

원격지 모형 물체에 대한 정보 전송을 위한 실시간 신경망

Real-Time Neural Network for Information Propagation of Model Objects in Remote Position

설남오

서남대학교 전기전자공학과

Nam-O Seul(selnamo@seonam.ac.kr)

요약

원격지 모형 물체에 대한 추출정보의 실시간 정보의 인식 및 전송을 위하여 실시간 신경회로망을 제안하였다. 제시된 신경회로망 기법은 내부 노드의 확산을 통하여 실시간 계산 기법으로 수행된다. 회로망 내에서 노드는 양자화 된 입력 영역내의 한 상태로 결정되며, 각 노드는 자신의 입력신호와 이웃하는 정보 입력의 가중치 신호의 합에 의해 새로운 정보 유닛으로 산출되어진다. 모형 물체의 실시간 인식을 위하여 제안되는 가장 이상적인 알고리즘은 순서적 정합기법인데, 임의의 위치 정보를 주변의 상태 공간에 신속하게 전파시켜 자연스런 정보의 보간 상태를 이룬다. 비선형 불규칙적 영상정보를 실시간인식을 위하여 다양한 시뮬레이션을 실행하였다. 1차원 정보전파 신경망 하드웨어를 제작하여 정적 및 동적 신호가 있는 다양한 실험을 수행하였다.

■ 중심어 : | 신경회로망 | 실시간 계산기법 | 모형 물체 |

Abstract

For real-time recognizing of model objects in remote position a new Neural Networks algorithm is proposed. The proposed neural networks technique is the real time computation methods through the inter-node diffusion. In the networks, 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. The most reliable algorithm derived for real time recognition of objects, is a dynamic programming based algorithm based on sequence matching techniques that would process the data as it arrives and could therefore provide continuously updated neighbor information estimates. Through several simulation experiments, real time reconstruction of the nonlinear image information is processed. 1-D LIPN hardware has been composed and various experiments with static and dynamic signals have been implemented.

■ keyword : | Neural Networks | Real-Time Computation Methods | Model Objects |

1. 서론

자동 제어계측 기술의 급격한 발달과 더불어 자동차

에 대한 제어 인식 기술도 고성능화가 되어가고 있다. 특히 사회 전반적으로 자동차의 수요가 폭발적으로 증가하는 시점에서 자동차 사고도 급증하고 있는 현실이

접수번호 : #070514-001

접수일자 : 2007년 05월 14일

심사완료일 : 2007년 06월 25일

교신저자 : 설남오, e-mail : selnamo@seonam.ac.kr

다. 특히 자동차가 운전자의 도움 없이 스스로 자율 운행하는 시스템 제어기술은 여러 불가피한 운행상태하의 환경에서 매우 필수적으로 요구되기 때문에, 전력전자 및 계측제어 등 전기전자 기술의 발달과 아울러 많은 연구와 개발이 진행되어지고 있다. 이와 관련하여 갑자기 출현한 도로 장애물을 실시간으로 인식하는 보간 기법은 중요하게 사용되는 정보추출기법이다.

이러한 보간 기법을 이용한 경우로써 저해상도를 가지는 영상시스템에서 고해상도의 원래의 영상 정보로 보간시키는 방법이 수행되었다[1][2]. 또한 지형의 고도 윤곽 정보에 대한 응용 부분으로써, 국토 건설, 도시 계획시의 채광 및 통신 장애 지역 등에 압축된 등고선 지형도 등을 이용하여 3차원 실제 지형도를 복원시켜 사용하였다[8][9]. 이러한 정보 보간 특성을 갖는 기존 모델로 Inverse Distance 기법, TIN(삼각불규칙망) 기법, DT기법 등의 알고리즘을 이용한 기법들은 수학적인 계산방식들은 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 가지며 몇몇 연구자들이 신경회로망의 보간 특성을 이용하여 패턴인식의 응용 및 함수의 근사화에 적용하였다[3-7]. 이러한 신경회로망을 이용한 보간 기법은 입력층과 출력층 사이에 하나 이상의 중간층이 존재하는 신경망 구조를 갖는 다층 신경회로망을 이용한 보간방법, 학습 신경망과 입력 공간 분할용 분산 신경망으로 구성되어 있는 부분 신경회로망 학습에 의한 보간 방법, Hopfield 신경회로망 학습에 의한 보간 방법 등이 있다. 그러나 이러한 방법은 학습기간이 길고 불규칙하고 비선형 정보량에서 오차가 심하며 국부 극소(local minima)가 존재하는 단점이 있다.

