

인공신경망을 이용한 HMM 기반 온라인 한글인식 시스템의 자모 검증

조성정*, 김자환*, 김진형*

* 한국과학기술원(KAIST) 전자전산학과 전산학 전공

E-mail : {sjcho, jahwan, jkim}@ai.kaist.ac.kr

Verification of Graphemes Using Neural Networks in HMM Based On-line Korean Handwriting Recognition

Sung Jung Cho, Jahwan Kim and Jin Hyung Kim
Dept. of Computer Science, KAIST

요 약

본 논문에서는 인공신경망을 이용한 자모 검증을 HMM 기반 온라인 한글인식 시스템에 적용하는 방법론을 제시한다. 본 시스템에서 각각의 자모는 한 개의 HMM 모델과 한 개의 인공신경망 검증기를 갖는다. 자모 검증기는 HMM 네트워크가 생성한 자모 후보 가정을 입력으로 받은 후, 이 가정의 타당성에 대한 사후 확률을 출력한다. 이 사후 확률은 Viterbi 탐색시 탐색 경로에 반영된다. 기존 HMM 시스템의 국소적 특징의 한계를 보완하기 위하여, 한글 자모의 기본획 분석에서 얻어진 구조적, 전역적 특징이 자모 검증기에 사용되었다. 한글 낱자인식에 대한 실험 결과 HMM 기반 인식기에 자모 검증기를 도입함으로써 38.5%의 인식 오류를 줄일 수 있었다.

1. 서론

검증은 HMM 기반 인식기가 최적경로를 탐색하는 중에 생성한 자모 후보의 타당성을 판단하는 것을 말한다. 검증의 장점에는 두가지가 있다. 첫째는 불합리한 자모나 알파벳 후보를 초기에 제거함으로써, 탐색 공간을 줄이는 점이다. 둘째는 1차 마르코프 가정의 제약으로 전역적, 구조적 정보가 부족한 HMM(은닉마르코프)기반 인식기를 보완하는 점이다.

HMM 기반 문자 인식 시스템에서 후처리와 검증을 사용한 관련연구를 살펴본다. 가장 보편적인 방법은 Viterbi 알고리즘으로 최적 경로를 탐색한 후에 각 HMM 상태에서의 지속시간에 대한 확률분포를 후처리하는 방법이다 [3,4,6]. HMM의 상태에 대응되는 입력의 일부분들간의 거리, 각도들을 측정하여 확률분포를 구한 후, 이를 후처리에 사용한 연구도 있다 [8]. 다른 시스템에서는 HMM 인식기에 전역적인 정보를 주기 위하여 동적프로그래밍 매칭을 사용했다 [6]. 통계 방법도 또한 검증에 사용된다 [5]. 이러한 후처리와 검

증 방법은 기존 인식기의 인식 오류를 약 15~48% 정도 줄인다 [5,8].

검증과 후처리가 오류를 줄이는데 위와 같이 효과적으로 사용되었지만, 기존 HMM 기반 한글인식 시스템[1]에 바로 적용하기에 두가지 문제가 있다. 첫째는 HMM 확률값과 검증 결과를 체계적으로 결합할 수 있는 방법론이 부족한 점이다. 동적 프로그래밍 매칭을 사용하게 되면 최종 경로의 값이 확률적 의미를 잃는다 [6]. 측정확률 분포를 그대로 탐색에 추가하면, 1보다 작은 값을 갖는 측정확률 분포의 갯수가 많아짐에 따라 탐색경로의 전체 확률값이 감소하게 된다 [3,4,5,8]. 또한 측정된 확률분포를 중요도와 신뢰도에 따라 보정하는 것이 쉽지 않다. 둘째 문제는 전역적, 구조적 특징을 안정적으로 추출하는 것이 쉽지 않다는 점이다. 특히 한글의 경우에는 자모들이 직선획과 원형획 등 기본획의 구조적 조합으로 구성되기 때문에, 구조를 파악하는 것이 인식에 중요하다 [10].

