

인쇄체 한글 영상의 형태보존을 위한 지식기반 세선화 알고리즘에 관한 연구

正會員 朴 澈 善*, 正會員 趙 箕 衡*

A study on the The Thinning Algorithm that preserve shape
of printed Hangul Image using Knowledge Based.

Chul-Sun, Park* , Ki-Hung, Cho* Regular Members

要 約

세선화 알고리즘에 있어서 가장 일반적인 문제점은 교차영역에서의 형태 왜곡현상의 발생에 있다. 특히 이같은 문제가 문자영상에 대해서는 매우 중요한 의미를 갖는다.

본 논문에서는 인쇄체 한글 영상을 대상으로 지식기반 세선화 알고리즘을 제안하기 위한 기법을 제안한다.

먼저 2진 영상에 대해서 수평방향의 선영역에 대해서 Run-Length 부호화를 수행한다. 선 영역에 대해서는 전후향 변화율을 애용해서 양적인 관계로 표현한다.

9가지의 기본 패턴으로 분류된 영역을 검증한 후 형태 특징량을 추출, 세선화를 수행한다. 기본패턴에 대한 지식을 기초로 완전한 형태의 골격선을 획득, 합성과정을 수행하게 된다. 이때 다른 영역에 대해서는 기존 세선화 알고리즘을 사용한다. 실험결과, 본 지식기반 세선화 알고리즘은 다른 알고리즘과 비교하여 성능이 우수한 것으로 판단된다.

ABSTRACT

One common defeat of Thinning Algorithm is deformatting at crossing region it is important in printed Hangul Image. In this paper, To solve this problem, a new thinning Algorithm, called the Thinning Algorithm using Knowledge Based, is proposed. It first represents a binary image by coded Run-Lengths of the horizontal line segment. Then the relationship between line segment is described quantitatively by parameters which makes use of both Forward and Backward Derivatives.

It afterwards identifies the basic patterns, then extracts their shape features and thins all of them. Based on Knowledge for basic pattern, perfect skeletons can be obtained. Other region are thinned by an existing Thinning Algorithm. As experiment result, showing that this new technique generates better skeletons than other well-known algorithms.

* 忠州産業大學校
CHUNG-JU NATIONAL UNIVERSITY
論文番號 : 94230
接受日字 : 1994年 8月 30日

I. 서론

패턴인식과 문자인식 분야의 발달로 영상처리 기술이 많은 응용분야에 도입되고 있다. 특히 문자인식 분야에서의 활발한 연구는 그 응용분야를 확대해 나가고 있는 추세이다. 이같은 문자인식에 관한 연구에서 특히 중요시 되는것은 문자의 형태정보가 정확히 보존되어야 한다는 전제를 만족하여야 한다. 또한 문자영상 자체를 인식하기 보다는 문자의 형태정보만을 추출하여 인식함으로써 많은 량의 데이터 처리를 위한 여러가지 문제점을 해결할 수 있다.

세선화는 문자인식과정에서 문자의 형태정보만을 추출하기 위한 과정으로 1950년대 부터 연구가 진행되어 왔다. 1959년 H.Sherman에 의해서 골격선(skeleton)추출 알고리즘이 발표된 이후 Rutovitz는 영상에 존재하는 물체화소(Object pixel)에 대해서 의미를 부여하는 숫자를 할당시키는 방법, 즉 교차수(Crossing Number)를 도입하면서 많은 발전을 가져왔으며 이와 유사한 연결수(Connectivity Number)등도 발표되었다.

또한 형태정보의 보존을 위해서 윤곽정보(Contour)를 이용하는 방법등도 발표 되었다.⁽²⁾⁽⁴⁾⁽⁵⁾

그러나 한글 영사에 있어서 문자를 구성하는 초중, 종성의 경우는 형태가 일정치 않으며 서로 조합, 연결되어 있는 형태로서 기존의 방법으로 세선화를 수행하는 경우는 굴곡점에서 형태의 왜곡현상이 발생된다.

특히 형태왜곡 현상은 문자인식 분야의 방향 부호열(Directional Code Sequence)을 사용하는 경우 인식율에 심각한 영향을 미치게 된다. 본 논문에서는 이같은 왜곡현상을 제거하기 위해서 물체화소의 관계를 양적으로 표현하는 전후향 변화율(Forward and Backward Derivative)⁽⁶⁾을 이용하여 문자영상을 수평 선영역(Line Segment)으로 나타내고 문자를 구성하는 9가지 기본 패턴을 추출, 분류 나무(Classification tree)구조를 구성한다.

9가지 기본패턴에 대한 검증과정을 수행한 후 이를 기초로 왜곡 부분에 대한 완전한 형태의 골격선을 구성하는 지식기반 세선화(Knowledge Based Thinning Algorithm)를 실행한다.

그러므로써 문자영상의 왜곡을 최소화하는데 본 목

적을 두고 있다.

본 논문의 구성은 I 장에서는 서론, II 장에서는 전후향 변화율 및 분류 나무구조 그리고 지식기반 세선화에 대해서 논하였으며 III 장에서는 실험, 결과고찰, 평가, IV 장에서 결론을 내리는 것으로 구성된다.

II. 본 론

II-1. 2진 영상표현 및 전후향 변화율

문자영상에 대한 2진 영상으로의 표현기법은 일반적이다. 여러가지 방법이 제안되었으며 본 논문에서는 히스토그램(Histogram)을 이용하는 방법을 선택하였다. 2진화 영상에 대해서 수평방향으로 선영역을 추출하고 이를 선영역에 대해 Run-Length⁽³⁾기법을 이용하여 표현하게 된다.

이것은 영상을 구성하는 물체사이의 관계를 양적으로 표현하고 이를 기초로 영역분할 및 지식기반 세선화를 위한 것이다.

Run-Length기법으로 표현하기 위해 먼저 K번째 선영역을 (i, s_k, e_k) 라고 하는 3개의 변수를 사용하였다. 여기서 3개의 변수는 다음과 같이 정의된다.

$$S_k = j \quad \text{when } f(i, j-1) = 0 \text{ and } f(i, j) = 1$$

----- (1)

$$e_k = j \quad \text{when } f(i, j) = 1 \text{ and } f(i, j+1) = 0$$

----- (2)

∴ 단 $f(i, j) = 1$ for $S_k \leq j \leq e_k$

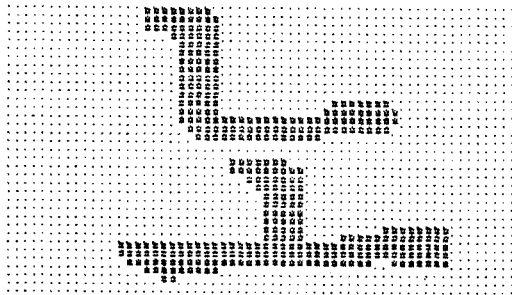
식 (1)(2)는 선영역에 있어서 시작점과 끝점의 위치 데이터를 나타내며 f 함수는 2진 영상의 물체, i 는 종축, j 는 횡축을 각각 나타낸다.

3개의 변수로 표현되는 선영역 집합을 이용하여 선영역의 위치 및 수직방향으로 인접하는 선영역사이의 관계를 양적으로 표현하게 된다.

그림 1은 문자 "노"를 나타내며 표1은 문자 "노"에 대한 좌표 데이터를 나타낸다.

표1. 문자"노"에 대한 생성코드
Table 1. Codes generated from character '노'

NO	영역번호 (i)	시작점 (S _k)	끝점 (e _k)	NO	영역번호 (i)	시작점 (S _k)	끝점 (e _k)
1	17	16	23	19	35	26	32
2	18	16	24	20	36	26	34
3	19	16	24	21	37	28	34
4	20	19	24	22	38	29	34
5	21	20	24	23	39	30	34
6	22	20	24	24	40	30	34
7	23	20	24	25	41	30	34
8	24	20	24	26	42	30	34
9	25	20	24	27	43	30	34
10	26	20	24	28	43	44	51
11	27	20	24	29	44	30	34
12	28	20	24	30	45	39	51
13	28	38	44	31	46	13	51
14	29	20	24	32	47	13	51
15	29	37	45	33	48	14	41
16	30	20	45	34	48	44	50
17	31	21	44	35	49	16	24
18	32	22	36	36	50	18	19



(*a : 불채화소 공백 : 배경화소)

그림 1. 문자 "노"
Fig 1. Character "노"

다음은 현재 선영역과 수직방향으로 인접하고 있는 선영역사이의 위치관계를 추출하여, 선영역간의 관계를 양적으로 나타내는 과정이다. 이를 위해서 전향 변화율(Fordward Derivative), 후향 변화율(Backward Derivative)¹⁰⁾을 사용하였다.