본 연구에서는 기존의 신경회로망과 달리 고정된 연결강도와 연결법에 의하여 임의 위치의 정보를 주변의 상태공간에 신속하게 전송시킴으로서 모든 상태 공간 내에 자연스런 정보의 보간화가 이뤄지게 하는 정보전

파 신경회로망을 제안하였다.

제안한 알고리즘을 주행 중 얻어지는 3차원 정보를 임의의 등고선 정보와 9개의 노드를 갖는 신경망 하드웨어를 구성하는 예로 하여 실험을 수행하여 결과를 제시하였다.

따라서 본 연구에서 제안한 알고리즘은 자동차 주행 중에 얻어진 영상정보를 기초로 하여 스테레오 비전 처리시 임의의 위치에 대한 일치성 문제의 해결을 가능케 해주고, 아울러 자동차 주행시의 정확한 운전제어 명령을 위하여 주행시 얻어진 비전 정보를 통해 특징점 중심의 거리정보로부터 전체 거리정보로 실시간 보간이 이루어져 장애물 인식을 가능하게 해준다.

II. 정보전파 신경회로망(LIPN)

1. 장애물 인식을 위한 정보전파신경망

주행 중에 있는 자동차나 움직이는 상황 하에서 얻어진 스테레오 영상 정보를 실시간으로 인식하기 위해서는 먼저 좌우 영상 데이터에 대하여 특징점들을 취하고 이 점들에 해당하는 정보 값에 대하여 동일한 위치를 찾아내는 정합과정이 필요하다. 이 스테레오 정합과정을 통해 정확한 일치점을 찾아낸 후, 원래의 선형정보로 보간시킨다. 본 연구에서 제안한 정보전파 신경회로망은 정합과정과 정보의 보간 알고리즘 모두에 응용 가능한 알고리즘이다.

제안한 정보전파 신경회로망은 그 구조가 단층 신경망 노드로 구성되며 [그림 1]과 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.

I_i 와 O_i 를 각각 i 번째 입력과 출력이라 하고, 연결강도는 i 번째 노드의 입력연결 연결강도를 w^i 로, m 번째 노드로부터 l 번째 노드까지의 출력의 연결강도

를 $w_{i,m}^o$ 로, 또한 출력의 스케일 연결강도 w^s 로 놓는다. 이러한 구조를 갖는 LIPN의 i 번째 노드의 출력은

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

여기서 f 는 신경망 노드의 활성화 함수이다.

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

[그림 1](a)는 제안한 정보전파 신경회로망의 1차원 구조이다. 두 축으로 구성된 1차원 구조에서 중간에 위치한 $N(i,j)$ 는 (i,j) 번째 노드를 나타낸다.

[그림 1](b)는 중앙의 보간 노드가 주위 데이터와 연결되는 구조를 보여주고 있다.

