論文96-33B-11-15

온라인 흘림체 한글 인식을 위한 곡률획 모델링 기법

(Curvature Stroke Modeling for the Recognition of On-line Cursive Korean Characters)

全 炳 煥 *, 金 武 永 **, 金 暢 秀 *, 朴 康 領 *, 金 在 熹 *

(Byung Hwan Jun, Moo Young Kim, Chang Soo Kim, Kang Ryoung Park, and Jaihie Kim)

요 약

흘림체 필기 문자는 문자의 구별이 가능한 한도 내에서 펜의 움직임을 줄이려는 경제성의 원칙에서 비롯된다. 즉, 다음 획을 쓰기 위해 이동할 때 펜을 들지 않거나, 아예 이동을 생략하거나, 또는 연결된 두 획이 서로 닮아가면서 필기하기 쉬운 단순한 형태로 변화한다. 이러한 변화로 인해, 획이나 자소의 형태가 달라질 뿐만 아니라, 획간이나 자소간의 구분이 매우 어려워진다. 따라서 흘림체의 효과적인 인식을 위해서는 획이나 자소의 정확한 분할에 의존하지 않으면서, 일정한 단위로 분할하여 매칭할 수 있는 방법이 필요하다. 이 연구에서는, 구조적인 형태의 단위로 분할하고 매칭하는 '곡률획 모델링 방법(curvature stroke modeling method)'을 제안한다. 곡률획(curvature stroke)은 필기의 회전 방향이 바뀌지 않는 부분획으로 정의되며, 곡률에 따라 선분, 호, 원 등의 형태를 갖는다. 흘려 써진 입력 획들을 곡률획의 나열로 변환하기 위해서는, 필기의 회전 방향을 변화시키는 곳, 급격한 방향 변화를 일으키는 곳, 그리고 지나친 회전을 일으키는 곳 등을 분할한다. 한편, 각 참조 자소는 정자체로 입력하여 분할 과정에 의해 생성된 곡률획의 나열로 저장되어 있으며, 인식중에 융합 과정을 수행함으로써 매칭을 위한 다양한 곡률획의 나열을 만들어낸다. 이때, 가상 획이 필기되거나 생략될 가능성도 고려한다. 인식의 기본 단위로 곡률획을 사용함으로써, 입력 문자의 불필요한 분할점들을 효과적으로 줄일 수 있고, 또한 자소간의 연결점을 찾기 어려운 경우에도 인접한 두 자소에 걸치는 참조 곡률획을 생성해내기 때문에 정확한 매칭이 가능해진다. 실험 결과, 83.6%의 제 1후보 인식률과 0.99초/자(CPU 클럭: 66MHz)의 처리 시간을 보였다.

Abstract

Cursive characters are written on an economical principle to reduce the motion of a pen in the limit of distinction between characters. That is, the pen is not lifted up to move for writing a next stroke, the pen is not moved at all, or connected two strokes change their shapes to a similar and simple shape which is easy to be written. For these reasons, strokes and Korean alphabets are not only easy to be changed, but also difficult to be splitted. In this paper, we propose a 'curvature stroke modeling method' for splitting and matching by using a structural primitive. A curvature stroke is defined as a substroke which does not change its direction of rotation, and it can be a segment of a line, an arc, a circle, etc. according to its curvature. Input strokes handwritten in a cursive style are splitted into a sequence of curvature strokes by segmenting the points which change the direction of rotation, which occur a sudden change of direction, and which occur an excessive rotation. Each reference of Korean alphabets is handwritten in a printed style and is saved as a sequence of curvature strokes which is generated by splitting process. And merging process is used to generate various sequences of curvature strokes for matching. Here, it is also considered that imaginary strokes can be written or omitted. By using a curvature stroke as a unit of recognition, redundant splitting points in input characters are effectively reduced and exact matching is possible by generating a reference curvature stroke, which consists of the parts of adjacent two Korean alphabets, even when the connecting points between Korean alphabets are not splitted. The result showed 83.6% as recognition rate of the first candidate and 0.99sec./character(CPU clock: 66MHz) as processing time.

* 正會員, 延世大學校 電子工學科
(Dept. of Elec. Eng., Yonsei University)
** 正會員, 三星綜合技術院
(Samsung Advanced Institute of Technology)

接受日子:1995年7月28日 수정완료일:1996年11月12日

Ⅰ. 서 론

온라인 필기 문자 인식(on-line handwritten character recognition)은 펜과 종이를 대신하는 전자 펜(stylus)과 전자 평판(tablet)을 이용하여 필기되는 정보를 처리할 수 있게 하는 기술로, 펜 컴퓨터(pen computer)라 불리는 첨단 제품의 핵심 모듈이다. 최근에는 흘림체 문자를 인식하려는 시도가 활발히 이루어지고 있다.

한글은 총 60여 개 정도의 자소 중에서 2-3개가 '초성 자음 + 중성 모음' 혹은 '초성 자음 + 중성 모음 + 종성 자음'의 2 차원 형태로 결합되어 11,172자에 이르는 매우 많은 문자를 만들어내는 조합형 언어다. 또한 자소를 구성하는 획은 ㅡ, ㅣ, /, \, ㄱ, ㄴ, ㅇ과 같이 매우 간단한 형태를 갖고 있다. 그런데 흘림체 필기 문자는 문자의 구별이 가능한 한도 내에서 펜의 움직임을 줄이려는 경제성의 원칙에서 비롯되기 때문에, 다양한 변형을 보인다. 즉, 다음 획을 쓰기 위해 이동할 때 펜을 들지 않거나, 아예 이동을 생략하거나, 또는 연결된 두 획이 서로 닮아가면서 필기하기 쉬운 단순한 형태로 변화된다. 이러한 변화로 인해, 획이나 자소의 형태가 달라질 뿐만 아니라, 획간이나 자소간의 구분이 매우 어려워진다. 그림 1은 한글 필기 문자의 흘림 정도에 따라 구분해 본 것이다.

