본 연구에서는 확실한 정보를 갖는 영역에 대하여 내부적으로 연결된 정보전파 신경회로망 구조를 제안하여 원래의 정보 데이터로 보간 작업을 수행시키는 특성을 보이고, 신경회로망 하드웨어로 제작하여 실시간 보간 특성을 가능케하는 다양한 실험 결과를 제시하였다.

2. 제안한 정보전파 신경회로망(LIPN)

2.1 정보전파 신경회로망의 구조

본 연구에서 제안한 정보전파 신경회로망은 그 구조가 단층 신경망 노드로 구성되며 그림 1과 같다. 각 노드가 자신의 입력값 뿐 아니라 인접한 노드의 출력값에 점점 수렴하도록 하는 연결구조를 가지며, 임의의 위치 정보를 주변의 상태 공간에 신속하게 전파시켜 자연스런 정보의 보간화가 이루어진다. 각 노드들은 자신의 입력 혹은 인접 노드로부터 나온 연결강도의 평균값을 향하여 연속적으로 갱신되는 특성을 갖는다. 그림 1은 제안한 정보전파 신경회로망의 1차원구조이다. 그림에서 I_i 와 O_i 는 각각 i 번째 입력과 출력을 나타내며, N_i 는 i 번째 노드를 나타낸다. 연결강도 w^i 는 i 번째 노드의 입력연결 연결강도이며, $w^o_{l,m}$ 는 m 번째 노드로부터 l 번째 노드까지의 출력의 연결강도를 의미한다. 또한 w^s 는 출력의 스케일 연결강도이다. 이러한 1차원 LIPN의 i 번째 노드의 출력은

$$O_i = w^s f [w^i I_i + \sum_j w^o_{i,i+1} O_{i+1}]; \quad i = \pm 1 \quad (1)$$

여기서 f 는 신경망 노드의 활성화 함수이다.

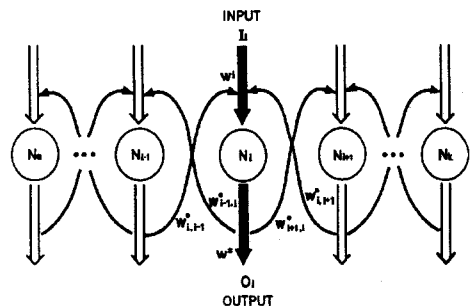


그림 1. 정보전파 신경회로망(LIPN)의 1차원구조

또한 w^s 는 출력의 스케일 연결강도이다.

이러한 1차원 LIPN의 i 번째 노드의 출력은

$$O_i = w^s f [w^i I_i + \sum w^o_{i,i+1} O_{i+1}]; \quad l = \pm 1 \quad (1)$$

여기서 f 는 신경망 노드의 활성화 함수이다.

신경회로망의 각 노드는 양자화된 입력공간상의 상태와 일치한다. 노드의 입력 신호와 인접노드의 신호정보는 평균 가중되어 출력을 산출시킨다.

2.2 보간을 위한 LIPN 의 연결강도

제안한 LIPN의 연결강도는 보간을 위해서 최적으로 정하여지며, 다음과 같은 특성을 갖는다.

[A] 입력이 있는 노드는 입력과 같은 연결강도의 값을 출력시킨다.

[B] 입력이 없는 노드는 인접 노드로부터의 연결강도의 평균값을 출력시킨다.

(1)식의 f 가 선형 활성화함수이면, 이 방정식은

$$O_i = w^s (w^i I_i + \sum w^o_{i,i+1} O_{i+1}); \quad l = \pm 1 \quad (2)$$

만일 w^o 가 w^i 보다 작고 w^s 가 w^i 의 역관계이면,

(2)식은

$$O_i \cong w^s (w^i I_i) = I_i \quad (3)$$

여기서, 노드의 w^o 은 [A]조건을 만족시키기 위해서 입력이 있는 노드에 있어서 매우 작아야 한다.

또한 만일 w^o 가 w^i 보다 매우 크면, (2)는

$$O_i \cong w^s (\sum w^o_{i,i+1} O_{i+1}); \quad l = \pm 1 \quad (4)$$

w^s 가 $\frac{1.0}{\sum w^o_{i,i+1}}$ 이면, 입력값이 없는 노드는

인접노드의 연결강도의 평균값으로 보간시키게 된다. 그러므로 [B]조건을 만족시키도록 노드의 연결강도 w^o 는 w^i 보다 훨씬 커야 한다.