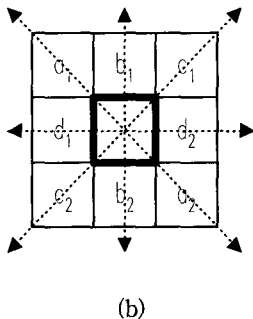
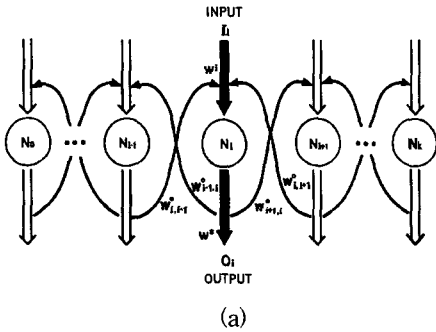


그림 1. 정보전파 신경회로망(LIPN)의 1차원구조와 보간 노드 구조

2. 정보전파신경회로망(LIPN)의 연결강도

도로의 주행 중에 임의의 물체를 영상 데이터를 잡아

실시간으로 신경망으로 인식하기 위해서는 비선형 영상정보 부분에 대하여 선형적인 보간기능으로 출력을 생성시키며 이를 이때 연결강도도 새롭게 생성시키게 된다. 본 연구에서 제안한 LIPN의 연결강도는 보간을 위해서 다음과 같이 최적으로 정해지는 출력 특성을 갖는다.

[A] 입력이 있는 노드는 입력과 같은 연결강도의 값을 출력시킨다.

[B] 입력이 없는 노드는 인접 노드로부터의 연결강도의 평균된 값을 출력시킨다.

(1)식의 f 가 선형 활성화함수이면, 이 방정식은

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

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 위해 선 입력이 있는 노드에 있어서 매우 작아야 한다.

또한 만일 w^o 가 w^i 보다 매우 크면, (2)는

$$O_i \cong w^s \left(\sum_l w_{i,i+l}^o O_{i+l} \right); l = \pm 1 \quad (4)$$

w^s 가 $\frac{1.0}{\sum_l w_{i,i+l}^o}$ 이면, 입력값이 없는 노드는 인접

노드의 연결강도의 평균값으로 보간시키게 된다. 그러므로 [B]조건을 만족시키도록 노드의 연결강도 w^o 는 w^i 보다 훨씬 커야 한다. 따라서 프로그램 수행중 보간망은 입력값의 존재 유무에 의존하여 다른 고정된 연결강도의 값을 할당시키므로써 새로운 연결강도 값을 생성시킨다.

III. 정보전파 신경회로망을 이용한 보간

이 절에서는 신경망 출력을 통하여 정보전파와 신경회로망의 보간 특성을 설명하기로 한다.

특성 설명의 간소화를 위해서 [그림 1]의 2차원 보간 신경망에서 두 개의 입력을 X와 X'라 하고, 각각 신경노드 0번째와 N+1번째 신경노드라고 하자. w^s 에 의해 일반화된 연결강도를 w_1 와 w_2 으로하여 각각 노드의 좌,우 값으로 놓는다. 이때 연결강도는

$$\begin{aligned} 0.0 \leq w_1, w_2 \leq 1.0 \\ w_1 + w_2 = 1.0 \end{aligned} \quad (5)$$

이 되도록 한다.

2.2절에서 언급된 노드 특성에 따라서 0번째와 N+1번째 신경노드 입력변수를 각각 I와 I'로 놓을 때 다른 신경노드들의 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 I와 I'의 항목으로 O_k 를 계산시킨다.

일반적인 수식을 다음 (11)식과 같이 나타낸다.

$$\begin{aligned} O_k &= \frac{w_1}{1-w_2 a_{k+1}} c_{k-1} I + \frac{w_2 b_{k+1} + w_1 d_{k-1}}{1-w_2 a_{k+1}} I' \quad (11) \\ &= c_k I + d_k I' \end{aligned}$$

여기서 연결강도 c_k 와 d_k 의 범위가 모두 $[0.0, 1.0]$ 이고 이들의 합이 1.0이므로, 임의의 노드의 출력은 (11)식의 두 입력값 I와 I'사이의 가중치 평균값으로 계산시켜 복원시킬 수 있다.

[그림 2]는 0번째 노드와 8번째 노드에 각각 30과 10의 값을 인가하여 연결강도를 각기 달리하여 보간시킨 결과값을 나타낸 것이다. 그림에서 보인 것처럼 제안한 정보전파와 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.