선 영역에 대한 전향 변화율은 식(3)과 같이 정의된다.

$$\begin{aligned}
 FD[k, 1] &= S_{k+n} - S_k \\
 FD[k, 2] &= e_{k+n} - e_k \text{ -----} \quad (3)
 \end{aligned}$$

여기서 S_k, e_k는 K번째 선영역에서 있어서 시작점과 끝점에 대한 위치 데이터 이고, S_{k+n}, e_{k+n}는 k+n번째 선영역에 대한 시작점, 끝점의 위치 데이터이다. 또한 k+n 선영역은 k번째 선영역에 대해서 아래에 존재하고 가장 인접하고 있는 영역이며 n는 양의 정수로 k번째 선영역의 수를 나타낸다.

만일 k번째 선영역에 대해서 인접영역이 존재하지 않거나 또는 인접영역이 존재하더라도 양적 표현에 의미가 없는 경우는 FD[k, 1]값이 특수한 의미를 갖게 되는 공백이 할당되게 된다.

2개 또는 그 이상의 선영역이 한개의 선영역과 대응될 경우는 이들을 동일 선영역에 대해서 전향 변화율을 선출하게 된다. 이를 그림 2로 설명하면 다음과 같다.

그림 2에서 선영역 A,B는 선영역 C와 대응되어 있다. 그래서 선영역 C에 대해 전향 변화율을 산출하게 되고 이때 k+n는 k+2가 되어 n=2가 된다. 또한 선영역 C,D와의 대응에서는 K+N 는 K+1이 되고

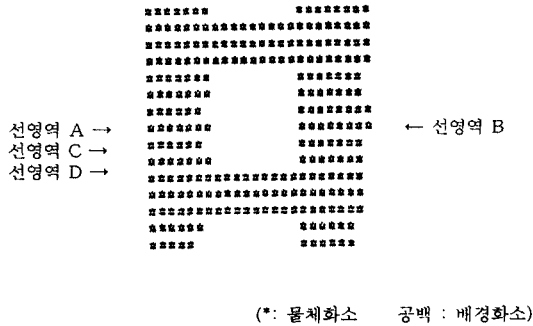


그림 2. 전향 변화율
Fig 2. Forward Derivative

n=1이 된다.

이와같이 전향 변화율은 수평방향의 선영역에 대해서 수직 아래 방향으로 대응 선영역 사이의 양적 관계를 나타낸다.

위와 동일한 방법으로 후향 변화율을 식(4)와 같이 정의한다.

$$BD[k, 1] = S_{k-n} - S_k$$

$$BD[k, 2] = e_{k-n} - e_k \quad \text{-----} \quad (4)$$

여기서 S_{k-n} , e_{k-n} 는 k선 영역에 대해서 위쪽 방향으로 대응되는 영역의 시작점, 끝점 위치 데이터이며 k선영역이 존재하지 않는 경우는 전향 변화율과 마찬가지로 특수한 의미(공백)을 가르킨다.

대응 영역이 복수개인 경우도 전향 변화율과 동일하게 처리된다. 이를 그림 3으로 나타내었다.

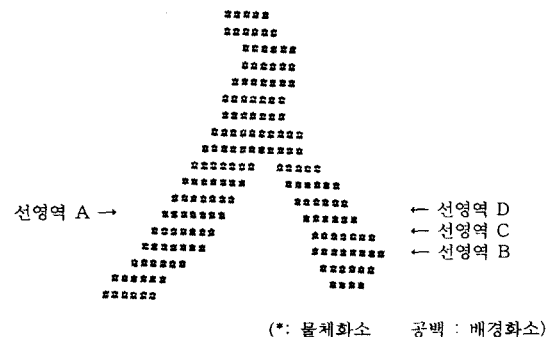


그림 3. 후향 변화율
Fig 3. Backward Derivative

그림 3에서 복수개의 선영역이 동일한 대응 영역이 존재하는 경우, 즉 대응영역 C에 대해서 선영역 A,B가 대응되는 경우는 선영역 C를 2회 대응시킨다.

그리고 k번째 선영역이 C라고 가정하면 대응영역은 D가 되고 k-n는 k-1이 되어 n=1이다.

또한 선영역 A를 k번째로 가정하면 대응영역은 C가 되고 k-n는 k-2가 되어 n=2 이다.

지금까지 언급한 전후향 변화율을 문자 "노"에 대해서 나타낸것이 표2 이다.

선영역의 변화율은 인접영역(상하) 사이의 관계를 양적으로 나타내는 것이다. 그 절대값이 작은 경우는 물체의 변화가 미세한 것이며 그 절대값이 큰 경우는 물체의 변화가 심한 것으로 특징량으로 추출될 수 있다.

즉, 특징량(문자의 형태)에 따라서 다양한 형태의 특징량을 추출할 수 있는 것이다.

II -2. 영역분할 및 분류 나무구조

본 과정에서는 한글을 구성하는 초성, 중성, 종성에서 특징량을 추출하고 영역을 분할시키는 과정으로 지식기반 세선화 알고리즘의 중심부분으로 앞에서 언급한 전후향 변화율 $FD[k,1]$ $FD[k,2]$ 그리고 $BD[k,1]$ $BD[k,2]$ 를 기초로 하게 된다.

먼저 한글 인쇄체를 구성하는 초, 중, 종성의 갯수는 69개 이다. 여기서 기본이 되는 것은 ㄱ, ㄴ, ㄷ, ㄹ, ㅁ, ㅂ, ㅅ, ㅇ, ㅈ, ㅊ, ㅋ, ㅌ, ㅍ, ㅎ, ㅏ, ㅑ, ㅓ, ㅕ, ㅗ, ㅛ, ㅜ, ㅠ 등이다.

이같은 문자는 ㅏ, ㅑ, ㅓ, ㅕ, ㅗ 로 모두 표현이 가능하다.

즉 9개의 기본패턴을 조합시킨 형태로 한글을 나타내게 되며 전후향 변화율을 이용하여 분류 나무구조를 구상하게 된다. 이렇게 구성된 것이 그림 4이다.

그림 4에서 $ABS(FD[k,1]) > T$ 와 같은 부분에서는 먼저 선영역중에서 의미를 갖는 영역을 대상으로 하기 위한 것이다.

즉, 문자를 구성하는 획 두께(T) 이하인 선영역에 대해서는 특징량 추출과정이 배제 된다.

레벨1의 조건식에서 $3 * T$ 의 경우는 9개의 형태에 대해서 대분류를 위한 과정이다. ㅏ, ㅑ, ㅓ, ㅕ, ㅗ, ㅛ, ㅜ, ㅠ

표 2. 문자 "노"에 대한 전후향 변화율
Table 2. Forward/Backward Derivative of Character "노"

