

論文94-31B-4-1

필기체 한글의 오프라인 인식을 위한 효과적인 두 단계 패턴 정합 방법

(Efficient two-step pattern matching method for off-line recognition of handwritten Hangeul)

朴 貞 善*, 李 晟 瓊**

(Jeong Seon Park and Seong Whan Lee)

要 約

본 논문에서는 오프라인 필기체 한글에서 발생하는 다양한 형태 변형에 무관하게 입력 패턴을 인식할 수 있는 효과적인 두 단계 패턴 정합 방법을 제안한다. 첫번째 단계에서는 불규칙적으로 발생하는 문자의 전역적인 형태 변형을 흡수하기 위하여 비선형 형태 정규화를 수행한 다음, 단순한 패턴 정합 방법을 적용하여 대분류한다. 다음 단계에서는 문자의 국부적인 변형을 흡수하기 위하여 입력 패턴과 표준 패턴이 최적으로 정합하도록 하는 비선형 패턴 정합을 수행한 다음, 최종 분류 결과를 결정하는 상세 분류를 수행한다. 또한, 패턴 정합 방법에 기반을 둔 인식 시스템에서는 표준 패턴의 품질에 따라 인식 성능이 크게 좌우되므로 일반적으로 널리 사용되는 평균 기법과 본 논문에서 제안된 비선형 패턴 정합 방법을 결합하여 표준 패턴을 구축하였다. 실험 결과 제안된 두 단계 패턴 정합 방법과 표준 패턴 구축 기법에 의해 인식 성능이 매우 개선됨을 알 수 있었다.

Abstract

In this paper, we propose an efficient two-step pattern matching method which promises shape distortion-tolerant recognition of handwritten Hangeul syllables. In the first step, nonlinear shape normalization is carried out to compensate for global shape distortions in handwritten characters, then a preliminary classification based on simple pattern matching is performed. In the next step, nonlinear pattern matching which achieves best matching between input and reference pattern is carried out to compensate for local shape distortions, then detailed classification which determines the final result of classification is performed. As the performance of recognition systems based on pattern matching methods is greatly effected by the quality of reference patterns, we construct reference patterns by combining the proposed nonlinear pattern matching method with a well-known averaging techniques. Experimental results reveal that recognition performance is greatly improved by the proposed two-step pattern matching method and the reference pattern construction scheme.

* 正會員, 現代電子(株)

(Hyundai Electronics Co.)

** 正會員, 忠北大學校 컴퓨터科學科

(Dept. of Computer Science, Chungbuk

Nat'l Univ.)

※ 이 논문은 1993년도 한국학술진흥재단의 공과
과제 연구비에 의하여 연구되었음.

接受日字 : 1993年 7月 26日

1. 서론

필기체 문자 인식에 관한 연구는 지난 수십년간 꾸준히 진행되어 왔으나, 필기자의 습관에 따라 다양한 양상으로 발생하는 필기체 문자의 변형으로 인하여 만족할 만한 성과를 얻지 못하고 있는 실정이다. 특히, 한글의 경우 인식해야 할 문자 부류의 수가 방대하고 문자의 형태가 복잡하며, 유사 문자 집합이 많기 때문에 성능이 우수한 인식 시스템의 개발에 있어 많은 어려움이 뒤따른다. 따라서, 이와 같은 어려움을 극복할 수 있는 인식 기법이 개발되어야 하는데, 이 때 해결해야 할 가장 중요한 문제는 다양한 양상으로 발생하는 문자의 변형을 효과적으로 흡수할 수 있는 방법을 개발하는 것이다.

일본의 Kanji, 중국의 한자 등 형태가 복잡한 대용량의 필기체 문자 인식에 보다 효과적인 것으로 알려져 최근들어 사용이 증가하고 있는 통계적인 인식 방법에서는 필기체 문자의 변형을 흡수하기 위하여 Fourier 기술자, Karhunen-Loeve 확장 등과 같은 고차원의 특징 추출 기법을 적용하여 인식 성능을 높이고자 하는 연구가 진행되고 있다.¹ 그러나 이와 같은 고차원의 특징들은 특징 벡터를 생성하는 과정에서 문자 패턴이 갖고 있는 중요한 정보를 손실할 수 있다는 문제점이 있으며, 어떤 데이터 집합에 대해서는 성능이 우수했던 특징 추출 기법이 다른 데이터 집합에 대해서는 그렇지 못한 경우도 발생할 수 있다는 문제점이 있다.

