

선형 신경 회로망을 이용한 영상 Thinning 구현

박 병 준, 이 정 훈

Computational Vision and Fuzzy Systems Laboratory

한양대학교 전자공학과

425-791 경기도 안산시 사1동 1271번지

{bpark, frhee}@fuzzy.hanyang.ac.kr

Abstract

본 논문에서는 선형 이진 신경회로망 (Linear Binary Neural Network)을 이용하여 이진 영상으로부터 골격(skeleton)을 추출하는 병렬 구조를 제안하였다. 기존의 골격 추출 알고리즘으로부터 이진함수를 추출하고 이를 MSP Term Grouping Algorithm 을 이용하여 학습시켰다. 결과에서는 기존의 역전파(Back-propagation) 학습알고리즘을 사용한 신경회로망보다 더 쉽게 하드웨어로 구현할 수 있음을 보여준다.

I. 서론

영상을 나타내는 특징으로 쓰이는 것 중에 영상의 skeleton 이 있다[1]. 이는 영상을 하나의 선 단위로 가늘게 만들어 2 차원 영상으로부터 사물의 뼈대만을 추출해 낸 것이다. 특히 물체의 기하학적인 관계를 분석하거나 문자인식을 위한 획을 추출하기 위해서는 skeleton 의 추출이 필수적인 전처리 과정으로 사용된다. 때문에 오래 전부터 보다 잘 영상을 표현하면서 빠르게 영상의 skeleton 을 추출하기 위한 노력을 해 왔다[2][3].

영상의 skeleton 을 구하는 방법으로는 가장 먼저 영상 외곽선들 간의 Euclidean distance 를 이용하여 최적화된 Center 를 구하는 방법이 있다[2][4]. 이 방법은 수학적으로 가장 좋은 최적의 skeleton 을 구해 주지만, 복잡한 계산이 필요하다. 최근에는 이를 빠르게 할 수 있는 알고리즘이 제시되기도 하였다[4].

영상의 skeleton 을 구할 수 있는 보다 쉬운 방법으로는 이웃하고 있는 점들과의 위치관계를 이용한 반복적인 알고리즘이 있다. Rosenfeld 와 Kak 은 한 점을 중심으로 상하좌우 네 개의 이웃하고 있는 점과의 관계를 이용하여 skeleton

을 추출하는 RK4 알고리즘과 상하좌우 및 대각방향의 이웃하고 있는 여덟 개의 점을 이용하여 하는 RK8 알고리즘을 고안하였다[3]. 이 알고리즘들은 네 개의 단계를 반복수행 함으로써 영상의 thinning 을 수행한다. 그보다 이후에 Wang 과 Zhang 은 단계를 둘로 줄여서 할 수 있는 반복수행 알고리즘을 고안하였다[5]. 이러한 반복적인 방법들은 이웃하고 있는 점들과 2진 함수 관계를 계산하고 더 이상 영상에 변화가 없을 때까지 반복하는 방법으로 알고리즘을 수행한다.

온라인 문자인식 시스템과 같이 실시간 응답을 필요로 하는 시스템에서 thinning 을 사용하기 위해서는 위와 같은 thinning 을 고속으로 수행할 수 있는 시스템이 필요하다. Chang 과 Yan 은 [4]에서 Euclidean distance 를 이용한 고속 thinning 알고리즘이 제시하였는데, 이 방법은 복잡한 계산을 필요로 함으로 CPU 를 이용한 소프트웨어적인 방법으로 구현하여야 한다. Bourbakis, Steffensen, Saha 세 사람은 [6]에서 thinning 을 위해 관계를 조사하는 주변 점들의 범위를 넓게 잡고 반복단계를 줄이는 알고리즘을 병렬처리 하드웨어로 구현하는 방법을 제시하였다. 이는 병렬처리 소자를 이용한 실시간 thinning 이 가능한 시스템이지만 매우 복잡한

하드웨어를 갖고 있다. 또한 Krishnapuram 과 Chen 은 [7]에서 RK4, RK8, Wang-Zhang 알고리즘을 신경회로망을 학습시키고, Recurrent Network 로 구현하였다. 여기서는 신경회로망을 반복적으로 사용함으로써 thinning 을 할 수 있다는 새로운 접근방법을 제시하였다.

본 논문에서는 선형신경회로망을 이용하여 Recurrent 신경회로망을 구현함으로써 고속의 thinning 을 수행하면서, 보다 간단한 구조의 회로를 가질 수 있게 하는 방법을 제시하였다.