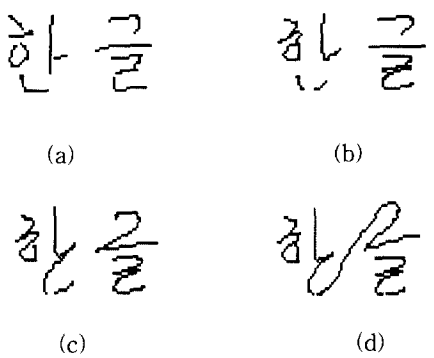


그림 1. 흘림 정도에 따른 필기 문자의 예
Fig. 1. Examples of handwritten characters in a cursive style

그림 1의 (a)는 정자체 필기로 전혀 흘려 쓰지 않은 것이고, (b)는 자소 내의 흘림만을 허용한 경우이며, (c)는 문자 내 자소간 흘림을 허용한 경우이다. 그리고 (d)는 문자간 흘림을 허용한 경우로 한글에서는 드물다. 이 연구에서는 (c)와 같이, 문자간 흘림은 허용하지 않고 문자 내 자소간 흘림만을 허용하는 필기 문자를 대상으로 한다.

흘림체의 효과적인 인식을 위해서는 획이나 자소의 정확한 분할에 의존하지 않으면서, 일정한 단위로 분할하여 매칭할 수 있는 방법이 필요하다. 기존에는 분할 및 인식의 기본 단위로 입력 획(input stroke)이나 직선 선분(line segment)이 주로 사용되어 왔다.

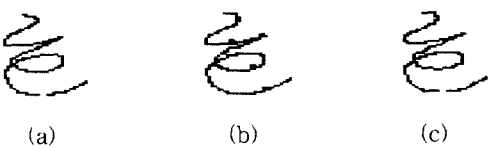


그림 2. 분할을 위한 기본 단위의 예
Fig. 2. Examples of primitives for splitting.

그림 2의 (a)는 펜이 평판에 닿았다가 떨어질 때까지 입력되는 일련의 좌표열로 표현되는 입력 획을 인식의 기본 단위로 사용하는 경우이다. 이 방법은 별도의 분할 과정이 필요 없고 획의 정확한 분석이 가능하며, 특징 분석(feature analysis)[1]을 비롯하여 여러 가지 인식 방법이 사용될 수 있다. 그러나, 다양한 변형 획들을 모두 등록해야 하는 매우 큰 부담이 발생한다.

한편, 그림 2의 (b)와 같이 등간격의 직선 선분으로 충분히 분할하여 인식하는 방법도 있다. 이 방법은 다양한 변형을 흡수할 수 있으나, 매우 많은 선분의 매칭을 필요로 하기 때문에 인식 시간이 오래 걸리는 단점을 갖고 있다. 분할되는 선분의 수를 줄이기 위해, 방향 변화를 일으키는 점만을 분할하여 비등간격의 선분을 추출하는 방법을 사용하기도 한다. 그러나 이것도 매칭 횟수가 많을 뿐만 아니라, 무엇보다 연속된 두 획이 방향 변화를 일으키지 않고 연결되어 두 획의 분할점을 찾기 어려운 경우에 유사한 문자의 구별력이 떨어지는 역효과가 발생한다. 선분 단위의 분할을 이용하는 대표적인 인식 방법에는 스트링 매칭(string matching)[2,3], 동적 프로그래밍(dynamic programming)[4,5], 은닉 마르코프 모델(hidden Markov model) [6, 7]에 의한 매칭 등이 있다.

이 연구에서는, 그림 2의 (c)와 같이 획이나 선분의 중간 정도이고 구조적인 형태를 보이는 '곡률획(curvature stroke)'을 분할 및 매칭의 기본 단위로

사용하는 방법을 제안한다. 이 방법은 기존에 주로 사용되어온 직선 선분에 비해, 획이나 자소의 구분에 도움이 안되는 불필요한 분할점을 효과적으로 줄임으로써 처리 속도를 향상시킬 수 있다. 또한 적은 수의 정자체 참조 자소로부터 매칭중에 다양한 곡률획의 나열을 생성함으로써, 입력 획의 분할이 적절치 못하거나 심지어 자소간의 연결 부분을 추출하지 못한 경우에도 정확한 매칭이 이루어지도록 한다.

한편, 곡률획과 같이 선분보다 큰 부분획을 기본 단위로 사용하는 경우는 기존의 필기 모델링(hand-writing modeling) 연구에서 찾아 볼 수 있다. 예로써, Morasso[8]는 필기의 기본 구성 요소를 두 목표점 간에 작은 곡률을 갖는 운동에 의해 만들어진 궤적, 즉 원호획(circular stroke)이라고 간주하며, 원호획의 분리를 위하여 곡률이 극대가 되는 지점을 분할한다. 그러나, Morasso의 방법은 패턴을 구조적인 단위로 분할하는데 적합하지 않다. 예를 들어, 자소 'ㅇ'는 개념적으로 원(circle)이라는 한 단위의 성분이지만, 이 방법을 사용하면 필기하는 습성에 따라 다양한 형태로 분할될 수 있다. 즉, 가로의 폭이 보다 넓은 타원 형태로 필기하면 위와 아래의 두 호(arc)로 나뉘게 되고, 세로의 높이가 보다 높은 형태로 필기하면 좌측과 우측의 두 호로 나뉜다. 이럴 경우, 원의 형태를 갖는 단 하나의 참조 패턴으로는 이러한 변형을 갖는 입력들과 효과적으로 매칭시킬 수 없다. 반면, 이 연구에서 제안하는 곡률획 모델링(curvature stroke modeling)은 여러 변형을 갖는 'ㅇ'을 항상 하나의 단위로 인정할 수 있는 보다 구조적이고 일관된 분할 방법을 제공하고 있다.

Ⅱ. 곡률획 모델링에 의한 매칭 방법

1. 전체 흐름도

곡률획 모델링(curvature stroke modeling)에 의한 매칭 방법은, 그림 3과 같이 흘려 써진 입력 문자의 각 획을 곡률획의 나열로 분할하고, 동시에 정자체 참조 자소에 대해서도 분할 및 조합 과정에 의해 다양한 곡률획의 나열을 제시함으로써, 입력 문자와 참조 자소들간의 매칭을 시도하는 방법이다.

