

# 수정된 셀룰러 신경망을 이용한 에지 연결기법

김호준<sup>0</sup>  
한동대학교 전산전자공학부  
hjkim@han.ac.kr

## An Edge Linking Technique using a Modified Cellular Neural Networks

Ho-Joon Kim<sup>0</sup>  
School of Computer Science and Electronic Engineering, Handong University

### 요 약

본 연구에서는 영상에서 효과적인 에지 연결(edge linking)을 위하여 기존의 셀룰러 신경망 구조에서 두 가지 유형의 시냅스 구조를 고려한 활성화 특성을 제안한다. 제시하는 모델에서 노드들간의 측면 연결에 의한 상호 작용은 노이즈에 의한 에지 및 영상에서 추출된 비최대점(non-maximum)의 에지를 억제할 뿐만 아니라, 특정 노드의 원형 이웃(circular neighborhood)으로 고려되는 특징들 간의 상호 연관도를 반영하여 에지의 연결 효과를 이룰 수 있게 한다. 이러한 과정은 에지를 표현하는 벡터형식의 각 성분에 대한 활성화 특성으로부터 정형화된 에너지 함수로 모델링하고 이에 대한 최적화 과정으로써 구현될 수 있다.

### 1. 서 론

영상으로부터 물체를 인식하기 위한 기본특징으로서 에지(edge) 정보의 활용은 매우 중요하다. 그런데 실제 응용에서 관찰되는 영상 데이터에서는 상당량의 노이즈와 중첩을 포함함으로 인하여 에지의 효과적인 추출을 어렵게 한다. 이에 에지 추출과정에서 노이즈 제거와 누락된 에지의 연결을 위한 효과적인 방법론의 필요성이 대두되었으며, 이를 위하여 다양한 방법론들이 제시되어 왔다[1-4].

본 연구에서는 일차적으로 추출한 에지로부터 노이즈의 영향을 제거하고 이웃하는 정보의 근거로부터 누락된 에지를 생성하여 상호 연결시키는 신경망 기법을 제시한다.

셀룰러 신경망(cellular neural networks)은 선형 및 비선형 특성을 갖는 셀(cell)들로 이루어 지며 기존의 셀룰러 오토마타와 유사한 구조적 특성을 갖는다[2]. 본 연구에서는 이러한 셀룰러 신경망의 동작 특성을 기본으로 하는 에지 연결 기법을 제시하고 실험결과로부터 그 유용성을 고찰한다.

본 논문에서 고려하는 신경망의 구조는 영상의 픽셀수와 일치하는 2차원 격자형 구조의 신경망으로 각 뉴런은 그와 인접한 이웃(neighborhood) 뉴런과 상호 연결되어 있으며 또한 뉴런 각각은 자신으로의 억제성 피드백(negative self-feedback) 연결을 갖는다. 이 피드백 연결은 에지 연결을 위한 반복과정중에 영상내의 노이즈를 제거하는 역할을 보조한다.

영상내의 에지정보는 표준 에지검출 연산자를 통하여 추출되며 산출된 에지의 강도와 방향정보가 각 뉴런에 초기 입력으로 주어지게 된다.

신경망의 각 계층간 및 계층내의 뉴런들간에는 두 가지 유형의 연결을 고려한다. 다시 말해서 하위계층으로부터 입력신호를 받아들이는 연결과 동일 계층내 뉴런들 간의 측방향 연결의 상호 작용을 통하여 네트워크의 활성화 특성이 결정된다.

본 연구에서는 이러한 측방향 연결을 통하여 비최대점 에지를 약화시킬 뿐만 아니라 인접 노드에서 추출한 에지의 방향성분과 강도를 연결가중치를 통하여 반영함으로써 누락된 에지를 점진적으로 생성해 나간다. 이러한 과정은 네트워크의 활성화 상태를 한 개의 에너지 함수로 모델링하고 그의 최적화 과정을 통하여 이루어 질 수 있다. 본 연구에서는 부수적으로 이 과정에서 시뮬레이티드 어닐링 기법을 적용함으로써 국소 최소점 문제를 개선하였다.