선형신경회로망은 이진입력과 연결강도를 가진 가중합과 임계값(threshold)을 비교하여 이진값의 출력을 내는 LTU(Linear Threshold Unit)를 기본 단위로 하는 이진 신경회로망이다. 그림 1 과 같은 구조를 갖고 (1)식으로 표현이 된다.

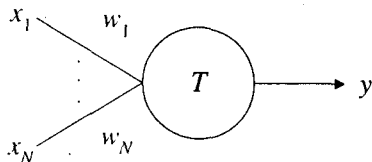


그림 1. LTU 의 구조

$$\begin{aligned}
 y = 1 & \quad \text{if and only if} \quad \sum_{i=1}^N w_i x_i \geq T \\
 y = 0 & \quad \text{if and only if} \quad \sum_{i=1}^N w_i x_i < T
 \end{aligned} \quad (1)$$

이러한 선형신경회로망은 학습시키기는 어렵지만 하드웨어구현에 적합하고, 연산이 간단해서 고속의 thinning 알고리즘을 구현하기에 적합하다[7][8][9].

본 논문의 나머지 부분에서는 병렬 Recurrent thinning 회로망을 구현하는 과정에 대해서 설명하고, 구현된 선형 Recurrent thinning 회로망에 실제 실험 영상을 적용한 결과를 보여준다.

II. 본론

A. Thinning 알고리즘

본 논문에서는 간단한 알고리즘으로 반복적인 수행을 통해, thinning 을 수행하는 Rosenfeld 와 Kak 의 알고리즘과 Wang 과 Zhang 의 알고리즘을 사용하였다. 이 두 알고리즘은 모두 영상의 주변 경계선에서부터 점들을 반복적으로 제거해 나가는 방법을 사용하여 thinning 을 한다.

이 때 RK 알고리즘은 영상의 경계선 부분에 있는 점으로 판단하는 조건을 네 방향으로부터 만들었고, 이것들을 각각 north, south, east, west 라고 이름하였다. 모든 영상의 점들에 대해서 한 조건을 적용시킨 후, 새로운 영상으로 다음

조건을 적용시키는 과정을 더 이상 영상에 변화가 생기지 않을 때까지 반복한다. Wang 과 Zhang 의 알고리즘은 이러한 네 가지 조건을 두 단계의 조건으로 줄였다. [7]의 부록에는 이 두 알고리즘의 식이 정리되어 있고, RK 알고리즘은 [3]에, Wang 과 Zhang 알고리즘은 [5]에 자세하게 설명되어 있다.

B. TNN 의 합성

본 논문에서는 영상의 thinning 을 위해서 선형 신경회로망을 만들었다. 이러한 선형 신경회로망은 일반적인 Sigmoid 뉴런을 사용하지 않기 때문에, 역전파 알고리즘과 같은 학습 알고리즘을 사용할 수 없고, 학습 패턴으로부터 최소의 뉴런을 사용하도록 선형신경회로망을 직접 합성해 내는 MTGA (MSP Term Grouping Algorithm)를 사용하였다[8][9].

MTGA 를 사용하면 주어진 학습패턴에 맞는 입력노드와 중간노드 및 연결 강도 계수를 구할 수 있다. 더욱 좋은 점은 출력노드의 모든 가중치가 1 로 고정되어 별도의 출력 노드를 만들 필요 없이 중간노드 출력 값들을 Wired OR 논리로 구현이 가능하다.

Thinning 을 할 때에는 RK 와 WZ 알고리즘 모두 한 점을 중심으로 이웃하고 있는 여덟 개의 점을 합해 9 개의 점들의 관계를 조사한다. 그러므로 결과 출력 영상의 한 점은 입력영상의 주위 9곳의 입력 값에 영향을 받는다.

즉, 선형신경회로망을 합성하기 위한 입력패턴은 9dim 의 2 진 값이 되고, 출력패턴은 1 개의 2 진 값이 된다. 그러므로 전체 패턴은 2⁹인 512 개이다.

MTGA 는 2 진의 패턴공간에서 선형신경회로망을 합성할 때 1 의 출력을 갖는 값만을 이용한다. 이 때 RK4 는 236 개의 패턴에 대해서 1 을 출력하고, RK8 은 215 개 그리고 WZ 알고리즘은 214 개의 패턴에 대해서 1 을 출력한다. 그러므로 MTGA 학습에 사용되는 입력패턴의 수는 RK4 가 236 개이고, RK8 이 215 개, WZ 이 214 개이다.