따라서 프로그램 수행중 보간량은 입력값의 존재 유무에 의존하여 다른 고정된 연결강도의 값을 할당시키므로써 새로운 연결강도 값을 생성시킨다.

3. 정보전파 신경회로망을 이용한 보간

이 절에서는 신경망 출력을 통하여 축향 정보전파 신경회로망의 보간 특성을 설명하기로 한다.

특성 설명의 간소화를 위해서 그림 1의 1차원 보간 신경망에서 두 개의 입력을 X 와 X' 으로 하여 각각 신경 노드 0번째와 $N+1$ 번째 신경 노드라고 하자. w^s 에 의해 일반화된 연결강도를 w_1 와 w_2 으로하여 각각 노드의 좌,우 값으로 놓는다. 이때 연결강도는

$$0.0 \leq w_1, w_2 \leq 1.0$$

$$w_1 + w_2 = 1.0 \quad (5)$$

이 되도록 한다.

2.2절에서 언급된 노드 특성에 따라서 0번째와 $N+1$ 번째 신경노드 입력변수를 각각 I 와 I' 로 놓을 때 다른 신경 노드들의 출력값은

$$O_1 = w_1 I + w_2 O_2 \quad (6)$$

$$O_2 = w_1 O_1 + w_2 O_3 \quad (7)$$

$$O_k = w_1 O_{k-1} + w_2 O_{k+1} \quad (8)$$

$$O_{N-1} = w_1 O_{N-2} + w_2 O_N \quad (9)$$

$$O_N = w_1 O_{N-1} + w_2 I' \quad (10)$$

이다.

연결강도 w_1, w_2 는 (5)식으로 조건화시키고,

O_k 를 O_{k-1} 와 O_{k+1} 사이의 평균 출력값이고, 그 범위는 $[O_{k-1}, O_{k+1}]$ 이다.

여기서 주어진 입력 I 와 I' 의 항목으로 O_k 를 계산시킨다.

식(6)~(10)에서, 임의의 계산출력은 인접된 크고 작은 노드 값을 포함하고 있다.

계산은 (6)식의 한쪽 끝에서부터 출발되어 (10)식의 마지막 노드까지 계산되어야 하며, 두 개의 연결강도가 항상 계산되는 방식으로 수행된다.

낮은 노드의 연결강도를 a_N 라 하고, 큰 노드쪽 연결강도를 b_N 이라고 할 때 (10)식은

$$\begin{aligned} O_N &= w_1 O_{N-1} + w_2 I' \\ &= a_N O_{N-1} + b_N I' \end{aligned} \quad (11)$$

으로 표현되며, 여기서 $w_1 = a_N$ 이고 $w_2 = b_N$ 이다.

식(11)을 식(9)에 대입하여 정리하면, 식(9)는

$$\begin{aligned} O_{N-1} &= \frac{w_1}{1-w_2 a_N} O_{N-2} + \frac{w_2 b_N}{1-w_2 a_N} I' \\ &= a_{N-1} O_{N-2} + b_{N-1} I' \end{aligned} \quad (12)$$

여기서 a_{N-1} 과 b_{N-1} 은 각각

$$\frac{w_1}{1-w_1 w_2} \quad \text{과} \quad \frac{w_2 b_N}{1-w_1 w_2} \quad \text{이다.}$$

유사한 방법으로,

$$\begin{aligned} O_k &= \frac{w_1}{1-w_2 a_{k+1}} O_{k-1} + \frac{w_2 b_{k+1}}{1-w_2 a_{k+1}} I' \\ &= a_k O_{k-1} + b_k I' \end{aligned} \quad (13)$$

이런 방법으로하여 O_1 은

$$O_1 = \frac{w_1}{1-w_2 a_2} O_0 + \frac{w_2 b_2}{1-w_2 a_2} I' \quad (14)$$

or

$$\begin{aligned} O_1 &= \frac{w_1}{1-w_2 a_2} I + \frac{w_2 b_2}{1-w_2 a_2} I' \\ &= a_1 I + b_1 I' \end{aligned} \quad (15)$$

이고, 여기서 O_0 is I 이다.

