

연결획 모델을 이용한 온라인 공간필기 인식

김대환⁰ 최현일 이택헌 김진형
한국과학기술원
{kimdh⁰, hichoi, three, jkim}@kaist.ac.kr

Online 3D Space Handwriting Recognition Using Ligature Model

Dae Hwan Kim⁰, Hyun Il Choi, Taik Heon Rhee, Jin Hyung Kim
Korea Advanced Institute of Science and Technology

요 약

본 연구에서는 온라인 공간 필기를 인식 시스템을 구성하는 방법을 제안한다. 공간 필기 인식은 데이터의 부족으로 인한 한계를 지니고 있다. 공간필기와 기존의 펜과 태블릿을 이용한 필기 사이의 차이가 연결획에 있다는 사실에 착안하여, 공간 필기 데이터로는 연결획만을 모델링하고, 나머지 부분은 기존의 수집된 데이터 혹은 모델을 이용함으로써, 데이터 부족 문제를 효과적으로 해결하였다.

1. 서론

온라인 공간필기 인식은 공간상에 제스처와 같은 형태로 필기한 문자를 인식하는 것을 말한다.

공간필기는 기존의 펜과 태블릿을 이용한 2차원 필기와 비교하여 볼 때 태블릿과 같은 필기면이 필요하지 않다는 점에서 구성장치의 크기를 줄일 수 있다는 장점이 있고, 공간상에 필기 함으로 인해 필기 시 높은 자유도를 가진다는 장점이 있다. 그러나 2차원 필기가 펜을 필기면에 대고 획을 그리는 pen-down상태와 다른 획을 그리기 위하여 펜을 떼고 이동하는 pen-up상태로 구분되어 획의 구분이 쉽고 인식에 사용되는 정보 또한 다양한 반면, 공간상의 필기에서는 꺾적이 그림 1과 같은 한붓그리기 형태로 나타나게 되어 인식에 어려움이 존재하게 된다. 더욱이 공간필기는 새롭게 연구되고 있는 분야로서, 수집된 데이터의 양이 극히 적어, 다양한 형태의 필기를 인식하는 데 한계가 있다.

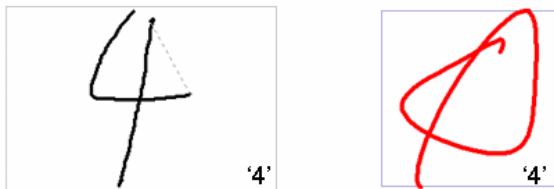


그림 1 2차원 필기와 공간 필기

공간 필기를 인식하기 위하여 Graffiti와 같은 서로 구분이 쉽게 되는 단일획 꺾적을 정의하고, 정의된 꺾적만을 인식하는 방법이 제안되었다[1][2]. 이러한 방법은 높은 인식률을 얻을 수 있는 반면, 다양한 필기 형태 중에서 정의된 한가지 형태만으로 입력을 하여야 하는 단점이 있다.

본 연구에서는 공간상의 필기를 인식하기 위하여 한붓그리기

형태의 필기를 인식하는 방법을 제안한다. 이 때, 인식할 필기 대상에 대하여 제한을 두지 않고, 일반적인 사용자가 필기하는 다양한 형태의 필기를 인식할 수 있으면서도 데이터의 부족 문제를 효과적으로 해결하는 시스템을 목표로 한다. 이를 위하여 다양한 필기 패턴에 따라 학습이 되어 있는 기존의 2차원 필기 모델 및 데이터에서 공간 필기에도 공통적으로 적용되는 부분을 찾아내어 인식기의 구성에 활용하였다.

앞으로 기존 2차원 필기와 같이 획의 구분이 있는 필기를 획구분 필기, 공간필기와 같이 획의 구분이 없는 필기를 획연결 필기라고 부르도록 하겠다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 획구분 필기와 획연결 필기의 모양상의 가장 큰 차이인 연결획에 대하여 설명한다. 3장에서는 연결획 모델을 이용한 두 가지 종류의 인식 시스템을 소개하고, 4장에서 그 성능을 평가한다. 마지막으로 5장에서 본 논문을 요약하고, 결론을 내리고자 한다.