영역번호 (i)	전향변화율 (forward Derivative)	후향변화율 (Backward Derivative)	영역번호 (i)	전향변화율 (forward Derivative)	후향변화율 (Backward Derivative)
17	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=emp Bd[k,2]=emp	35	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=2	Bd[k,1]=emp Bd[k,2]=emp
18	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=1	36	Fd[k,1]=2 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=-2
19	Fd[k,1]=3 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	37	Fd[k,1]=1 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=-2 Bd[k,2]=0
20	Fd[k,1]=1 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=-3 Bd[k,2]=0	38	Fd[k,1]=1 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=-1 Bd[k,2]=0
21	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=-1 Bd[k,2]=0	39	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=-1 Bd[k,2]=0
22	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	40	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
23	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	41	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
24	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	42	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
25	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	43	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
26	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	43	Fd[k,1]=-5 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=emp Bd[k,2]=emp
27	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	44	Fd[k,1]=-17 Fd[k,2]=17	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
28	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	45	Fd[k,1]=-26 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=5 Bd[k,2]=0
28	Fd[k,1]=1 Fd[k,2]=1	Bd[k,1]=emp Bd[k,2]=emp	46	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=26 Bd[k,2]=0
29	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=21	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	47	Fd[k,1]=1 Fd[k,2]=-10	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
29	Fd[k,1]=17 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=1 Bd[k,2]=-1	48	Fd[k,1]=2 Fd[k,2]=-17	Bd[k,1]=-1 Bd[k,2]=10
30	Fd[k,1]=1 Fd[k,2]=1	Bd[k,1]=17 Bd[k,2]=0	48	Fd[k,1]=emp Fd[k,2]=emp	Bd[k,1]=-31 Bd[k,2]=1
31	Fd[k,1]=1 Fd[k,2]=8	Bd[k,1]=-1 Bd[k,2]=1	49	Fd[k,1]=2 Fd[k,2]=-5	Bd[k,1]=-2 Bd[k,2]=17
32	Fd[k,1]=emp Fd[k,2]=emp	Bd[k,1]=-1 Bd[k,2]=8	50	Fd[k,1]=emp Fd[k,2]=emp	Bd[k,1]=-2 Bd[k,2]=5

분류1, r, 7, T는 분류 2로 설정하였다.

분류 나무구조에서 사용되는 변수로 k'와 k"가 존재하게 되는데 전자의 경우는 k번째 선영역에 대해서 아래 방향으로 탐색이 이루어져 k< k'인 관계가 성립되며 후자의 경우는 k번째 선영역에 대해서 위방향으로 탐색이 이루어지므로 해서 k> k"관계가 성립된다.

예를 들어서 그림 1의 문자의 경우 영역 번호 29에 대해서 설명하면 다음과 같다. 획의 두께가3*T의 관계를 성립하지 않으므로 부류 1에 속한다는 것을 알 수 있으며 Fd[k,1]의 값이 작으므로 획을 중심으로 왼쪽으로의 변화가 없다는 것을 알 수 있다.

또한 Fd[k,2]의 값이 상대적으로 크므로 해서 획은 획을 중심으로 오른쪽 방향으로 변화가 된다는 것을 의미한다.

또한 형태 5의 경우 k번째 선영역에서 아래방향으로 공백이라는 특징량을 갖고 있으며 위쪽 방향으로 일정한 수의 선영역에 대해서 변화율이 존재하지 않

고 있다는 것을 알 수 있다.

이와같이 원리를 기초로 하여 9가지 기본 패턴을 분류하게 된다.

II -3. 지식기반 세선화 알고리즘

본 장에서는 9가지 기본 패턴에 대한 검증고정을 수행한 후, 서로다른 영역의 형태 정보에 대한 인간의 사전지식을 적용하여 왜곡이 발생하는 영역에 대해서 인간이 수행하는 것과같이 완전한 형태의 골격선을 구성하는 과정에 대해서 논한다. 또한 본 논문에서 사용하게 지식기반 세선화 알고리즘의 전체적인 구성에 대해서 논하였다.

II -3-1. 지식기반 세선화

서로다른 9가지의 기본패턴에 대한 검증과정 수행

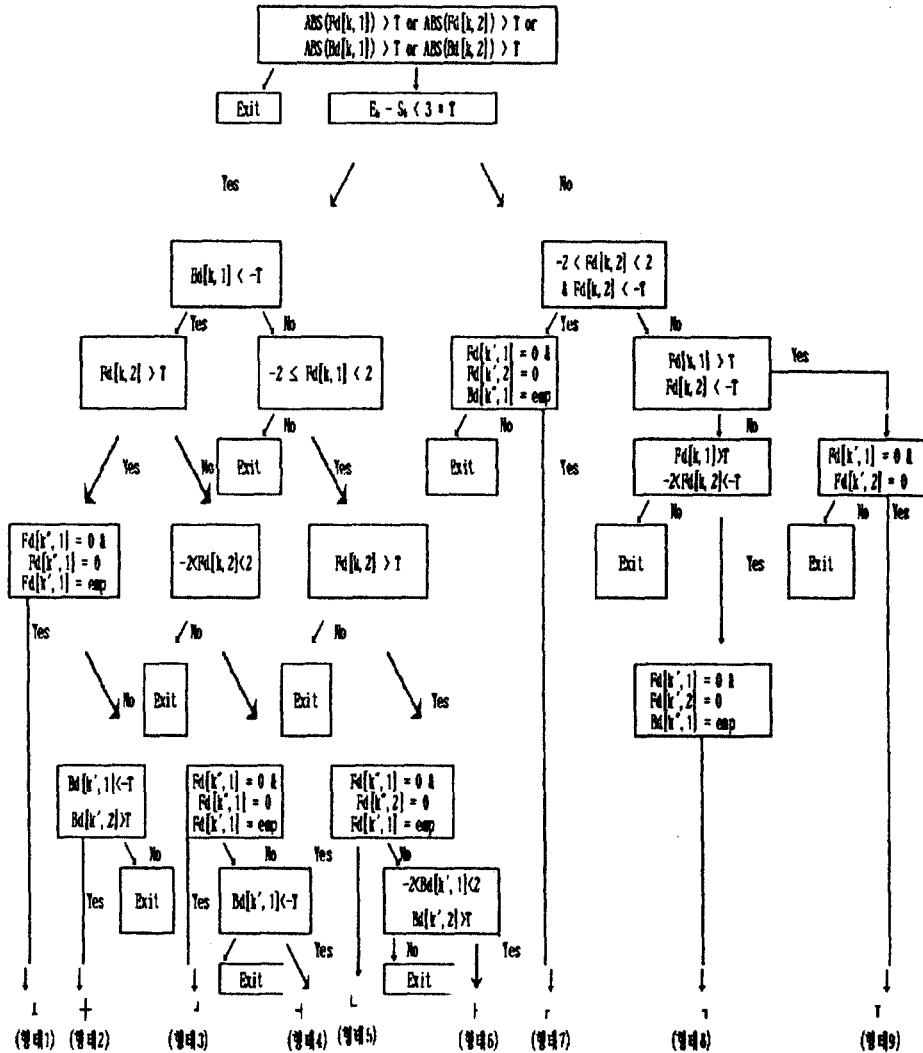


그림 4. 분류 나무
Fig 4. Classification Tree

결과, 영상에 존재하는 형태정보를 인간은 알게 된다. 이같은 사전지식을 이용하여 완전한 형태의 골격선을 구성하는 과정이다.

먼저 형태 3, 5, 7, 8에 대해서 언급하면 이들의 형태는 형태 7을 90°씩 4회 회전시킴으로서 생성된다. 이 형태에 대한 완전한 형태의 골격선 그림5로 나타낼 수 있다.

그림 5 서 L1과 L2는 형태 7영역의 수직방향 그리고 수평 방향으로의 획 두께를 나타내며 C1,C2는 수직 수평 방향으로의 Contour 위치를 나타낸다. 여기서 선영역 A는 형태 7로 추출된다. 형태 7의 경우 왜곡이 발생하는 영역은 C2에서 L1,C1에서 L2까지의 영역이다.

해당영역에 대한 완전한 형태의 골격선은 점 P를

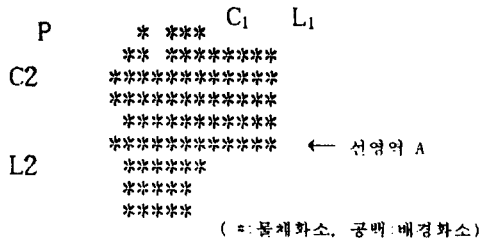


그림 5. 문자 "r"
Fig 5. Character "r"

중심으로 구성시킬 수 있다. 이를 위해서 형태 7의 경우 수평 그리고 수직방향으로 주사면서 획의 두께 L1과 L2를 탐색을 하게 된다. 또한 동일방법으로 C1, C2를 결정하게 되면 중심점 P를 결정하게 되고 이를 중심으로 완전형태의 골격선을 구성시킨다.

