

원격지 자동차의 정보 전송을 위한 실시간 신경망

김종만*, 김원섭*, 신동용**, 김형석***

*남도대학 전자제어과, ** 한라대학 방사선과, ***전북대학교 제어계측공학과

Real-Time Neural Networks for Information Propagation of Load Vehicles in Remo

Jong-Man Kim, Won-sop Kim, Dong-Yong Sin, Hyongsuk Kim

* Dept. of Electrical Control Engineering, Namdo Provincial College of Jeonnam

** Dept. of Radial Rays Hanra College, *** Dept. of Control Engineering, Jonbuk Univ.

Abstract - For real-time recognizing of the load vehicles a new Neural Network algorithm is proposed. 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. The most reliable algorithm derived for real time recognition of vehicles, 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 nonlinear image information is processed. 1-D hardware has been composed and various experiments with static and dynamic signals have implemented.

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 보간 기능을 가진다. 이러한 특성으로 인하여 기존의 몇몇 연구자들이 신경회로망의 보간 특성을 이용하여 패턴인식에 응용 및 함수의 근사화에 적용하였다[4-7].

본 연구에서는 자동차 주행중에 나타나는 위험있는 장애물들의 실시간 인식을 목적으로 정보를 보간시키는 알고리즘을 제안하였다. 자동차 주행중 얻어진 영상정보를 기초로 하여 스테레오 비전 처리시 임의의 위치에 대한 일치성 문제인 동적계획법의 해결 방법을 가능케 해주고, 아울러 자동차 주행시의 정확한 운전제어 명령을 위하여 주행시 얻어진 비전 정보를 통해 특징점 중심의 거리정보로부터 전체 거리정보로 실시간보간 기능을 실시하므로 스테레오 비전의 실시간 동작처리를 가능케 해준다. 이렇게 제안된 정보전파 신경회로망을 하드웨어로 제작하여 실시간 보간 특성을 갖는 여부를 보이기 위해 다양한 동적 신호를 인가하여 그 출력 특성 결과를 제시하였다.

1. 서 론

자동 제어계측 기술의 급격한 발달과 더불어 자동차의 제어 인식 기술도 고성능화가 되어가고 있다. 특히 사회 전반적으로 자동차의 수요가 폭발적으로 증가하는 시점에서 자동차 사고도 급증하고 있는 현실이다. 개인, 직장일과 사업일로 인하여 자동차를 이용시, 바쁘고 복잡한 운전 환경하에 졸음이나 극도의 피로 상태 하에서도 불가피하게 운전을 해야하는 경우도 많이 발생하는 현실이어서 인간의 목숨과 관련된 자동차의 안전 운전과 관련한 연구는 매우 중요시 되는 분야이다. 특히 자동차가 운전자의 도움없이 스스로 자율운행하는 시스템 제어기술은 앞에서 언급된 여러 불가피한 운행상태하의 환경에서 매우 필수적으로 요구되기때문에, 전력전자 및 계측 제어 등 전기전자 기술의 발달과 아울러 많은 연구, 개발이 진행되어지고 있다. 갑자기 출현한 도로 장애물에 실시간 인식하여 사용할 보간기법은 중요하게 사용되는 정보추출기법이다.

보간 기법을 이용한 경우로서 저해상도를 가지는 영상 시스템에서 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]. 정보 보간 특성을 갖는 기존모델로 Inverse Distance 기법, TIN(삼각불규칙망) 기법, DT기법 등의 알고리즘을 이용한 기법 등 수학적인 계산방식들은 보편적으로 주위의 정보를 잘 계산해내지만, 골목이 심한 부분 등에 부분적인 오차가 자주 발생되며, 특히 계산

2. 정보전파 신경회로망(LIPN)

2.1 장애물 인식을 위한 정보전파신경망

주행중에 있는 자동차나 움직이는 상황하에서 얻어진 스테레오 영상 정보를 실시간으로 인식하기 위해서는 먼저 좌우 영상 데이터에 대하여 특징점들을 취하고 이 점들에 해당하는 정보값에 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 응용가능한 알고리즘이다.

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.

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 연결강도를 $w^o_{i,m}$ 로, 또한 출력의 스케일 연결강도 w^s 로 놓는다. 이러한 구조를 갖는 LIPN의 i 번째 노드의 출력은 $O_i = w^s f [w^i I_i + \sum_l w^o_{i,l+1} O_{i+1}]; l = \pm 1$ (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 1은 제안한 정보전파 신경회로망의 1차원구조이다. 두 축으로 구성된 1차원 구조에서 중간에 위치한 $N(i, j)$ 는 (i, j) 번째 노드를 나타낸다.