본 논문에서는 우선 에지 추출 및 이의 연결을 위한 방법론과 관련하여 신경망의 동작특성을 소개한다. 이어서 원형 이웃(circular neighborhood)을 고려한 확장된 에지연결 방법을 소개하며 실험을 통하여 비최대점 에지성분의 제거과정과 에지 연결과정을 보인다.

### 2. 에지 연결을 위한 신경망의 구조와 동작특성

앞 절에서 기술한 바와 같이 본 연구에서 제시하는 신경망 기반 에지 연결기법은 그림.1에 나타낸 바와 같이 노드간의 두 가지 연결구조를 고려한다. 임의의 뉴런에 대한 활성화 특성은 식 (1)에 나타낸 바와 같이 그의 이웃에 속하는 인접노드들의 활성화 값에 대한 피드백 신호가 상호 결합되며, 이 과정이 반복됨으로써 결정된다.

$$\frac{du_{ik}}{dt} = \sum_{j \in N(i)} w_{ij} D_j^k v_j - w_{sj} v_j \quad (1)$$

식에서  $N(i)$ 는  $i$ 번째 뉴런의 이웃(neighborhood)을 의미하며,  $w_{ij}$  및  $w_{sj}$  은 뉴런과 뉴런간 및 자신과의 가중치를 의미한다.

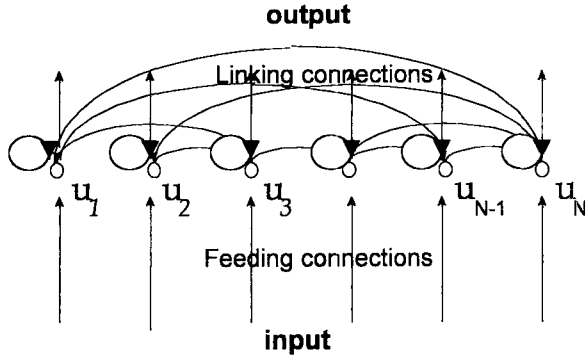


그림.1 에지 연결을 위한 신경망의 구조

식 (1)에서  $D_{ij}^k$ 는 k 번째 유형의 에지에 대하여 노드 i와 j의 현재 활성화 특성의 상호 연관관계를 의미하는 값으로 다음 식을 통하여 산출된다.

$$D_{ij}^k = \aleph_y(T_j^0, T_{ik}) \quad (2)$$

즉  $D_{ij}^k$ 는 현재 j번째 노드에서 최대로 활성화된 대표 유형의 특징과 i번째 노드에서 현재 관심 유형의 특징간에 상호 관계를 의미하게 되는데 이는 다음과 같은 절차에 의해 결정된다. 우선 표기의 편의를 위하여 가장 기본적인 (3X3)형태의 에지 유형을 표현하는 방식은, 중간 픽셀을 기준으로 한 두개의 픽셀을 지정하는 형식으로 이루어 질 수 있다. 즉 식 (2)에 나타난 두 가지 유형의 특징은 식 (3)과 같이 두 픽셀의 쌍으로 나타낼 수 있다.

$$T_j^0 = (\eta_{j1}^0, \eta_{j2}^0), \quad T_{ik} = (\eta_{ik1}, \eta_{ik2}) \quad (3)$$

여기서 8-neighbor에 속하는 임의의 위치를 고유로 표시하기 위해 x 및 y좌표에 대하여 식 (4)의 형태로 고유치를 유지한다.

$$\eta = (x_j - x_i) + 3(y_j - y_i) \quad (4)$$

이들로부터  $D_{ij}^k$  값은 다음 식에 의해 결정된다.