2. 연결획 모델

2.1 연결획 모델의 필요성

연결획은 필기 시, 이전획을 쓴 다음 다음획을 쓰기 위하여 이동하는 부분을 말한다. 획구분 필기 방식과 비교하여 볼 때 획연결 필기가 가지는 가장 큰 특징은 바로 이 연결획이라고 할 수 있다. 획구분 필기에서 연결획은 일반적으로 필기면에서 펜을 떼서 상태로 쓰여지고, 이 때문에 펜의 이동경로를 알 수 없다. 따라서 이 경우 연결획을 이전획의 끝점과 다음획의 시작점을 잇는 직선으로 가정하는 것이 일반적이고, 펜을 떼 상태로 그러므로 연결획의 구분 또한 용이하다. 반면, 공간상의 획연결 필기의 경우, 사용자가 연결획이라고 생각하고 이동한 부분도 연결획이 아닌 필기와 구분 없이 하나의 꺾적으로 입력되므로, 연결획 부분을 구분해내는 것이 어렵고, 연결획의 모양 또한 다양하다. 그러

로 연결획을 제외한 부분은 기존에 수집된 데이터 및 필기 모델을 활용하고, 연결획 부분은 공간 필기 데이터를 이용하여 학습 시킴으로써, 데이터 부족 문제를 효과적으로 해결할 수 있다.

2.2 연결획의 특징

획연결 필기 입력에서 연결획은 크게 두 가지 특징을 지닌다. 첫째, 연결획의 모양은 글자에 상관없이 연결획 이전획의 방향성분과 다음획의 방향성분에 의하여 크게 영향을 받는다. [그림 2]를 살펴보면, 초성 'ㄷ' 과 중성 'ㅌ' 는 다른 글자임에도 불구하고 이전획의 방향성분과 다음획의 방향성분이 유사하여, 거의 비슷한 연결획 궤적을 보인다는 것을 알 수 있다. 둘째, [그림 3]에서 볼 수 있는 것과 같이, 연결획의 궤적은 직선에 가까운 두 개의 획의 연결로 볼 수 있다. 이러한 특징으로부터 연결획을 이전획과 다음획의 방향성분에 의하여 영향을 받는 두 개의 획의 조합으로 구성할 수 있다. 앞으로, 연결획을 구성하는 두 획 사이의 경계에 있는 점을 분할점이라고 정의하여 사용하도록 하겠다.

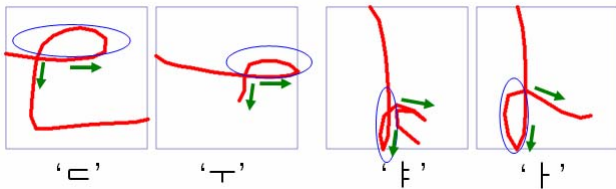


그림 2 이전획 방향성분과 다음획 방향성분에 따른 연결획 모양의 변화

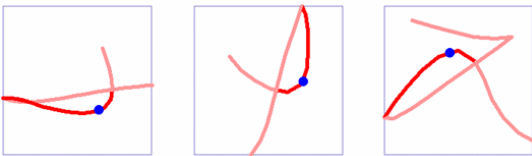
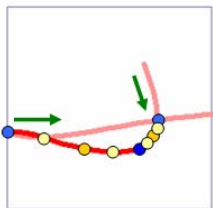


그림 3 두 개의 직선에 가까운 획으로 이루어진 연결획

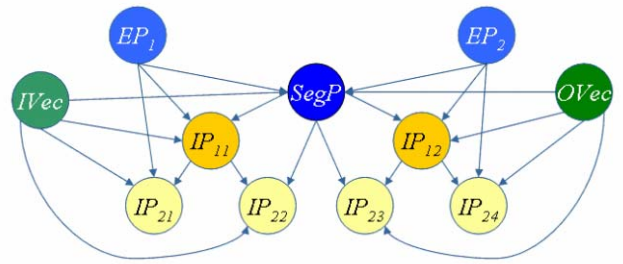
2.3 연결획 모델의 구조

연결획 모델은 기본적으로 베이지안 망 기반 획 모델[3] 기법을 따른다. 베이지안 망 기반 획 모델에서는 획 내의 특정 점의 위치 분포와 점간의 관계를 베이지안 망을 이용하여 모델링한다.

연결획의 특징에 따라 연결획 모델을 그림 4-(b)과 같은 베이지안 망 구조로 나타낼 수 있다. 구조에서 알 수 있듯이, 연결획을 구성하는 두 개의 획 중에서 첫 번째 획 내의 점, 즉 연결획의 시작점에서 분할점까지의 점은 연결획의 시작점과 이전획의 방향성분에 의해 영향을 받고, 두 번째 획 내의 점은 연결획의 마지막 점과 다음획 방향성분에 의하여 영향을 받는다. 이는 2.2 절에서 관찰한 연결획의 특징을 반영한다.