형태 3, 5, 8에 대해서도 동일한 방법으로 90°씩 회전시키면 완전한 형태의 골격선을 구성하게 된다. 이같은 완전한 형태의 골격선을 인간의 지식을 바탕으로 9가지 기본패턴에 대해서 구성시키게 된다.

II-3-2. 알고리즘의 구현

본 논문의 알고리즘은 기존의 세선화 알고리즘과 지식기반 세선화 알고리즘을 적절히 조합시킨 형태로 구성된다. 즉, 왜곡이 발생될 수 있는 9가지 기본 형태에 대해서는 지식기반 세선화 방법을 적용하고, 그 외의 영역에 대해서는 기존의 세선화 방법을 적용시키게 된다.

알고리즘의 구성은 다음과 같다.

단계1) 전처리 과정:

2진 문자 영상은 잡음을 갖게 된다. 이 같은 잡음을 전처리 과정에서 제거함으로써 효율성을 향상시킬 수 있다. 본 과정의 기본처리 단위는 3×3 윈도우를 기본 처리단위로 설정한 후 스무딩과정(Smoothing)과 제거 과정을 수행하였다.

스무딩과정은 2진 영상에서 불필요한 영역의 합병 및 제거하는 효과를 얻기위함이다.

단계2) 기본 골격선 생성과정

본 과정은 참고문헌(2)를 이용하여 세선화 과정을 수행한 후 골격선을 생성시킨다.

단계3) 전후향 변화율 신출 및 9가지 기본 패턴 추출 과정.

먼저 2진 영상을 대상으로 수평방향으로 Run-Length 부호화를 수행한 뒤, 전후향 변화율 산출 및 획의 변화상태를 추출한다. 대응 선영역에 대해서 변화가 큰 선영역을 대상으로 분류 나무구조를 적용하여 기본 패턴을 검증처리 한다. 기본 패턴을 검증한 후 인간의 지식을 바탕으로 한 완전한 형태의 골격선을 생성 시킨다.

단계4) 합성과정

단계 3에서 생성된 완전한 형태의 골격선을 단계2에서 생성된 세선화 영상에 합성시킨다. 이때 합성영역에 대해서는 기존 골격선의 제거과정을 수행하게된다.

III. 실험 및 결과고찰

III-1. 모의실험

본 논문의 실험영상은 200dpi, 60×60×256의 해상도로 스캐너를 사용하여 획득, 사용하였다. 획득과정에서 한글을 구성하는 초,중,종성이 모두 포함되는 문자를 비롯하여 154개를 실험영상으로 사용하였다.

실험과정은 전처리 과정으로 스무딩 처리과정, Run-Length 부호화 과정, 기본패턴의 검증과정 및 지식기반 세선화 과정, 합성과정 순으로 수행하였으며 실험에 사용된 장비는 IBM-PC486, 언어는 C, Assembly언어를 사용하였다.

실험과정에 대한 흐름도는 그림 6과 같다.

III-2. 결과고찰

실험영상의 획득은 명조체의 한글영상을 200dpi로 154개를 획득하였다. 이 과정에서 한글 영상의 끝은

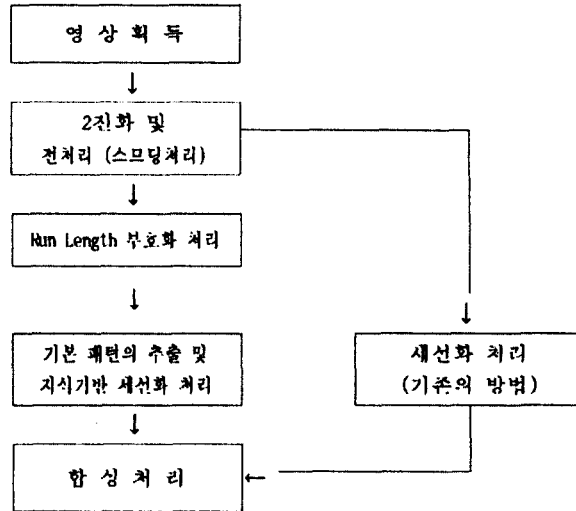


그림 6. 실험과정에 대한 흐름도
Fig 6. Flow Chart of Simulation

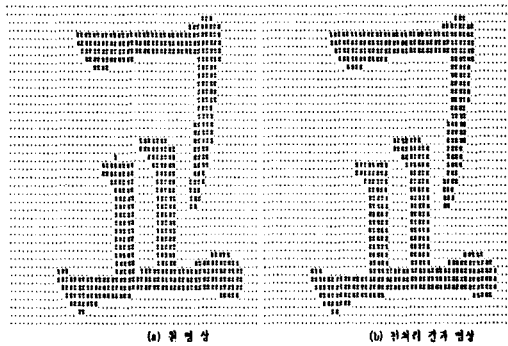


그림 7. 실험영상 1
Fig 7. Image 1

다양한 형태로 사용될 수 있다.

즉 명조, 고딕, 신궁동 이같은 꼴 변화는 본 논문에서 사용하는 획에 대한 양적 변화율에 민감한 영향을 주는 것으로 판단되며 고딕의 경우가 가장 용이하나 본과정에서는 명조체를 선택하여 일반적으로 가장 보편성 있는 문자체를 선택하였으며 초, 중, 종성이 분리되지 않은 형태를 실험영상으로 선택하였다.

2진화 과정 및 전처리 과정에서는 히스토그램 (Histogram)을 이용한 2진화 기법을 선택하여 문턱값(Threshold Value)이 100~200 사이로 설정되었으며 스모딩 처리과정에서는 획의 두께가 1인 영역을 제거시키고, 배경 두께가 1인 영역으로 인하여 획이 복수개로 형성되는 부분을 합병시키는데 중점을 두고 실행 하였으며 전처리 과정을 최소화 함으로써 원 영상의 보존에 중점을 두었다.

아래 그림 7(a)는 전처리 결과 영상이다. 전처리 결과 획에 대한 양적 표현에 있어서 효율성을 증가시킬 수 있었다.

전후향 변화를 산출 과정에 대해서 논한다.

문자영상의 획은 초, 중, 종성으로 구성되고 분리되지 않은 형태로 존재하는 경우가 일반적이다. 본 과정에서는 먼저 획에 대한 대응영역 설정과정에서 전후향 모두의 경우 대해서 k선영역과 k+1 선영역 또는 k-1 선영역을 대사로 한다.

이것은 문자영상의 획은 분리되지 않는다는 성질에 기초한다. 즉, 획을 구성하는 선영역 사이에 배경이 존재하는 경우는 또다른 형태의 문자영역을 구성하게 된다. 둘째로 고려되어야 할 사항은 그림 8에 나타나어 있다.

그림 8에서 선영역 A의 좌표데이터가 (S_A+ , e_A)이

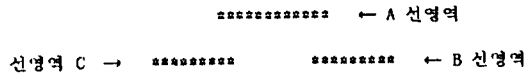


그림 8. 대응영역에 대한 예
Fig 8. Example for Corresponding region

고 선영역 B와C가 각각(S_b, e_b)(S_c, e_c)라고 가정하면
 $S_a \leq e_c$
 $e_c \geq S_a$ -----(5)

식(5)을 만족하는 영역에 대해서 대응관계를 산출하여야 한다. 이것은 확이 조합 형태로 구성됨으로써 다른 확이 대응관계에 포함될 수 있기 때문이다. 또한 대응 선영역의 추출과정에서는 복수개의 후보 선

표 3. 분자"교"에 대한 전후방 변화율
Table 3. Forward and Backward Derivative of Charactor "교"

