

## 등고선 정보로부터 3차원 지형정보의 실시간 복원을 위한 정보 확산 신경회로망

\*김종만\*, 최종수\*\*, 임영재\*, 김홍갑\*, 김형석\*, 김성중\*

\*전북대학교 제어계측공학과, \*\*(주)포스콘 연구소

### The Information Diffusion Neural Networks for Real-Time Regeneration of 3-D Terrain Elevation Data with Contour Information

J. M. Kim\*, J. S. Choi\*\*, Y. J. Lim\*, H. G. Kim\*, H. S. Kim\*, S. J. Kim\*

\* Dept. of Control & Instrumentation Eng. Chonbuk National University

\*\* R&D Center, POSCON Co.

#### ABSTRACT

The Information Diffusion Neural Networks is proposed to regenerate the 3-dimensional terrain elevation data from contour lines. Contours in paper map are an expression of terrain elevation in highly compressed form. A real time regeneration of terrain data for each grid points from the contour information is required for various applications. In the proposed neural networks, the elevation information on contours is diffused to neighbor units through updating its output toward that of neighbor units. An interpolation of terrain information is achieved from such computation mechanithm. Terrain data regeneration simulation has been done with sampled terrain data on contour lines.

#### 1. 서 론

컴퓨터의 이용기술이 발달함에 따라서 지리정보의 이용이 활발해지고 있다. 지형의 고도·윤곽정보는 지리정보 중에서 가장 많은 양을 차지하는 정보로서 과거에는 종이 지도상의 등고선에 의해 그 윤곽을 근사적으로 표현하였다. 지형정보에 대한 최근의 연구 동향은 국토건설, 도시계획시의 채광 및 통신장애지역 산출, 저고도 항공기의 자율운항 뿐 아니라 군 작전시의 이동가능 경로 계산 등 매우 많은 분야에 활발히 응용되고 있다. 이를 위해서는 지형 고도 정보에 대한 표현도 격자점마다의 고도정보를 표현하는 DEM(Digital Elevation Model)이나 DTED(Digital Terrain Elevation Data)등과 같은 형태의 저장방법이 개발되었다. 이 표현 방법은 격자 점마다의 정보를 저장함으로 인해서 정보의 양이 매우 방대해 지므로 취급이 어려울 뿐 아니라 정보의 획득 면에서도 재측량을 해야하는 등 불편이 있다. 실용적인 방법으로는 종이 지도로부터 등고선 정보를 취하여 압축 보관하며 필요시 DEM과 같은 격자점 고도정보를 산출하는 방법이 이용되고 있다.[1]. 대표적인 방법은 TIN 기법인데 등고선상의 임의의 3 점을 취하여 내부의 격자점 고도를 보간화하는 방법으로서 실제 지형고도에 가까운 값을 얻을 수 있으나 계산 시간이 과다하게 소요되는 문제가 있다. 등고선 상에서 추출된 정보로부터 실시간으로 격자점 위치의 고도를 산출할 수 있는 방법이 요구되고 있다.

본 연구는 신경회로망을 이용하여 등고선 정보로부터 격자점마다의 고도정보를 실시간으로 보간하여 재생하는 기법을 제안한다. 신경회로망의 주요한 특징에는 내부의

연결강도를 적용적으로 변화시키는 학습성과 병렬화에 의한 계산의 신속성이 있다. 다중신경망을 포함하는 대부분의 퍼셉트론[2]과 SOM(Self-Organized Map)[3]은 학습성과 병렬계산 능력을 동시에 갖춘 신경망이고, Hopfield의 신경망[4]은 연결강도와 연결법 등을 이용하여 제한 조건을 구현함으로서 최적의 출력을 얻을 수 있도록 병렬 계산 특성이 이용된 신경망이다. 제안한 신경회로망은 두 번째 부류에 속하는 신경회로망으로서 고정된 연결 강도와 연결법에 의해 임의의 위치의 정보를 주변의 상태 공간에 신속하게 확산시킴으로서 자연스런 정보의 보간화가 이뤄지게 하는 신경회로망이다.

정보의 확산 개념을 이용한 연구로는 권율 [5] 등이 확산부와 억제부를 가진 신경망을 구성하고 가우시안 형태로 점차 감쇄하는 확산영역과 억제영역의 차를 이용하여 영상의 밝기 변화를 추출하는데 이용하였다. 본 연구는 비 감쇄 확산 함수를 이용하여 정보가 없는 위치의 정보들을 주위정보로부터 보간하여 얻어지게 하는 새로운 신경회로망에 관한 연구이다.

