접촉된 숫자열의 분할 및 인식 기법

송성일*, 김황수°
경북대학교 컴퓨터과학과
songsi@hanmail.net , hsk@knu.ac.kr

Segmentation and Recognition Methods for Touching Handwritten Digit String

Seong-il Song°, Hwang-Su Kim°
Dept. of Computer Science, KyungPook National University

요 약

본 논문은 숫자간 접촉이 포함된 무제약 오프라인 필기 숫자열 인식을 위한 분할 및 인식기법을 소개하고자 한다. 시스템은 숫자열에서 접촉된 성분을 추출하는 모듈, 접촉된 숫자를 분할하는 모듈과 최종적으로 분할된 결과를 조합하는 모듈로 이루어진다. 그리고, 위의 기법을 NIST 데이터에 적용하여 제안한 분할 및 인식기법의 효율성을 보여준다.

1. 서 론

문자 인식은 컴퓨터 과학의 발달과 많은 연구자들의 노력으로 괄목할 만한 발전을 이루어왔다. 접촉된 숫자열을 포함하는 무제약 오프라인 필기 숫자열 인식은 수 없이 수많은 접촉 패턴이 존재함으로 아직도 연구자들에게 도전적인 과제로 남아있다.

현재까지 진행된 무제약 오프라인 필기 숫자열 인식방법은 분할 후 인식 방법과 분할없이 인식하는 방법으로 나눠진다. 분할을 전제로한 숫자열 인식방법으로는 수직 투영을 이용하는 방법[1][2]과 접촉 유형 분석을 이용한 방법[2][5] [6][7]이 있다. 분할을 전제로한 숫자열 분할방식 중 수직 투영을 이용하는 방법은 수직 투영시 검정픽셀의 개수를 누적한 후에 숫자간 접촉이 있는 부분은 누적 픽셀수가 적은 특징을 이용하여 수직 분할하는 방법이다. 접촉유형 분석을 이용한 방법은 앞뒤 숫자간의 접촉유형의 패턴을 고려한 분석 방식이다. 분할없이 숫자열을 인식하는 방법은 접촉된 숫자를 인식하는 신경망을 이용한 방법[1][3]과 Primitive를 생성한 후 matcher또는 HMM을 이용한 인식방법[4]이 있다.

본 연구에서는 분할을 전제로한 숫자열 분할방식을 개선하였고, Premitive를 생성한후 인식하는 경우의 장점을 이용하여 분할 및 인식성능을 향상시켰다.

본 연구는 ㈜효성의 지원으로 수행되었음

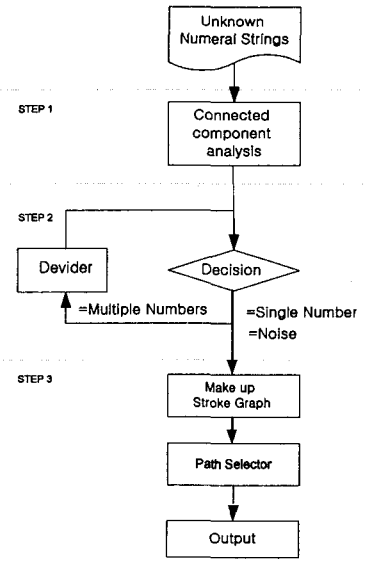

그림 1. 전체 시스템 Flow Chart

[그림 1]은 전체 시스템의 처리 과정을 보여준다.

1단계는 연결 성분 분석 단계이고, 2단계는 낱자 판정 및 분할 단계이고, 3 단계는 1, 2 단계를 거쳐 생성된 낱자 또는 끊어진 Stroke로 그래프를 생성하고, 생성한 그래프에서 최적의 경로를 선택하도록 구성하였다.

2. 연결 성분 분석 (Connected Component Analysis)

대다수의 필기 숫자는 낱개 숫자 안에서는 검정 픽셀이 서

로 이웃하고 있으나, 다른 낱개의 숫자와는 검정 픽셀 간에 이웃하는 접촉을 형성하지 않는다. 이웃을 정의하는 방식은 4-Neighboor 방식과 8- Neighboor으로 두가지 방식이 있다.

연결 성분을 분석 할 때는 BFS(Breadth First Search) 방식을 사용하였고, 각기 다른 연결 성분간에는 다른 Label을 부여함으로 각각을 구분하였다.