선영역번호 (i)	전방변화율 (forward Derivative)	후방변화율 (Backward Derivative)	선영역번호 (i)	전방변화율 (forward Derivative)	후방변화율 (Backward Derivative)
0	Fd[k,1]=-3 Fd[k,2]=2	Bd[k,1]=emp Bd[k,2]=emp	33	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=-1 Bd[k,2]=0
1	Fd[k,1]=-26 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=3 Bd[k,2]=-2	34	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
2	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=26 Bd[k,2]=0	35	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=1
3	Fd[k,1]=1 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	36	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
4	Fd[k,1]=1 Fd[k,2]=-20	Bd[k,1]=-1 Bd[k,2]=0	37	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=-1	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
5	Fd[k,1]=2 Fd[k,2]=-6	Bd[k,1]=-1 Bd[k,2]=20	38	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
6	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=-1	Bd[k,1]=-27 Bd[k,2]=0	39	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
7	Fd[k,1]=emp Fd[k,2]=emp	Bd[k,1]=-2 Bd[k,2]=6	40	Fd[k,1]=emp Fd[k,2]=emp	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
8	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=1	41	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=1
9	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	42	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
10	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	43	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
11	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	44	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
12	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=-1	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	45	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
13	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=1	46	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
14	Fd[k,1]=-1 Fd[k,2]=0	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	47	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
15	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=1 Bd[k,2]=0	48	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
16	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	49	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
17	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=2	Bd[k,1]=99 Bd[k,2]=99	50	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
18	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=-1	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	51	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
19	Fd[k,1]=2 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=-2	52	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
20	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=1	53	Fd[k,1]=-4 Fd[k,2]=2	Bd[k,1]=emp Bd[k,2]=emp
21	Fd[k,1]=1 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=-2 Bd[k,2]=0	54	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=26	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
22	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	55	Fd[k,1]=-10 Fd[k,2]=16	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0
23	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=emp Bd[k,2]=emp	56	Fd[k,1]=-19 Fd[k,2]=1	Bd[k,1]=4 Bd[k,2]=-2
24	Fd[k,1]=1 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=-1 Bd[k,2]=0	57	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=41	Bd[k,1]=emp Bd[k,2]=emp
25	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=-1	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	58	Fd[k,1]=-13 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=19 Bd[k,2]=-1
26	Fd[k,1]=2 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	59	Fd[k,1]=1 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=13 Bd[k,2]=0
27	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=-1 Bd[k,2]=0	60	Fd[k,1]=1 Fd[k,2]=-25	Bd[k,1]=-1 Bd[k,2]=0
28	Fd[k,1]=-1 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=1	61	Fd[k,1]=1 Fd[k,2]=-9	Bd[k,1]=1 Bd[k,2]=25
29	Fd[k,1]=1 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=-2 Bd[k,2]=0	62	Fd[k,1]=emp Fd[k,2]=emp	Bd[k,1]=37 Bd[k,2]=1
30	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=0 Bd[k,2]=0	63	Fd[k,1]=2 Fd[k,2]=-3	Bd[k,1]=-1 Bd[k,2]=9
31	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=-1	Bd[k,1]=1 Bd[k,2]=0	64	Fd[k,1]=emp Fd[k,2]=emp	Bd[k,1]=2 Bd[k,2]=3
32	Fd[k,1]=0 Fd[k,2]=0	Bd[k,1]=-1 Bd[k,2]=0			

영역이 존재하게 된다. 이와같은 경우, 단일의 대응 선영역을 추출하기 위해서 거리함수(Distance Function)를 적용하였다. 거리 함수는 즉 식(6)과 같다.

$$\text{대응 선영역} = \text{Min} (|S_k - S_i| + |e_k + e_i|) \quad (6)$$

$$i = 1, 2, \dots$$

선영역 k에 대해서 대응영역 i가 복수개 존재하는 경우 식(6)을 이용 대응 선영역 한개를 추출할 수 있다.

이렇게 얻어진 전후향 변화율을 표 3에 나타내었다.

아래 표에서 선 영역번호 0은 후향 변화율이 존재하지 않는것을 나타낸다. 이것은 문자의 시작을 의미하며 영역번호 64번의 경우도 마찬가지로 문자의 끝을 의미하는 전향 변화율이 존재하지 않는다.

영역번호 4~7의 경우 획의 양적 변화율이 심한 것으로 나타났는데 이 부분에서 문자영상의 특징이 존재함을 나타낸다. 또한 이같은 변화율이 53~60번 사이도 동일하다. 그러나 영역번호 8~52번 사이의 변화율값이 거의 변화하지 않음을 알 수 있는데 이것은 획의 변화가 존재하지 않는 일정 형태임을 나타내는 것이다.

또한 영역번호 7, 23, 40, 53, 57 등의 공백(emp)의 의미는 중요한 의미를 갖는다. 즉 한 획에 대해서 시작 또는 끝 영역을 의미하기 때문이다. 이것은 분류 나무구조에서 사용된다.

기본 패턴검증을 위한 분류나무의 구성고정에 대해서 논한다.

먼저 문턱값 T를 설정하는 문제이다. T는 문자영상의 획두께를 나타낸다. 본 실험에서는 전체 영상 데이터의 평균 획두께를 이용하여 4로 설정하였으며 기본 패턴 대분류 과정 9가지의 기본 패턴 중에서 형태 7, 8, 9번의 경우 획의 두께가 일반적으로 3*T를 넘어선다. 다시 말해서 이들 형태는 수평방향으로 시작점과 끝점의 차가 3*T 이상인 영역으로 한정하였다. 그 이유는 명조체의 경우에 있어서는 "ㄱ" "ㄴ" "ㅇ" 형태에서 시작부분, 골격부분에서 획의 두께가 두꺼워지는 현상으로 인해서 그림 9의 선영역 A부분이 "ㄱ" 형태로 추출이 되는 문제가 발생된다. 이 같은 문제를 제거하는데 그 목적이 있다.

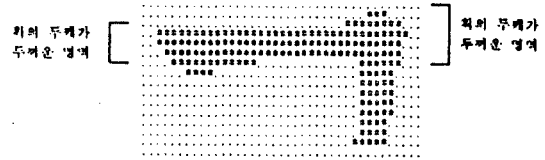


그림 9. 오추출 예
Fig 9. Example of error

다음은 나무구성에서 변화율에 대한 허용범위 문제이다. $Fd[k,1]$, $Bd[k,1]$ 의 값이 0인 경우는 직선의 형태이다. 고딕체의 경우는 대부분 직선의 형태이지만 명조체의 경우는 이같은 조건을 만족하지 못한다. 위 그림에서 0~8번 선영역의 경우를 보면 후향 변화율 $Bd[k,2]$ 이 각각 emp, -2, 0, 0, 0, 20, 0, 6, 1로 나타내며 전향 변화율은 -3, -26, 0, 1, 1, 2, 0, emp, 0로 나타낸다. 여기서 영역 2, 3, 4번의 경우는 변화율이 0~2 사이이지만 동일 획을 나타내고 있다. 이와같이 명조체의 경우는 -2에서 2까지의 변화율의 경우는

표 4. 기본 패턴 추출 결과 (문자 "교")
Table 4. Result of Extraction Basic Pattern

영역번호	위치 데이터	기본 패턴
1	(43, 50)	5
4	(17, 50)	9
54	(25.2 9)	1
55	(35, 39)	1

동일 획으로 판정하였다.

그러므로써 고딕체의 경우도 처리가능한 것은 물론이다. 문자 "교"에 대한 처리결과를 표 4에 나타냈다. 지식기반 세선화 과정에 대해서 논한다.

추출된 형태정보 및 좌표정보를 기초로 완전한 형태의 골격선을 구성한다. 이때 형태 7, 8, 9번의 경우는 그림 4와 동일한 방법을 적용하여 완전한 형태의 골격선을 생성하며, 선영역 4번이 "ㄱ" 형태로 추출된다. 이때 추출 선영역을 중심으로 Contour를 추출하고 이를 기초로 중심점을 설정하는 것은 골격선의 형태를 왜곡시킬 수 있다. 그래서 추출된 선영역을 중심으로 "추출 선영역 - T/2" 영역을 골격화 시켰다.

이같이 추출된 선영역과 획두께 "T"를 이용함으로

써 효과적인 골격선 구성이 가능하다. 이같은 방법의 설정은 명조체 영상을 실험 영상으로 사용하기 때문이다.

이렇게 지식기반 세선화 결과를 그림 10에 나타내었다. 그림 (a)의 경우는 기존의 방법으로 세선화한 결

과영상, (b)는 지식기반 세선화 영상, (c)는 합성을 위한 제거 영상, (d)는 합성영상이다.

합성과정에서는 기존의 세선화 결과영상을 대상으로 합성되는 지식기반 세선화 영상이 합성되는 영역을 제거한 후 합성과정을 수행하게 된다.