필기체 문자 인식의 성능을 보다 개선할 수 있을 것으로 기대되는 방법으로 이완 정합(relaxation matching) 알고리즘 또는 동적 프로그래밍 정합 알고리즘을 적용하여 다양한 변형을 포함하는 필기체 문자를 인식하고자 하는 형태 정합 방법이 있다. 이 방법에서는 문자의 형태를 조각별 선분으로 근사시켜 묘사하고 이러한 선분들의 위치, 길이 변형을 흡수할 수 있도록 이완 알고리즘 또는 동적 프로그래밍 정합 알고리즘을 적용하여 최적으로 대응하는 쌍을 찾아 정합한다.² 이와 같은 방법에서는 근사를 위한 매개 변수를 결정하는 것이 매우 어려우며 또한 이러한 근사 과정은 문자의 형태 변형에 민감하다는 문제점을 안고 있다.

문자의 형태 변형을 흡수하기 위한 다른 방법으로서 비선형 형태 정규화 방법이 있다. 이 방법은 입력 패턴의 특정 특징을 수평축 또는 수직축으로 투영함으로써 특정 투영 히스토그램을 구하고, 구해진 특정 투영 히스토그램의 밀도를 균일화함으로써 문자 패턴의 획의 두께, 획 사이의 간격 등을 정규화하는 것을

목표로 한다.³ 그러나, 이 방법은 수평축과 수직축으로 투영된 특정 투영 히스토그램의 밀도 정보만을 이용하여 정규화를 수행하기 때문에, 문자 패턴에서 발생할 수 있는 국부적인 변형까지 흡수하기에는 한계가 있다.

본 논문에서는 필기체 한글에서 발생하는 변형을 두 단계를 거쳐 흡수하는데, 먼저 문자의 전역적인 변형을 흡수하기 위하여 비선형 형태 정규화를 수행하고, 다음으로 필기체 문자에서 발생하는 국부적인 변형을 흡수하기 위하여 문자 패턴을 여러 개의 부분 패턴으로 분할하여 이 부분 패턴을 중심으로 입력 패턴과 표준 패턴이 최적으로 정합하도록 하는 비선형 패턴 정합⁴을 수행한다. 또한, 패턴 정합 방법에 기반을 둔 인식 시스템에서는 표준 패턴의 품질이 인식 성능에 크게 영향을 끼치므로, 일반적으로 많이 사용되는 평균 기법과 제안된 비선형 패턴 정합 방법을 결합하여 반복 적용함⁵으로써 효과적으로 표준 패턴을 구축하였다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. II 장에서는 전역적인 변형을 흡수하기 위한 비선형 형태 정규화에 대하여 간단히 소개하고, III 장에서는 입력 패턴의 국부적인 변형을 효과적으로 흡수할 수 있는 비선형 패턴 정합 방법에 대하여 자세히 설명한다. IV 장에서는 패턴 정합을 위한 효과적인 표준 패턴의 구축 방법에 대하여 논의하고, V 장에서는 전체적인 인식 시스템의 구성을 소개한 다음, VI 장에서는 실험 및 결과를 고찰한다. 마지막으로 결론 및 앞으로의 연구 방향에 대하여 VII 장에서 논의한다.

II. 비선형 형태 정규화를 통한 전역적 변형 흡수

필기체 문자에서 발생하는 변형, 즉 불균일한 획의 두께, 획 사이의 간격, 그리고 필기자의 습관에 의해 발생하는 비정상적으로 긴 획 등의 변형을 전역적으로 흡수하기 위하여 대용량의 필기체 문자 인식에 효과적인 것으로 알려진 비선형 형태 정규화를 수행한다. 이 방법은 입력 패턴의 각 점에서 특정 특징을 수평축 또는 수직축으로 투영하여 특정 투영 히스토그램을 구하는 특정 투영과 특정 투영 히스토그램을 재 표본화함으로써 입력 패턴의 특징 밀도를 균일화하는 특징 밀도 균일화의 두 과정으로 나눌 수 있다.¹

본 논문에서는 여러가지 형태 정규화 방법 중 처리 속도의 측면에서는 우수하지 않지만 인식률 및 변형량의 측면에서 우수한 것으로 보고된¹ Yamada 등이 제안한 내접원에 바탕을 둔 획 밀도를 이용한 방

법¹⁾을 사용하여 필기체 한글에서 발생하는 전역적인 변형을 흡수하고자 하였다. 이 방법은 내접원의 크기가 작은 부분 영역은 확대되고 그렇지 않은 부분 영역은 축소되는 특성이 있다.

그림 1은 선형 형태 정규화 방법에 비하여 내접원에 바탕을 둔 획 밀도를 이용한 비선형 형태 정규화 방법이 입력 패턴에서 발생한 전역적인 변형을 흡수할 수 있음을 보여준다.

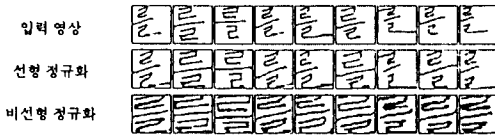


그림 1. 비선형 형태 정규화의 예

Fig. 1. An example of nonlinear shape normalization.