$$D_{ij}^k = \begin{cases} 1 & \text{if } ((\eta = \eta_{ik1}) \wedge ((\eta_{j1}^0 = -\eta_{ik1}) \vee (\eta_{j2}^0 = -\eta_{ik1}))) \vee \\ & ((\eta = \eta_{ik2}) \wedge ((\eta_{j1}^0 = -\eta_{ik2}) \vee (\eta_{j2}^0 = -\eta_{ik2}))) \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases}$$

이러한 개념은 임의의 크기를 갖는 원형 이웃(circular neighborhood)을 고려하도록 일반화하여 확장할 수 있다. 즉 영상에서 반지름 R인 원형의 이웃을 고려한 에지 연결은 다음과 같이 이루어 질 수 있다. 그림.2에 보인 바와 같이 A에서 B에 이르는 에지는 그의 직교방향으로 일정량의 강도를 갖는 벡터로써 고려된다. 반지름 R인 원형 이웃에 속하는 임의의 픽셀 Q에 대하여 원 유형의 에지에 대한 상호 관계를 설정하여 특정 에지성분을 강화 또는 약화 시키게 되는데, 이는 구체적으로 아래의 과정에 의해 이루어 진

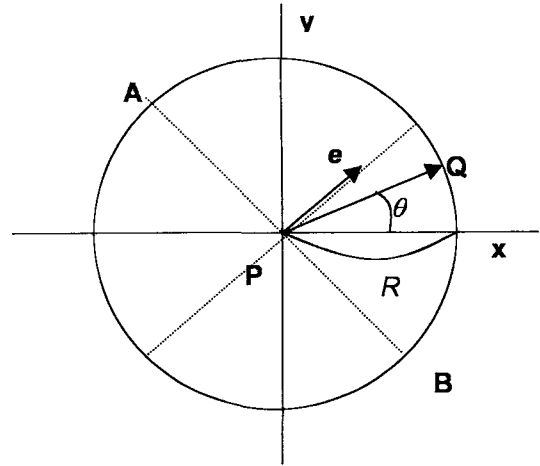


그림.2 circular neighborhood을 고려한 에지 표현

다. 영상내 임의의 위치에 대한 에지정보는 그의 강도(strength)와 방향(direction)을 의미하는 벡터로서 표현되는데 본 연구의 신경망에서는 이를 x와 y의 성분 값을 별도로 분리하여 구현하였다. 즉 임의의 노드에 대한 x 및 y값의 변화는 각각 식 (5) 및 식 (6)으로 정의된다.

$$\frac{du_{i1}}{dt} = \sum_{i,j \in N_j} w_{ij}^{11} v_{j1} - \sum_{i,j \in N_j} w_{ij}^{12} v_{j2} - u_{i1} + w_{ii}^{11} v_{i1} \quad (5)$$

$$\frac{du_{i2}}{dt} = \sum_{i,j \in N_j} w_{ij}^{12} v_{j1} - \sum_{i,j \in N_j} w_{ij}^{22} v_{j2} - u_{i2} + w_{ii}^{22} v_{i2} \quad (6)$$

여기서

$$w_{ij}^{11} = w \sin^2 \theta_y, \quad w_{ij}^{22} = w \cos^2 \theta_y \quad (7)$$

$$w_{ij}^{12} = -w \sin \theta_y \cos \theta_y \quad (8)$$

$$w_{ii}^{11} = -w_s R, \quad w_{ii}^{22} = -w_s R. \quad (9)$$

이와 같이 분리해서 고려된 두 값은 다음 식에 의해 결합됨으로써 뉴런의 출력값이 산출된다.

$$v_i = \sqrt{v_{i1}^2 + v_{i2}^2} \quad (10)$$

$$v_{i1} = g(u_{i1}), \quad v_{i2} = g(u_{i2}) \quad (11)$$

여기서  $v_i$ 는 i번째 뉴런의 출력값이며, 함수 g는 식 (12)와 같이 -1과 1사이에서 선형으로 증가하는 함수이다.