HMM의 인식 확률값과 검증결과를 체계적으로 결

합하기 위하여, 본 논문에서는 인공신경망을 검증기로 사용할 것을 제안한다. 각 자모마다 인공신경망 검증기가 하나씩 존재하며, HMM 네트워크에서 최적 경로 탐색 중 생성된 자모후보의 타당성에 대한 사후 확률을 계산한다. 검증에 필요한 측정은, 이전 연구에서는 확률분포로 표현되었지만, 본 논문에서는 인공신경망의 특징으로 표현된다. 자모 후보의 타당성에 대한 인공신경망의 사후 확률은 Viterbi 탐색시 HMM 네트워크에 포함된다. 결과적으로 검증에 필요한 측정의 개수가 늘어나도 전체 검증 확률값은 영향을 덜 받는다.

자모에서 구조적, 전역적 특징을 추출하기 위하여, 본 논문에서는 자모의 기본획과 HMM 상태 사이의 대응관계를 사용하였다. 기존 HMM 시스템을 분석한 결과, HMM의 상태와 자모의 기본획이 밀접한 대응관계를 보였기 때문이다. 이러한 대응관계는 기존 논문[8]에서 제시한 거대상태(Macro state)와 비슷한 개념이다. Viterbi 탐색후 HMM 상태와 입력의 대응을 분석하여 자모의 기본획이 추출된다. 다음으로 추출된 기본획을 바탕으로 자모의 구조적, 전역적 특징이 추출된다.

온라인 한글 낱자에 대한 실험 결과, 본 검증방법이 기존 HMM 기반 인식 시스템의 인식 오류를 38.5% 정도 줄였다. 이것은 검증시스템과 HMM 사이에 특별한 확률보정을 도입하지 않고 얻어진 것이다.

본 논문은 다음과 같이 구성되어 있다. 2 절에서는 인공신경망 자모 검증기의 필요성과 HMM 과의 결합 방법에 대하여 논한다. 3 절에서는 입력과 HMM 상태와의 대응관계를 통하여 추출한 기본획을 바탕으로 구조적, 전역적 특징을 추출하는 방법에 대하여 논한다. 4 절에서는 실험결과를 제시하며, 5 절에서 결론을 맺는다.

2. 인공신경망을 이용한 자모 검증기

2.1 검증기로서의 인공신경망

자모 검증기의 목적은 자모를 인식하는 것이 아니고, 기본 인식기가 생성한 자모 후보가 타당한지 판단하는 것이다. 따라서 자모 검증기는 타당한 자모 후보는 그대로 통과를 시키고, 불합리한 자모후보는 확률값을 떨어뜨려야 한다. 또한 자모 검증기는 기존 인식기의 약점을 보완해야 한다. 이런 이유로 검증기는 아래의 특성을 갖아야 한다.

1. 검증 결과는 HMM 확률값과 체계적으로 결합

이 가능해야 한다. 자모 검증기는 다양한 정보를 사용하기 때문에, 전체 검증구조에 큰 변화 없이 다양한 정보를 수용할 수 있어야 한다. 또한 Viterbi 탐색이 최적 확률값을 갖는 경로를 찾기 때문에, 검증 결과는 확률로 표현되는 것이 좋다.

2. 검증기는 전역적, 구조적 특징을 사용해야 한다. HMM 이 일반적으로 1 차 마르코프 가정의 제약에 의하여 국소적인 특징을 사용하는 까닭에 구조적, 전역적 지식이 부족하다. 따라서 검증기가 이 약점으로 보완해야 한다.
3. 검증기는 비슷한 모양을 갖는 자모를 변별하는 능력이 있어야 한다. 많은 한글 자모는, 특히 중성은, 입력중에서 작지만 중요한 부분에 의해서만 구별될 수 있는 경우가 많다. HMM 은 MLE 방법으로 학습되었기 때문에 변별력이 부족하다. 따라서 검증기가 이러한 변별력을 제공해 주어야 한다.

자모검증기로 인공신경망을 사용하면, 위에 나열한 모든 기준을 만족할 수 있다. 검증결과는 확률적인 틀 안에서 HMM 확률과 통합될 수 있다. 이는 적절하게 구성된 인공신경망의 출력이 자모후보의 타당성에 대한 사후 확률을 모델링하기 때문이다 [2]. 전역적, 구조적인 특징은 또한 인공신경망의 특징으로 표현된다. 따라서 검증에 필요한 측정을 더 추가하더라도 전체 검증 확률값은 감소하지 않는다. 오류 후전파(Back propagation) 학습 알고리즘은 입력에서 변별력이 강한 부분에 큰 가중치를 줌으로써, 비슷한 자모를 구별할 수 있게 한다. 이러한 이유로 본 연구에서는 인공신경망을 자모 검증기로 사용하였다

2.2 기존 HMM기반 한글인식 시스템

한글은 19자의 초성, 21자의 중성, 27자의 종성으로 구성되어 있다. 따라서 한글 낱자인식은 알파벳으로 단어가 구성되는 영어 단어인식과 비슷한 문제라고 할 수 있다. 그러나, 영어단어의 경우 1차원상에서 알파벳이 나열되는데 비하여, 한글에서는 자모는 2차원상에 배열된다는 점에서 어려움이 존재한다.