C. Thinning Network 구조

RK 의 경우에는 MTGA 방법으로 north 패턴에 대해서만 학습을 한다. North 패턴을 시계방향으로 90° 회전시키면 east 패턴이 되고, 180° 회전시키면 south 패턴이 된다. 또한 270°회전하였을 때는 west 패턴이 되므로, 학습된 최종 네트워크에서 연결 계수들의 위치 교환만으로 north 의 신경회로망으로부터 다른 세 개의 신경회로

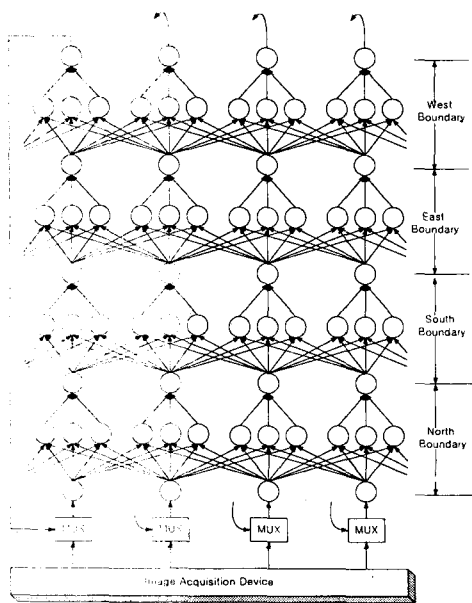


그림 2. RK 알고리즘에 대한 Recurrent 선형신경회로망 구조.

망을 만들 수 있다. WZ의 경우에는 stage1의 입력패턴을 180° 회전하면 stage2가 된다. 역시 RK와 같은 방법으로 연결계수 값들의 위치 교환으로 stage1 네트워크에서 stage2 네트워크를 만들 수 있다[7].

이렇게 MTGA 방법으로 합성한 선형신경 회로망을 기존의 역전파 알고리즘을 이용한 Recurrent 신경회로망의 결과와 비교한 내용을 표 1에 보였다. 이 표를 보면 MTGA 방법을 이용하면, 노드의 수는 더 많아지더라도, 연결 계수의 수가 줄어드는 것을 확인할 수 있다.

표 1. 역전파 학습을 사용한 Sigmoid 신경회로망과 선형신경회로망의 thinning 네트워크 비교.

	Number of Nodes		Number of Connections	
	Krishnapuram	MTGA	Krishnapuram	MTGA
RK4	3	3	27	11
RK8	3	5	27	21
WZ	6	10	54	51

그림 2와 그림 3은 각각 RK와 WZ 알고리즘을 위한 Recurrent 네트워크의 구조를 보여주고 있다. 이것은 전체네트워크를 의미하는 것이 아니라 한 영역에 대해서만 보여준 것으로

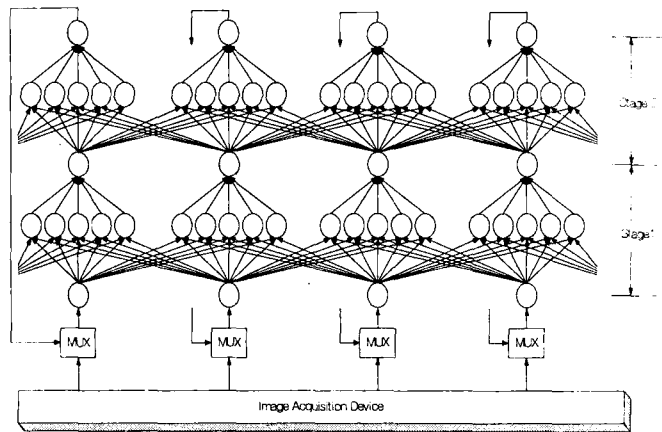


그림 3. WZ 알고리즘에 대한 Recurrent 선형신경회로망 구조

맨 아래 부분의 한 노드는 입력영상의 한 점이 되고 맨 위의 한 노드는 출력영상의 한 점이 된다. 영상을 얻으면 이것을 thinning 회로망에 입력하고, 입력이 끝나고 나서부터는 영상에 더 이상 변화가 없을 때까지 현재의 출력을 입력으로 되돌린다.