2 절에서는 제안한 정보확산 신경망에 대해 소개하였으며 3절에서는 정보 확산신경망을 이용한 지형정보 보간방법을 기술하였다. 또한 4절에서는 등고선 상에서 추출한 고도 정보를 대상으로 제안한 신경망의 정보 보간 능력을 평가 실험하였으며 5절은 이 연구에 대한 결론이다..

#### 2. 정보 확산 신경회로망

정보 확산 신경회로망은 각 신경세포들의 출력이 자신의 입력 값 혹은 인접한 신경유니트의 출력 값에 점차 접근할 수 있도록 하는 연결 구조를 갖는다. 일차원 정보확산 신경망의 구조는 그림 1과 같다. 그림에서  $I_i$  와  $O_i$ 는  $i$  번째 입력과 출력을 의미하며  $w_{i,m}$ 은  $i$  번째 출력 유니트를 의미한다. 또한 연결 강도  $w^i_{i,m}$ 에서의  $i$ 는 입력단의 연결강도를 의미하고  $w^o_{i,m}$ 에서의  $o$ 는 출력단의 연결강도를 말한다. 또한 아래 침자  $i, m$ 은  $m$  번째의 유니트로부터 1번 째 유니트에 이르는 연결강도를 의미한다. 그림에서 각 출력 유니트에 대한 입력에는 모든 입력 값과 출력 값들이 각각의 연결강도에 해당하는 가중치가 꼽혀 진 후 합해질 수 있게 연결한다. 1 번째 유니트에 대한 입력의 총합을  $net_i$  이라 하면

$$net_i = \sum_{m=1}^N w^i_{i,m} I_m + \sum_{m=1}^N w^o_{i,m} O_m \quad (1)$$

로 주어진다. 또한 출력 유니트는  $net_i$  를 목표 값으로 하여 출력 값을 개선하므로 목적함수(Objective Function)  $E$ 는 다음과 같이 표현된다..

$$E = \sum_l (net_l - O_l)^2$$

$$= \sum_l (\{ \sum_{m=1}^N w^i_{l,m} I_m + \sum_{m=1}^N w^o_{l,m} O_m \} - O_l)^2 \quad (2)$$

출력 값의 개선은 Delta rule에 의하여 위 식으로 주어지는 목적함수  $E$ 를 최소화하는 방향으로 진행하므로 다음과 같이 쓸 수 있다.

$$\begin{aligned} \Delta O_i(k) &= -\eta \frac{\partial E(k-1)}{\partial O_i} \\ &= -\eta (net_i(k-1) - O_i(k-1)) \{ \frac{\partial net}{\partial O_i} - \frac{\partial O_i}{\partial O_i} \} \quad (3) \end{aligned}$$

그런데

$$\begin{aligned} \frac{\partial net}{\partial O_i} &= \sum_l w^o_{l,m} \frac{\partial O_m}{\partial O_i} \\ &= \sum_l w^o_{l,m} w^o_{m,i} \quad (4) \end{aligned}$$

이므로

$$\begin{aligned} \Delta O_i(k) &= \\ &- \eta \{ (\sum_{m=1}^N w^i_{l,m} I_m(k-1) + \sum_{m=1}^N w^o_{l,m} O_m(k-1)) - O_i(k-1) \} \\ &\quad \{ \sum_l w^o_{l,m} w^o_{m,i} - 1 \} \quad (5) \end{aligned}$$

에 의해 개선된다. 여기서  $\eta$  는 학습율 (learning rate)이며 연결강도  $w^i_{l,m}$  와  $w^o_{l,m}$  의 합은 1이 되는 제한 조건을 만족하는 만족하는 값 중에서 택해야 한다. 즉  $\eta$  는 학습율(learning rate)이며 연결강도  $w^i_{l,m}$  와  $w^o_{l,m}$  의 합은 1이 되는 제한 조건을 만족하는 값 중에서 택해야 한다. 즉

$$w^i_{l,m} + w^o_{l,m} = 1 \quad (6)$$

이와 같은 출력 값 계산 원리에 따르면 신경망의 출력은 모든 입력 값과 출력 값들의 가중 평균에 도달하게 된다. 이 때의 가중치들은 연결강도에 의해 주어지므로 연결강도를 조절함으로서 다양한 종류의 연산을 할 수 있다.