Ⅲ. 비선형 패턴 정합을 통한 국부적 변형 흡수

필기체 문자에서의 형태 변형은 불규칙적이면서 국부적으로 발생한다. 예를 들어 어떤 문자는 오른쪽으로 이동한 변형이 발생한 부분, 왼쪽으로 이동한 변형이 발생한 부분, 대각 방향으로 이동한 변형이 발생한 부분 등을 모두 포함하는 경우가 종종 있다. 이러한 국부적인 변형은 이웃하는 부분의 변형에 의존한다. 즉, 한 부분이 오른쪽으로 이동한 변형이 발생하였으면 이 부분에 이웃한 부분도 이동한 정도는 다르지만 오른쪽으로 이동한 변형이 발생할 가능성이 매우 크다. 따라서 필기체 문자의 패턴 정합 과정에서는 이러한 국부적인 의존 관계를 고려하여야 한다.

1. 기본 개념

그림 2는 이상적인 패턴 정합의 예를 보여 준다. 그림 2의 (a)는 획 구조 분석 방법을 사용할 경우의 패턴 정합으로서, 입력 패턴의 획 ab는 표준 패턴의 획 AB에 대응하고 획 cd는 AC에 대응한다. 이와 같은 방법은 필기체 문자에서 발생하는 변형을 효과적으로 흡수할 수 있을 것으로 생각되지만, 문자 패턴에서 모든 획을 정확히 추출하는 것은 매우 어려우며 대응하는 쌍을 찾는 과정은 획 추출 능력에 매우 의존한다는 문제가 있다.²⁾

그림 2의 (b)는 비선형 패턴 정합 방법을 사용할 경우의 패턴 정합으로서 모든 화소들이 각각 최적의

화소와 쌍을 이루어 대응됨을 알 수 있다. 그러나, 모든 화소에 대해 최적으로 대응하는 쌍을 찾아 비교한다는 것은 막대한 계산 비용을 요구하므로 본 논문에서는 문자 패턴을 여러 개의 부분 패턴으로 분할하고 이 부분 패턴들 사이의 의존 관계를 고려하여 비선형 패턴 정합을 수행한다.

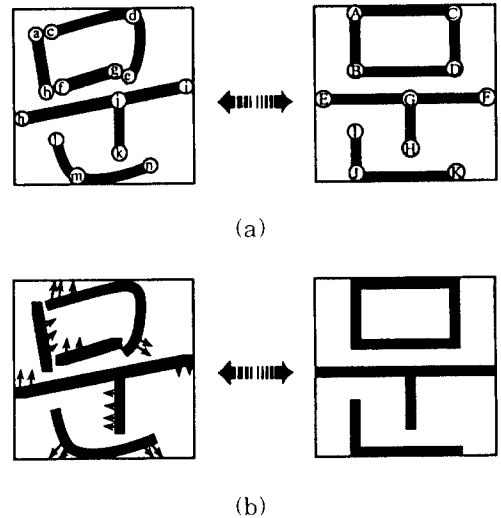


그림 2. 이상적인 패턴 정합의 예

- (a) 획 구조 분석 방법
- (b) 비선형 패턴 정합 방법

Fig. 2. An example of ideal pattern matching.

- (a) stroke structure analysis method.
- (b) nonlinear pattern matching method.

이 때, 문자 패턴 $f(i, j)$ 의 부분 패턴을 다음과 같이 정의한다.

$f_s(x, y)$: 좌표 (x, y) 를 중심으로 한 사각 영역에 속하는 문자 패턴 $f(i, j)$ 의 부분 패턴 ($i = 1, 2, \dots, I; j = 1, 2, \dots, J$)

위와 같은 정의에 따라 패턴을 $M \times N$ 개의 부분 패턴으로 분할하는 중심 좌표는 다음과 같이 결정한다.

$$\begin{aligned} x_{m+1} - x_m &= \delta_x, \\ y_{n+1} - y_n &= \delta_y, \end{aligned} \tag{1}$$

여기서, $m = 1, 2, \dots, M$ 이고 $n = 1, 2, \dots, N$ 이며, δ_x 와 δ_y 는 부분 패턴의 크기를 결정하는 상수이다.

2. 2차 의존 관계를 갖는 부분 패턴 정합

문자의 변형은 국부적으로 서로 의존하여 발생한다. 즉, 한 부분의 변형은 이웃하는 부분의 변형에 의존하여 비슷한 양상으로 발생한다. 이와 같은 개념을 바탕으로 문자 패턴을 $M \times N$ 개의 부분 패턴으로 분할하여 비선형 정합할 경우, 입력 패턴 f 와 표준 패턴 g 사이의 거리는 다음과 같다.

$$D(f, g) = \min \sum_{n=1}^N \sum_{m=1}^M d[f_i(x_m + a_{m,n}, y_n + b_{mn}), g_s(x_m, y_n)] \quad (2)$$

여기서, $d[* , *]$ 는 부분 패턴 사이의 거리 함수로써, 단순한 선형 거리 함수를 사용할 수 있다.

