

# 신경망 모델을 사용한 한글 문자의 형태 분류

이 동현, 조원규, 양 현승, 김 진형

한국과학기술원 전산학과 인공지능 연구실

## Hangul Character Type Classification with Neural Network

Donghyeon Lee, Wonyu Cho, Hyunseung Yang and Jin H. Kim

Artificial Intelligence Lab., Dept. of Computer Science, KAIST

### 요 약

한글 문서의 인식은 사무 자동화의 한 부분으로 그 필요성이 증대되고 있는 분야이다 한글 문서 인식의 전단계 처리로서 한글 문자의 형태 분류는 입력된 한글 문자상(image)을 한글의 자모 조합에 의한 6가지의 형태로 분류하는 작업이다 한글은 한 음절 단위로 음소를 모아 쓰는 언어로서 한 음절의 형태는 그 음절을 구성할 수 있는 음소의 범위를 제한한다 그러므로, 한글의 형태를 분류함으로써 한 문자가 해석될 수 있는 범위를 제한할 수 있다.

한글 문자의 형태 분류에는 최근에 문자 인식 분야에서 주목 받고 있는 신경망 모델을 사용하여 미리 주어진 문자에와 그 형태 분류의 결과상으로써 모델을 학습시키는 방법을 사용하였다 사용한 신경망 모델은 back propagation 모델로서 이 연구에서는 back propagation 모델에서 사용되는 매개변수들을 변화 시키며 신경망을 학습시키고 매개변수 변화에 따른 학습 결과를 비교 검토하였다

### I. 서 론

한글 문자의 인식은 여러가지 방법에 의해 시도 되고 있다. 그 일반적인 인식 단계는 크게 전처리와 후처리 단계로 나누어 볼 수 있는데, 전처리 단계는 scanner에 의해서 문자가 bit image로 변환되면 그 bit image를 단순한 몇개의 처리 과정을 통하여 noise를 제거하고 세선화등의 처리를 하여 필요한 정보의 강도를 높이는 작업으로, 문자의 구성 요소들의 분석에 독립적인 처리 까지를 의미한다. 후처리에서는 전처리 단계를 거친 결과를 문자 구성 요소의 체계적 분석등을 통하여 그 문자의 의미(code)를 판별하게 된다 이때 이러한 일반적인 방법에는 원형 비교 방법(Template Matching Method), 통계적 방법(Statistical Method), 구조적 방법(Structural Method)등이 많이 사용되어 왔다 [1]. 이러한 방법들의 단점은 대상이 되는 문자 집합을 인식하는데 있어서 중요하다고 보는 feature를 programmer가 heuristic을 사용하여 일일이 선택해야하는데 있다.

다른 방법으로서 신경망 모델을 사용하는 방법이 있는데,

신경망 모델은 위와 같이 중요한 feature의 선정 작업등이 필요 없는 것이 가장 큰 장점이라고 할 수있다. 신경망 모델은 learning algorithm에 의해서 문자의 bit image로 들어오는 입력과 원하는 출력의 쌍으로부터 두개의 입력과 출력의 관계가 부합하도록 하는 적절한 feature를 스스로 찾아 내는 특징이 있다 (supervised learning). 그러므로, 신경망 모델을 사용할 경우 전처리, 후처리 등의 구분 단계가 필요 없으며, 훈련을 끝낸 신경망 회로는 직접 입력으로부터 원하는 출력으로 mapping이 가능하다. 또한, 신경망 모델은 간단한 극복적인 계산만을 하기 때문에 신경망 모델을 훈련 시킨 결과를 hardware로써 구현할 경우 병렬 처리를 가능케 할 수있으므로 매우 빠른 수행 결과를 기대할 수있다.

이 연구에서는 한글 문자의 형태를 6가지로 분류하는 신경망 모델을 실험한다. 한글 문자의 형태 분류는 완전한 문자의 인식 단계는 아니나, 문자를 크게 group지어 그 group의 소속을 판별하는 것이므로 낮은 수준의 인식이라고 볼 수있을 것이다



$$O_i = 1 / \{1 + e^{-(I_i + W_i)}\} \quad \text{-- ( 식 1 )}$$

$$I_i = \sum_j W_{ij} O_j$$

$W_{ij}$  : node j로 부터 i로 가는 edge의 weight

$O_i$  : node i의 출력

$I_i$  : node i의 입력

$$\Delta W_{ij}(n+1) = \eta \delta_j o_i + \alpha \Delta W_{ij}(n) \quad \text{-- ( 식 2 )}$$

$$\Delta B_i(n+1) = \eta \delta_i + \alpha \Delta B_i(n) \quad \text{-- ( 식 3 )}$$

실험은 상수값  $\eta$ ,  $\alpha$ 를 변화시켜 가며 혼련시키고 그 결과를 검토하였다.