### 3. 정보확산 신경회로망을 이용한 지형정보의 보간

동고선은 3 차원 지형 윤곽을 그래픽 기법을 이용하여 압축 표현하는 수단으로서 Chain Code [6]와 같은 그래픽 정보 압축 기법을 이용하면 정보를 대폭으로 압축 표현 할 수 있게 된다. 또한 이 동고선에 의해서 표현된 지형고도 정보는 앞 절에서 언급한 정보확산 신경망을 이용할 경우, 격자점마다의 고도정보를 재생할 수 있을 것이다. 이를 위해서 지형 격자점과 1 대 1로 대응되는 정보 보간 신경 유니트를 갖는 2 차원 신경회로망을 구성한 후, 각 동고선의 위치에 해당하는 신경유니트의 입력단에 동고선의 값 을 인가한다. 또한 이 신경망에 대해서 (5)에서의 개선

규칙을 반복 적용하면 등고선이 없는 영역의 정보가 보간에 의해 생성되게 된다. 이를 위한 신경회로망 구조는 그림 1의 구조를 2 차원으로 단순 확장하면 얻을 수 있다. 등고선을 입력 정보로 한 지형정보 보간을 위해서는 입력이 있는 신경 유니트와 없는 신경 유니트로 나누어 다음과 같이 연결강도를 인가한다.

<입력이 있는  $(l_x, l_y), (m_x, m_y)$  위치의 유니트에 대한 연결강도 할당 >

$$w^i_{(l_x, l_y), (m_x, m_y)} = \begin{cases} nonzero & ; m_x = l_x \text{ and } m_y = l_y \\ 0 & ; otherwise \end{cases} \quad (7)$$

$$w^o_{(l_x, l_y), (m_x, m_y)} = 0 \quad ; \text{for all } m_x \text{ and } m_y,$$

<입력이 없는  $(l_x, l_y), (m_x, m_y)$  위치의 유니트에 대한 연결강도 할당 >

$$w^i_{(l_x, l_y), (m_x, m_y)} = 0 \quad ; \text{for all } m_x \text{ and } m_y \quad (8)$$

$$w^o_{(l_x, l_y), (m_x, m_y)} = \text{pre-defined weight} \quad ; \text{for all } m_x \text{ and } m_y,$$

이 연결강도들 중의 nonzero 값과 pre-defined weight는 (6)의 규칙을 따라 인가한다. 이 연결강도와 출력 개선식 (5)에 의하면 각 신경세포는 입력 값이 있는 경우, 자신의 입력 값을 출력에 학습하여 전달하며 입력 값이 없는 경우, 인접한 신경세포들의 출력을 학습하여 출력 값을 개선한다. 결과적으로 등고선에 해당되는 신경세포는 자신의 입력 값에 접근하게 되며 그 외의 신경세포는 인접한 신경유니트의 출력 정보를 학습하게 되므로 등고선 정보가 점차 주위에 확산되게 된다. 임의의 점 주위에 여러 개의 등고선이 존재하는 경우에는 각 등고선의 값이 절충된 값을 갖게 되어 보간화 된 정보를 얻을 수 있게 된다.

### 4. 실험 및 검토

제안한 신경망의 정보확산 능력을 시험하기 위해서 1/50,00 지형도의 12 Km × 12 Km 영역의 등고선을 따라 6400 개의 데이터를 추출하여 컴퓨터 시뮬레이션 하였다. 실험에서의 모든 x좌표와 y좌표는 12 Km 지점이 1.0 이 되도록 정규화 하였다. 이 실험을 위해서 사용된 연결강도 중 입력이 있는  $(l_x, l_y)$  위치의 유니트에 대한 연결강도  $w^i_{(l_x, l_y), (m_x, m_y)}$ 는 nonzero 값에 1.0을 할당하였으며 입력이 없는  $(l_x, l_y)$  위치의 유니트에 대한 nonzero 연결강도  $w^o_{(l_x, l_y), (m_x, m_y)}$  값은  $m_x = [-2, 2]$  및  $m_y = [-2, 2]$  구간에서 공히 0.04를 할당하고 이 구간 외의 연결강도들에는 0을 할당하였다.

그림 2는 등고선 상에서 취한 지형 데이터의 위치 점들이며 그림 3은 기존의 보간 기법의 하나인 inverse distance 알고리즘에 의해 재생된 지형 윤곽이다. 실험 목적은 제안한 신경회로망을 이용할 경우의 지형 윤곽 복원능력에 대한 확인이다. 실험을 위한 학습률  $\eta$ 는 0.5였으며 그림 4는 500회의 개선 실험 후  $100 \times 100$  개의 격자점마다의 고도정보를 추출하여 3 차원으로 도시한 것이다. 기존의 알고리즘에 의한 재생 실험과 비교할 때, 불연속성이 많이 완화되었음을 알 수 있다. 제안한 신경회로망의 또 다른 장점은 출력 값이 매우 빠른 속도로 개선될 수 있으므로 연결강도에 의해 규정된 제안 사항을 최적하게 만족시키는 출력 값에 신속하게 도달한다는 것이다. 이를 위해서 출력 값들은 주어진 clock 신호에 동기 되어 개선되도록 한다.