이 때, 부분 패턴 사이의 의존 관계를 고려한 (a_{mn}, b_{mn}) 의 제약은 다음과 같다.

$$\begin{aligned} x_{m-1} + a_{m-1,n} + \alpha_1 &< x_m + a_{mn} < x_{m+1} + a_{m+1,n} + \alpha_1 \\ |b_{mn} - b_{m-1,n}| &< \alpha_2 \\ y_{n-1} + b_{m,n-1} + \beta_1 &< y_n + b_{mn} < y_{n+1} + a_{m,n+1} + \beta_1 \\ |a_{mn} - a_{m,n-1}| &< \beta_2 \end{aligned} \quad (3)$$

여기서, α_k 와 β_k ($k = 0, 1, 2$)는 상수이다.

위의 식에서 (a_{mn}, b_{mn}) 은 사상 함수를 구성하며 이것에 의해 입력 패턴 f 에 대하여 부분 패턴 별로 변화가 발생하고 변환된 부분 패턴을 결합하면 전체 패턴에 대하여 비선형 변환이 발생한다. 이 때, 식 (2)를 계산하기 위하여 고려되어야 할 (a_{mn}, b_{mn}) 의 수는 매우 많으므로, 이 방법을 사용하여 제한된 시간 내에 인식하기에는 한계가 있다.

3. 1차 의존 관계를 갖는 부분 패턴 정합

식 (2)의 거리 계산을 보다 효과적으로 계산하기 위하여 부분 패턴 사이의 의존 관계를 수평 또는 수직 방향으로만 가정한다. 예를 들어, 부분 패턴 사이의 의존 관계를 수평 방향으로만 가정하면 임의의 부분 패턴의 변형은 오른쪽과 왼쪽에 이웃한 부분 패턴의 변형에만 영향을 받는다. 그러면, 입력 패턴 f 와 표준 패턴 g 사이의 거리는 다음과 같이 계산할 수 있다.

$$D(f, g) = \sum_{n=1}^N \min \sum_{m=1}^M d[f_i(x_m + a_{mn}, y_n + b_{mn}), g_s(x_m, y_n)] \quad (4)$$

따라서, (a_{mn}, b_{mn}) 에 대한 제약은 다음과 같이 보다 단순해진다.

$$\begin{aligned} x_{m-1} + a_{m-1,n} + \alpha_1 &< x_m + a_{mn} < x_{m+1} + a_{m+1,n} + \alpha_1 \\ |b_{mn} - b_{m-1,n}| &< \alpha_2 \end{aligned} \quad (5)$$

이제, 식 (4)를 계산하기 위하여 다음과 같은 동적 프로그래밍 기법을 적용할 수 있다.

$$\begin{aligned} C(1, a_{1n}, b_{1n}) &= d[f_i(x_1 + a_{1n}, y_n + b_{1n}), g_s(x_1, y_n)] \\ C(m+1, a_{m+1,n}, b_{m+1,n}) &= d[f_i(x_{m+1} + a_{m+1,n}, y_n + b_{m+1,n}), g_s(x_{m+1}, y_n)] \\ &\quad + \min(m, a_{mn}, b_{mn}) \end{aligned} \quad (6)$$

이와 같은 방법으로 계산하면 식 (7)을 만족하므로, 입력 패턴 f 와 표준 패턴 g 사이의 거리는 식 (8)과 같이 계산된다.

$$\min \sum_{m=1}^M d[f_i(x_m + a_{mn}, y_n + b_{mn}), g_s(x_m, y_n)] = \min C(M, a_{Mn}, b_{Mn}) \quad (7)$$

$$D(f, g) = \sum_{n=1}^N \min C(M, a_{Mn}, b_{Mn}) \quad (8)$$

부분 패턴 사이의 의존 관계를 수직 방향으로만 제한한 경우도 수평 방향의 경우와 유사한 방법으로 계산할 수 있다.

이상과 같은 방법으로 부분 패턴 사이의 의존 관계를 수평 또는 수직 방향으로만 제한하면 입력 패턴 f 와 표준 패턴 g 사이의 거리를 계산하는데 동적 프로그래밍 기법을 적용할 수 있으므로 보다 효율적으로 식 (2)에 근사한 비선형 패턴 정합을 수행할 수 있다.

