

계층적 신경회로망을 이용한 한글 패턴 분류에 관한 연구

⁰김도현 이병모 차의영
부산대학교 전자계산학과
e-mail:{uliminer, lbmo, eycha}@harmony.cs.pusan.ac.kr

A Study on the Classification of Hangeul Patterns Using Hierarchical Neural Network

⁰Do-Hyeon Kim, Byeong-Mo Lee, Eui-Young Cha
Dept. of Computer Science, Pusan National University

요 약

한글을 인식하기 위한 전처리 방법으로 흔히 모음의 종류 및 자음과의 결합 정도에 따라 6가지 유형으로 분류하는 방법을 많이 사용하고 있다. 본 논문에서는 이러한 한글 문자를 인식하기 위한 전처리 과정으로써 한글의 유형을 분류하는 방법에 대한 연구로 계층적인 신경회로망을 도입하여 빠르고 신뢰성 있는 분류 방법을 제안한다. 실험에 사용된 글자는 KS X 1001(KS C 5601) 완성형 글자 2,350개에 대한 굴림, 바탕, 들음, 궁서 글꼴로 총 9400개의 이미지 파일을 사용하였으며, 이 중 일부는 훈련에 사용하고 나머지는 분류를 위한 테스트 데이터로 사용한 결과 약 94%의 유형 분류율과 개별 패턴을 5.67ms에 분류하는 빠른 분류 속도를 나타내었다.

1. 서론

사람들이 다루는 대부분의 정보는 사진, 그림, 도형 등의 영상 정보와 한글, 한자, 숫자, 부호 등의 문자 정보로 구성되어 있으며, 이러한 정보를 자동으로 컴퓨터에 입력하기 위하여 OCR(Optical Character Recognition)에 관한 연구가 꾸준히 진행되고 있다 [1]. 한글의 경우 필기체 문자에 대한 인식은 입력 패턴의 형태 변형이 필자마다 매우 다양하기 때문에 복잡한 변형을 흡수하기 위한 접근 기법이 많이 사용되고 있다. 반면, 인쇄체 문자의 경우 필기체보다 상대적으로 변형이 작지만 글꼴과 크기에 대한 변형이 다양하며, 필기 방향이나 획수, 속도 등에 대한 시공간적 정보를 이용할 수 없으며, 문자 이미지 정보를 얻기 위한 스캐너나 프린터 등의 장치에서 발생하는 잡영이 또 하나의 변형으로 작용하여 문자 인식을 어렵게 한다. 이와 같이 인쇄체 문자 인식 등에 사용되는 오프라인 인식 기법에 관한 연구는 문자 구조를 이용하는 구조적인 방법과 원형 정합 방법, 신경회로망을 이용한 방법 [2] 등이 있다. 구조적인 접근 방법(structural approach)은 문자를 구성하는 요소인 획을 중심으로 상호 연관성을 분석하는 방법으로 잡영이나 획이 접합된 경우의 특징

추출이 어려운 단점이 있으며, 원형 정합을 이용하는 방법(template matching)은 모든 기본 문자에 대한 원형을 만들어 둔 다음 유사도를 이용하여 인식하는 방법으로 그 방법이 매우 단순하지만 시간적인 제약과 변형 문자에 대한 처리 능력이 미숙한 단점이 있다. 신경회로망(neural network)을 이용한 방법은 문자 패턴들을 학습시킴으로써 적응적으로 패턴을 인식할 수 있도록 한 방법으로 학습 패턴이 충분하지 못한 경우 일반성이 결여될 수 있으며 패턴이 너무 다양한 경우 학습이 제대로 이루어지지 않거나 학습 시간이 오래 걸리며 국부 최소점(local minima)에 빠져 학습이 마비될 수 있는 위험이 있다 [3].

본 논문에서는 한글 문자 인식의 전처리 과정으로 한글의 유형을 분류하기 위하여 적응적인 신경회로망 구조인 ART2를 계층적으로 연결함으로써 학습 패턴을 대표하는 클러스터를 보다 빠르고 조직적으로 구성하여 분류율 향상을 도모하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 제안하는 계층적인 신경회로망 구조에 대해 설명하고 3장에서는 실험을 통한 검증과 분석을, 4장에서는 결론 및 향후 연구 방향을 제시한다.

