

경쟁 순환 신경망을 이용한 폐 영역분할에 관한 연구

A Study on the Segmentation of Lung Region using Competitive Recurrent Neural Network

○ 김 보연[○], 박 광석^{**}, 황 회용^{***}
 ○ 서울대 공과대학원 협동과정 의용생체공학전공
 ** 서울대 의과대학 의공학교실
 *** 서울대 공과대학 컴퓨터공학과

< 요약 >

흉부 X선 영상을 판독함에 있어서 중요한 정보중의 하나로 폐실질의 조직 특성이 이용된다. X선 영상에서 뼈 혹은 심장, 굵은 혈관등은 X선의 투과율이 적어 시각적으로 밝고 균일한 재질로 나타나며, 공기가 채워져 있는 폐실질은 어둡고 산소/이산화탄소 교환에 관계되는 미세한 조직들에 따라 균일하지 않은 재질로 나타나는 특성을 보이고 있다. 본 연구에서는 공간적인 주위조직의 정보를 이용하여 현재의 부분을 예측하여 인식하도록 수정된 경쟁 순환 신경망을 이용하여 흉부 X선 영상에서의 순수한 폐실질 부위를 영역 분할한다.

1. 서론

기존의 순환 신경망 모델의 인식 과정을 살펴보면, 비슷한 특성을 갖는 패턴끼리는 유사한 특성 때문에 인식에 오류가 많이 생기는 현상이 있다. 즉 순환 모델로 학습하여 인식한 결과를 보면, 패턴 인식의 오류가, 특성이 전혀 다른 패턴으로 오인식하는 것이 아니라, 비슷한 특성의 패턴으로 오인식하는 경우가 대부분임을 알 수가 있다. 이처럼 분류하고자 하는 패턴사이에는 유사한 특성을 갖는 패턴 군(group)이 존재하며, 군과 군사이에서 그리고 군 내부에서 상호 영향을 미치고 있다는 것을 발견할 수 있었다.

이러한 현상은 신경망이 주어진 패턴으로부터 학습 과정에서 패턴이 서로 비슷한 군을 먼저 학습해가면서 군 내의 각 패턴들을 더 정확히 학습해나간다는 것을 보여주는 것이다. 따라서 동일 군 내에서 노드 사이에 경쟁(competition)이 존재하도록 하여 패턴군 내의 어느 하나의 패턴이 선택되면 그 군이 아닌 다른 군들은 더 억제하고, 현재의 군은 강화시켜줌으로써, 학습 속도 및 인식률의 향상을 기대할 수 있다. 이 과정은 출력층의 결과가 귀환되는 과정에서 필요하며 귀환시 경쟁하여 인식된 승자노드를 제외한 다른 노드는 억제되어 감소된 결과값을 문맥층에 저장한다. 출력층의 경쟁한 결과를 저장하면 현재까지 인식되고 있는 문맥이 보다 명확하게 저장되어 다음의 패턴의 인식에 보다 효과적으로 이용될 수 있다.

본 연구에서는 경쟁 순환 신경망을 이용하여 흉부 X

선 영상에서의 순수한 폐실질 부위를 영역분할하고자 한다.

2. 경쟁 순환 신경망 모델

2.1 모델

본 연구에서 사용한 순환 신경망 모델(그림 1)에 보인다. (그림 1)은 Jordan의 모델을 변형하여 1개의 문맥층을 갖는 순환 신경망 모델이다. 문맥층이라 함은 중간층 또는 출력층 값을 귀환을 통하여 저장하는 층을 말한다. (그림 1)의 순환 신경망은 2층의 은닉층을 가지고 있으며 귀환 과정을 통해 과거의 정보를 기억하는 각각의 문맥층은 과거 두 프레임의 값을 저장할 수 있도록 하였다. 입력층인 IN에는 특성 파라미터가 입력된다. 첫번째 은닉층 H1에서는 영상 파라미터가 1차 해석되어 1차 피쳐가 추출되며, 두번째 은닉층 H2에서는 2차 해석이 행하여진다.