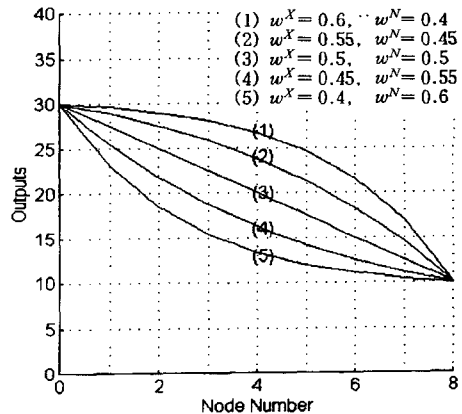


그림 2. 다양한 연결강도를 갖는 LIPN의 보간 곡선

IV. 실험 및 고찰

1. 임의의 등고선 대상 복원 실험

제안한 신경망의 정보전파 및 지형도 복원 능력을 시험하기 위해서 고도정보를 알고 있는 일정한 지역을 대상으로 등고선 정보를 추출하였다. 추출된 등고선 데이터를 제안한 신경회로망에 인가하여 그 지역 내의 격자점들 대한 고도정보를 복원하였으며 원래의 지형고도 정보와 비교하였다. 또한 동일한 등고선 데이터를 대상으로 기존의 보간 알고리즘에 의한 지형정보 재생 결과를 제시함으로써 신경회로망의 결과와 비교할 수

있게 하였다.

시뮬레이션에서 사용한 지형 데이터는 임의 지역의 10Km × 10Km 영역으로서, 100m 마다의 격자점으로부터 10,000 개의 고도 정보를 확보하여 원(original) 지형 정보로 사용하였다. [그림 3]은 이 원(original) 지형 정보를 3 차원으로 도시한 결과이다. 이 지형 고도 데이터로부터 30m 등고선에 해당하는 4790 개의 데이터를 추출하여 실험에 사용하였으며, [그림 4]는 실험에 사용된 등고선의 위치 데이터이다. 이 실험을 위해서 입력으로부터의 연결강도 W_{in} 와 타 출력단으로 부터의 연결강도 W_o 에 공히 0.02를 할당하고 이 구간 외의 연결강도들에는 0을 할당하였다. 또한 각 유닛들의 연결 범위인 RANGE 값에는 2를 부여하여 유닛들 간의 영향 영역을 제한하였으며 학습을 η 는 0.5 로 하였다.

수 있으며 정량적 비교를 위해서 제안한 신경회로망과 기존의 보간 알고리즘의 지형 정보 재생 평균 오차를 [표 1]에 제시하였다.

제안한 신경회로망의 또 다른 장점은 출력 값들이 주어진 clock 신호마다 갱신될 수 있으므로 보간 속도가 매우 빠르다는 점이다. 따라서 임의의 지역에서 획득한 10km × 10km 영역의 지형으로부터 등고선을 추출하여 실험한 최종 결과는 기존의 부분망신경망 방법에 비해 오차가 1/2 정도에 불과하고, 학습속도도 평균 7배 이상 빠른 결과를 가져왔다. 제안한 신경회로망의 또 다른 주요 장점은 주로 많이 응용되는 다층망 기법에 의한 방법과 비교할 때, 부분 최소치에 빠지지 않고 연결강도에 의해서 보간 값에 신속히 도달한다는 점이다.

표 1. 제안한 신경망과 기존 신경망의 보간 결과

| 종 류 | 신경망 크기 | 학습 횟수 혹은 출력 갱신횟수 | 결 과 |
|---------|-------------------|---------------------|--------------------------------------|
| 다층 신경망 | 다양한 크기 | 20,000회 씩 30차례 학습시도 | 학습 불가 |
| 부분 신경망 | 80개의 부분신경망, 3은닉유닛 | 10,000회 씩 5차례 학습완료 | 최소학습 오차: 2.48 지형도의 평균 오차 :13.55 m |
| 제안한 신경망 | 100×100 신경망 | 1,500회 출력값 갱신 완료 | 지형도의 평균 오차 : 6.87 m |