2. Hierarchical ART2 Neural Network

2.1 계층적 신경망 구조

ART2 신경회로망의 구조는 vigilance parameter ρ 에 의해 결정된다[4,5]. 즉, ρ 값이 크게 되면 클러스터의 반경이 커지게 됨으로써 하나의 클러스터가 많은 패턴을 수용하게 되어 클러스터의 개수는 작아지는 반면 다양한 패턴들을 저장할 수 없게 된다. 반대로, ρ 값이 작게 되면 클러스터의 반경이 작아지므로 많은 클러스터가 생성되어 다양한 패턴들을 저장할 수 있지만 학습 및 인식에 있어서 비교해야 할 클러스터의 개수가 너무 많기 때문에 속도의 저하를 가져온다. 본 논문에서는 이러한 vigilance parameter의 특성을 고려하여 2층의 cluster layer로 구성된 Hierarchical ART2(이하 HART2)를 고안하였다.

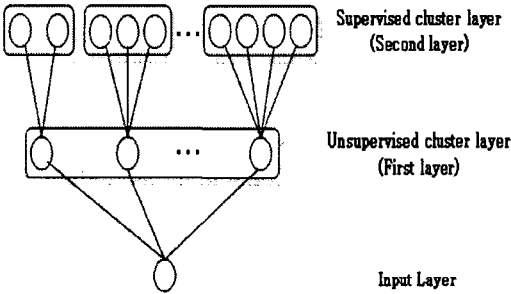


그림 1. Hierarchical ART2의 구조

HART2는 1차 클러스터를 통해 입력 패턴의 형태를 대략적으로 분류하고 각각의 1차 클러스터에 연결된 2차 클러스터를 통해 다양한 형태의 패턴을 대표하게 된다.

2.2 ART2 지도 학습 알고리즘

HART의 1차 클러스터의 생성은 기존의 ART2방법과 동일한 방법을 사용하여 비지도 학습으로 생성된다. 이때 생성되는 클러스터는 대략적으로 입력 패턴의 유형을 분류하게 된다. 각각의 1차 클러스터는 거기에 속한 입력 패턴 멤버들을 다시 2차 클러스터로 분류하는데 이때에는 ART2 학습 알고리즘을 지도 학습으로 변형하여 세부적으로 분류한다. ART2의 지도 학습 알고리즘은 비지도 학습과 유사하지만 Vigilance Test를 통과한 입력 패턴이라 할지라도 입력 패턴이 승자 클러스터와 다른 클래스일 경우에는 새로운 클러스터를 생성한다는 점이 다르다. ART2 지도 학습 알고리즘은 다음과 같다.

- (1) k 번째 입력패턴을 x_k , 신경회로망의 i 번째 클러스터의 중심값을 w_i 라 하고 LX_k , LC_i 를 각각 입력 패턴 x_k 와 클러스터 중심값 w_i 의 해당 클래스를 나타내는 Label이라 하자.
- (2) 새로운 입력 패턴 x_k 에 대해 최소 거리 (minimum distance)를 가지는 클러스터 j^* 을 승자 클러스터로 선택한다.
- (3) 입력 패턴에 대한 Vigilance Test를 수행한다. 만약 입력 패턴이 승자 클러스터의 중심 반경 ρ (Vigilance Parameter) 이내에 들어오고 입력 패턴과 승자 클러스터가 같은 클래스일 때 이 입력 패턴을 승자 클러스터에 포함시키고 그 클러스터의 중심값을 수정한다. 그렇지 않은 경우는 현재 입력 패턴 x_k 를 새로운 클러스터로 할당한다.
- (4) 모든 입력이 제시될 때까지 (1)~(3)의 과정을 반복수행한다.
- (5) 지정된 회수의 학습을 반복 수행하거나 신경망의 클러스터 중심값이 각각 변함이 없으면 학습을 종료한다.

2.3 클러스터 선택 기법

ART2 신경회로망에서 클러스터의 개수가 많아지면 비교해야 할 클러스터가 너무 많기 때문에 학습 및 인식 속도의 저하를 가져온다. 따라서, 본 연구에서 제안한 HART2 신경회로망은 입력 패턴과 유사한 몇 개의 1차 클러스터만 선택한 후 이 클러스터에 연결된 2차 클러스터와의 비교만 수행함으로써 인식을 저하시키지 않으면서 속도를 개선할 수 있는 pruning 기법을 도입하였다. 이때, 입력 패턴과 유사한 1차 클러스터를 선택하는 방법으로 각각의 1차 클러스터에 대한 거리비를 이용하였다.