D. 실험결과

Thinning 실험은 SUN Ultra1 시스템에서 [7]에서 사용된 128x128의 영상을 이용하여 수행하였다.

그림 4는 RK4에 대한 결과를 보여주고 있다. RK4는 주변 네 개의 점들과의 관계를 이용하기 때문에 삭제되는 점들이 적어서 많은 부분의 선이 남게 된다.

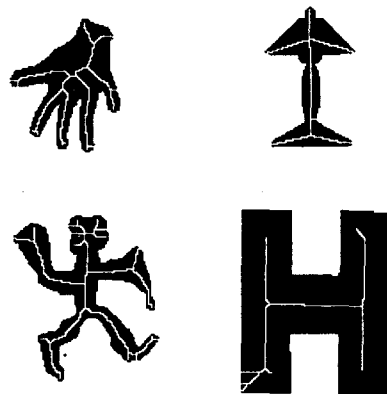


그림 4. RK4에 대한 thinning 결과

그림 5 는 RK8 에 대한 결과를 보여준다. RK8 은 주변 8 개의 점들과의 관계를 이용하므로 RK4 보다 많은 점들이 삭제된다. 그러므로 없어져서는 안 되는 점이 없어지기도 한다.

그림 6 은 WZ 알고리즘에 대한 결과를 보여준다. WZ 는 두 개의 단계를 이용하여 RK4 와 RK8 의 중간 단계에 해당하는 좋은 결과를 보여준다.



그림 5. RK8 을 사용한 thinning 결과

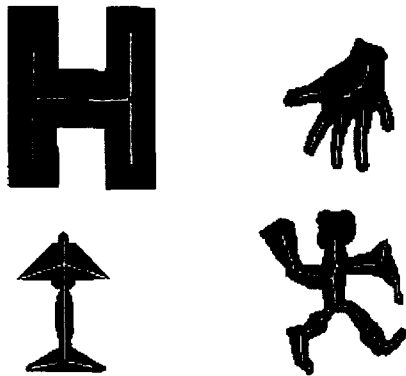


그림 6. WZ 알고리즘을 사용한 thinning 결과

III. 결론

고속의 문자 인식 하드웨어나 영상 인식 시스템을 위하여 전처리 과정을 빠르게 할 수 있는 시스템은 매우 중요하다. 본 논문에서는 문자인식이나 영상인식에서 영상의 특징 추출에 사용되는 thinning 을 하드웨어로 구현하기 위한 새로운 구조를 제안하였다.

본 논문에서 제안된 선형신경회로망은 기존 신경회로망의 방법보다 더 적은 수의 노드간 연결구조를 갖고 있으며, 연결강도도 정수로 표현되어 실제 하드웨어 구현에 더 적합하다.

본 논문에서 제안된 신경회로망 구조를 응용하면 thinning 이외에도 여러 가지 영상처리를 병렬로 구현할 수 있으며, 이에 대한 연구가 진행 중이다.

IV. 참고문헌

- [1] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, Digital Image Processing, Reading, MA: Addison-Wesley, 1992. ch. 8.
- [2] H. Ballard and C. M. Brown, Computer Vision. Englewood Cliffs, NJ: Prentice Hall, 1982, ch. 8.
- [3] Rosenfeld and A. C. Kak, Digital Picture Processing. Orlando, FL: Academic, 1982, ch.11, vol. 2.
- [4] H. Chang and H. Yan, "Skeletonization of binary digital patterns using a fast Euclidean distance transformation," Optical Engineering, Apr. 1996.
- [5] P. S. P. Wang and Y. Y. Zhang, "A fast and flexible thinning algorithm," IEEE Trans. Computers, vol. 38, pp. 741-745, May 1989.
- [6] N. Bourbakis and et. al., "Design of an array processor for parallel skeletonization of images," IEEE Trans. Circuits and Systems-II: Analog and Digital Signal Processing, vol. 44, no. 4, Apr. 1997.
- [7] R. Krishnapuram and L. Chen, "Implementation of parallel thinning algorithms using recurrent neural networks," IEEE Trans. NN, vol. 4, no. 1, Jan. 1993.
- [8] F. C. Rhee and B. Park, "An optimal method for linear threshold network synthesis," Proc. of IJCNN'98, Anchorage, Alaska, pp. 1905-1909, May. 4-9, 1998. as a part of IEEE WCCI'98
- [9] 박병준, "선형 신경회로망의 최적 합성 방법," 석사학위논문 한양대학교 대학원 1998.