## 5. 결론

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 격자점마다의 고도정보의 복원이 필수적이다.

본 연구에서는 신경회로망의 각 유니트들의 출력이 입력 값 혹은 인접 유니트의 출력들을 학습을 통하여 개선되게 함으로서 등고선 상의 고도 정보가 인접한 영역으로 확산되게 하며 결과적으로 지형정보를 신속하게 복원시키는 정보확산 신경망을 제안하였다. 연결강도는 입력 값들의 가중치를 규정해주는 파라미터로서 미리 정해지며, 각 주기마다 유니트들의 출력 값이 개선된다. 종이 지도에서 추출한 지형 등고선 데이터에 대한 지형 윤곽의 복원 실험에서 기존의 보간 알고리즘을 사용한 것보다 불연속성이 크게 완화된 결과를 얻었다. 제안한 신경회로망의 또 다른 주요 장점은 부분 최소치에 빠지지 않고 연결강도에 의해서 규정된 조건을 만족하는 값에 신속히 도달한다는 점이다.

## 참고문헌

- [1] INTERGRAPH, *MGE Terrain Modeler(MTM) Reference Manual*
- [2] Rumelhart, D. E., Hinton, G.E., and Williams, R. J., "Learning internal representations by error propagation," *Parallel Distributed Processing: Exploration in the Microstructure of Cognition*, 1, MIT Press, Cambridge MA, 1986.
- [3] T. Kohonen, "Self-organized formation of topologically correct feature maps," *Biological Cybernetics*, vol. 43, pp. 59-69, 1982.
- [4] Hopfield, J. J., "Neural networks and physical systems with emergent collective computational abilities," *Proc. Natl. Acad. Sci.*, 79, 1982.
- [5] 권율, 남기곤, 윤태훈, 김재창, "화산뉴런망을 이용한 밤기변화 추출," *전자공학회논문지* 제 29권 B편 제 11호, pp.1031-1038.
- [6] H. Freeman, "On the encoding of arbitrary geometric configuration," *IRE Trans. Electron. Comput.*, vol. EC-10, pp.260-268, June 1961.

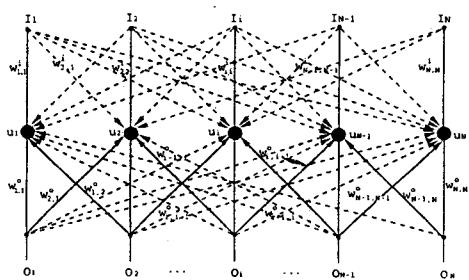


그림 1. 1차원 정보 화산 신경회로망

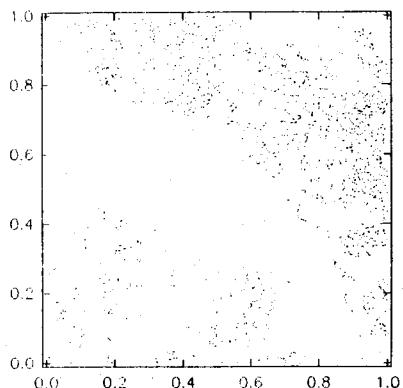


그림 2. 등고선상에서 취한 지형 데이터의 위치

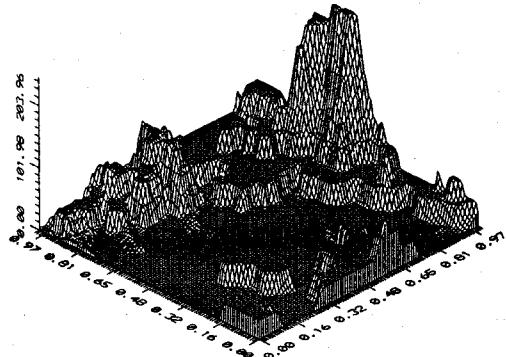


그림 3. 기존의 보간 기법에 의해 재생된 지형 윤곽

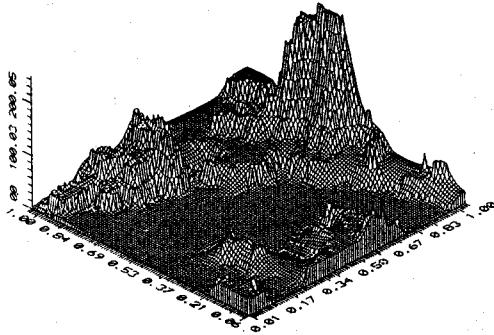


그림 4. 제안한 신경망에 의해 재생된 지형 윤곽