#### IV. 실험 및 결과.

실험은 다음과 같은 세가지 목적에서 수행되었다.

##### 1. 신경망 모델의 구조와 신경망 모델의 학습 속도 및 학습 정도

이 실험에는 비슷한 edge 수를 갖는 hidden node를 8개 가지고 fully bipartited 된 신경망 (edge 수 12848, 이하 신경망1)과 hidden node를 17개 가지고 구조적으로 만든 신경망 (edge 수 약 1300, 이하 신경망2)의 학습을 비교하였다.

실험의 결과는 신경망 2는 같은 학습 sample들에 대하여 대부분 빠른 속도로 수렴하는데 비하여 신경망 1은 진동하는 경우가 상대적으로 더 많고 또한 수렴되는 경우도 평균적으로 2배 정도 더 느린 것으로 나타났다. 이 실험의 결과는 신경망 모델이 입력 sample의 특징을 배우는데 있어서 node들의 기능이 서로 다른 특별한 특징들을 감지하도록 발전하는 경향이 있다고 생각된다. 이 한글 형태 분류 문제에 있어서는 그것이 한 문자 내의 소영역의 특징들을 감지하는 방향으로 node들이 발전한다고 보여지며 신경망 2와 같은 구조가 효과적임을 볼수 있다.

##### 2. 신경망 모델의 over specialization

실험은 신경망 모델이 단위 epoch마다 학습된 결과로 학습에 참가한 sample( 이하 sample1)과 학습에 참가하지 않은 sample( 이하 sample2)에 대하여 인식율을 추적하였다. 실험의 결과는 그림 3에서 나타난것과 같이 sample1에 대한 인식율이

98-100% 정도까지는 sample2에 대하여서도 꾸준히 그 인식율이 증가되었으나, epoch가 더 증가하여 error(TSS)가 더욱 작아짐에 따라 sample2에 대한 인식율이 얼마간 감소되는 것을 볼수있다. 이것은 신경망이 고도로 학습되어 학습에 사용된 sample에 over specialize된 결과이다. 이것은 또한 sample이 적절이 추출되었는 가에도 관계가 있다.

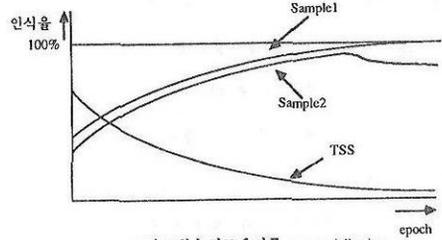


그림 3. 학습 정도에 따른 overspecialization

##### 3. $\eta$ 와 $\alpha$ 값의 변화에 따른 신경망 모델의 수렴 속도와 그 인식율

매개 변수 변화에 따른 실험은  $\eta$ 와  $\alpha$  값이 큰 경우에는 신경망 모델이 진동하고, 적은 경우는 현저히 수렴 속도가 떨어짐을 알 수있었다. 각 실험의 sample들과 최고 인식율은 표 2에 나타나있다.

이 실험에서  $\eta$ 와  $\alpha$ 는  $\eta + \alpha \approx 0.7$ ,  $\eta < 0.6$ ,  $\alpha < 0.6$  에서 대부분 빠른 속도로 수렴함을 알수 있었다.

학습	형태 분류	매개 변수		인식율 (%)
		$\eta$	$\alpha$	
233	233	0.7	0.1	100
233	908(233포함)	0.7	0.1	85.022
908	908	0.6	0.1	100
908	908	0.3	0.5	100
908	646*	0.6	0.1	98.297

\* 646개의 sample은 scanning을 세로함

표2. 최고 인식율

#### V. 결론.

신경망 모델은 pattern classification과 같은 문제에서 적절한 feature를 찾는것이 어렵거나 복잡한 경우 사용에 적당하다. 한글 형태 분류에서 신경망 모델은 trained sample에 대하여는 100%, 혼련 하지 않은 sample에 대하여 98% 이상의 높은 인식율을 보이고 있다.

이 실험에서는  $\eta$ 와  $\alpha$ 의 값이  $\eta + \alpha = 0.7$ ,  $\eta < 0.6$ ,  $\alpha < 0.6$ 에서 대부분 빠르게 신경망 모델이 수렴하고 있음을 볼 수있다 이러한 변수는 어떤 요인에 의해서 결정되는지, 그리고 weight와 bias에서  $\eta$ 값을 서로 달리 하였을 때는 어떠한 영향을 미치는 지는 앞으로 더 실험을 해볼 과제이다.