여기서, 일정한 크기의 정자체로 필기된 참조 자소는 충분히 분할된 초기 곡률획의 나열로 저장되어 있다. 또한, 자소간의 연결 곡률획도 길이와 진행 방향별

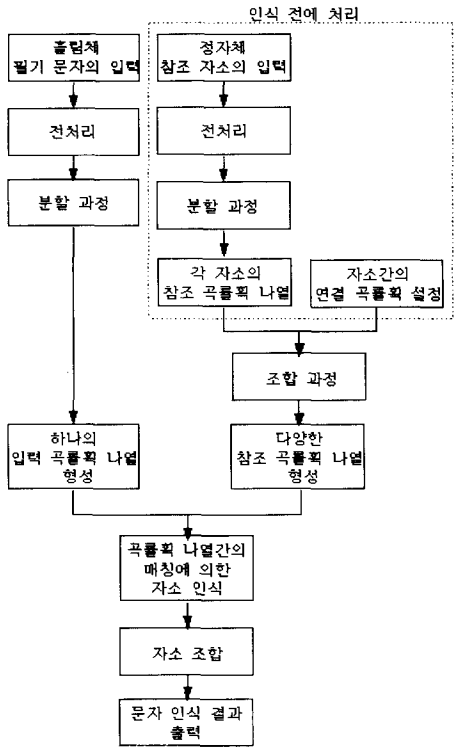


그림 3. 곡률획 모델링에 의한 문자 인식 방법의 흐름도

Fig. 3. A flow chart of a character recognition method by curvature stroke modeling.

로 구분하여 저장되어 있으며, 매칭중 조합 과정에 의해 다양한 곡률획의 나열을 만들어낸다. 전처리(pre-processing)는 필기 패턴의 형태를 유지하는 최소한의 주요 굴곡점을 추출하기 위해, 거리 필터링(distance filtering)과 각 필터링(angular filtering) 및 굴곡점 보정 그리고 혹 제거(dehooking) 등을 수행한다[9]. 거리 필터링은 일정 거리 이내의 점을 제거함으로써 인식에 불필요한 중복점이나 근접점을 제거하는 것이다. 그리고 각 필터링은 필기의 방향 변화가 일정 각도 이내인 점을 제거함으로써 굴곡점이 아닌 중간점들을 제거하는 것이다. 이때, 굴곡점을 놓쳐 굴곡 부분에서 왜곡이 생길 수 있기 때문에, 이전점에서 현재의 굴곡점으로 향하는 방향을 기준으로 일정 각도 이내에 속하고 가장 멀리 떨어진 점으로 현재의 굴곡점을 대치함으로써 굴곡점을 보정할 수 있다. 또한, 혹 제거는 입력 획의 처음 부분이나 끝 부분에서 방향 변화를 일으키는 짧은 삐침을 제거하는 것이다.

2. 곡률획 모델링(curvature stroke modeling)

주어진 필기 패턴을 곡률획의 나열로 변환하는 것을 곡률획 모델링(curvature stroke modeling)이라 하며, 입력 획에 대해서는 분리 과정만 수행하고 참조 자소에 대해서는 분할 및 조합 과정이 수행된다.

1) 곡률획의 정의

곡률획(curvature stroke)은 필기의 회전 방향이 바뀌지 않는 부분획으로 정의되며, 크게 실제 곡률획(actual curvature stroke)과 연결 곡률획(connecting curvature stroke)으로 나뉜다. 실제 곡률획은 펜에 의해 직접 필기된 부분획을 의미하고, 곡률에 따라 선분, 호, 원 등의 형태를 갖는다. 연결 곡률획은 연속되는 두 실제 곡률획간의 위치 관계를 나타내기 위한 것으로, 펜이 떨어져서 이동하는 가상의 연결 선분(imaginary connecting segment, ligature)과 연속된 두 실제 곡률획의 직접 연결을 의미하는 연결 점(connecting point)이 있다.

2) 곡률획의 묘사

식 (1)과 같이, 곡률획의 나열 C에서 i번째 곡률획 $C_i = (c_{i1}, c_{i2}, c_{i3})$는 3개의 속성값으로 구성되는 속성열로 묘사된다.

$$\begin{aligned} C &= (C_1, C_2, \ldots, C_i, \ldots) \\ &= ((c_{11}, c_{12}, c_{13}), (c_{21}, c_{22}, c_{23}), \ldots, \\ &\quad (c_{i1}, c_{i2}, c_{i3}), \ldots) \end{aligned} \tag{1}$$

이때, 곡률획은 실제 성분인 경우와 연결 성분인 경우에 따라 속성의 의미가 다음 표 1과 같이 달라진다.

표 1. 곡률획에서 각 속성의 의미
Table 1. Meaning of each attribute of a curvature stroke.

속성 \ 곡률획	실제 성분	연결 성분
c_{i1}	곡률	무게 중심간 방향
c_{i2}	주 방향	주 방향
c_{i3}	시종 방향	시종 방향

각 용어에 대한 설명은 다음과 같고, 그림 4에 나타나 있다.

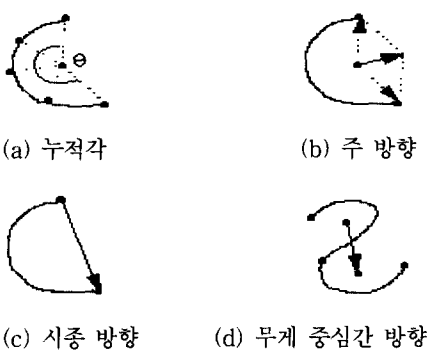
① 곡률(curvature): 곡률획의 무게 중심에서 각 점을 향하는 벡터들의 사잇각을 누적한 각도를 누적각이라 한다. 일반적으로 한글 문자에서 생성되는 곡률획은 선분에서 원에 이르는 형태로 나타나기 때문에, 누적각은 π와 2π 사이의 값을 갖는다. 이 논문에서는 곡률을 누적각에서 π를 뺀 값으로 정의한다.

② 주 방향(main direction): 곡률획의 무게 중심에서 시작점으로 향하는 벡터와 끝점으로 향하는 벡터의 합 벡터가 향하는 방향으로 정의한다.