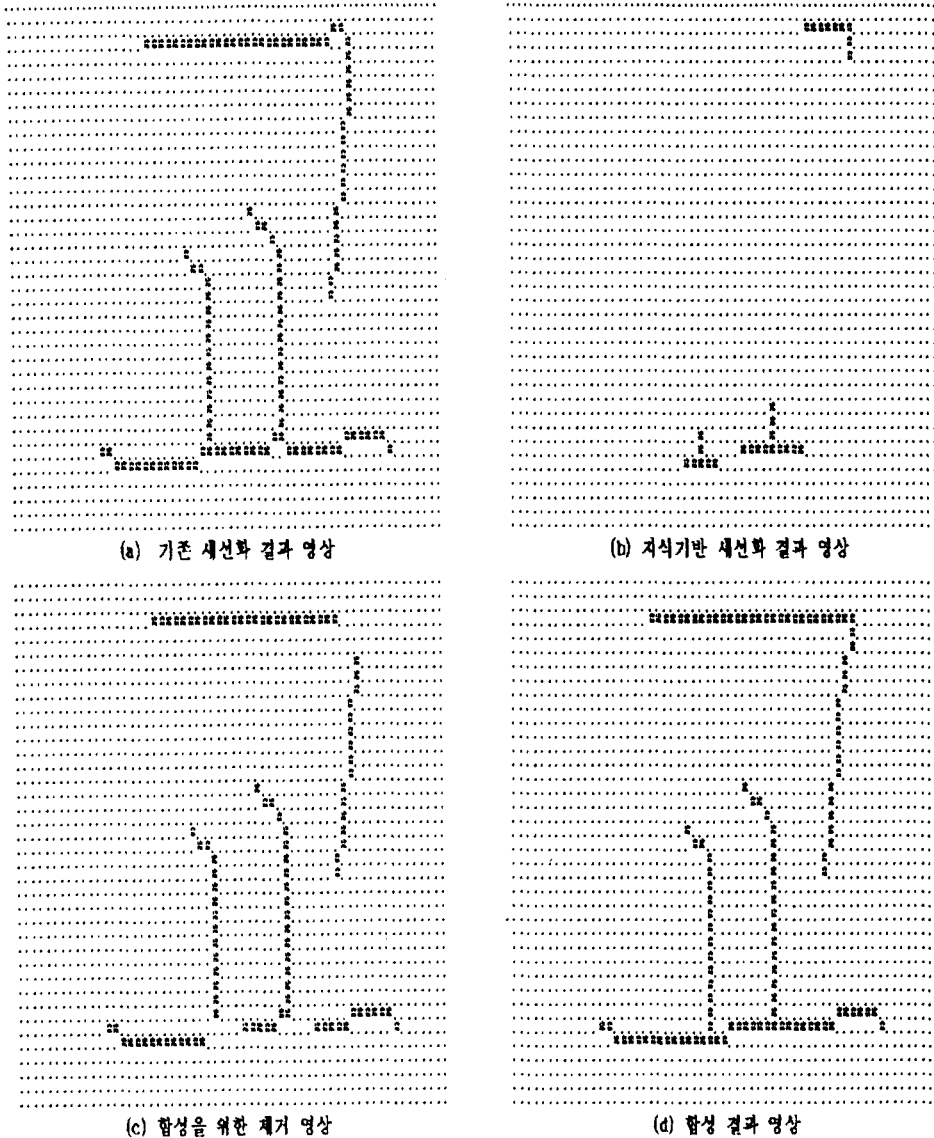


그림 10. 실험영상 2
Fig 10. Image 2

Ⅲ-3. 알고리즘에 대한 평가

알고리즘에 대한 성능평가 방법으로 기존의 세션화 알고리즘에 대한 평가방법으로 제안된 참고문헌 [2]를 사용하여 먼저 인간 전문가에 의해서 만들어진 기준골격선 M과 입력 패턴 P에 대해서 유사도를 측정하였으며 식(7)은 추출패턴에 대한 유사도식이며 표 5는 실험결과이다.

$$S^k(RM) = \left[\frac{1}{2} \frac{1}{N_R} \sum_{i \in R} w_i^k + \frac{1}{N_M} \sum_{j \in R} w_j^k \right]$$

- [NR : 기준패턴의 물체화소수
- NM : 입력화상의 물체화소수

표 5. 유사도 실험결과
Table 5. Result to : Experiment of simility

영상	기존의 방법		제안방법	
	유사도(%)	잔가지수	유사도(%)	잔가지수
교	76.5	4	80.9	0
노	78.4	6	81.7	0
노	74.2	7	80.5	1

표5와 같이 제안한 방법론에서 유사도가 양호한 결과를 얻을 수 있었다. 또한 문자인식에서 획이 교차하는 영역에서 불필요한 물체화소가 발생되거나 배경화소가 발생되는데 이를 잔가지수로 정의하고 비교한 결과 매우 양호한 결과를 얻음으로써 문자인식(방향 코드열)에 특히 효율성이 높으리라 판단된다. 한글영상의 초성으로 ㄱ, ㄴ, ㄷ, ㄹ, ㅁ, ㅂ, ㅅ, ㅈ, ㅊ, ㅋ, ㆁ, ㆅ, ㆆ, ㆇ, ㆈ, ㆉ, ㆊ, ㆋ, ㆌ, ㆍ, ㆎ 등을 중심으로 실험한 결과 골격 부분에서의 애곡형태에 대해서 완전한 형태로의 골격선을 구성시킬수 있었다.

이를 그림 11에 나타내었다.

Ⅳ. 결론

본 논문은 기존의 세션화 알고리즘에서 발생하는 형태왜곡 현상을 최소화 하기 위한 지식기반 세션화 알고리즘에 관한 것으로 형태왜곡이 심각한 영향을 받게되는 한글영상을 대상으로 한다.

특히 한글영상의 인식에 직접적인 영향을 미치는 골격선의 형태보존을 그 목적으로 한다.

지금까지의 방법론은 원영상의 형태정보를 기초로 대칭적인 관계를 이용하여 골격선을 추출함으로써 왜곡은 피할 수 없는 문제로 대두되고 있다.

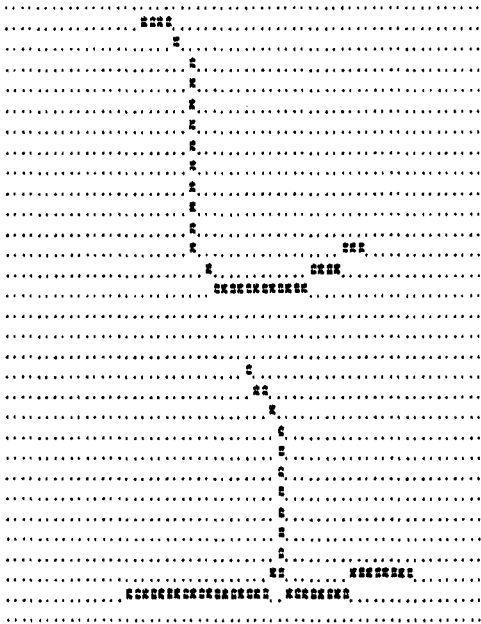
그러나 본 논문에서는 인간의 사전지식을 활용하여 이같은 문제를 해결할 수 있었다.

즉 한글영상을 구성하는 초, 중, 종성을 구성하는 기본 패턴으로 ㄱ, ㄴ, ㄷ, ㄹ, ㅁ, ㅂ, ㅅ, ㅈ, ㅊ, ㅋ, ㆁ, ㆅ, ㆆ, ㆇ, ㆈ, ㆉ, ㆊ, ㆋ, ㆌ, ㆍ, ㆎ 와 같이 9가지로 설정하고 이들을 전후향 변화율이라는 변수를 적용하여 양적인 관계로 표현하였다.