가) 원영상 나) 접촉 성분 분석 결과

그림 3] 연결 성분 분석

[그림 3]은 [그림 3]의 가)의 숫자열 이미지에 대한 연결 성분분석을 실시하여 각 연결 성분에 대해 다른 라벨이 부여된 것을 다른 명도(색상) 값으로 전환하여 [그림 3]의 나)에서 이미지 형태로 보여주고 있다.

3. 낱자 판정 및 분할

연결 성분 분석 결과로 생성된 연결 성분 중 둘 이상의 숫자의 접촉으로 이루어진 연결 성분을 구별해내고, 이를 분할하는 과정을 반복하는 단계이다. 둘 이상의 숫자의 접촉으로 이루어진 연결 성분을 구분을 위해 선형 분할 함수 (Linear Discriminant Function)을 이용하여 구분한다[2].

ssc + 2.11 * ar - 4.75 = 0

w : the width of the component.

ar (aspect ratio) = w/ ech.

ssa(standard stroke area) = esw * ech

ssc(standard stroke count) = p / ssa

ech estimated char height):가장 큰 연결 성분의 높이.

esw(estimated stroke width): 추정한 획의 폭..

p: 현재 접촉 성분의 검은 픽셀 수.

위의 선형 분할 함수를 이용하여 위의 [그림 3]의 가)의 숫자열 이미지에 적용한 결과는 다음과 같다.

Type 1	ssc + 2.11 * ar - 4.75<0 (티끌, 끊어진 획, 낱자)	
Type 2	ssc + 2.11 * ar - 4.75>0 (둘 이상의 접촉된 숫자)	

그림 4] [그림 3]의 가) 이미지의 낱자 판정 결과

[그림 4]의 Type 2와 같이 둘 이상의 접촉된 숫자로 이루어진 연결 성분은 포함된 숫자의 형태를 훼손시키지 않는 방식으로 분리되어야 한다.

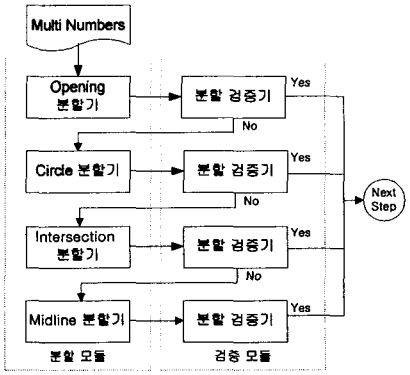

그림 5] 분할기

[그림 1]의 Step 2의 Devider는 분할 대상 생성기와 분할 검증기로 이루어져 있다. 분할 대상 생성기는 개방연산 분할기, 원 분할기, 교차점 분할기, 중심라인 분할기로 이루어져 있다. 네 종류의 분할기에 대해 알아보자.

가) Opening 분할기: 숫자간 접촉의 경우 접촉되는 부위가 다른 부위에 비해 획폭이 좁은 경우가 많아 모폴로지의 개방연산으로 분할대상을 생성하는 방법이다.

나) 원 분할기: 원 주변에서는 접촉 숫자간 비교적 넓은 길이의 접촉이 많이 생성된다. 원에 포함된 교차점에 대해 수직에 가까이 연결된 2개의 교차점을 잇는 분할선으로 분할하는 방식이다.

다) 교차점 분할기: 가장 흔한 접촉유형으로 접촉된 숫자간에 교차점이 발생하는 경우로 교차점 주위에서 분할 대상을 생성하는 방법이다.

라) 중심라인 분할기: 접촉 숫자내에 어떤 교차점이나 원을 포함하지 않는 경우 폭을 기준으로 중심라인을 대상으로 분할 하는 방법이다.

다음은 각 분할 대상 생성기에 적합한 예와 분할 결과를 보여주고 있다.

분할기종류	원영상	세선화	분할 결과
Opening			
Circle			
Intersection			

Midline	23	23	23

테이블 1] 분할기 별 분할결과

4. Graph 생성 및 최적 경로 선택

Step 2를 거치며, 모든 접촉성분들이 낱개의 숫자, 티끌, 끊어진 Stroke로 구성된다. 이렇게 변화된 각각의 접촉 성분이 한 개의 숫자를 나타내지 않으므로 각 접촉 성분간의 통합과 티끌(Noise)인 경우에는 제거기법이 필요하게 되었다.