③ 시종 방향(direction from head to tail): 곡률획의 시작점에서 끝점으로 향하는 벡터의 방향으로 정의한다.

④ 무게 중심간 방향(direction between centers of gravity): 연결 성분에 의해 연결되는 앞 곡률획의 무게 중심에서 다음 곡률획의 무게 중심으로 향하는 방향으로 정의한다.

주목할 점은, 위 속성들이 모두 각도를 단위로 한다는 사실이다. 실제로, 곡률은 0과 π 사이의 값을 가지며, 주 방향, 시종 방향, 그리고 무게 중심간 방향은 0과 2π 사이의 값을 갖는다. 이로부터, 입력과 참조 패턴간의 속성값의 차는 모두 0과 π 사이의 값을 갖는다는 것을 쉽게 알 수 있다.



(a) 누적각 (b) 주 방향

(c) 시종 방향 (d) 무게 중심간 방향

그림 4. 곡률획의 묘사를 위한 속성
Fig. 4. Attributes for describing a curvature stroke.

곡률획의 묘사에 사용되는 이상의 속성들은 다음과 같은 논지에서 결정되었다. 먼저, 실제 성분은 항상 필기의 회전 방향이 변하지 않기 때문에 개념적으로는 크게 선분, 호, 원의 형태로 구분할 수 있다. 이러한 형태들은 곡률에서 큰 차이를 보이기 때문에 이 속성이 가장 중요하다. 그런데, 동일한 모양을 갖는 곡률획이라 하더라도 주 방향과 시종 방향에 따라 실제 형태가

달라진다. 먼저, 주 방향은 곡률획이 회전하면서 달라지는 형태의 차이를 구분할 수 있게 하고, 시종 방향은 주 방향을 축으로 생기는 거울상에 대해 필기의 회전 방향이 달라지는 것을 구분할 수 있게 한다.

한편, 가상 곡률획은 연속된 실제 성분들간의 위치 관계를 나타내기 위한 것이기 때문에, 그 형태가 선분인지 점인지에 관계없이 앞의 실제 곡률획의 무게 중심에서 다음의 실제 곡률획의 무게 중심으로의 방향을 점검하는 것이 가장 중요하다. 가상 곡률획이 연결 선분인 경우에는 주 방향과 시종 방향이 동일한 의미를 가지며, 연결 점일 경우에는 나머지 속성은 의미가 없게 된다.

3) 분할 과정에 의한 입력 획의 곡률획 모델링

입력 획을 분할하는 조건들은 흘려 써진 문자를 몇 개의 구조적인 성분으로 나눌 수 있도록 정의되어야 한다. 먼저, 두 점을 잇는 직선의 방향은 이전 점 $p_i(x_i, y_i)$을 원점으로 하는 그래프에서 다음 점 $p_{i+1}(x_{i+1}, y_{i+1})$가 속하는 영역에 따라 달라진다. 즉, 필기 방향 $d_i(p_i, p_{i+1})$는 각각 점 p_{i+1}이 x축에 속하고 양의 방향이면 0, 음의 방향이면 π, 그리고 y축에 속하고 양의 방향이면 0.5π, 음의 방향이면 1.5π가 된다. 그리고 점 p_{i+1}이 사분면 중의 하나에 속하는 경우에는 $\phi = \tan^{-1}\frac{|y_{i+1}-y_i|}{|x_{i+1}-x_i|}$을 이용하여 x축에 대해 벌어지는 각도를 구한 다음, 각 사분면에 따라 최종적인 필기 방향을 구하면 된다. 즉, 1사분면인 경우 $d_i(p_i, p_{i+1}) = \phi$, 2사분면인 경우 $d_i(p_i, p_{i+1}) = \pi - \phi$, 3사분면인 경우 $d_i(p_i, p_{i+1}) = \pi + \phi$, 그리고 4사분면인 경우 $d_i(p_i, p_{i+1}) = 2\pi - \phi$가 된다.

그리고, 이전의 필기 방향 d_i와 다음의 필기 방향 d_{i+1}을 비교하면, 필기의 회전 방향 $r_i(d_i, d_{i+1})$과 회전각 $\psi_i(d_i, d_{i+1})$을 구할 수 있다. 필기의 회전 방향에는 시계 방향(0)과 반시계 방향(1)이 존재하고 회전각은 0과 π 사이의 값을 갖는데, 실제로 이들은 다음과 같은 경우로 구분하여 구한다.

1) $|d_{i+1} - d_i| = \pi$ 인 경우:
$\psi_i = \pi$ 이고,
$r_i = 1$ 일 수도 $r_i = 0$ 일 수도 있다.

2) $|d_{i+1} - d_i| < \pi$ 인 경우:
$\psi_i = |d_{i+1} - d_i|$ 이고,
이때, $d_{i+1} > d_i$ 이면 $r_i = 1$ 이고, $d_{i+1} < d_i$ 이면 $r_i = 0$ 이다.

3) $|d_{i+1} - d_i| > \pi$ 인 경우:
$\psi_i = 2\pi - |d_{i+1} - d_i|$ 이고,
이때, $d_{i+1} > d_i$ 이면 $r_i = 0$ 이고, $d_{i+1} < d_i$ 이면 $r_i = 1$ 이다.

또한, 임의의 첫 점 p_1부터 i번째 점 p_i까지의 누적된 회전각은 $\Phi_{i-2} = \sum_{n=1}^{i-2} \psi_{i\,2}$ $(i > 2)$ 로 구해진다. 이상에서 언급한 필기 방향, 회전 방향, 회전각 등을 이용하여 정의된 3 가지 분할 조건은 다음과 같다.

[분할 조건 1] 필기의 회전 방향을 변화시키는 점
즉, $r_i \oplus r_{i-1} = 1$ 이면, p_i는 분할점이다. 여기서 $\oplus$는 논리 기호 Exclusive-OR를 의미한다.

[분할 조건 2] 급격한 방향 변화를 일으키는 점
즉, $0.5\pi \le |d_i - d_{i-1}| \le 1.5\pi$ 이면, p_i는 분할점이다.