본 연구의 기본 한글 낱자 인식 시스템은 HMM기반 네트워크이다 [1]. 자모와 연결획이 각각 left-to-right HMM으로 모델링된다. 각 자모와 연결획의 HMM 상태수는 자모의 복잡도와 비례한다. HMM기반

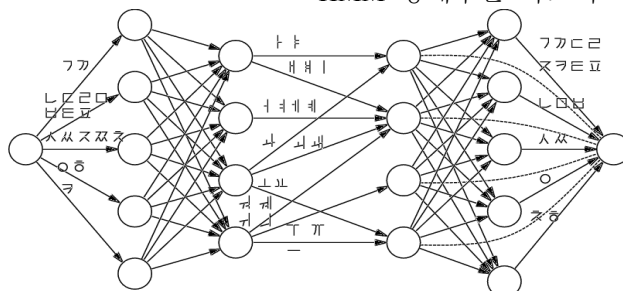


그림 1. 기존 HMM 인식 네트워크('봉넷') [1]. 아크에는 자모와 연결 획 HMM 모델들이 존재한다.

인식기의 입력 특징으로는 간단한 16방향 체인코드와 각 점에서의 펜의 눌린 상태가 사용되었다. 이러한 자모와 연결획 모델은 한글의 구성원리에 따라 그림 1과 같이 네트워크로 구성되었다. 가장 왼쪽 노드에서 가장 오른쪽 노드까지의 경로마다 서로 다른 한글 낱자를 표현한다

2.3 HMM과 인공신경망 검증기의 결합

각 자모는 그림2처럼 하나의 HMM모델과 하나의 인공신경망 검증기를 갖는다. HMM모델은 최적 확률 경로 탐색 중에 입력에서 자모가 대응되는 범위를 제공한다. 이러한 대응관계에서 구조적, 전역적 특징이 추출되어 검증에 이용된다. 상세한 내용은 다음절에 설명되어 있다.

본 연구에서는 검증기로서 1개의 입력층, 1개의 은닉층, 1개의 출력층을 갖는 다층퍼셉트론(Multi-Layer Perceptron, MLP)이 사용되었다. 주목할 점은 출력층이 두개의 출력노드로 구성되었다는 것이다. 첫째 출력노드는 주어진 자모 후보가 현재 모델에 타당할 때 1이 되며, 타당치 않을 때는 0이 된다. 둘째 출력노드는 반대로 주어진 자모후보가 타당하지 않을 때 1이 된다. MLP를 학습시킬 때는 입력이 해당 자모 모델에 속할 때 (1,0)를, 해당자모에 속하지 않을 때 (0,1)을 출력 노드에 제공한 후, 오류 후전과 알고리즘으로 네트워크의 가중치값들을 조정한다. 이러한 학습 방법은 해당자모의 타당성에 대한 사후 확률을 근사적으로 표현하는 것으로 알려져 있다 [2].

이러한 검증기의 사후 확률값은 확률적 틀안에서 HMM의 확률값과 결합된다. 그림 3은 이러한 결합 방법을 수식적으로 보여준다. 수식전개의 최종 결과를 보면, 인공신경망 검증기의 첫째 출력 노드의 활성화값과 HMM 확률이 서로 곱하여 결합됨을 볼 수 있다.