신경 노드를 위한 처음 계수값은 높은 수의 노드 값의 함수이며, a_N 과 b_N 으로부터 계산되기 시작하여 낮은 계수인 a_1 와 b_1 까지 어려움 없이 보간된 출력이 형성되어진다. 입력 I 와 I' 이 주어질 때 출력 O_1 이 계산되고, 또한 O_2 와 모든 신경 노드의 출력을 계산할 수 있다.

I 와 I' 항으로 표현된 출력항의 새로운 계수를 c_1 와 d_1 이라 하면 (15)식은 다음 식으로 표현된다.

$$O_1 = c_1 I + d_1 I' \quad (16)$$

첫번째 노드에서 $a_1 = c_1$ 과 $b_1 = d_1$ 이며, 두 번째 노드의 출력은 (13)식으로 부터,

$$O_2 = \frac{w_1}{1-w_2 a_3} O_1 + \frac{w_2 b_3}{1-w_2 a_3} I' \quad (17)$$

식(16)을 식(17)에 대입하면, O_2 는

$$O_2 = \frac{w_1}{1-w_2a_3} c_1 I + \frac{w_2 b_3 + w_1 d_1}{1-w_2a_3} I' \quad (18)$$

$$= c_2 I + d_2 I'$$

일반적으로

$$O_k = \frac{w_1}{1-w_2a_{k+1}} c_{k-1} I + \frac{w_2 b_{k+1} + w_1 d_{k-1}}{1-w_2a_{k+1}} I' \quad (19)$$

$$= c_k I + d_k I'$$

c_k 와 d_k 의 범위가 모두 $[0.0, 1.0]$ 이고 이들의 합이 1.0 이므로, 임의의 노드의 출력은 (19)식의 두 입력값 I 와 I' 사이의 가중치 평균값으로 계산시켜 복원시킬 수 있다.

그림 2는 0번째 노드와 8번째 노드에 각각 30과 10의 값을 인가하여 연결강도를 각기 달리하여 보간시킨 결과값을 나타낸 것이다. 그림에서 보인 것 처럼 제한한 정보전과 신경회로망은 연결강도값이 $w_1=0.5$ 와 $w_2=0.5$ 인 (3)의 경우에 선형보간을 수행함을 알 수 있으며, 또한 다른 여러 경우의 연결강도 설정시에 비선형 보간을 수행할 수 있음을 보여주고 있다.

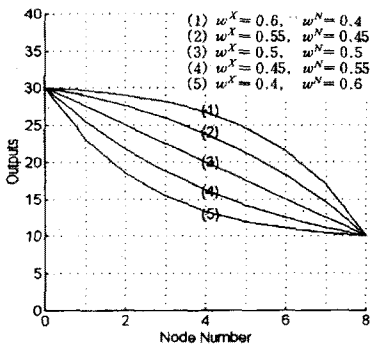


그림 2. 다양한 연결강도를 갖는 1차원 LIPN의 보간 곡선

4. 하드웨어 구성 및 실험

4.1 하드웨어의 구성

입력정보가 존재하는 경우에 다양한 연결강도를 갖는 신경망의 하드웨어 시스템을 구성하는 것은 매우 어렵다. 본 연구에서 제안한 정보전과신경회로망은 간단한 전자적인 스위칭조작을 통하여 각기 다른 연결강도의 할당을 가능케 할 수 있다. 제안한 신경회로망 모델이 적절한 보간 특성을 보임을 입증하기 위해 신경망 하드웨어를 구성하여 보였다. 이 하드웨어는 범용 아날로그 IC와 전자 소자를 이용하여 구성시켰다.

신경회로망의 입력과 출력을 위해 전압을 인가하여 보간 특성을 갖는 시스템을 구성시켰다. 전자소자들에 의한 회로로 구성된 측방향 정보전과신경회로망의 한 개의 노드만의 구조를 그림 3에 보였다.

회로는 몇 개의 OP-Amp.들과 다이오드, 저항 등 전자 소자들로 구성되어 있다. 노드의 입력이 V_{in} 으로 주어지며, 인접 노드로부터 나온 출력 X_1, X_2 가 가해진다. 노드의 출력은 최종부의 V_{out} 로 나타낸다.