[분할 조건 3] 지나친 회전을 일으키는 점
즉, $\Phi_{i-2} \ge 2\pi$ 이면, p_i는 분할점이다.

실제로 분할은 반복적인 과정으로 수행된다. 먼저, 각 입력 획의 시작점에서 출발하여 3 가지 조건 중 어느 하나라도 만족하면 분할하고, 분할된 그 점부터 재출발한다. 이러한 분할점들은 많은 경우에 자소를 구성하는 기본 획 사이나 자소 사이를 분할하게 된다. 예로써, 그림 5는 한 획에 의해 필기된 한글 문자 '호'가 위의 조건에 의해 3 개의 부분획으로 분할되는 것을 나타내고 있다. 즉, (a)는 필기의 회전 방향을 시계 방향에서 반시계 방향으로 변화시키는 점이고, (b)는 0.5π 이상의 급격한 방향 변화가 일어난 점이며, (c)는 2π 이상의 지나친 방향 회전을 일으키기 시작한 점이다.

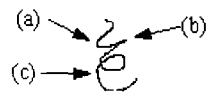


그림 5. 입력 획의 분할
Fig. 5. Splitting of an input stroke.

4) 분할 및 조합 과정에 의한 참조 자소의 곡률획 모델링

입력 획의 곡률획 모델링은 단순히 3 가지 조건에 의해 분할하는 것이기 때문에, 변형이 심한 문자에 대

해서는 정확한 분할이 불가능해지고 심지어 인접한 두 자소의 앞과 뒤 부분을 일부씩 포함하는 곡률획이 발생하기도 한다. 이러한 입력 획의 곡률획 나열과 매칭하기 위해, 참조 자소의 곡률획 모델링은 각 획에 대한 분할 과정뿐만 아니라 조합 과정을 거쳐 다양한 곡률획 나열을 생성한다. 즉, 참조 자소는 분할 과정에 의해 가능한 모든 분할점이 찾아진 형태로 저장되어 있다가, 조합 과정에서 다음과 같은 조합 조건에 의해 이 점들 중 일부를 연결하면서 다양한 곡률획 나열을 형성한다.

예로써, 연속된 두 곡률획 C_i와 C_{i+1}이 각각 p_{i1}, p_{i2}, ..., p_{im}과 $p_{(i+1)1}$, $p_{(i+1)2}$, ..., $p_{(i+1)n}$의 점들로 구성된다고 하자. 이때, p_{im}과 $p_{(i+1)1}$은 동일한 점을 의미하며 편의상 p_c라고 하자. 그러면, 이전 곡률획의 마지막 3점 $p_{i(m-2)}$, $p_{i(m-1)}$, p_{im}에 대한 회전 방향은 $r_{i(m-2)}$이고, 다음 곡률획의 처음 3점 $p_{(i+1)1}$, $p_{(i+1)2}$, $p_{(i+1)3}$에 대한 회전 방향은 $r_{(i+1)1}$이다. 또한, p_c를 중간으로 하는 3점 $p_{i(m-1)}$, p_c, $p_{(i+1)2}$에 대한 회전 방향을 편의상 r_c라고 하자. 이때, 곡률획을 구성하는 점의 개수가 3개보다 적은 경우에는 회전 방향이 반시계 방향일수도 혹은 시계 방향일수도 있다고 가정한다. 그러면, 인접한 두 곡률획을 결합하는 조건은 다음과 같다.

[조합 조건] 필기의 회전 방향이 바뀌지 않으면, 인접한 두 곡률획을 결합

즉, $r_{i(m-2)} = r_c = r_{(i+1)1}$이면 점 p_c를 공유하는 두 곡률획을 결합한다.

이 조합 조건은 단순히 획을 구성하는 부분획들의 조합만을 의미하는 것이 아니라, 획간의 가상 선분이 필기되어 앞이나 뒤의 획과 결합될 가능성도 고려하는 것이다. 한편, 참조 자소와 더불어 자소간 연결 곡률획을 두어 자소간의 가상 선분 연결이나 점 연결을 나타내고 있다. 이때, 초성과 중성 사이 그리고 중성과 종성 사이에 동일한 연결 곡률획을 갖는 자소쌍별로 그룹을 지어 효율적으로 연결 곡률획을 저장하고 있다. 따라서, 앞의 조합 과정은 두 자소에 걸쳐서 생기는 곡률획까지도 만들어 매칭에 사용할 수 있다.

예로써, 그림 6은 흘려 쓴 문자 '호'가 어떻게 곡률획의 나열로 분할되고, 정자체 참조 자소와 자소간 연결 곡률획이 어떻게 분할 및 조합되어 곡률획의 나열로 묘사될 수 있으며, 그리하여 어떻게 매칭이 되는지를 나타내고 있다. 먼저, 흘려 쓴 입력 문자 '호'는 분할 조건에 의해 4개의 곡률획으로 분할된다. 이 경우, 분할점들은 자소 사이나 기본 획 사이에서 발생하고 있음을 알 수 있다. 한편, 정자체로 필기된 참조 자소 'ㅎ'과 'ㅗ'도 동일한 분할 조건에 의해 각각 3개와 2개의 실제 곡률 모델로 구분되어 있고, 두 자소 사이에 하나의 연결 곡률 모델이 존재한다고 하자. 조합 과정에 의해 참조 문자는 다양한 곡률획의 나열로 나타낼 수 있고 각 나열은 입력 곡률획의 나열과 매칭하게 된다. 여기서는 입력 곡률획 나열과 가장 유사한 단 하나의 참조 곡률획 나열만을 보이고 있다. 특히, 자소 'ㅗ'의 두 구성 획 사이에 연결 선분대신 연결 점을 사용함으로써 점 연결의 예를 보이고 있다. 그러나, 자소내의 연결 점은 자동으로 생성되는 것이 아니므로 개발자가 일일이 표시해야 하는 불편이 따르기 때문에, 실제로는 자소간의 연결 곡률획에 대해서만 점 연결을 인정하고 있다.