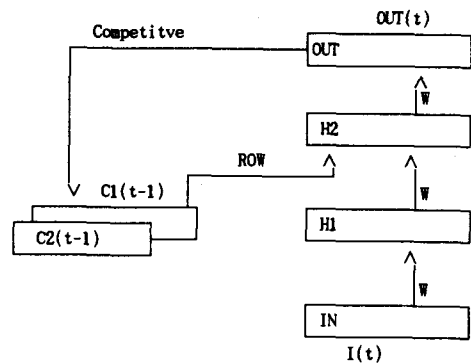


그림 1. 경쟁 순환 신경망의 구조

○ 입력층 IN의 활성화 값의 결정

$$IN_i(t) = I_i(t), \quad i = \text{index of Input Nodes}$$

$IN_i(t)$: 시간 t에서 i번째 노드의 활성화 값

$I_i(t)$: 시간 t에서 i번째 노드에서의 외부 입력

○ 제 1 은닉층 H1의 활성화 값의 결정

$$NET_i(t) = \sum_j W_{ij}(t) IN_j(t)$$

i = index of H1 Nodes, j = index of IN Nodes,
 k =index of HC Nodes
 $X_i(t)$ = Sigmoid($NET_i(t)$)
 $NET_i(t)$: 시간 t 에서 i 번째 노드(OUT)의 총 입력
 $W_{ij}(t)$: 시간 t 에서 j 번째 노드(IN)에서 i 번째 노드(H1)로
 의 웨이트

○ 제 2 은닉층(H2)의 활성화 값의 결정

$$NET_i(t) = \sum_j W_{ij}(t)X_j(t) + Rrate * \sum_k ROW_{ik}(t)C1_k(t-1) + Rrate * \sum_k ROW_{ik}(t)C2_k(t-1) \quad \text{-----}(2-3)$$

i =index of H2 nodes, j =index of H1 nodes,
 k =index of C nodes

$$X_i(t) = \text{Sigmoid}(NET_i(t))$$

ROW : C 문맥층과 H2층 사이의 웨이트

$C1_k(t-1)$: 시간 $t-1$ 에 OUT이 귀환하는 C_k 문맥층(C1)의 값

$C2_k(t-1)$: 시간 $t-1$ 에 $C1_k$ 가 귀환하는 C_k 문맥층(C2)의 값

○ 출력층(OUT)의 활성화 값의 결정

$$NET_i(t) = \sum_j W_{ij}(t)X_j(t)$$

$$X_i(t) = \text{Sigmoid}(NET_i(t))$$

i = index of Output nodes, j = index of H2 nodes

2.2 경쟁 귀환 (Competitive Feedback)의 구현

누적과 귀환시 경쟁을 위해 승자 노드와 승자 군을 정의한다. 먼저 귀환 과정에서 인식 결과의 누적에 대해 아래와 같은 식으로 문맥층의 값을 계산한다. 여기에서 출력층을 귀환시킬 때 다음 식(2-1, 2-2)을 사용한다.

$$C1(t) = \alpha Out(t) + \beta C1(t-1) + \gamma C2(t-1) \quad \text{-----}(2-1)$$

$$C2(t) = C1(t-1) \quad \text{-----}(2-2)$$

t = number of frames for scanning

$$\alpha = 0.6, \beta = 0.2, \gamma = 0.2$$

위 식에 의해 출력층이 귀환되는 문맥 노드인 $C1$ 과 $C2$ 에서는 출력층의 값이 시간적으로 계속 누적된다.

다음으로, 출력층이 귀환되는 문맥층에서 있어서 경쟁의 관계가 이루어지도록 하여야 한다. 주어진 프레임에서 어떤 패턴이 인식되면 그 구간에서 그 인식 결과는 옮겨 되었거나, 아니면 그 패턴이 속한 군 내의 다른 패턴을 오인시켰을 가능성이 높다. 따라서 그 패턴을 중심으로 그 패턴이 속한 군 외의 활성화값은 감소되고, 그 패턴 노드의 활성화값은 증가시킨다. 그리고 그 패턴이 속한 군 내의 다른 노드들은 변화시키지 않는다. 그러면 상대적으로 타 군보다는 강화되는 것이 된다.

이러한 경쟁의 관계를 설정하기 위해서 먼저 승자노드와 승자군을 정의한다. 승자 노드(Winner Node)는 식(2-1)에 의해 출력층이 귀환되는 BOUT의 $C1$ 층에서 제일 높은 값을 갖는 노드로 정의한다. 그리고 그 노드가 속해 있는 음소군

을 승자군(Winner Group)이라 정한다. 여기에서 승자노드로 선정되면 $C1$ 층의 다른 음소들과 경쟁을 시킨다. 이때 승자군이 경쟁에 의해 획득하게 될 총량은 다음 식 (2-3)과 같이 결정된다.

$$\Delta C1_i = C1_i * C1_i * target, \quad \text{Crate: Competitive Rate} \quad \text{----}(2-3)$$

어느 시간에 인식한 가장 유력한 패턴을 승자로 정하여 winner-take-all 방식으로 경쟁하도록 하였다. 단 승자가 모든 값을 다 갖는 것이 아니라 일정 비율만큼만 추가할 수 있도록 한 것이다. 여기에서 승자 노드의 의미는 현재의 영상 신호에 대하여 인식한 결과 가장 유력한 패턴을 말하며, 승자군은 동일 군내에서의 오인식에 대비하여 현재 패턴에 대하여 인식 가능한 패턴들이다.