이러한 과정은 다음과 같은 에너지 함수의 최적화 과정으로 모델링 될 수 있다. 여기서 시점 t의 총 에너지는  $E_1(t)$ 와  $E_2(t)$ 의 합으로 결정된다.

$$E_1 = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j w_{ij}^{11} v_{i1} v_{j1} - \frac{1}{2} \sum_i \sum_j w_{ij}^{12} v_{i1} v_{j2} + \int_0^{v_{i1}} g^{-1}(\xi) d\xi - \frac{1}{2} \sum_i w_{ii}^{11} v_{i1}^2 \quad (12)$$

$$E_2 = -\frac{1}{2} \sum_i \sum_j w_{ij}^{21} v_{i2} v_{j1} - \frac{1}{2} \sum_i \sum_j w_{ij}^{22} v_{i2} v_{j2} + \int_0^{v_{i2}} g^{-1}(\xi) d\xi - \frac{1}{2} \sum_i w_{ii}^{11} v_{i1}^2 \quad (13)$$

### 3. 실험 결과 및 고찰

제시한 이론을 실제 영상에 적용하여 실험하였다. (378 x 352) 영상에 대하여 R값을 점진적으로 감소시키는 형태로 구현하였는데, 실험에 사용한 원 영상과 초기 에지추출 결과를 그림.3에 보였으며, 그림.4는 이에 대해 측방향 연결에 의한 비최대점 에지를 제거한 형태와 에지연결 실험 결과이다.



그림.3 실험에 사용한 원 영상과 초기 에지추출 결과

원형이웃의 반지름 R은 최초 3에서 점진적으로 감소시켜 적용하였으며, 영상내 픽셀수를 기준으로 총 200회의 반복 실험한 결과이다. 결과에 보인 바와 같이 최초의 추출 결과와 비최대점 에지를 제거한 후에 발생하는 에지들이 상당부분 타당성 있게 연결됨을 볼 수 있다.

### 4. 결론

본 연구에서는 두가지 유형의 시냅스 구조를 기반으로 영상의 에지를 상호 연결하는 방법론을 제시하였다. 이는 원형이웃을 고려한 노드간의 가중치로부터 반복되는 상호 작용에 의해 이루어진다. 노드들간의 측면 연결의 작용은 비최대점 에지나 노이즈에 의한 활성화를 억제할 뿐만 아니라, 누락된 에지를 점진적으로 생성해 나가게 된다.



그림.4 비최대점 에지 제거 및 에지 연결 결과

제시된 신경망에서 에지의 표현은 그 방향과 강도를 의미하는 벡터표현으로 고려되는데, 각 노드에서 이는 2차원 좌표상의 x와 y의 성분을 별도로 고려한 활성화 특성을 정의하였다.. 또한 제시된 에너지 함수를 최적화하는 과정에서 시뮬레이티드 어닐링기법을 적용하여 국소적 최적점의 가능성을 보완하였다. 향후 연구에서는 구체적인 물체인식문제 등에 적용하기 위한 특징추출의 기본 단계로서 유용성을 평가할 예정이다.

### 4. 참고 문헌

- [1] Reinhard Eckhorn, "Neural Mechanisms of Scene Segmentation: Recordings from the Visual Cortex Suggest Basic Circuits for Linking Field Models," IEEE Transactions on Neural Networks, Vol.10, No.3, pp.464-479, 1999.
- [2] Leon O. Chua and Lin Yang, "Cellular Neural Networks : Theory," IEEE Transactions on Circuits and Systems, Vol.35, No.10, pp.1257-1272, 1988.
- [3] Jayanta Basak, Bhabatosh Chanda and Dwijesh Dutta Majumder, "On Edge and Line Linking with Connectionist Models," IEEE Transaction on Systems, Man, and Cybernetics, Vol.24, No.3, 1994.
- [4] W. D. Orss, S. Grossberg, E. Mingolla, "Visual Cortical Mechanisms of Perceptual Grouping: Interacting Layers, Networks, Columns, and Maps," Neural Networks, Vol.13, pp.571-588, 2000