(a) 모음 'ㄷ' 의 연결획에서 베이지안 망의 확률변수에 대응되는 요소



(b) 베이지안 망 구조. EP: 연결획의 끝점, IP: 중간점, SegP: 분할점, IVec: 이전획의 방향성분, OVec: 다음획의 방향성분

그림 4 연결획의 베이지안 망 구조

3. 시스템의 구성

3.1 모델 결합을 통한 구성

베이지안 망으로 표현된 연결획은 모델과 실제 궤적간의 유사도를 확률의 형태로 나타내어 준다. 유사도가 확률로 나타나게 되면 확률로 표현되는 다른 인식기와와의 인식 결과 결합을 확률의 곱으로 간단하게 수행할 수 있다. 그러므로 기존의 인식 모델에서 연결획에 해당하는 부분을 무시하고, 본 연구에서 제시한 연결획 모델을 삽입함으로써 공간필기 인식기를 구성할 수 있다. 본 연구에서는 높은 인식 성능을 보이면서도 확률 형태로 유사도를 제공하는 획구분 베이지안 망 기반 필기 인식 모델과 획연결 필기의 연결획 모델을 결합하여 공간필기 인식 모델을 구성하였다.

3.2 가상데이터를 이용한 구성

베이지안 망 기반 연결획 모델은 확률 모델이므로, 확률이 가장 높은 연결획의 모양을 생성해 낼 수 있다. 그림 5의 (b)는 획구분 필기인 그림 5 (a)에 연결획 모델로부터 생성된 연결획을 삽입하여 가상으로 만들어낸 획연결 필기의 모습이다. 실제 획연결 필기인 (c)와 비교해 보았을 때, 가상획연결 필기 또한 필기 형태를 가짐을 알 수 있다. 획구분 필기 데이터는 이미 많은 연구를 통해 다량으로 수집되어 있고 많은 부분이 공개되어 있으므로, 이 데이터를 이용하여 가상데이터를 생성, 공간 필기 학습에 사용함으로써, 데이터 부족 문제를 효과적으로 해결할 수 있다.



(a) 획구분필기 (b) 가상획연결필기 (c) 획연결필기

그림 5 가상 데이터와 실제 데이터

4. 실험 및 결과

실험은 크게 숫자, 영문자, 한글에 대하여 수행되었다.

숫자 인식에서는 14명의 사용자로부터 수집한 3,100자의 데이터 중 연결획 훈련용 데이터와 인식성능 테스트를 위한 데이터를 2:1로 나누어 사용하였다. 인식기는 기존 획구분 필기 모델에 연결획 모델을 삽입하여 구성하였다. 획구분 모델이 기본적으로 다양한 형태의 모델을 가지고 있어, 숫자 클래스의 수는 10개이나, 필기 형태에 따라 24가지 형태의 필기를 인식할 수 있었다. 인식결과, 총 95.4%의 높은 인식률을 얻을 수 있었다. 많은 오류

가 그림 6과 같이 ‘ 0 ’ 과 ‘ 6 ’ , ‘ 1 ’ 과 ‘ 7 ’ 등 기본적으로 발생할 수 있는 오류에 집중되어 있음을 알 수 있다.

영문자 인식에서는 가상데이터를 이용하여 인식기를 구성하였다. 대소문자 각각 2,600자씩을 연결획 모델 훈련과 테스트용으로 1:1의 비율로 나누어 사용하였다. 인식 결과, 대문자 97.7%, 소문자 93.7%의 인식률을 얻을 수 있었고, 인식 후보를 2개까지 볼 경우 둘 다 98%이상의 인식률을 보임을 알 수 있었다. 소문자에서 1순위 인식률이 다소 낮은 원인은, 획연결 필기 시, 소문자 ‘ i ’ 와 ‘ l ’ 의 구분이 거의 불가능하기 때문이다.

한글 인식에서는 기존 획구분 필기 모델과 연결획 모델의 결합을 통하여 구성된 인식기를 사용하였고, 9명의 사용자로부터 수집한 한글 3,600자를 훈련, 테스트 2:1의 비율로 나누어 사용하였다. 인식대상의 수를 다르게 하여 두 가지 종류의 실험을 수행하였는데, 한글 완성형을 기준으로 2,350자를 모두 인식할 수 있는 인식기와, 상위빈도순으로 900자까지 인식할 수 있는 인식기의 인식 성능을 비교하였다. 수행결과, 2,350자를 인식대상으로 할 경우 64.0%의 인식률을, 900자를 대상으로 할 경우 78.6%의 인식률을 얻을 수 있었다. 인식률이 높게 나오지 못한 원인은 한글의 경우 획의 수가 많아 연결획의 위치를 찾기가 어렵고, 모호한 글자의 개수도 상대적으로 많기 때문이다. 그림 8에서 알 수 있듯이 육안으로도 구분하기 어려운 모호성이 존재하게 된다. 그러나 인식 후보를 5개, 10개를 볼 경우 한글 인식률은 각각 89%, 92%를 보여, 언어 모델 등의 사용으로 성능의 향상을 기대할 수 있음을 알 수 있다.