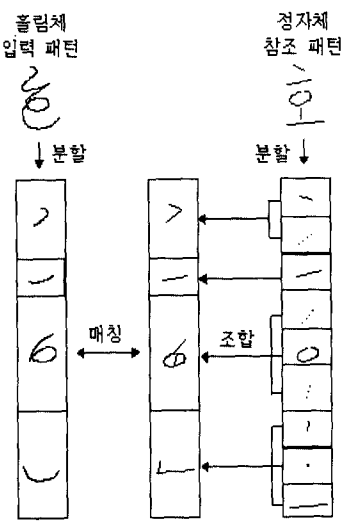


그림 6. 매칭을 위한 곡률획 모델링의 예
Fig. 6. An example of curvature stroke modeling for matching.

그림 7은 자소간의 점 연결이 유용하게 사용되는 예로써 문자 '김'을 들고 있다. 즉, (a)와 같이 입력 문자의 중성 'ㅣ'와 종성 'ㅁ'의 첫 획이 하나의 수직 선분으로 필기된 경우, 두 자소를 분할하는 것은 쉽지 않다. 그러나 (b)와 같이 두 참조 자소 사이에 점 연결을 인정하면 두 자소에 걸치는 곡률획을 생성할 수 있고, 따라서 두 자소를 분할하지 않고도 쉽게 매칭할 수 있게

된다.

(a) 입력 문자 (b) 참조 문자

그림 7. 자소간 접 연결의 예
Fig. 7. An example of point connection between Korean alphabets.

3. 매칭(matching)

문자 인식을 위해, 입력 곡률획의 나열과 여러 참조 곡률획의 나열 사이에 선형 매칭을 수행한다. 먼저 각 입력 곡률획의 유사도를 구하고, 해당 자소를 구성하는 곡률획들의 유사도를 평균함으로써 그 자소의 확신도를 구하며, 자소 조합 문법에 합당한 경우에만 후보 문자로 인정하게 된다. 이때, 후보 문자의 확신도는 그 문자를 구성하는 자소들의 평균 확신도로 한다.

1) 곡률획의 매칭

입력 곡률획과 참조 곡률획간의 유사도를 구하기 위해, 입력 획의 i번째 곡률획 A_i와 참조 자소의 i번째 곡률획 B_i는 다음 식 (2)와 같이 묘사된다.

$$\begin{aligned} A_i &= (a_{i1}, a_{i2}, a_{i3}) \\ B_i &= (b_{i1}, b_{i2}, b_{i3}) \end{aligned} \tag{2}$$

이때, A_i와 B_i간의 유사도 $S(A_i, B_i)$는 식 (3)과 같이 정의한다.

$$\begin{aligned} S(A_i, B_i) &= 1 - \| A_i - B_i \| \\ &= 1 - \frac{\omega_1|a_{i1}-b_{i1}| + \omega_2|a_{i2}-b_{i2}| + \omega_3|a_{i3}-b_{i3}|}{\pi \cdot (\omega_1+\omega_2+\omega_3)} \end{aligned} \tag{3}$$

앞에서 언급한 바와 같이, 매칭시에 각 속성차는 모두 0과 π 사이의 값을 갖는다. 따라서, 가중된 속성차의 합을 $\pi \cdot (\omega_1 + \omega_2 + \omega_3)$로 나누면, 유사도 S를 0과 1사이로 정규화(normalization)할 수 있다.

매칭에 사용되는 3 속성은 실제 성분인지 혹은 연결 성분인지, 그리고 연결 성분 중에서도 연결 선분인지 혹은 연결 점인지에 따라 그 의미가 달라진다. 그 모든 경우에 대한 각각의 가중치 조합을 구할 수 있는 통계적인 방법을 고안하기는 매우 어렵다. 이 연구에서는 각 속성차에 곱해지는 가중치가 일정하다고 가정함으로써 문제를 단순화시켰으며, 가중치 ω_1, ω_2, ω_3가 가질 수 있는 몇 가지 조합에 대해 인식률을 조사하여 가장 좋은 인식 성능을 보이는 조합을 선정하였다. 실제로 정해진 가중치는 각각 $\omega_1 = 5$, $\omega_2 = 1$, $\omega_3 = 1$이다. 한편, 각 곡률획의 유사도가 임계치 α 이상인 경우에는 매칭이 계속되고, 그렇지 않은 경우에는 더 이상의 매칭을 하지 않고 버린다.

2) 자소의 확신도와 자소 조합에 의한 문자 인식

입력 문자에 대한 곡률획 나열은 여러 참조 자소와 선형 매칭을 시도하게 되는데, 동일한 참조 자소에 대해서도 분할 및 조합 과정에 의해 다양한 경로의 참조 곡률획 나열이 생성되기 때문에 실제로는 동적인 매칭이라고 할 수 있다. 만일, 입력 곡률획의 나열 A의 일부가 N개의 곡률획으로 구성되는 참조 자소 L_N과 매칭된다면, 자소 L_N의 확신도(certainty) $F(L_N)$은 식 (4)와 같이, 그 자소를 구성하는 N개의 곡률획에 대한 평균 유사도로 정의된다.

$$F(L_N) = \sum_{i=1}^{N} S(A_i, B_i) \,/\, N \tag{4}$$

따라서, 자소의 확신도 F도 0과 1사이의 값을 가지며, 이 값이 임계치 β 이상인 후보에 대해서만 계속 매칭을 시도하고, 임계치 미만인 후보는 제거한다. 한글의 자소 조합 문법[1]에 합당한 후보 문자에 대해서는 문자의 확신도를 식 (5)와 같이, 그 문자를 구성하는 M개 자소의 평균 확신도로 정의한다.

$$F(C_M) = \sum_{i=1}^{M} F(L_i) \,/\, M \tag{5}$$

Ⅲ. 실험 및 결과 고찰

1. 실험 장비 및 데이타의 취득

실험에 사용된 컴퓨터는 IBM PC 호환 기종 486 DX2(66 MHz)이며, 입력 장치는 170 points/sec의 sampling rate와 510 points/inch의 해상도를 갖는 테블릿 디지타이저를 사용한다. 실험을 위한 문자는 한글에서 자주 사용되는 빈도수[10]와 조합을 고려한 500자를 선택해서 1명당 500 문자씩 10명분의 데이타를 받았다. 이 때, 자소간의 흘림은 허용하되, 문자는 박스를 두어 구분하여 쓰도록 하였다. 데이타를 받는 박스의 크기는 한 문자당 대략 2cm x 2cm의 화면 크기로 하였다.