이러한 결합 방법에 의하여, 본 시스템은 검증에 필요한 측정의 개수에 검증확률값이 큰 영향을 받지 않는다. 측정이 모두 인공신경망의 특징으로 표현되기 때문이다. 이러한 측정들 사이의 중요도는 자연스럽게 인공신경망의 가중치로 표현되며, 후전과 학습

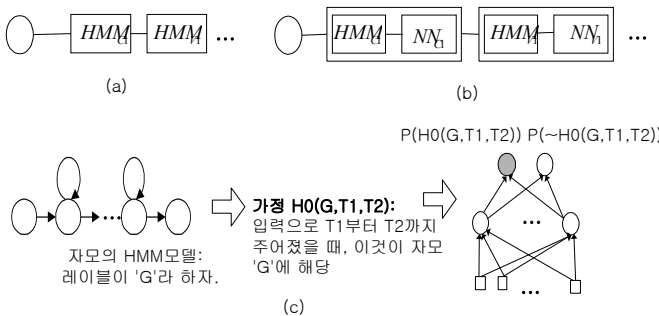


그림 2. (a) 기존 HMM 네트워크의 경로. (b) 각자모마다 인공신경망 검증기가 HMM 모델 뒤에 위치. (c) HMM 과 검증기의 구조. HMM 이 자모 후보 가정을 검증기에 제공하며, 검증기는 이 가정의 타당성에 대한 사후 확률을 출력한다.

알고리즘에 의하여 자동적으로 학습된다.

$$\begin{aligned} \lambda_g &: \text{자모 } g \text{의 HMM 모델} \\ N_g &: \text{자모 } g \text{의 인공신경망 검증기} \\ O_g &: \text{자모 } g \text{에 대응되는 필기입력의 부분} \\ \Gamma(\lambda_g, O_g) &: \text{Viterbi 탐색으로 } O_g \text{가 } \lambda_g \text{에 대응 후 각 HMM} \\ &\quad \text{상태에 대응되는 } O_g \text{의 입력부분과 지속시간} \\ N_g(x) &: \text{입력 } x \text{가 주어질 때 인공신경망의 첫째 출력노드값} \\ P(\lambda_g, N_g | O_g) &= P(\lambda_g | O_g)P(N_g | \lambda_g, O_g) \\ &= P(\lambda_g | O_g)P(N_g | \Gamma(\lambda_g, O_g)) = \frac{P(\lambda_g)P(O_g | \lambda_g)}{P(O_g)} P(N_g | \Gamma_g(\lambda_g, O_g)) \\ &= \frac{P(\lambda_g)}{P(O_g)} P(O_g | \lambda_g) N_g(\Gamma_g(\lambda_g, O_g)) \approx P(O_g | \lambda_g) N_g(\Gamma_g(\lambda_g, O_g)) \\ (\because \frac{P(\lambda_g)}{P(O_g)} \text{이 모든 자모에 대하여 동일하다고 가정}) \end{aligned}$$

그림 3. 인공신경망 검증결과와 HMM 확률값의 결합방법

3. 인공신경망을 이용한 자모검증기의 입력특징

3.1 자모의 기본획

각 한글 자모는 기본획으로 구성되어 있다는 점에서 구조적이다. 한글 자모의 기본획은 그림4에서 보듯이 크게 직선획과 원형획으로 나눌 수 있다. ‘ㅇ’, ‘ㅎ’을 제외한 다른 모든 자모들은 직선획으로만 이루어져 있다. 이러한 자모의 기본획 구성은 자모의 구조 분석에 대한 기반이 된다 [10].

그러나, 필기된 한글에서 기본획을 안정적으로 추출하는 것은 어려운 문제이다. 마치 음성에서의 조음효과[3]처럼 필기시 기본획들의 모양이 변형되고 서로 부드럽게 연결되기 때문이다. 따라서 펜 움직임이 급격히 변화하는 점을 추출하는 등의 단순한 분할 방법은 기본획 추출에 효과적이지 않다.

기본획을 추출하기 위하여, 본 연구에서는 HMM 상태와 기본획의 대응관계를 이용하였다. 본 연구에서



그림 4. 한글 자모의 기본획들. 직선획이 대다수이다. (a) 직선 기본획 (b) 원형 기본획

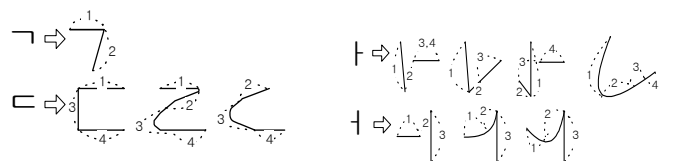


그림 5. 기본획과 HMM 상태 사이의 대응관계. 화살표 원편이 자모 이름이고, 오른쪽이 HMM 상태와 대응하는 전형적인 데이터이다. 각 펜입력 옆에 있는 숫자는 이 획에 대응되는 HMM의 상태번호이다.