실험 결과, 잘 인식 되지 않은 글자는 "의" 나 "우" 와 같은 경우 인데, 이때는 "의" 나 "우" 가 가로획("—")이 상당히 위 쪽으로 붙어서 형태3을 형태1로 ("의"), 형태2를 형태5로 ("우") 오인식하는 경우였는데 이와 같은 예에서 보면 이 실험의 신경망 모델이 가로획("—")이나, 세로획(" |")의 영향을 크게 고려한다고 짐작할 수있다.

앞으로의 실험에서는 각 소영역 내의 음소 인식 신경망과 형태 분류 신경망의 복합적 구성으로 한글의 문자 인식을 시도해 보는 것이 매우 흥미로우려라고 생각한다.

< 부 록 >

```
etha    :: 7.000000e-01,
beta    :: 7.000000e-01,
alpha   :: 1.000000e-01,
epsilon :: 1.500000e-01,
samples :: 233
```

\*\*\*\*\* \* RESULT \* \*\*\*\*\*

```
TOTAL SAMPLES :: 233
CORRECT ANSWERS :: 233
```

CLASSIFICATION RATE :: 100.000%

\*\*\*\*\* \* RESULT \* \*\*\*\*\*

```
TOTAL SAMPLES :: 908
CORRECT ANSWERS :: 772
```

CLASSIFICATION RATE :: 85.022%

\*\*\*\*\* \* TSS \* \*\*\*\*\*

```
TSS of Stage 0 :: 83.918
TSS of Stage 1 :: 35.714
TSS of Stage 2 :: 22.652
TSS of Stage 3 :: 16.075
TSS of Stage 4 :: 11.714
TSS of Stage 5 :: 8.658
TSS of Stage 6 :: 6.037
TSS of Stage 7 :: 4.587
TSS of Stage 8 :: 3.723
TSS of Stage 9 :: 3.122
TSS of Stage 10 :: 2.690
TSS of Stage 11 :: 2.374
TSS of Stage 12 :: 2.126
TSS of Stage 13 :: 1.915
TSS of Stage 14 :: 1.728
TSS of Stage 15 :: 1.563
TSS of Stage 16 :: 1.416
TSS of Stage 17 :: 1.282
TSS of Stage 18 :: 1.162
TSS of Stage 19 :: 1.053
```

```
etha    :: 3.000000e-01,
beta    :: 3.000000e-01,
alpha   :: 5.000000e-01,
samples :: 990,
loop    :: 50,
epsilon :: 1.500000e-01
```

\*\*\*\*\* \* RESULT \* \*\*\*\*\*

```
TOTAL SAMPLES :: 646
CORRECT ANSWERS :: 635
```

CLASSIFICATION RATE :: 98.297%

\*\*\*\*\* \* TSS \* \*\*\*\*\*

```
TSS of Stage 19 :: 2.409
TSS of Stage 20 :: 2.253
TSS of Stage 21 :: 2.115
TSS of Stage 22 :: 1.991
TSS of Stage 23 :: 1.880
TSS of Stage 24 :: 1.780
TSS of Stage 25 :: 1.690
TSS of Stage 26 :: 1.608
TSS of Stage 27 :: 1.533
TSS of Stage 28 :: 1.464
TSS of Stage 29 :: 1.401
TSS of Stage 30 :: 1.343
TSS of Stage 31 :: 1.289
TSS of Stage 32 :: 1.239
TSS of Stage 33 :: 1.192
TSS of Stage 34 :: 1.148
TSS of Stage 35 :: 1.107
TSS of Stage 36 :: 1.068
```

[참고 문헌]

- [1] K S Fu, and A. Rosenfeld, "Pattern Recognition and Computer Vision," IEEE Computer, pp 274-282, October 1984.
- [2] 이주근, 남궁 재찬, 김 영진, "한글 Pattern에서 Subpattern 분류와 인식에 관한 연구," 전자공학회지, 제 18권, 제 3호, pp 1-8, 1981 6
- [3] DE Rumelhart, G E. Hinton, and R J Williams, " Learning Internal Representations by Error Propagation," PDP, Vol. 1, pp 318-361, Cambndge, MA MIT Press, 1986.
- [4] 심 원태, "혼합형 제어 전략을 사용한 인쇄체 한글 문자의 인식," 한국과학기술원 전산학과 석사학위 논문, 1988
- [5] 이 광호, "다중 활자체 한글 인식을 위한 자모의 분리," 한국과학기술원 전산학과 석사학위 논문, 1989
- [6] 이 동현, 조원규, "신경망 모델을 사용한 한글 문자의 형태 분류," AIL-TR-89-01, 한국과학기술원 전산학과 인공지능연구실, 1989
- [7] "신경회로 컴퓨터: 이론, 응용 및 구현," 한국과학기술원 산학협동공개강좌교재, 1988