[그림 5]는 제안한 정보 전파 신경회로망에 등고선 데이터를 인가하여 300회의 갱신 실험후 100×100 개 격자점 마다의 고도정보를 추출하여 3 차원으로 도시한 결과이다. [그림 3]의 원 지형과 비교할 때, 원 지형에 존재하는 작은 굴곡들이 복원되지 않는다는 차이는 있으나 중요한 굴곡과 지형의 윤곽은 원 지형과 유사함을 알 수 있다. [그림 6]은 기존 부분 신경망 방법의 보간하여 도시한 결과이다. 이상에서 볼 때, 제안한 신경회로망의 지형 윤곽 복원 능력을 기존의 보간 알고리즘의 결과와 비교하기 위해서 기존의 보간 기법인 부분신경망 기법과, 많이 응용되는 다층신경망 기법의 결과와의 오차량을 측정하였다.

급격한 경사면이 실제 지형에 비해 많다는 점 등 제안한 신경회로망에 비해 다소 떨어지는 성능을 확인할

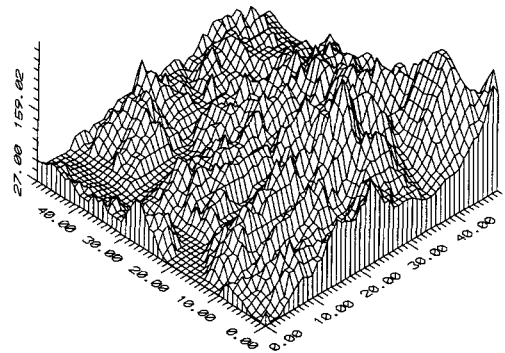


그림 3. 원래 지형의 격자점 지형 정보

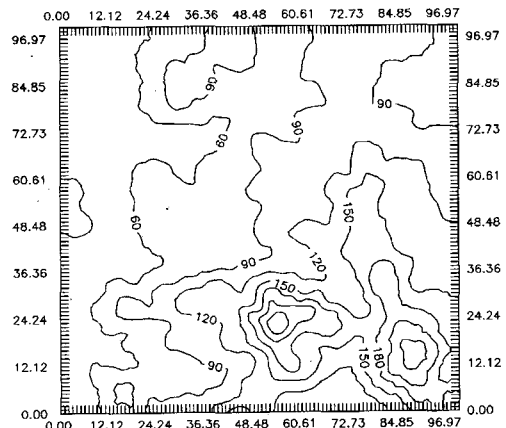


그림 4. 원지형의 등고선 데이터

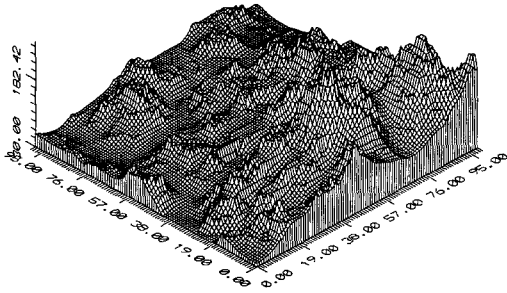


그림 5. 제안한 전파신경망에 의한 보간 지형정보

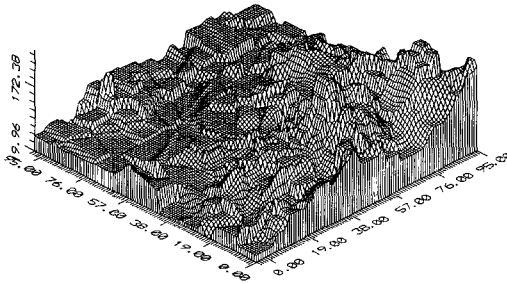


그림 6. 기존 방법(부분신경망알고리즘)에 의한 보간 지형 정보결과

2. 하드웨어 구성 및 실험

2.1 하드웨어구성

입력정보가 존재하는 경우에 다양한 연결강도를 갖는 신경망의 하드웨어 시스템을 구성하는 것은 매우 어렵다. 본 연구에서 제안한 정보전파신경회로망은 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 정보전파 신경회로망의 한 개의 노드만의 구조를 [그림 7]에 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.