기본획은 Viterbi 탐색후 HMM의 상태에 대응하는 입력의 일부분을 의미한다. 이것은 구조적 정보를 추출하기 위하여 HMM의 상태와 입력과의 대응관계를 이용한 기존연구[8]와 비슷한 아이디어이다. 그림 5에서는 학습데이터에서 관찰된 HMM 상태와 기본획과의 대응관계에 대한 예를 볼 수 있다. 이 예에서 볼 수 있듯이, HMM상태에 대응하는 기본획은 우리의 기존 기본획에 대한 개념과 거의 일치한다.

이러한 대응관계를 바탕으로 기본획은 쉽게 추출된다. 예를 들어 자모 ‘ㄱ’에서 처음 수평획은 ‘ㄱ’ HMM 모델의 상태 1번에 대응하는 입력의 부분을 추출하여 얻어진다.

3.2 자모 검증기에 사용된 입력특징

본 연구에서는 세가지 종류의 특징이 기본획으로부터 추출되었다. 이들은 기본획들의 위치(구조적 특징), HMM 상태에서의 지속시간, 각도변화의 누적(전역적특징)이다.

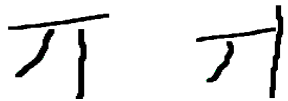
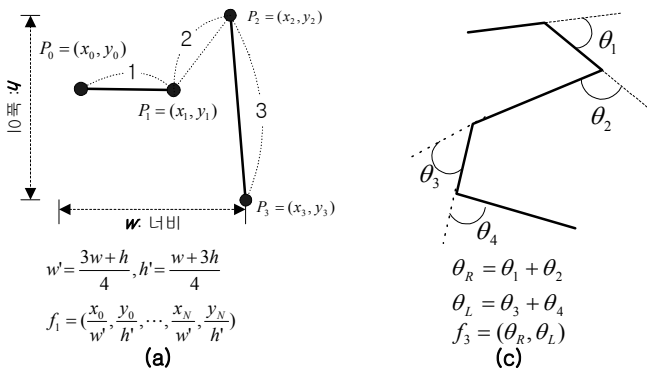


그림 6. 기본획의 구조정보의 중요성:

위 두 모음은 비슷한 기본획과 필순을 갖지만, 마지막 기본획의 위치가 다르다.

한글 자모의 경우, 특히 중성은 기본획의 위치가 중요하다. 그림 6은 이러한 예를 보여준다. 두 중성은 모양이 비슷한 기본획으로 이루어져 있으며, 가장 오른쪽 기본획의 위치만이 차이가 날 뿐이다. 따라서 구조적인 특징으로 기본획의 위치정보가 중요하다는 것을 알 수 있다. 이러한 기본획의 위치는 각



l_i : HMM 상태 i에서의 입력의 지속시간

(b) $f_2 = (l_1, l_2, \dots, l_N)$

그림 7. 검증기에 사용되는 세가지 입력 특징의 추출예:
(a) 기본획의 위치, (b) 각 HMM 상태의 지속시간,
(c) 각도변화 누적

기본획의 시작점과 끝점으로 표현된다. 추출된 각각의 시작점과 끝점은 자모를 둘러싸는 외곽 상자의 너비와 높이로 표준화 된다. 그림 7(a)는 기본획의 위치 특징을 추출하는 예를 보여준다.

전역적 특징으로는 각 HMM 상태에서의 지속시간 정보를 사용하였다. 기존의 연구에서 실험적으로 유용함이 확인된 특징이다.[3,4,7]. 이는 보통의 HMM이 실제 지속시간과는 거리가 있는 지수 분포로 지속시간을 모델링하는데 비해, 후처리가 좀더 실제와 부합되는 지속시간 확률분포를 제공하기 때문이다. 한편으로 지속시간은 본 연구에서는 그 상태에 해당하는 기본획의 길이로 해석할 수 있다. 그림 7(b)에 지속시간을 특징으로 사용하는 방법이 나와 있다.

다른 전역적 특징으로는 각도변화의 누적이 있다. 이는 필기 입력에서 각도 변화의 합을 의미한다. 이 특징은 펜움직임의 전반적인 경향을 반영하며, 입력의 복잡도에 비례한다. 따라서 자모가 많은 기본획으로 이루어질수록 값이 더 커지게 된다. 펜움직임의 변화는 크게 시계방향과 반시계방향으로 나뉘며, 이 두 방향에 따라 각각 누적되어 더해진다. 그림 7(c)에 이 특징의 추출 예가 나와 있다.