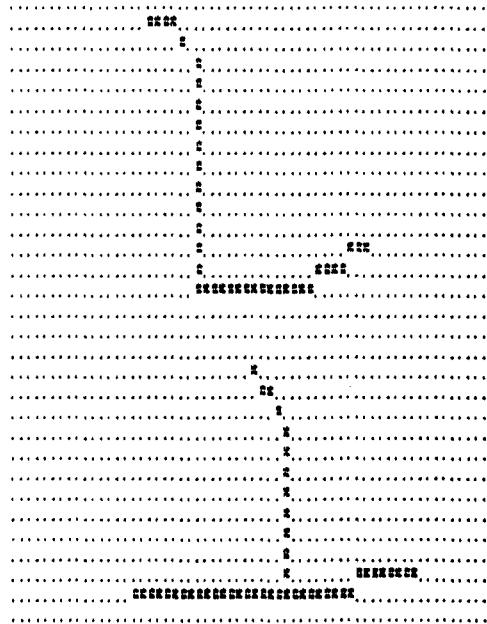
분류나무 구조를 구성하여 기본패턴에 대한 검증과정을 수행하고, 이 결과를 바탕으로 인간에 의해 완전한 형태의 골격선을 합성과정을 통해 합성시킴으로써 왜곡을 최소화 시킬 수 있었다.

또한 이같은 왜곡의 보정 결과는 골격선을 이용한 Chain Code열을 생성, 문자인식 시스템에 있어서 특히 효율성을 증가시킬 수 있으리라 판단되며 이같은 효율성의 증대는 본 논문의 장점으로 판단된다.

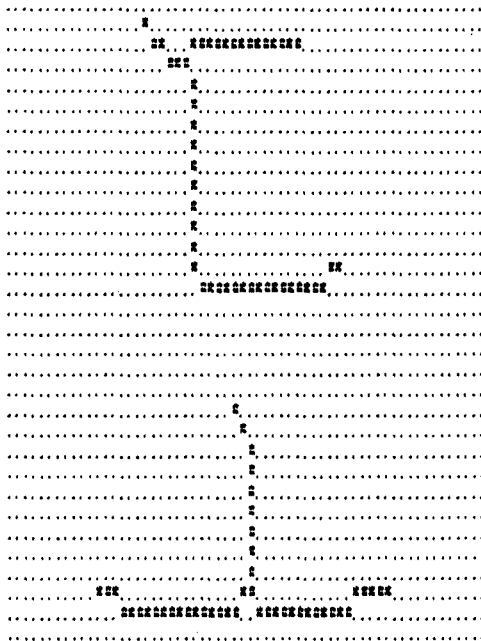
앞으로의 연구과제로는 변화율을 전후향으로 분리시켜 분류나무를 생성함으로써 검증 효율성을 향상시키는 문제에 관한것과 인식시스템에 본 알고리즘을 적용하여 시스템 효율성을 증가시키는 문제이다.