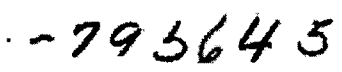

그림 6] [그림 3]의 가)의 이미지가 Step 2를 통과한 결과

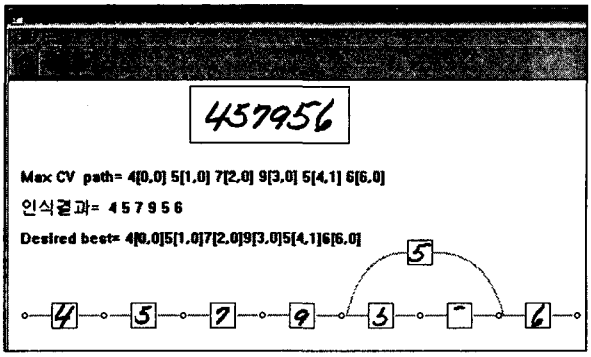

그림 7] Graph 생성 및 최적 경로 선택 실행 화면

분할되어진 접촉성분들의 무게중심을 기준으로 나열하고 각 성분간에 연결을 부여해서 그래프를 생성하였다.

각 모든 접촉성분간에 모든 경로를 생성하는 경우 최적 경로를 찾을 때 많은 시간이 소요하게 된다. 이를 방지하기 위해서 불필요한 경로제거 작업을 수행하였다. 앞뒤 접촉성분간의 연결 이외의 다중 연결인 경우 연결을 통해 생성 낱자인 경우 해당 경로를 그대로 두고 그렇지 못한 경우에는 경로를 제거하였고, 이 알고리즘을 [그림 3]-가)의 이미지에 적용한 후 생성된 그래프를 [그림 7]에서 보여주고 있다.

경로 선택 방식은 각 경로를 통해 생성된 이미지를 신경망에 입력한 후에 각 경로는 신경망의 출력을 Cost로 보고, 시작에서부터 끝까지 Cost가 높은 경로를 선택하면 된다.

5. 실험 및 실험 결과

미국 NIST의 필기데이터 중 필기 숫자열에 대해 실험을 수행하였다. 접촉이 있는 문자열 394개에 대해서 330개를 정확하게 분할 및 인식함으로 83.7%의 분할 및 인식률을 보였다. 전체 데이터 5936개중에서 5590개를 분할 및 인식함으로 94.17%의 결과를 얻었다.

6. 결론

위의 실험의 단계2에서 적합한 분할 샘플을 생성하는 것은 좋은 결과를 얻었으나, 분할 샘플 중 최적의 분할 샘플을 선택하는 것은 신경망이 담당했고, 신경망의 결과 만으로 분할 샘플을 선택하는 것은 어려움이 있었다. 여러 개의 분할샘플에서 최적의 분할 샘플을 선택하는 일을 신경망 뿐아니라 선택하는 보조 알고리즘을 추가하면, 전반적인 결과가 향상될 것으로 보인다. 그 외에는 좋은 성능을 나타내었다.

7. 참고문헌

[1] Yann Lecun, Leon Bottou, Yoshua Bengio, and Patrick Haffner, "*Gradient-Based Learning Applied to Document Recognition*", Proceedings of The IEEE, Vol.86, No.3 , Nov 1998.

[2] M.D. Garris, Component-Based Handprint Segmentation Using Adaptive Writing Style Model, NIST Internal Report 5843, June1996

[3] Soon-Man Choi, Il-Seok Oh, "*A Segmentation - free Recognition of two Touching Numerals using Neural Network.*", International Journal of Pattern Recognition and Artificial Intelligence,Vol. 15, No. 6, 2001,949-966

[4] Al-Badr, B. and Haralick, R.M ,"Symbol Recognition Without prior Segmentation". *Procceedings of the IS&T/SPIE Symposium on Electronic Imaging Science and Technology: Document Processing.* San José, CA, Vol. 2181, pp. 303-314, February,1994.

[5] Elliman DG, Lancaster IT (1990), "*A Review of Segmentation and Contextual Analysis Techniques for Text Recognition*", Pattern Recognition, 23 (3/4):337-346 17, 1990

[6] J. M. Westall and M. S. Narasimha, "*Vertex directed segmentation of handwritten numerals*", Pattern Recognition, vol. 26, no. 10, pp. 1473-1486, Oct. 1993