4. 실험 결과

4.1 실험 데이터

본 실험에 사용한 데이터는 고등학생과 대학생들에게서 수집한 것이다¹. 데이터 수집시에는 필기에 아무런 제약을 가하지 않았다. 이 결과 정자체 필기와 흘림체 필기가 데이터 내에 함께 존재한다.

학습시에는 각각의 한글 낱자를 수작업으로 각각의 자모로 분리하였다. 이는 한글 낱자에 자모의 위치에 대한 명시적인 표지가 없기 때문이다. 학습데이터는 48명의 필자가 쓴 49,049자의 한글 낱자로 구성된다.

실험데이터는 세가지 종류의 집합으로 이루어져 있으며, 각각의 이름은 ‘국민헌장’, ‘고등학교’, ‘중앙대’이다. 각각의 실험데이터 집합은 그림 8에서 보듯이 서로 다른 필기 경향을 보인다. 주관적인 판단으로 각 집합의 경향을 표 1과 같이 분류하였다. 실험데이터의 필자들은 학습데이터의 필자들과 모두 다르다.

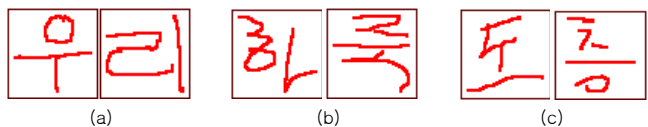


그림 8. 실험데이터의 예.
(a) 국민헌장 (b) 고등학교 (c) 중앙대

표 1. 실험데이터의 특성 분류.

	국민현장	고등학교	중앙대
필자의 수	9	9	39
글자수	3,127	15,250	16,427
필기 특성	정자체많음	필체다양, 흘림체많음	평균적

4.2 인공신경망 검증기의 학습

인공신경망 검증기는 후전파(Backpropagation) 알고리즘으로 학습되었다. 각 자모마다 두가지 종류의 학습데이터 집합이 존재한다. 첫번째 데이터 집합은 해당 자모로 구성된 정(正)데이터 집합이다. 두번째 집합은 전체 자모 데이터중 위의 해당자모를 제외한 나머지 데이터로 이루어진 부(否)데이터 집합이다. 인공신경망 학습시 정(正)데이터 집합에는 (1,0)의 출력을 주고, 부(否)데이터 집합에는 (0,1)의 출력을 준다.

자모 사이에 존재하는 연결획은 본 연구에서는 검증에서 제외되었다. 흘림체 필기의 경우 연결획의 모양이 심하게 변형되기 때문이다.

검증기의 효과를 측정하기 위하여, 오류율을 아래와 같이 두가지로 분류하였다.

1. 타입 I 오류: 주어진 필기 입력이 현재 검증 중인 자모에 속하지만, 검증기가 아니라고 답을 한 경우. 타당한 자모 가정이 손해를 보기 때문에, 심각한 오류이다.
2. 타입 II 오류: 주어진 필기 입력이 현재 검증 중인 자모에 속하지 않지만, 검증기가 속한다고 답을 한 경우. 타당한 자모 가정은 손해를 보지 않기 때문에, 타입 I 오류만큼 심각하지는 않다.

표 2는 학습데이터에 대하여 위의 두가지 오류율을 보여준다. 검증기는 모든 데이터에 대하여 0.8% 이하의 오류율을 갖기 때문에, 잘 훈련되었다고 판단된다. 특히 중성은 직선 기본획으로만 이루어졌기 때문에 초성과 중성에 비하여 더 잘 훈련되었다. 전반적으로 타입 I 오류율이 타입 II 오류율보다 더 크다. 이것은 정(正)데이터 집합의 데이터의 수가 작기 때문인 것으로 예상된다.

표 2. 학습 데이터의 타입 I 오류율과 타입 II 오류율. (정(正)데이터의 사후확률값이 0.5 보다 작게 되면 타입 I 오류로 간주. 또한 부(否)데이터의 사후확률이 0.5 보다 크게 되면 타입 II 오류로 간주.)