2. 성능 평가 및 결과 고찰

다음 그림 8은 임계치 α, β값의 변화에 따라 인식률을 측정한 것이다. α는 곡률획의 유사도에 대한 임계치이고, β는 자소의 확신도에 대한 임계치이다. 여기서 자소의 확신도는 자소를 구성하는 곡률획들의 유사도에 대한 평균으로 정의되므로, α와 β는 부등 관계 α ≤ β를 만족한다.

이 논문에서는 처리 시간 1초/자(CPU 클럭: 66MHz) 이내에서 최고의 인식률을 나타내는 α와 β의 조합을 찾기 위해, 모든 조합에 대해 인식률을 구하는 대신 다음과 같은 방법을 사용했다. 즉, 동일한 α와 β에 대해 인식률을 조사하여 주어진 시간 내에 최고의 인식률을 보이는 α = β = 0.7을 선택한 다음, α의 값을 감소시키면서 인식률을 조사하여 마침내 α = 0.6와 β = 0.7의 조합을 선택하였다.

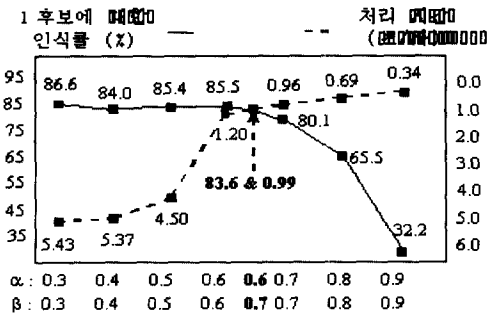


그림 8. 임계치 α, β값에 따른 인식률과 처리 시간의 변화

Fig. 8. Change of recognition rate and processing time according to the thresholds α and β.

일반적으로 임계치를 낮출수록 후보의 수가 늘어나기 때문에 처리 속도가 감소하는 반면, 제 1후보의 인식률은 긍적적인 효과와 부정적인 효과 모두가 발생한다. 즉, 변형이 심해 미인식되던 후보들이 진행할 수 있게 되어 인식률의 증가 요인이 되기도 하지만, 일부 곡률 모델의 모양이 다른 후보들의 증가로 오인식의 발생 빈도가 늘어나기 때문에 인식률 저하의 요인이 되기도 한다. 일반적으로 임계치가 낮아질수록 긍정적인 효과보다는 부정적인 효과가 커지는데, 이는 인식률의 상승 곡선이 점차 완만해지는 것에서 알 수 있다. 이로 인해 오히려 인식률이 감소하는 현상도 일어나는데, 예로써 α = β = 0.6인 경우에 비해 α = β = 0.4일 때 인식률은 약 1.5% 정도 감소하였다.

또한, 그림 9와 같이 α = 0.7, β = 0.6 인 경우 후보에 따른 문자의 인식률을 보면 제 1후보에 대한 인식률은 83.6%를 나타낸 것에 비해, 제 5후보까지 인정한 경우에는 93.0%로 약 10% 정도의 향상을 나타내었다. 이는 후처리를 도입할 경우, 인식률을 효과적으로 상승시킬 수 있음을 의미하는 것이다.

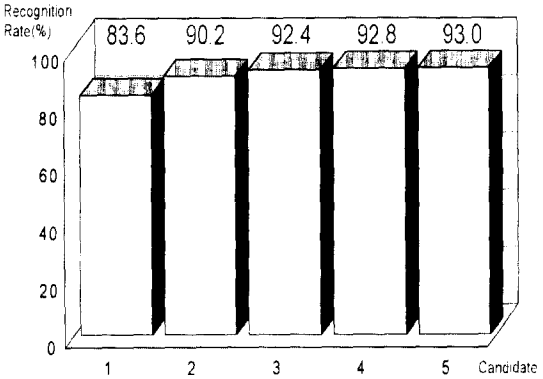


그림 9. 문자 후보의 수에 따른 인식률

Fig. 9. Recognition rates according to the number of character candidates.

오인식이나 미인식이 일어나는 대표적인 경우는 다음과 같이 6가지 경우로 요약되며, 그림 10은 각 경우의 예를 보이고 있다.

(a) 유사 패턴의 영향
(b) 곡률획 분할이 잘못된 경우
(c) 자소의 위치 관계 파악이 잘못된 경우
(d) 훅(hook)의 영향
(e) 전처리에 의해 단순화된 경우
(f) 자소간 점 연결의 묘사가 잘못된 경우

오인식이 일어나는 주요 원인중의 하나는 한글 자체가 갖는 유사성에서 비롯된다. 즉, 그림 10의 (a)와 같이 자소간의 연결 선분을 필기함으로써 두 문자 '행'과 '항'의 구별이 어려워지고 오인식이 발생하였다. (b)는 '국'의 중성과 종성이 만나는 지점을 완만하게 필기함으로써 자모 사이가 분할되지 못하고 미인식이 발생한 경우이며, (c)는 문자 '어'의 초성과 중성간의 위치 관계를 잘못 파악하여 'ㅓ'를 'ㅜ'로 오인식한 경우이다. 그리고 (d)는 '처'의 초성에서 훅이 발생하였는데, 분할 및 조합 과정에서 흡수하지 못하여 미인식이 발생한 경우이며, (e)는 '었'의 종성 중 첫 번째 'ㅅ'이 전처리

에 의해 굴곡점을 잃고 'ㄴ'으로 잘못 인식되어 결국 미인식이 발생한 경우이다. 끝으로 (f)는 중성 'ㅜ'와 종성 'ㄴ' 사이에 점 연결을 인정함으로써 '슨'으로 필기된 문자가 '순'으로 오인식된 예를 보여주고 있다.

(a) 오인식: 행→항 (b) 미인식: 국→? (c) 오인식: 어→우

(d) 미인식: 처→? (e) 미인식: 었→? (f) 오인식: 슨→순

그림 10. 오인식이나 미인식의 예
Fig. 10. Examples of misrecognition and unrecognition.