2.4 거리비에 의한 후보 클러스터 선정

입력 패턴과 각각의 1차 클러스터와의 거리를 구한 후 최대 거리 및 최소 거리를 산출하여 그 거리가 일정비 이내에 있는 1차 클러스터를 선택하고 이 클러스터에 연결된 각각의 클러스터를 후보 클러스터로 선정한다. 예를 들어, 클러스터의 선택 비율을 p 라 하고 입력 패턴과 c 개의 1차 클러스터와의 최소 거리가 d_{min} , 최대 거리가 d_{max} 라 할 때, 아래 식에 의해 정의되는 거리가 d 이하인 1차 클러스터만 선택되며, 선택된 클러스터에 연결된 각각의 클러스터를 후보 클러스터로 선정한다.

$$\|w_i - x_k\| \leq d_{threshold} \quad (1)$$

$$d_{threshold} = d_{min} + (d_{max} - d_{min}) \times p \quad (2)$$

이와 같이 거리에 의한 방법을 통해 클러스터를 선택하면 적응적으로 후보 클러스터를 선택할 수 있다.

2.5 패턴 인식

순위 또는 거리에 의하여 선택된 1차 클러스터는 입력 패턴과 유사한 패턴임을 의미하여 이 1차 클러스터에 연결된 2차 클러스터도 마찬가지로 입력 패턴과 유사한 패턴이 된다. 반대로 1차 클러스터로 선택되지 않은 클러스터는 입력 패턴과 유사하지 않은 패턴이며 따라서 이 클러스터에 연결된 2차 클러스터도 입력 패턴과 유사하지 않은 클러스터로 구성되어 있다. 따라서 많은 수의 클러스터를 생성하여 모두를 입력 패턴과 비교하기 위한 후보 클러스터로 선택하지 않고 가능성 없는 클러스터는 1차 클러스터에서 가지치기가 되어 탐색 공간을 축소함으로써 빠른 인식을 수행할 수 있게 된다. 이때 입력 패턴과 가장 가까운 1차 클러스터 하나만을 선택하는 것보다 클러스터 선택 비율(p)을 두어 전체에서 어느 정도의 클러스터를 선택함으로써 1차 클러스터에서의 오분류의 위험을 감소시킬 수 있다.

3. 실험 및 결과 분석

3.1 실험 환경 및 데이터 구성

본 논문에서 제안한 한글 유형 분류 시스템은 Pentium 800MHz, 256MB, Windows XP 환경에서 Visual C++ 6.0을 사용하여 구현하였다. 실험에 사용한 문자 데이터는 KS X 1001(KS C 5601) 완성형 글자 2,350개 각각에 대하여 굴림, 돋움, 바탕, 궁서 4종의 글꼴로 총 9400개의 한글 문자 패턴을 사용하였으며 이를 30x30 크기로 정규화하여 신경회로망의 입력 벡터로 사용하였다.

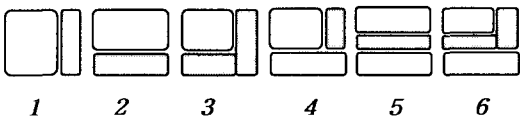


그림 2. 한글의 6가지 유형

9400개의 한글 문자에 대한 6가지 유형은 그림 2와 같으며 흰색 부분은 자음부이며 회색부분은 모음부를 나타낸다.

각 유형별 입력패턴의 분포는 표 1과 같다. 전체적으로 4번 유형이 제일 많은 비중을 차지하고 있

표 2. 한글 유형별 입력 패턴 분포

유형	문자개수	문자 예 (초성 'ㄱ')
1	149×4 (6.3%)	가 개 가 개 거 게 거 게 기
2	91×4 (3.9%)	고 교 구 규 그
3	109×4 (4.6%)	과 패 퍼 귀 례 귀 기
4	1069×4 (45.5%)	각 간 감 갈 갑 값 감 갓 갓 갓 갓 갓 갓 강 갓 건 겹
5	585×4 (24.9%)	곡 곤 곧 골 품 품 품 품 품 품 곶 곤 곧 곶
6	347×4 (14.8%)	곽 관 팔 팔 팔 팔 팔 팔 팔 팔 팔 팔 괏 관 괏
계	2350×4 =9400개	

는 것을 알 수 있다.

3.2 신경회로망의 구성 및 분류 방법 구분

신경회로망의 구조를 형성하기 위해서 전체 9400개의 입력패턴 중 각 유형별로 임의로 선택한 총 6269개의 입력패턴을 학습에 사용하였고, 나머지 3131개 한글 입력패턴을 분류를 위한 테스트로 사용하였다. Vigilance parameter(p)는 350으로 설정하여 1차 클러스터를 42개 생성하였으며 클러스터 선택 비율은 0.3으로 하여 최대 최소 거리에 따라 30%이내의 모든 클러스터를 선택하게 하였다.