노드의 입력값이 없는 경우에, $-V_{EE}$ 값이 V_{in} 에 인가된다. 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 은 각각 0.5와 1.0이다.

만일 노드의 입력값이 존재하는 경우에는 TR과 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 인접노드로 부터 연결강도 w^o 들은 0 값을 갖는다. w^i 와 w^s 는 모두 1.0 이다.

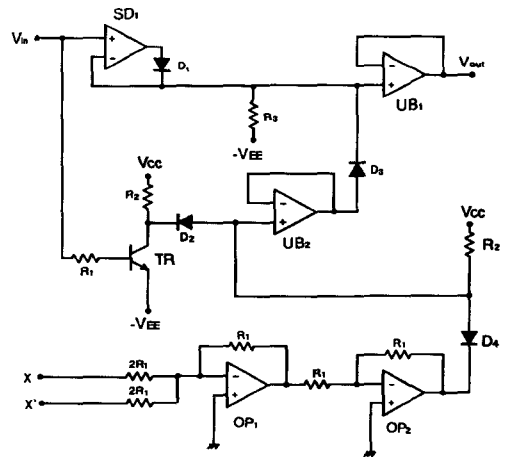
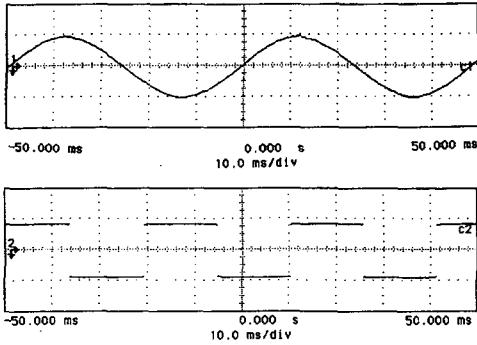


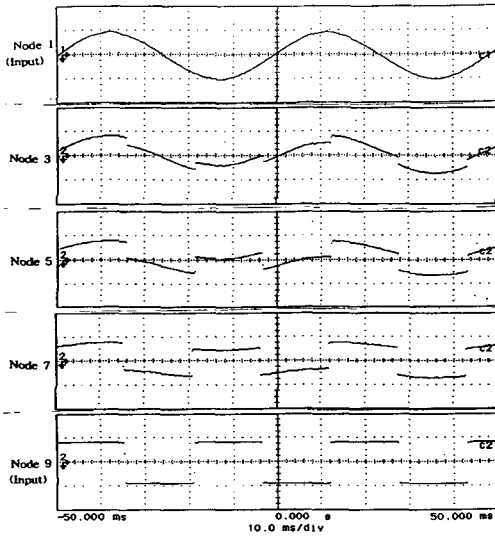
그림 7. 전자 소자에 의해 구성된 한 노드의 하드웨어 구성

2.2 보간 출력 실험 및 결과

9 개의 노드를 가진 일차원 LIPN의 하드웨어를 범용 전자소자로 구성하였다. 구성된 하드웨어의 특성실험을 위하여 노드의 양끝단에 동적인 다른 주기 함수를 인가하였다. 실험에 사용된 신호 주파수는 2 kHz 이다.