4. 의존 관계가 없는 부분 패턴 정합

문자 패턴의 부분 패턴들 사이에 의존 관계가 없다

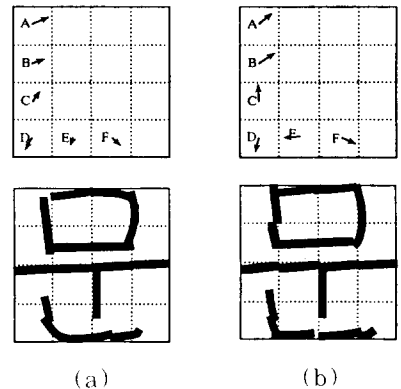


그림 3. 부분 패턴 사이의 의존 관계를 고려한 효과
(a) 의존 관계 (b) 독립 관계

Fig. 3. Effects of considering dependent relations between subpatterns.
(a) dependent relations.
(b) independent relations.

고 가정하면 식 (2)는 다음 식과 같이 간단해지며 (a_{mn} , b_{mn})에 대한 제약은 없다.

$$D(f, g) = \sum_{m=1}^M \sum_{n=1}^N \min d[f_s(x_m + a_{mn}, y_n + b_{mn}), g_s(x_m, y_n)] \quad (9)$$

위 식은 계산도 빠르고 방법도 단순하지만 부분 패턴 사이의 의존 관계를 고려하지 않는다는 점에서 국부적인 극소(local minima)에 빠질 우려가 있으며 위 식에 의해 찾아진 (a_{mn} , b_{mn})를 적용하여 패턴 f 를 변환할 경우 문자 형태의 연속성을 보존하지 못하는 경우가 발생할 수 있다는 문제점이 있다. 이와 같은 의존 관계를 고려하지 않은 부분 패턴 정합과 이웃하는 부분 패턴 사이의 의존 관계를 고려한 부분 패턴 정합의 차이를 그림 3에서 보여준다.

IV. 표준 패턴의 구축

패턴 정합 방법에 기반을 둔 인식 시스템에서는 표준 패턴의 품질이 인식 성능에 크게 영향을 미치므로 표준 패턴을 잘 구축하여야 한다. 각각의 부류에 대해 T 개의 학습 패턴($f_1, f_2, \dots, f_t, \dots, f_T$)이 있다고 가정하자. 먼저, 가장 널리 이용되고 있는 표준 패턴의 구축 방법으로 평균 기법을 대해 알아 보면, 각각의 학습 패턴에 대하여 크기 및 위치 정규화를 거친 패턴을 다음과 같이 누적함으로써 표준 패턴 g 를 구축한다.

$$g = A \sum_{t=1}^T f_t \quad (10)$$

여기서, A 는 표준 패턴의 각 점이 가질 수 있는 값의 범위를 결정하는 상수이다.

본 논문에서는 인식 시스템의 성능을 개선하기 위하여 제안된 비선형 패턴 정합 방법과 일반적인 평균 기법을 결합하여 표준 패턴을 구축한다. 먼저 모든 학습 패턴에 대하여 전역적인 변형을 흡수하기 위한 비선형 형태 정규화 과정을 수행한 다음, 이 패턴들에 대하여 평균 기법과 비선형 패턴 정합을 반복적으로 적용함으로써 표준 패턴의 품질을 개선한다.(그림 4)

그림 4에서, f_i 는 i -1번째 반복 과정에서 구해진 표준 패턴 g^{i-1} 과 i -1번의 변환 과정을 거친 t 번째 학습 패턴 f_t^{i-1} 사이의 비선형 패턴 정합 과정에서 결정된 (a_{mn} , b_{mn})을 적용하여 변환된 패턴을 의미한다.

위와 같은 절차는 Tsukumo가 제안한 방법⁶⁾과 유사하지만, 초기 표준 패턴을 구축할 때 단순히 학습 패턴들을 평균하는 것이 아니라, 내접원에 바탕을 둔 획 밀도를 이용한 비선형 형태 정규화를 적용한

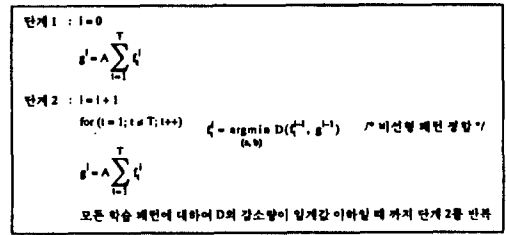


그림 4. 반복적인 표준 패턴 구축 과정

Fig. 4. An iterative procedure for constructing reference patterns.

다음, 정규화된 영상에 대해 평균 기법을 적용한다는 것이 큰 차이라 할 수 있으며, 이렇게 함으로써 표준 패턴과 학습 패턴 사이의 거리에 대한 수렴 속도가 빨라져 전체적인 학습 시간을 줄일 수 있다. 그림 5는 반복적인 절차에 의해 표준 패턴을 개선시키는 과정을 보여준다. 그림을 보면 반복적인 과정에 의해 학습 패턴과 표준 패턴 사이의 거리가 점점 작아지고 표준 패턴의 품질도 점점 좋아짐을 알 수 있다. 즉, 첫번째 반복에서 구축된 표준 패턴을 보면 각 획이 전체적으로 넓게 분포되어 있으며 농도도 흐리다. 반면에 6번째 반복에서 구축된 표준 패턴을 보면 글자의 모양도 우리가 알아보기 쉬우며 농도도 짙은 것을 알 수 있다.