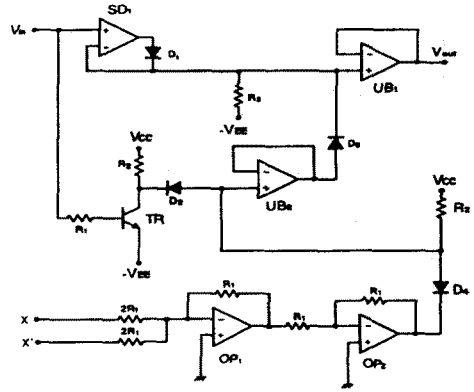


그림 3. 전자 소자에 의해 구성된 한 노드의 하드웨어 구성

노드의 입력값이 없는 경우에, $-V_{EE}$ 값이 V_{in} 에 인가 된다. 입력이 있는 노드의 경우에는 $[V_{CC}-V_{th}, -V_{EE}+V_{th}]$ 영역의 적절한 전압이 V_{in} 값으로 설정된다. 만일 노드에 입력이 존재하지 않으면 V_{in} 에 $-V_{EE}$ 가 공급되므로 D_1 가 off된다. 여기서 연결강도 w^i 는 0이다. 한편 X_1 and X_2 로 부터의 입력은 평균화 되어 UB_2, D_3 와 UB_1 를 통해 V_{out} 로 출력된다. 연결강도값 w^s 과 w^o 는 각각 0.5와 1.0이다.

만일 노드의 입력값이 존재하는 경우에는 TR 과 D_3 은 off이다. 이 경우의 X_1 과 X_2 의 정보값은 V_{out} 에 영향을 미치지 않는다. D_3 가 zero 값을 가지므로 인접노드로부터 연결강도 w^o 들은 0 값을 갖는다. w^i 와 w^s 는 모두 1.0 이다.

4.2 실험 및 결과

10 개의 노드를 가진 일차원 LIPN의 하드웨어를 범용 전자소자로 구성하였다. 구성된 하드웨어의 특성실험을 위하여 정적신호와 동적신호를 노드의 양끝단에 연결하여 보간특성을 가지는 실험결과를 보였다.

A. 정적 입력(Static Input)에 대한 보간 실험

선형보간 특성실험을 위하여 1차원 노드 배열의 양 끝단에 두 다른 입력 값 ($-4V, 5V$)의 값을 인가하였다.

수평축의 각 점들은 노드의 점의 수에 해당되며, 수직 축은 노드의 출력값에 해당한다. 다음 그림 4에 표기된 직선은 두 입력값 사이의 선형함수 곡선이며, 점선은 구성된 노드의 보간 출력이다.

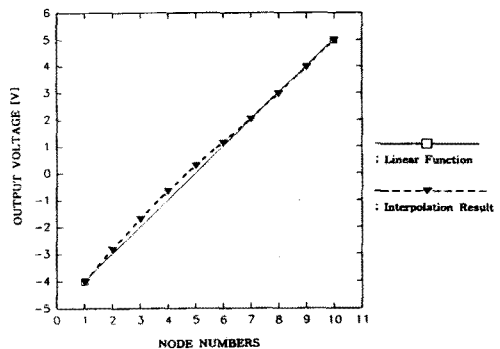


그림 4. 두 개의 정적신호값의 1차원 LIPN의 선형 보간

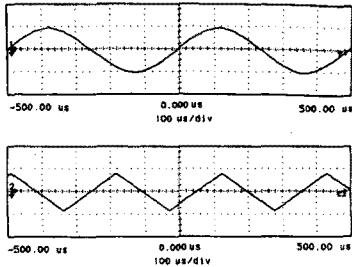
B. 동적입력(Dynamic Input)에 대한 보간 실험

동적신호를 가지는 회로의 특성실험을 위하여 각 노드의 양 끝단에 다른 주기 함수를 인가하였다. 실험에 사용된 신호 주파수는 2 kHz 이다.

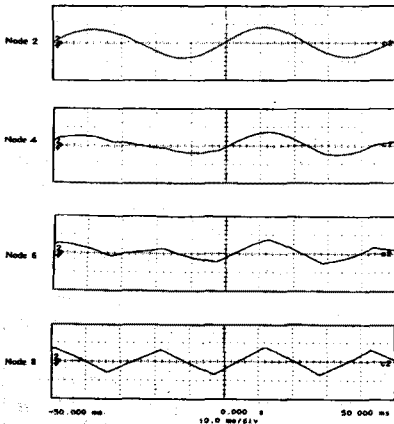
동적신호에 대한 보간을 위한 첫 번째 실험은 그림 5(a)에 보인 것처럼 입력으로 첫 번째 노드와 10번째 노드에 정현파와 삼각파를 각각 인가하였다. 그림 5(b)에 두 동적신호에 대한 보간 결과를 보였다.