(a) 1차원 LIPN의 입력용 정현파와 구형파



(b) 인접 노드들 사이의 보간 결과

그림 8. 정현파와 구형파 신호 사이의 1차원 LIPN 하드웨어의 보간 실험

동적신호에 대한 보간을 위한 첫 번째 실험은 [그림 8](a)에 보인 것처럼 입력으로 첫 번째 노드와 10번째 노드에 정현파와 구형파를 각각 인가하였다. [그림 8](b)에 두 동적신호에 대한 보간 결과를 보였다. 노드의 신호 출력은 정현파로부터 구형파까지 점차적으로 잘 보간되어감을 볼 수 있다. 합성된 노드의 출력결과가 첫 번째 노드에 가까울수록 정현파에 가까워지고 마지막 번째 노드에 가까이 갈수록 구형파에 가까워 짐

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

V. 결론

자동차의 주행 중 감지되는 비선형 영상정보에 대한 실시간 인식을 위하여 신경회로망 내부의 빠른 데이터 계산 기법을 통해 실시간 보간 되는 특성을 갖는 정보전파 신경회로망을 제안하였다. 주행 중 얻어지는 3차원 정보를 임의의 등고선 정보와 9개의 노드를 갖는 신경망 하드웨어를 예로 하여 실험을 수행하였다.

등고선 실험을 통해서 제안한 신경회로망의 각 유닛들의 출력이 입력 값 혹은 인접 유닛의 출력들을 학습을 통하여 갱신되게 함으로써 등고선 상의 고도 정보가 인접한 영역으로 전파되게 하며 결과적으로 지형정보를 신속하게 복원시키는 매우 좋은 보간 특성으로 수렴됨을 보여주고 있으며, 신경망 하드웨어 실험에서는 각 노드의 출력이 정현파에서 구형파로 잘 보간되어 특성이 전파되는 우수함을 보였다.

결과적으로 자동차의 운행 중에 나타나는 원격지 물체의 영상을 획득하여 실시간 거리의 계산이 가능하도록 하는 신경망 알고리즘을 보였다. 따라서 이러한 실시간 처리 방법으로 얻어진 정보전파 계산 기법을 바탕으로 주행하는 자동차에 응용할 때 사용자가 원하는 다양한 이동 정보에 대하여 보다 고기능화된 자동차의 제작 및 주행 환경을 구축할 수 있으리라 생각한다.

참고 문헌

- [1] I. Pitas, *Digital Image Processing Algorithms and Applications*, John Wiley & Sons Inc, 2000.
- [2] L. Zhang, B. Curless, and S. M. Seitz, "Spacetime stereo: Shape recovery for dynamic scenes," IEEE Computer Society Conference on Computer Vision and Pattern Recognition. Vol.2,

pp.11-367-74, 2003.

- [3] J. Pages, J. Salvi, R. Garcia, and C. Matabosch, "Overview of coded light projection techniques for automatic 3D profiling," IEEE International Conference on Robotics and Automation, pp.133-138, Sep. 2003.
- [4] S. Tubaro and F. Rocca, "Motion field estimators and their application to image interpolation," in Motion Analysis and Image Sequence Processing, pp.153-187, 1993.
- [5] K. Soumyanath and V. S. Borkar, "An analog scheme for fixed-point computation part II: application," IEEE Tr. on Circuits and System-I : Fundamental Theory and Application, Vol.46, No.4, pp.442-451, 1999.
- [6] J. S. Lee and S. J Chung, "Reconstruction of 3-D Terrain Data from Contour Map," IAPR Workshop on Machine Vision Applications, pp.281-284, Dec. 1994.
- [7] INTERGRAPH, *MGE Terrain Modeler(MTM) Reference Manual*, 2002.
- [8] W Lie, T. C, Lin, and K Hung, "A robust dynamic programming algorithm," Pattern Recognition Letters, Vol.26, Issue2, pp.221-230, Jan. 2005.
- [9] D. Meyers, et. al., "Surfaces from contours," ACM Transaction on Graphics, Vol.11, No.3, pp.228-258, July 1992.

저자 소개

설 남 오(Nam-O Seul)

정회원



- 1989년 2월 : 전북대학교 전기 공학과 (공학사)
- 1991년 2월 : 전북대학교 전기 공학과 (공학석사)
- 1998년 8월 : 전북대학교 전기 공학과 (공학박사)

▪ 1997년 3월 ~ 현재 : 서남대학교 전기전자공학과 교수

<관심분야> : 네트워크제어, 유비쿼터스, 제어계측