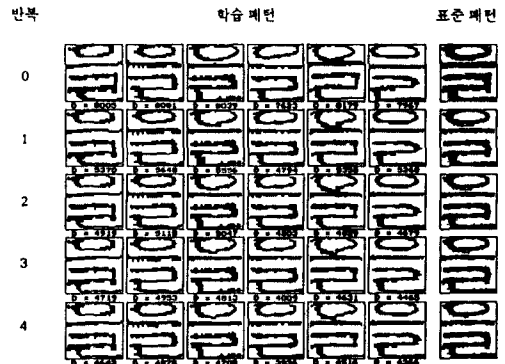


그림 5. 반복적인 표준 패턴 구축의 예

Fig. 5. An example of iterative construction of reference patterns.

V. 인식 시스템의 구성

앞서 소개된 두 단계 패턴 정합 방법을 사용하여 오프라인 필기체 한글을 인식하는 시스템의 구성은

다음과 같다. 먼저, 비선형 형태 정규화 과정을 통하여 전역적인 변형을 흡수한 패턴에서 그물 특징을 추출하여 소수의 후보 문자 집합으로 대분류한다. 다음 단계로 대분류된 소수의 후보 문자 집합에 대하여 표준 패턴과 비선형 패턴 정합을 거침으로써 상세 분류를 하게 된다. 이 때, 대부분이 직선 성분으로 구성된 한글의 구조적 특성을 이용하기 위하여 수평(H), 수직(V), 사선(R), 역사선(L)의 방향 패턴을 추출하고 [8], 각 방향 패턴별로 비선형 패턴 정합을 수행한다. 비선형 패턴 정합 과정에서 각 방향 패턴의 특성을 이용하여 보다 효율적인 정합을 수행하기 위하여 3.3절에서 설명된 1차 의존 관계를 갖는 동적 프로그래밍 기법과 흐름 기법^{*}을 적용한다. 예를 들어, 수평 패턴의 경우 수평 획 사이의 수직 거리 변형은 1차 의존 관계를 갖는 동적 프로그래밍 정합 과정을 통해 흡수하고, 수평 획의 길이 변형은 흐름 과정을 적용하여 흡수한다. 수직, 사선, 역사선 패턴의 경우도 같은 개념을 바탕으로 정합한다. (그림 6)

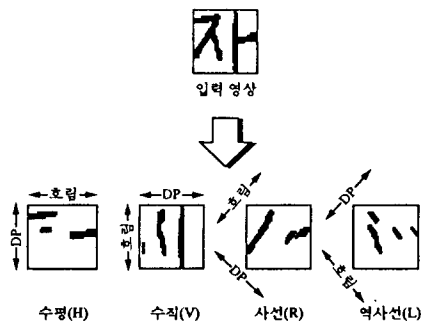


그림 6. 방향 패턴의 추출

Fig. 6. Extraction of directional patterns

이 때, 각 방향 패턴에 대한 정합을 보다 간단하게 수행하기 위하여 수직, 사선, 역사선 패턴을 각각 수평 패턴과 유사한 특성을 갖는 패턴으로 변환하고 변환된 패턴에 대해 수평 패턴과 같은 방법으로 정합한다. 수직 패턴의 변환은 패턴을 수직 방향으로 주사하면서 만나는 검은 화소를 해당 위치로 대응시킴으로서 수행한다. 사선, 역사선 패턴의 경우도 각 패턴을 사선, 역사선 방향으로 주사하면서 검은 화소를 해당 위치로 대응시킨다. 이와 같은 방법으로 변환을 수행하면 사선 패턴과 역사선 패턴의 경우 패턴의 크기가 2배로 증가하지만, 같은 크기로 변환할 때 발생할 수 있는 패턴의 변형을 방지하고 원래 패턴의 성질을 그대로 유지한다는 장점이 있다.

이와 같은 과정을 거쳐 구해진 각 방향 패턴에 대한 거리를 합함으로써 입력 패턴 f 와 표준 패턴 g 사

이의 거리를 계산한다.

$$D(f, g) = \sum_{p=H, V, R, L} D(f^p, g^p) \quad (11)$$

입력 패턴의 최종 분류는 대분류된 모든 후보 문자의 표준 패턴에 대하여 비선형 패턴 정합을 통한 거리를 구하고 그 중에서 가장 가까운 거리를 갖는 표준 패턴의 부류로 입력 패턴을 분류함으로써 이루어진다.