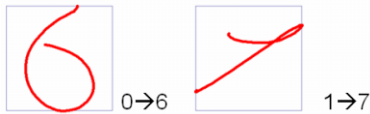


그림 6 숫자 인식 시 모호성에 의한 오류

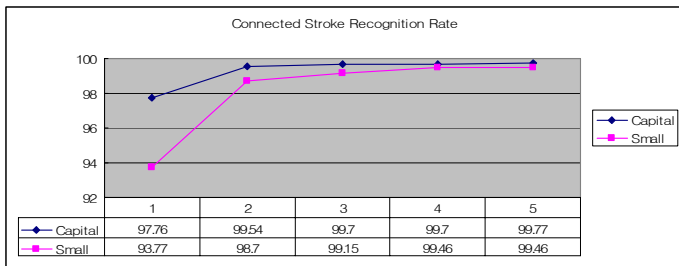


그림 7 영대소문자 5순위 인식률

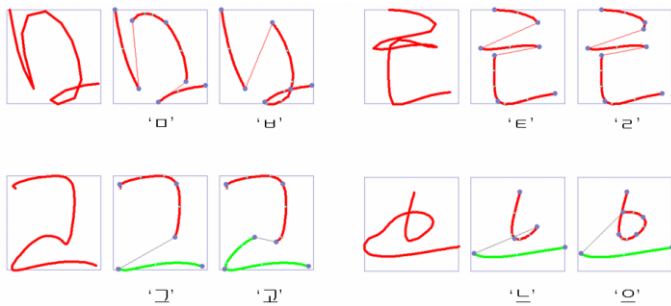


그림 8 한글 획연결 필기 시 모호성이 있는 꺾적의 예

5. 결론

본 논문에서는 연결획 분석을 통하여 획연결 필기 인식기를

구성하는 방법을 제안하였다. 데이터 부족으로 인한 한계를 안고 있는 공간 필기 인식 문제에서, 공간 필기의 특징인 연결획만을 모델링하고, 나머지 모양은 기존의 수집된 데이터 혹은 모델을 이용함으로써, 데이터 부족 문제를 효과적으로 해결하였다. 연결획 모델 구성 시 연결획을 이전획의 방향성분과 다음획의 방향성분에 의해 모양이 동적으로 변하는 형태로 제시함으로써, 각 글자마다 연결획 모델을 설정할 필요 없이, 적은 수의 연결획 모델로도 다양한 연결획을 표현할 수 있도록 하였다.

성능 평가 결과, 숫자에 대하여 95.4%, 영대문자, 97.7%, 영소문자 93.7%, 한글900자대상 78.6%의 인식률을 얻을 수 있었다. 대부분의 오류는 모호성에 의해서 발생하였는데, 모호성에 의한 오류는 모델링으로는 해결이 불가능하고 언어모델, 제한된 단어 집합 등을 이용하여 문맥을 살피으로써 해결할 수 있다. 본 연구에서 제안한 인식기의 경우 인식후보를 늘림에 따라 인식 성능의 향상 폭이 크므로, 문맥 정보의 활용을 통해 높은 인식률 향상을 기대할 수 있을 것이다.

감사의 글

본 연구는 정보통신부에서 총괄하는 선도기반기술개발사업 중 ㈜마이크로인피니티[4]가 주관하는 3차원 스마트 입력장치의 필기 문자 인식기법 개발(2차년도) 과제에 지원을 받아 수행되었습니다.

참고문헌

- [1] Jong K. Oh, Sung-jung Cho, Won-Chul Bang, Wook Chang, Euseok Choi, Jing Yang, Joonkee Cho, Dong Yoon Kim, " Inertial Sensor Based Recognition of 3-D Character Gesture with an Ensemble of Classifiers" , Proceedings of the 9th international Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition, 2004
- [2] Sung-jung Cho, Jong Koo Oh, Won-Chul Bang, Wook Chang, Eunseok Choi, Yang Jing, Joonkee Cho, Dong Yoon Kim, " Magic Wand: A Hand-Drawn Gesture Input Device in 3-D Space with Inertial Sensors" , Proceedings of the 9th International Workshop on Frontiers in Handwriting Recognition (IWFHR-9), 2004
- [3] Sung-Jung Cho and Jin H. Kim, " Bayesian Network Modeling of Strokes and Their Relationships for On-line Handwriting Recognition," Pattern Recognition, vol. 37, no.2, pp. 253-264, 2004
- [4] ㈜ 마이크로인피니티, <http://www.minfinity.com>
- [5] Kevin P. Murphy, " Inference and Learning in Hybrid Bayesian Networks" , Report No. UCB/CSD-98-990, 1998
- [6] Bong-Kee Sin, Jin H. Kim, " Ligature Modeling for Online Cursive Script Recognition" , IEEE Transactions on Pattern Analysis And Machine Intelligence, vol. 19, no. 6, pp.623-633, 1997
- [7] L. R. Rabiner, " A Tutorial on Hidden Markov Models and Selected Applications in Speech Recognition" , Proc. Of the IEEE, vol. 77, no. 2, pp.257-286, 1989