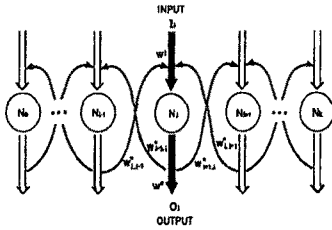


그림 1. 정보전파 신경회로망(LIPN)의 1차원구조

2.2 정보전파신경회로망(LIPN)의 연결강도

도로의 주행중에 임의의 물체를 영상 데이터를 잡아 실시간으로 신경망으로 인식하기 위해서는 비선형 영상 정보 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

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

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 위해선 입력이 있는 노드에 있어서 매우 작아야 한다.

또한 만일 w^o 가 w^i 보다 매우 크면, (2)는

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

w^s 가 $\frac{1.0}{\sum_l w^o_{i,i+l}}$ 이면, 입력값이 없는 노드는 인

접노드의 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.

3. 정보전파 신경회로망을 이용한 보간

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

특성 설명의 간소화를 위해서 그림 1의 2차원 보간 신경망에서 두 개의 입력을 X 와 X' 라 하고, 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.

일반적인 수식을 다음 (11)식과 같이 나타낸다.

$$O_k = \frac{w_1}{1-w_2 a_{k+1}} c_{k-1} I + \frac{w_2 b_{k+1} + w_1 d_{k-1}}{1-w_2 a_{k+1}} I' \quad (11)$$

$$= c_k I + d_k I'$$

여기서 연결강도 c_k 와 d_k 의 범위가 모두 $[0.0, 1.0]$ 이고 이들의 합이 1.0 이므로, 임의의 노드의 출력은 (11)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 자기 달리하여 보간시킨 결과값을 나타낸 것이다. 그림에서 보인 것 처럼 제안한 정보전파 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.

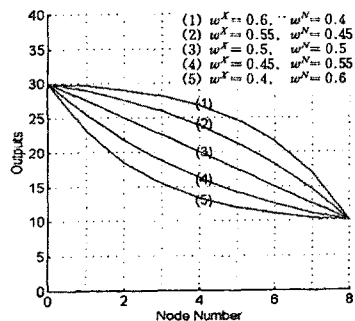


그림2. 다양한 연결강도를 갖는 LIPN의 보간 곡선

4. 실험 및 고찰

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

시물레이션에서 사용한 지형 데이터는 천안 지역의 10Km × 10Km 영역으로서, 100m 마다의 격자점으로부터 10,000 개의 고도 정보를 확보하여 원(original) 지형 정보로 사용하였다. 그림 3은 이 원(original) 지형 정보를 3 차원으로 도시한 결과이다. 이 지형 고도 데이터로부터 30m 등고선에 해당하는 4790 개의 데이터를 추출하여 실험에 사용하였으며, 그림 4는 실험에 사용된 등고선의 위치 데이터이다. 이 실험을 위해서 입력으로부터의 연결강도 W_{in} 와 타 출력단으로부터의 연결강도 W_o 에 공히 0.02를 할당하고 이 구간 외의 연결강도들에는 0을 할당하였다. 또한 각 유니트들의 연결 범위인 RANGE 값에는 2를 부여하여 유니트들 간의 영향 영역을 제한하였으며 학습을 7는 0.5 로 하였다.

그림 5는 제한한 측방향 정보 전파 신경회로망에 등고선 데이터를 인가하여 300회의 갱신 실험후 100 × 100 개 격자점 마다의 고도정보를 추출하여 3 차원으로 도시한 결과이다. 그림 3의 원 지형과 비교할 때, 원 지형에 존재하는 작은 굴곡들이 복원되지 않는다는 차이는 있으나 중요한 굴곡과 지형의 윤곽은 원 지형과 유사함을 알 수 있다. 그림 6은 기존 부분 신경망 방법의 보간하여 도시한 결과이다. 이상에서 볼 때, 제한한 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 점등 제한한 신경회로망에 비해 다소 떨어지는 성능을 확인할 수 있으며 정량적 비교를 위해서 제한한 신경회로망과 기존의 보간 알고리즘의 지형 정보 재생 평균 오차를 표 1에 제시하였다.