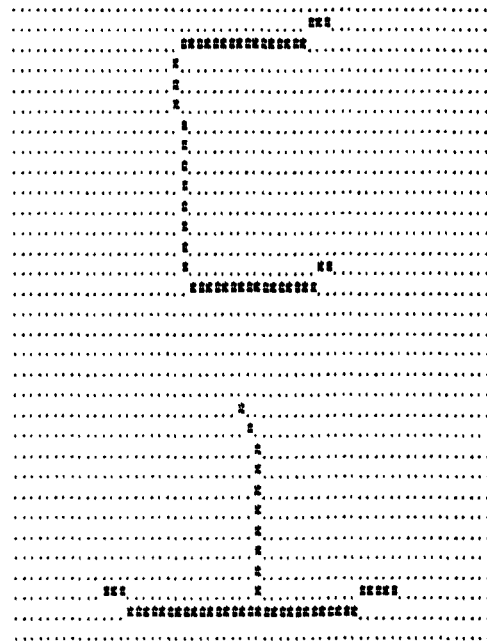
(a) 기존의 방법



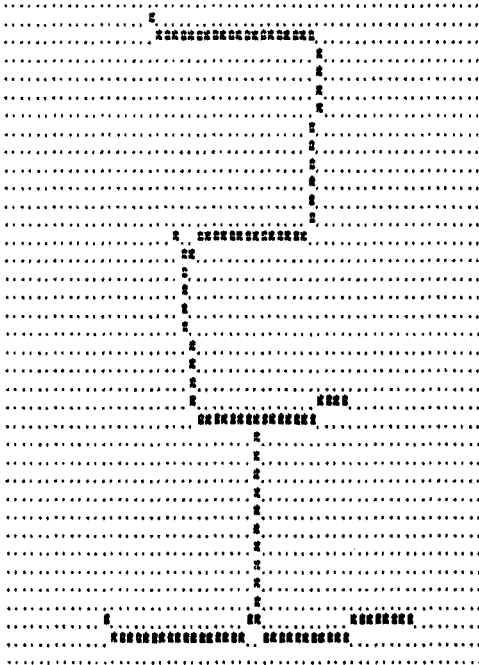
(b) 본 방법



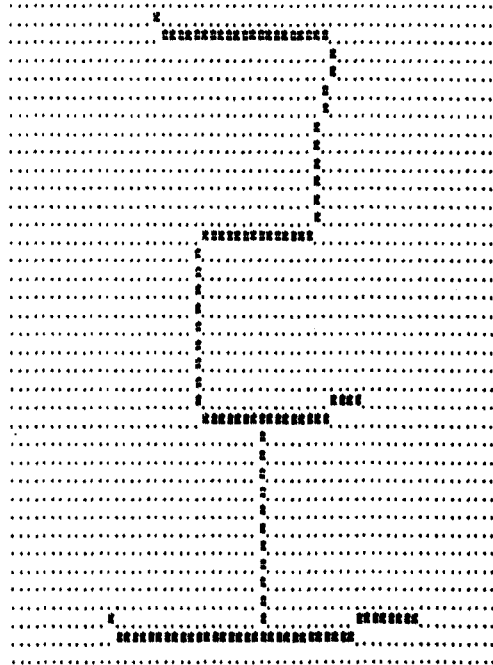
(c) 기존의 방법



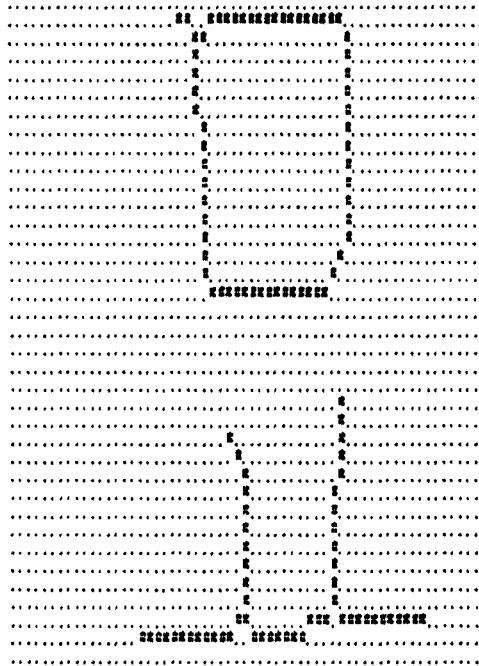
(d) 본 방법



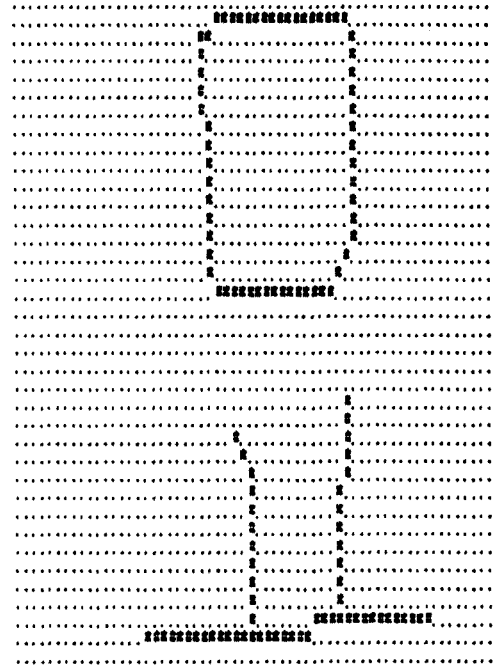
(e) 기존의 방법



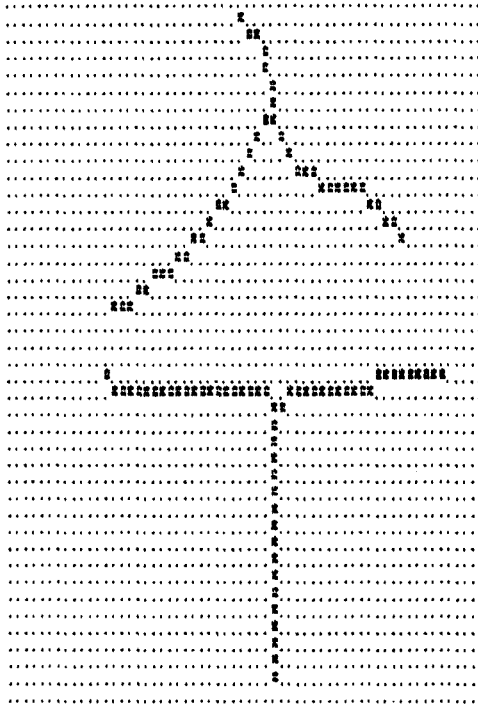
(f) 본 방법



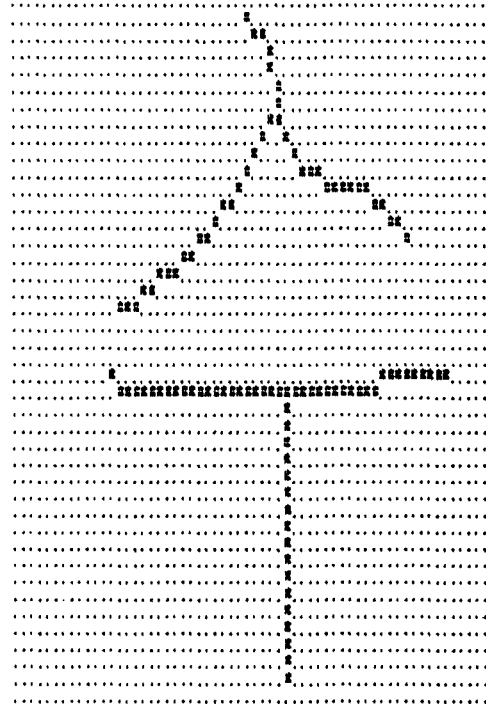
(g) 기존의 방법



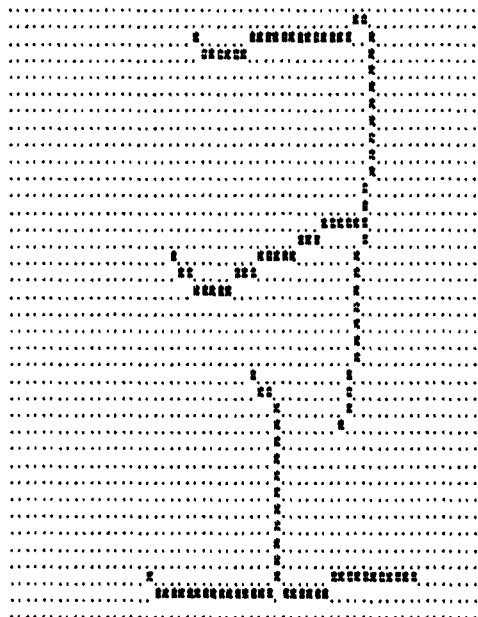
(h) 본 방법



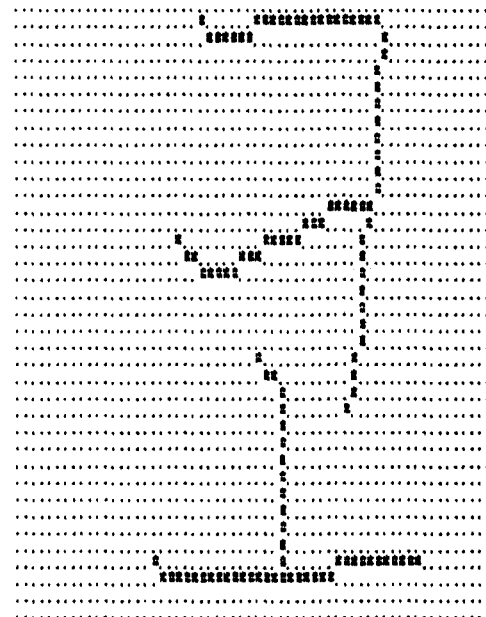
(i) 기존의 방법



(j) 본 방법



(k) 기존의 방법



(l) 본 방법

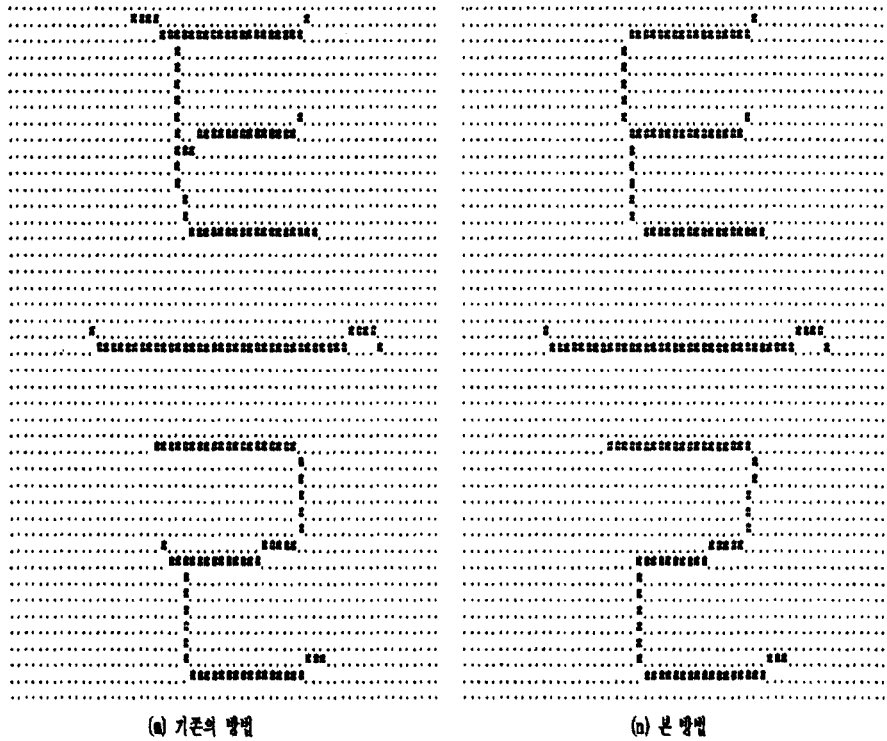


그림 11. 실험영상 3
Rig 11. Image 3

참고문헌

1. 조기형 "개인식별 정보의 다중관리 시스템 설계에 관한 연구", 경희대학교 박사학위 논문. 1992.
2. T.Y.Zang and C.Y.Suen : A fast paraller Algorithm for thinning Digital Pattern,Com,of ACM, Vol.27, No. 3, 1984.
3. Bei Li and Ching Y.Suen : The Knowledge-Based thinning Algorithm, pattern Recognition, Vol.24, No.12, pp1211-1211. 1991.
4. N.J.Nacache and R.Shinghal, : SPTA : a proposed algorithm for thinning binary patterns, IEEE Trans. SYst. Man Cybern. 14, pp.409-418. 1984.
5. A.Rosenfeld : Connectivity in digital pictures, ACM, Vol. 17, No.1, pp.146-160. 1970.



朴澈善(Chul Sun Park)정회원
1952년 1월 28일생
1985년 : 한국통신대학교 전자계산
학과 졸업(학사)
1995년 : 충북대학교 전기전산학과
정보통신전공(석사)
1977년~ 현재 : 국립충주산업대학
교 전자계산소

*주관심분야 : 정보통신망, 화상처리



趙箕衡(Ki Hyung Cho)정회원
1944년 1월 2일생
1962년 : 인하대학교 전기공학과
졸업(학사)
1984년 : 청주대학교 산업공학과
전자계산 전공(석사)
1992년 : 경희대학교 전자공학과
전자계산 전공(박사)

1981년 ~ 1988년 : 충주산업대학교 전자계산학과 조교수
1988년 ~ 현재 : 충북대학교 정보통신 공학과 부교수
*주관심분야 : 정보통신망, 데이터베이스, 화상처리