그림 3. 생성된 42개 클러스터 패턴

한글 유형 분류를 위한 신경회로망의 분류 성능을 비교하기 위하여 클러스터와 입력패턴간의 거리에 근거한 분류 방법과 일반적인 구조의 ART2 신경망에 의한 분류 방법을 비교 분석하였다.

3.3 유형 분류 결과 및 분석

표 3은 제안한 방법과 기존의 방법에 대한 유형별 분류 인식율을 비교 분석하고 있다.

표 3. 유형 분류율 비교 분석

유형	제안한 방법		기존의 방법	
	분류율 (%)	정분류개수 / 오분류개수 / 전체개수	분류율 (%)	정분류개수 / 오분류개수 / 전체개수
1	92.929	184/14/198	92.929	184/14/198
2	96.694	117/4/121	97.521	118/3/121
3	95.862	139/6/145	95.862	139/6/145
4	92.211	1314/111/1425	92.211	1314/111/1425
5	98.462	768/12/780	98.077	765/15/780
6	96.104	444/18/462	95.887	443/19/462
계	94.730	2966/165/3131	94.634	2963/168/3131

표에서 보는 바와 마찬가지로 두 방법 모두가 약 94%의 분류 능력을 보이고 있으며 근소하게 제안한 방법이 조금 우수함을 알 수 있다.

표 4. 유형 분류 속도 비교 분석

	제안한 방법(ms)	기존의 방법(ms)
전체패턴 인식시간	17762	91727
개별패턴 인식시간	5.67	29.30

표 4에서는 유형 분류 속도를 비교 분석하고 있다. 제안한 방법은 거리비를 이용한 적응적 클러스터 선택 방법으로 유형 분류를 위한 성능 저하를 막고, 비교하지 않을 클러스터를 사전에 제한하여 잘라버림(pruning)으로써 비교 회수를 줄여 분류 속도를 월등히 향상시킬 수 있음을 알 수 있다.

4. 결론 및 향후 연구 방향

본 논문에서는 한글 문자 인식을 위한 선행 연구로써 한글의 구조적 특징에 따른 유형을 6가지로 분류하는 방법에 대한 연구로 계층적인 ART2 신경회로망을 이용하는 방법에 대한 연구를 수행하였다. 한글과 같이 복잡하고 다양한 패턴에 대하여 신경회로망을 효율적으로 적용하기 위해서는 분류 인식을 뿐만 아니라 인식 속도에 대한 성능 향상 기법이 필수적이라 할 수 있다. 한글의 대표적인 4가지 글꼴 이미지를 대상으로 제안한 계층적 신경회로망의 거리비에 의한 선택적 클러스터 비교 기법으로 그 유형 분류율을 실험해 본 결과, 기존의 신경회로망을 이용한 분류 능력을 오히려 증가하면서 속도는

훨씬 향상시킴으로써 OCR 시스템에 유용하게 적용될 수 있음을 증명하였다.

향후 연구는 인식률을 더욱 더 향상시킬 수 있도록 하는 방법에 대한 연구로 ART2 뿐만 아니라 여러 가지 다른 형태의 신경회로망을 결합시켜 그 효율성을 밝히는 것과 동시에 제안한 선택적 클러스터 비교 전략을 여러 가지 방법을 통해 비교 분석하여 보다 일반화할 수 있도록 해야 할 것으로 생각된다.

참고 문헌

- [1] Shunji Mori, Ching Y. Suen and Kazuhiko Yamamoto, "Historical Review of OCR Research and Development, " Proceeding of the IEEE Vol. 80, No. 7, pp.1029-1058, July, 1992
- [2] 김두식, 이성환, "계층적 신경망 분류기를 이용한 다양한 언어, 활자체 및 크기의 대용량 문자 인식", 한국정보과학회 논문지(B), 제 25권, 5호, 1998
- [3] Simon Haykin, 'Neural Networks - A Comprehensive Foundation', PRENTICE HALL, 1999
- [4] G. A. Carpenter, S. Grossberg, "ART2: Self-Organization of Stable Category Recognition Codes for Analog Input patterns", Applied Optics, Vol. 26, No. 23, 1987, pp.4919-4930.
- [5] G. A. Carpenter, S. Grossberg, "The ART of Adaptive Pattern Recognition by a Self-Organizing Neural Network", Computer, Vol. 21, No.3, 1988, pp.77-88.