노드의 신호 출력은 정현파로부터 삼각파까지 점차적으로 잘 보간되어감을 볼 수 있다. 합성된 노드의 출력결과가 첫 번째 노드에 가까울수록 정현파에 가까워지고 마지막 번째 노드에 가까이 갈수록 삼각파에 가까워짐을 알 수 있다.

제안된 신경회로망은 정적 신호뿐 아니라 동적신호를 내부 노드의 6 μ s의 시간 지연을 가지며 잘 보간됨을 알 수 있다.



(a) 1차원 LIPN의 입력용 정현파와 삼각파



(b) 인접 노드들 사이의 보간 결과

그림 5. 정현파와 삼각파 신호 사이의 1차원 LIPN 하드웨어의 보간 실험

3. 결 론

신경회로망 내부의 정보전과 기법을 통하여 실시간 보간되는 특성을 갖는 새로운 신경회로망을 제안하였다.

제안된 LIPN의 하드웨어 제작을 위하여 먼저 하드웨어 구조를 소개하고, 제안한 신경회로망 모델이 보간특성을 잘 수행됨을 증명하기 위해 범용 아날로그 IC를 이용하여 하드웨어 구성실험을 수행하였다.

제안한 신경회로망에 있어서 연결강도의 서로다른 값들을 할당하여 다양한 형태의 보간 특성을 보임으로 최적의 보간 특성을 갖는 신경구조 방법을 제시하였다.

구성된 신경회로망 노드 배열의 끝단에 정적 입력을

인가하여 보간 실험을 수행한 결과 거의 선형적인 보간 결과를 보였다. 비선형 특성곡선에 대하여도 입력 노드 사이의 중간 값들도 잘 보간하는 특성을 가지며, 특히 노드 양끝단에 서로 다른 동적입력을 인가하여 보간 실험한 결과, 각 노드들이 두 입력 신호 사이에서 매우 좋은 보간특성을 보여주고 있음을 확인하였다. 신경회로망 노드의 한쪽에 가까울수록 그쪽의 입력파형에 가까워지게 합성 보간하였고, 또 다른 쪽 노드에 가까이 갈수록 그쪽 파형의 모양에 근접하여 합성 보간하여감을 확인하였다. 두 신경회로망 노드 사이의 보간시 시간 지연은 약 6 μ s 정도였다.

향후, 실제 시스템의 응용에 필요시 되는 완전한 하드웨어 제작을 위하여 LSI(혹은 VLSI)에 기초한 회로도를 설계하는 기술을 계속 연구하는 과제가 남아있다.

(참 고 문 헌)

- (1) I. Pitas, *Digital Image Processing Algorithms*, Prentice Hall, 1993.
- (2) S. Tubaro and F. Rocca, "Motion field estimators and their application to image interpolation," in *Motion Analysis and Image Sequence Processing*, Kluwer Academic Publishers, M. I. Sezan and R. L. Lagendijk Eds., pp. 153-187, 1993.
- (3) M. J. Maron, *Numerical Analysis: A practical approach*, Macmillan Publishing Co., Inc., 1982.
- (4) D. L. Reilly and L. N. Cooper, "An overview of neural networks: Early models to real world systems," in *Introduction of Neural and Electronic Networks*, New York: Academic Press, 1990.
- (5) M. H. Hassoun, *Fundamentals of Artificial Neural Networks*, The MIT Press, 1995.
- (6) S. Sin and R. deFigueiredo, "An evolution-oriented learning algorithm for the optimal interpolative net," *IEEE Trans. Neural Networks*, vol. 3, pp. 315-323, 1992.
- (7) C. L. P. Chen, "A rapid supervised learning neural network for function interpolation and approximation," *IEEE Trans. Neural Networks*, Vol. 7, no.5, pp. 1220-1230, Sept. 1996.
- (8) D. Meyers, et. al., "Surfaces from contours," *ACM Transaction on Graphics*, vol. 11, no. 3, pp. 228-258, July, 1992.
- (9) Y. Ohta and T. Kanade, "Stereo by intra- and inter-scanline search using dynamic programming," *IEEE, Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. PAMI-7, no. 2, pp. 139-154, Mar. 1985.