	초성	중성	종성
타입I 오류율	0.77%	0.38%	0.77%
타입II 오류율	0.34%	0.35%	0.38%

¹ 데이터중 절반정도가 웹사이트를 통하여 공개됨 (<http://ai.kaist.ac.kr/>)

4.3 인식 실험 결과

인공신경망 검증기의 효용성을 조사하기 위하여, 한글 자모 인식 실험과 낱자 인식 실험을 수행하였다.

자모 인식 실험 결과, 검증기는 표 3에서 볼 수 있듯이 학습데이터에 대하여 기존인식기의 오류를 56.7% 감소시켰었다. 이 결과는 검증기가 잘 훈련되었으며, 변별력이 큼을 보여준다.

표 3. 학습데이터에서의 기존 HMM 인식기와 인공신경망 검증기의 자모 인식을 비교

	초성	중성	종성	평균
기존HMM인식기	94.43%	89.90%	91.92%	92.08%
기존HMM인식기+ 인공신경망 검증기	97.39%	96.13%	96.18%	96.57%

인공신경망으로 자모를 검증한 결과, 자모의 인식률이 향상되었기 때문에, 낱자의 인식률도 또한 표 4에서 보듯이 향상되었다. 모든 데이터 집합에 대하여 오류가 감소하였으며, 전체 평균 오류 감소율은 38.5%이다.

표 4. 실험데이터에서의 기존 HMM 인식기와 인공신경망 검증기의 한글낱자 인식을 비교

	국민현장	고등학교	중앙대	평균	오류 감소율
기존인식기	91.07%	89.77%	88.36%	89.73%	-
기존인식기 + 검증기	95.11%	93.55%	92.25%	93.64%	38.5%

5. 결론

본 연구에서는 HMM 인식 네트워크를 보완하기 위하여 인공신경망으로 자모검증을 수행하였다. HMM이 인식중에 생성한 자모에 대한 가정은 HMM의 상태와 기본획간의 대응관계에 바탕을 둔 구조적, 전역적 지식으로 검증된다. 인공신경망 검증기는 이 구조적, 전역적 지식을 특징입력으로 받아들인 후, 자모가정의 타당성에 대한 사후 확률을 출력한다. 이러한 사후 확률은 Viterbi 탐색시 HMM의 확률과 결합된다. 실험결과 이러한 검증 방법은 한글 낱자인식의 경우 기존 HMM 인식기의 오류를 38.5% 줄이는 효과를 가져왔다.

참고문헌

[1] Bong-Kee Sin and Jin H.Kim, "Ligature Modeling for Online Cursive Script Recognition," *IEEE Trans. On Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 19, No. 6, June 1997, pp.623-633
 [2] Simon Haykin, *Neural Networks*, 2nd Edition, Prentice Hall, 1999
 [3] L.R.Rabiner, and B.-H.Juang, *Fundamentals of Speech Recognition*, Prentice Hall, 1993
 [4] L.R.Rabiner, "A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition," *Proc. of IEEE*,

Vol.77, No.2, pp.257-285, Feb. 1989

- [5] Jae-Ook Kwon, Bong-Kee Sin, and Jin H. Kim, "Recognition of On-line Cursive Korean Characters Combining Statistical and Structural Models," *Pattern Recognition*, 30, 8(1997), pp 1255-1263
- [6] J.Hu, S.G.Lim, and M.K.Brown, "HMM Based Writer Independent On-line Handwritten Character and Word Recognition," *Proc. of the Sixth Int. Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition*, Taejon, Korea,1998,pp 143-155
- [7] A.Senior, J.Subrahmonia, and K.Nathan, "Duration Modeling Results For an On-line Handwriting Recognizer," *Proc. of Int. Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1996, Vol.6, pp3483-3487
- [8] Jinhai Cai and Zhi-Qiang Liu, "Integration of Structural and Statistical Information for Unconstrained Handwritten Numeral Recognition," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 21, No. 3, March 1999
- [9] J.G.A. Dolfing and R.Haeb-Umbach, "Signal Representations For Hidden Markov Model Based On-line Handwriting Recognition," *Proc. of Int. Conference on Acoustics, Speech and Signal Processing*, 1997, pp3385-3388
- [10] H.Y.Kim and Jin.H.Kim, "Hierarchical Random Graph Representation of Handwritten Characters and its Application to Hangul Recognition," *Pattern Recognition*, (in press)