Ⅶ. 실험 및 결과 분석

제안된 방법은 PC 486(33MHz) 상에서 C 언어를 사용하여 구현하였으며, 1cm x 1cm 사각형 내에 필기된 문자를 Microtek MSF-300C 영상 스캐너를 통하여 200 DPI의 해상도로 입력받은 필기체 한글 데이터를 테스트에 사용하였다. 실험 대상 문자로는 한글 기계화 연구소에서 조사한 한글 사용 빈도순 상위 520자⁹를 선택하였으며, 10명의 필기자가 한 문자에 대하여 각각 10번씩 필기함으로써, 총 52,000자의 필기체 한글 데이터를 사용하였다. 이 때, 필기체 문자 데이터의 반은 학습 데이터로 사용하였으며, 나머지는 인식 실험 데이터로 사용하였다.

1. 실험 결과

표 1은 비선형 형태 정규화 과정을 거쳐 대분류된 20개의 후보 문자에 대하여 각각 부분 패턴 사이의 2차 의존 관계를 갖는 부분 패턴 정합, 1차 의존 관계를 갖는 부분 패턴 정합, 의존 관계가 없는(독립 관계) 부분 패턴 정합, 그리고, 방향 패턴의 추출에 따른 정합에 대한 인식률을 보여준다. 이 때, 대분류율은 99.10%를 보였으며, 각 방법의 인식률은 실험 대상 전체에 대한 인식률로써 대분류 단계에서 누락된 것도 상세 분류 단계에서 인식에 실패한 것으로 간주하여 계산되었다.

실험 결과, 일반적인 평균 기법에 의해 구축된 표준 패턴을 사용한 경우보다 본 논문에서 제안된 방법에 의해 구축된 표준 패턴을 사용한 경우가 인식 성능이 우수함을 알 수 있으며, 부분 패턴 사이에 2차 의존 관계를 갖는 비선형 패턴 정합의 성능이 가장 우수함을 알 수 있다. 그러나, 이 방법은 알고리즘이 너무 복잡하고 처리 속도도 느다는 단점이 있다는 것은 쉽게 알 수 있는 특성이다. 방향 패턴을 추출하여 동적 프로그래밍 기법과 흐름 기법을 적용하여 분류한 경우 2차 의존 관계를 갖는 비선형 패턴 정합보다 빠른 처리를 할 수 있었으며, 2차 의존의 경우에 근접한 비교적 우수한 인식 성능을 보임을 알 수 있다.

표 1. 각각의 방법에 대한 인식률
Table 1. Recognition rates for different methods.

후보 순위 표준 분류 패턴 방법		1	2	3	4	5	10
		평균 기법	2차 의존	86.35	94.23	96.73	97.31
1차 의존	85.96		94.04	96.15	97.31	97.31	97.50
독립	85.58		93.08	95.96	97.12	97.30	97.50
방향 패턴 추출	86.12		94.02	96.35	97.31	97.50	97.50
반복 기법	2차 의존	91.15	97.12	98.30	98.30	99.10	99.10
	1차 의존	89.23	95.22	97.12	97.73	98.52	98.52
	독립	88.12	94.02	96.15	97.31	98.30	98.52
	방향 패턴 추출	90.65	96.15	97.31	98.30	98.30	99.10

2. 고찰

Ⅲ장에서 제안된 비선형 패턴 정합 과정에서 입력 패턴 f 와 표준 패턴 g 사이의 거리를 최소화 하는 (a_{mn}, b_{mn}) 에 의해 변환된 패턴을 f^* 라고 하자.

$$f^* = \arg \min_{(a,b)} D(f,g) \tag{12}$$

위 식을 만족하는 (a_{mn}, b_{mn}) 는 어떤 점들의 집합을 변환하는데 있어서 다른 점들의 집합과 최소한의 오차를 갖도록 변환하는 최소-제곱 데이터 적합화 (least-squares data fitting)를 만족한다. 즉, 다음과 같은 기준 함수¹⁰⁾를 최소화시키는 값이다.

$$\psi = \sum_{k=1}^K \sum_{l=1}^L \|f_k^* - g_l\|^2 \tag{13}$$

여기서, K 는 비선형 패턴 정합에 의해 변환된 패턴 f^* 의 검은 화소의 수이고 L 은 표준 패턴 g 의 검은 화소의 수이며, f_k^* 와 g_l 은 각각 x 축 좌표와 y 축 좌표로 구성된 위치 벡터이다.

이와 같은 개념을 바탕으로 제안된 비선형 패턴 정합 방법에 대한 수학적인 정형화가 가능할 것으로 기대되며, 이에 따른 함수식의 미분 방정식을 풀어 부분 패턴에 대한 최적의 사상 함수를 계산할 수 있을 것으로 판단된다.