승자 노드와 승자군을 정한 후 경쟁 규칙은 다음과 같다.

- (규칙1) 같은 군 내에서는 경쟁이 일어난다.
- (규칙2) 다른 군 끼리도 경쟁이 일어난다.
- (규칙3) 승자군은 다른 군에 비하여 강화된다.
- (규칙4) 승자노드가 얻은 획득 총량은 다른 노드가 잃은 양과 동일하다.

(규칙4)에서 승자노드는 경쟁에 의하여 승자노드 출력값에 비례하여 일정한 양을 획득하며, 이 증가된 양은 다른 노드들로부터 노드 출력값에 비례하여 얻어진다. (규칙1)과 (규칙3)에 의하여 승자군의 노드 중에서 승자노드만 일정 값을 획득하도록 하며 승자군에 속해 있는 그밖의 다른 노드는 아무런 변화가 없다. 승자군이 아닌 다른 군의 노드는 승자노드가 획득한 양만큼의 값을 상실한다. 승자노드를 결정하는 방법과 승자노드가 획득하는 양은 승자노드의 출력값과 목표값(Target Value, 학습을 위해 출력층에 주어지는 값)을 고려하여 결정하는 방법으로 구현하였다.

2.2 경쟁 순환 신경망 모델의 계산

2.2.1 전방향(Feedforward)의 계산 과정 및 학습 과정

입력으로부터 출력층까지의 값을 구하는 과정 및 학습하는 과정은 MLP의 오류역전파 학습법을 사용한다.

2.2.2. 경쟁 과정

경쟁 순환 신경망 모델에서 경쟁 과정은 다음과 같이, $C1$ 과 $C2$ 문맥층에서 일어난다.

○ 문맥층 C의 활성화 값의 결정

$$C2_k(t) = C1_k(t-1)$$

$$C1_k(t) = \alpha Out_k(t) + \beta C1_k(t-1) + \gamma C2_k(t-1)$$

○ 경쟁에 의해 승자 노드가 획득하는 총량

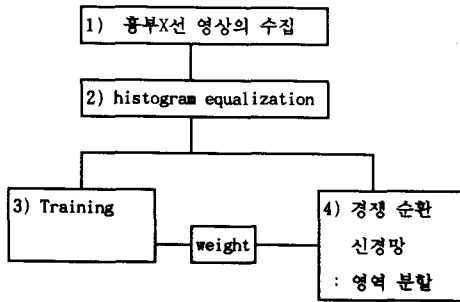
$$\Delta C1_i(t) = C1_i(t)$$

Crate : 경쟁률(Competitive Rate)

- 경쟁에 의해 패자 노드가 상실하는 총량
 $\Delta Cl_i(t) = \Delta Cl_i(t) / \text{Number of Loser Node } (=6)$
- 승자 노드의 획득
 $Cl_w(t) = Cl_w(t) + \Delta Cl_w(t)$
- 패자 노드의 상실
 $Cl_l(t) = Cl_l(t) - \Delta Cl_l(t)$

3. 실험 및 결과

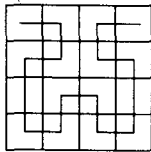
촬영된 흉부X선 영상에서 폐실질을 영역분할하기 위하여 (그림 2)와 같은 과정으로 연구의 과정을 단계별로 진행하였다.



(그림 2) 패조적의 영역 분할

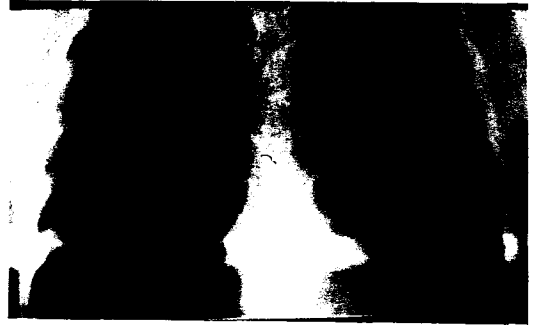
Laser와 PM Tube를 이용하여 필름을 scanning하는 Film Scanner를 이용하여서 1024x1024 8 bit/pixel의 해상도의 영상을 사용하였다. X선 영상은 촬영시 기기상태, 주위환경, scanner의 상태에 따라 영상의 차이가 있기 때문에 이를 보정하기 위하여 histogram equalization을 행하였다.