한편, 각 자소마다 하나의 참조 패턴을 저장하는 것을 원칙으로 하되 필순이 다르거나 형태에서 큰 차이를 보이는 경우에는 둘 이상의 참조 패턴을 저장하기도 한다. 그리고 앞에서 언급한 바와 같이, 각 참조 패턴에 대해 매칭시 여러 경로의 곡률획 나열을 생성하고 있다. 이로 인해, 동일한 입력 곡률획들과 매칭되고 자소나 문자에 대해 결과가 동일한 중간 후보들이 많이 발생하게 된다. 따라서 처리 시간을 줄이기 위해서는 가장 가능성이 높은 후보 하나만을 남기고 나머지를 제거할 수 있는 방안도 필요하다.

Ⅳ. 결 론

흘림체 문자를 인식하는 기존의 연구들은 주로 인식의 최소 단위로 입력 획이나 직선 선분을 사용하여 왔다. 그러나 입력 획을 기본 단위로 인식할 경우에는 다양한 흘림 패턴을 저장해야 하고, 선분 단위로 분할 및 인식할 경우에는 문자 패턴을 묘사하는 기본 단위의 갯수가 많아져 매칭 시간이 오래 걸리는 문제점이 발생한다.

이 연구에서는 보다 구조적인 형태를 갖는 '곡률획(curvature stroke)'을 이용하여 다양한 변형들을 효율적으로 분할하고 정확히 매칭할 수 있는 새로운 방법을 제안하였다. 곡률획은 문자 패턴의 개념적인 구성 성분인 선분, 호, 원 등을 곡률에 따른 일관된 형태로 묘사할 수 있다. 즉, 직선이나 호 그리고 원은 곡률에 따라 점진적으로 달라지는 하나의 곡률획으로 간주되며, 따라서 서로 다른 형태간에도 원활한 매칭이 가능해진다.

앞으로 인식률을 향상시키기 위해서는 입력 패턴의 분할 및 조합에 대한 보완이 필요하며, 새로운 참조 패턴을 추가하거나 변경할 수 있는 학습 방법도 고안되어야 한다. 또한, 처리 시간을 단축하기 위해서는, 동일한 결과를 내게 되는 중간 후보들을 줄일 수 있는 방안이 연구되어야 한다.

참 고 문 헌

[1] 전병환, 김성훈, 김재희, "퍼지 결정 트리를 이용한 온라인 필기 문자의 계층적 인식," 대한전자공학회 논문지, 제31권 B편 제3호, pp. 132-140, 1994년 3월

[2] Yih-Tay Tsay and Wen-Hsiang Tsai, "Attributed String Matching by Split-and-Merge for On-Line Chinese Character Recognition," *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 15, no. 2, pp. 180-185, Feb. 1993.

[3] 권오성, 권영빈, "스트링 정합 기법에 기반한 온라인 자소 인식," 한국정보과학회 논문지, 제21권 제5호, 1994년 5월

[4] 이은주, 박보영, 박재성, 김태균, "구조 정보의 DP 정합에 의한 흘려 쓴 한글의 온라인 인식," 대한전자공학회 논문지, 제31권 B편 제4호, pp. 166-174, 1994년 4월

[5] 심동규, 함영국, 박래홍, "DP 매칭과 퍼지이론을 이용한 흘림체 온라인 한글인식," 대한전자공학회 논문지, 제30권 B편 제4호, pp. 116-129, 1993년 4월

[6] C. C. Tappert, "On-Line Handwriting Recognition with Hidden Markov Models," *Proc. Fifth Handwriting Conference of the International Graphonomics Society*, pp. 204-206, Oct. 1991.

[7] 신봉기, 김진형, "통계적 방법에 의한 온라인 한글 필기 인식," 제4회 한글 및 한국어 정보처리

학술발표 논문집, pp. 533-542, 1992년 10월
[8] P.Morasso, "Understanding Cursive Script as a Trajectory Formation Paradigm," in H. S. R. Kao, G. P. Van Galen, R. Hoosain, *Graphonomics: Contemporary Research in Handwritting*, Elsevier Science Pub., pp. 136-167, 1986.
[9] 구본석, 전병환, 박명수, 김성훈, 안진모, 김재희, "PEN 컴퓨터의 문자인식을 위한 전처리 기법에 관한 고찰," 대한전자공학회 추계종합학술대회 논문집, 제14권 제2호, pp. 720-724, 1991. 11
[10] 이상섭, "언어 정보 축적 및 통계 정보 - 국어 정보 축적," 한국과학기술원 연구보고, 연세대학교 한국어 사전 편찬실, 1991

저 자 소 개

全 炳 煥(正會員)

1989年 2月 연세대학교 전자공학과 공학사. 1991年 8月 연세대학교 대학원 전자공학과 공학석사. 1996年 8月 연세대학교 대학원 전자공학과 공학박사. 1996年 8月 ~ 현재 연세대학교 신호처리연구센타 전문연구원. 주관심분야는 인공지능, 패턴인식, 문자인식, 얼굴인식, HCI 등임.

金 武 永(正會員)

1993年 2月 연세대학교 전자공학과 공학사. 1995年 2月 연세대학교 대학원 전자공학과 공학석사. 1995年 3月 ~ 현재 삼성종합기술원 연구원. 주관심분야는 HCI, 음성신호처리, 인공지능, 문자인식 등임.

金 暢 秀(正會員)

1992年 2月 연세대학교 전자공학과 공학사. 1994年 2月 연세대학교 대학원 전자공학과 공학석사. 1994年 3月 ~ 현재 연세대학교 대학원 전자공학과 박사과정. 주관심분야는 인공지능, 패턴인식, 문자인식 등임.

朴 康 領(正會員)

1994年 2月 연세대학교 전자공학과 공학사. 1996年 2月 연세대학교 대학원 전자공학과 공학석사. 1996年 3月 ~ 현재 연세대학교 대학원 전자공학과 박사과정. 주관심분야는 컴퓨터 비전, 패턴인식, 얼굴인식, 문자인식 등임.

金 在 熏(正會員) 第 32卷 B編 第 2號 參照
현재 연세대학교 전자공학과 교수