VII. 결론

본 논문에서는 필기체 한글에서 발생하는 다양한 형태 변형에 무관하게 입력 패턴을 인식하기 위하여

두 단계의 패턴 정합을 수행함으로써 필기체 문자의 변형을 효과적으로 흡수하였다. 첫번째 단계에서는 불규칙적으로 발생하는 문자 패턴의 전역적인 형태 변형을 흡수하기 위하여 비선형 형태 정규화를 수행한 다음, 단순한 패턴 정합 방법을 이용하여 대분류 하였다. 다음 단계에서는 문자 패턴을 여러 개의 부분 패턴으로 분할하여 이 부분 패턴을 중심으로 입력 패턴과 표준 패턴이 최적으로 정합하도록 하는 비선형 패턴 정합을 수행함으로써 문자의 국부적인 변형을 흡수하였다. 또한 일반적인 평균 기법과 제안된 비선형 패턴 정합을 결합하여 표준 패턴을 구축함으로써 인식 시스템의 성능을 개선하였으며, 실험을 통해 제안된 방법의 효율성을 확인할 수 있었다.

추후 본 연구 결과를 바탕으로, 다양한 변형을 흡수할 수 있는 방법으로서 최적의 변환 함수를 찾기 위하여 기준 함수를 설정하고, 미분 방정식을 풀어 이 기준 함수를 최소화 하는 변환 함수의 매개 변수를 계산하는 국부적 affine 변환¹⁰⁾에 대한 연구가 필요하다.

參考文獻

[1] S. Mori, C.Y. Suen and K. Yamamoto, "Historical review of OCR research and development." Proceedings of the IEEE, Vol. 80, No. 7, July 1992, pp. 1029-1058.

[2] H. Yamada, "Contour DP matching method and its application to hand-printed Chinese character recognition." Proc. of 7th Int. Conf. on Pattern Recognition, Montreal, Canada, August 1984, pp. 389-392.

[3] H. Yamada, K. Yamamoto and T. Saito, "A nonlinear normalization for handprinted Kanji character recognition - line density equalization," Pattern Recognition, Vol. 23, No. 9, 1990, pp. 1023-1029.

[4] 이 성환, 박 정선, "대용량 필기체 문자 인식을 위한 비선형 형태 정규화 방법의 정량적 평가," 대한전자공학회 논문지, 제 30권 B 편 9 호, 1993년 9월, pp. 896-905.

[5] J. Tsukumo and K. Asai, "Non-linear matching method for handprinted character recognition." Proc. of 7th

- Int. Conf. on Pattern Recognition, Montreal, Canada, August 1984, pp. 770-773.
- [6] J. Tsukumo, "Handprinted Kanji character recognition based on flexible template matching," Proc. of 11th Int. Conf. on Pattern Recognition, The Hague, The Netherlands, September 1992, pp. 483-486.
- [7] L. Lam, S.-W. Lee and C. Y. Suen, "Thinning methodologies - A comprehensive survey," *IEEE Trans. on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 14, No. 9, September 1992, pp. 869-885.
- [8] 이 성환, 박 정선, "샘플체 필기 한글의 고속 인식," 한국정보과학회 논문지, 제 20권 10호, 1993년 10월, pp. 1450-1458.
- [9] 한글 기계화 연구소, 한글 기계화 연구, 1975년.
- [10] T. Wakahara, "Toward robust handwritten character recognition," *Pattern Recognition Letters*, Vol. 14, No. 4, April 1993, pp. 345-354.

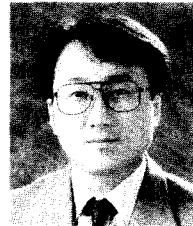
 著 者 紹 介



朴 貞 善(正會員)

1968年 12月 30日生. 1992年 충북대학교 전자계산학과 학사. 1994年 충북대학교 전자계산학과 석사. 1994年 현재 현대전자 근무중. 주관심 분야는 필기체 문자 인식, 패턴 정합, 비선형 형태 정규

화 등임.



李 晟 奩(正會員)

1962年 6月 2日生. 1984年 서울대학교 계산통계학과 졸업. 1986年 한국과학기술원 전산학과(석사). 1989年 한국과학기술원 전산학과(박사). 1986年 정보과학회 논문경진대회 대학원부 최우수 논문상 수상. 1987年 네덜란드 Delft 공과대학교 패턴인식 연구센터 방문 연구원. 1989年 캐나다 Concordia 대학교 패턴인식 및 기계지능 연구센터 방문 과학자. 1993年 국제 패턴인식 학회 Outstanding Young Researcher Award 수상. 1989年 ~ 현재 충북대학교 컴퓨터과학과 조교수로 근무중. 주관심 분야는 패턴 인식, 인공지능, 신경망 등임.