경쟁 순환 신경망 모델은 입력층에 4x4 pixel frame이 입력되어 출력층에서 순수한 폐실질과 다른 조직의 움직임 및 배경을 의미하는 각 노드가 존재한다. 입력되는 4x4 프레임은 (그림 3)과 같이 Hilbert curve를 이용하여 reordering하였다. 입력층 노드는 16개, 출력층 노드는 2개이다. 은닉층은 2층으로 제1은닉층은 24개의 노드로, 그리고 제2은닉층은 16개의 노드로 구성하였다. Learning rate는 0.7, bias rate는 0.3, momentum은 0.7을 사용하였다. 학습 데이터는 한명의 환자 영상에서 순수한 폐실질 4부위와 뼈 및 타 조직의 움직임이 나타나는 부위 4부위, 모두 8개의 패턴을 학습하였다.



(그림 3) Hilbert curve에 의한 reordering

(그림 4)은 학습 데이터를 샘플링한 영상에 대한 영역분할 결과이고, (그림 5)는 다른 환자 영상에 대한 영역분할 결과이다.



(a)



(b)

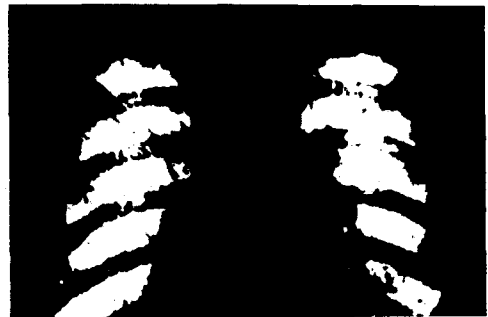
(그림 4) 학습에 사용한 영상

(a) 영상

(b) 영역 분할 결과



(a)



(b)

(그림 5) 실험 영상

(a) 영상

(b) 영역 분할 결과

4. 토의

신경망은 현재를 인식함에 과거의 정보를 사용하는 순환 신경망모델을 사용하여 영상에서 공간적인 주위정보를 이용할 수 있도록 하였고, 현재의 승자 노드를 강화하여 다음 인식에 사용하도록 경쟁구조를 갖도록 수정하여 응용하였다. 신경망은 영상 데이터가 순수한 폐실질인지, 뼈 및 다른 구조물인지 여부를 판별한다. 본 연구에서는 순수한 폐실질과 타 조직만을 분리하였으나 보다 확장하여 폐영역을 자동적으로 분할 할 수 있도록 폐영역과 폐외영역으로 구분하고 폐영역을 보다 세분화하여 폐실질, 폐+뼈, 폐+혈관, 심장등으로 구분할 수 있도록 확장하고자 한다.

5. 참고문헌

- [1] Atam P. Dhawan & Mehul Parikh, "Knowledge-based color and texture analysis of skin image", Annual International Conference of the IEEE Engineering in Medicine and Biology Society, Vol.12, No. 3, 1990.
- [2] K. Doi, M.L.Giger, Computer-aided diagnosis: present and future, A new horizon on medical physics and biomedical engineering, Elsevier Science Publishers B.V., 1991.
- [3] Gregory F. Powell, Kunio Doi, & Shigehiko Katsuragawa, "Localization of inter-rib spaces for lung texture analysis and computer-aided diagnosis in digital chest images, Medical Physics 15(4), Jul/Aug 1988.
- [4] Shigehilo Katsuragawa, Kunio Doi, & Heber MacMahon, "Quantitative analysis of lung texture for computer-aided diagnosis of interstitial disease in digital chest radiographs", SPIE Vol.914, Medical Imaging II, 1988.
- [5] Shigehilo Katsuragawa, Kunio Doi, & Heber MacMahon, "Image feature analysis and computer-aided diagnosis in digital radiography: Classification of normal and abnormal lungs with interstitial disease in chest images", Medical Physics 16(1), Jan/Feb 1989.
- [6] Maryellen Lissak Giger, Kunio Doi, & Heber MacMahon, "Image feature analysis and computer-aided diagnosis in digital radiography: 3. Automated detection of nodules in peripheral lung fields", Medical Physics 15(2), Mar/Apr 1988.
- [7] Michael Unser & Murray Eden, "Multiresolution feature extraction and selection for texture segmentation", IEEE transactions on PAMI, Vol.11, No.7, July 1989.
- [8] Mihran Tuceryan & Anil K. Jain, "Texture segmentation using Voronoi Polygons", IEEE Transactions on PAMI, Vol.12, No.2, February 1990.
- [9] Robert M. Haralick, "Statistical and structural approaches to texture", Proceedings of IEEE, Vol.67, No.5, 1979.