표1. 제한한 신경망과 기존 신경망의 보간 결과

종 류	신경망 크기	학습 횟수 혹은 출력 갱신회수	결 과
다층 신경망	다 양 한 크기	20,000회 씩 30차례 학습시도	학습 불가
부분 신경망	80 개의 부분신경망, 3 은닉 유니트	10,000회 씩 5차례 학습완료	최소학습오차: 2.48 지형도의 평균오차 : 13.55 m
제한한 신경망	100 × 100 신경망	1,500회 출력값 갱신 완료	지형도의 평균오차 : 6.87 m

제한한 신경회로망의 또 다른 장점은 출력 값들이 주어진 clock 신호마다 갱신될 수 있으므로 보간 속도가 매우 빠르다는 점이다.

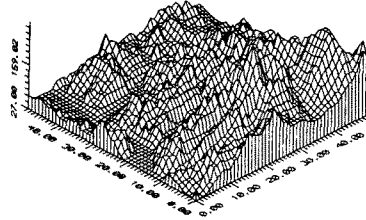


그림 3. 원래 지형의 격자점 지형 정보

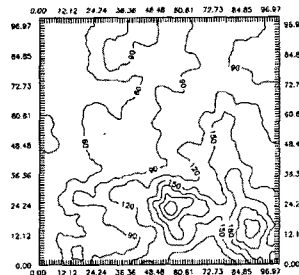


그림 4. 원지형의 등고선 데이터

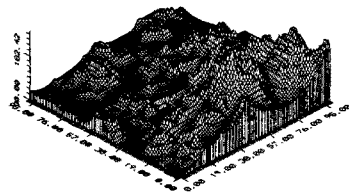


그림 5. 제한한 전파신경망에 의한 보간 지형정보

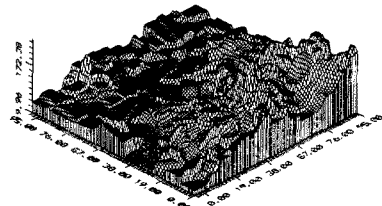


그림 6. 기존 방법(부분신경망알고리즘)에 의한 보간 지형정보결과

원격지에 위치해 있는 도로 자동차의 실시간 인식을 위하여 신경회로망 내부의 정보전파 기법을 통하여 실시간 보간되는 특성을 갖는 정보전파 신경회로망을 제안하였다.

일반적으로 등고선은 3 차원 지형 윤곽을 그래픽 기법을 이용하여 정보를 대폭 압축 표현할 수 있으므로 수치 지도(Digital Map)의 고도 정보 표현법으로 이용되고 있다. 등고선으로 표현된 지형 고도정보를 실제의 응용에 활용하기 위해서는 격자점 마다의 고도 정보의 복원이 필수적이다.

본 연구에서는 신경회로망의 각 유니트들의 출력이 입력 값 혹은 인접 유니트의 출력들을 학습을 통하여 갱신되게 함으로서 등고선 상의 고도 정보가 인접한 영역으로 전파되게 하며 결과적으로 지형정보를 신속하게 복원시키는 측방향 정보전파 신경망을 제안하여 실험하였다. 제안한 정보전파신경회로망은 격자점 양 끝단에 서로 다른 입력을 인가하여 보간 실험한 결과, 각 격자점 정보들이 두 입력 신호 사이에서 매우 좋은 보간특성으로 수렴됨을 보여주고 있다.

연결강도는 입력 값들의 가중치를 규정해주는 파라미터로서 미리 정해지며, 각 주기마다 유니트들의 출력 값이 갱신된다. 천안지역에서 획득한 10km × 10km 영역의 지형으로부터 등고선을 추출하였고, 이 등고선 데이터로부터 원 지형 데이터를 재생하는 실험을 수행하였다. 본연구에서 제안한 알고리즘에 의한 실험결과는 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 보간값에 신속히 도달한다는 점이다.

결과적으로 자동차의 운행중에 나타나는 원격지의 차량의 영상을 획득하여 처리시키도록 임의의 좌우 영상을 취하여 실시간 보간 처리특성을 갖는 신경망 알고리즘을 보였다. 이러한 실시간 처리 방법으로 얻어진 거리 정보를 바탕으로 하여 주행시의 자동차에 응용할 때, 최적의 안전 운행 시스템 환경을 구성할 수 있게된다.

[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] INTERGRAPH, *MGE Terrain Modeler(MTM) Reference Manual*

[7] 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, December 1994.

[8] D. Meyers, et. al., "Surfaces from contours," *ACM Transaction on Graphics*, vol. 11, no. 3, pp. 228-258, July, 1992.