

구분과 의미론적 방법을 이용한 지문분류

○ 최영식 신태민 임인식 박규태
(연세대학교 전자공학과)

A Syntactic and Semantic Approach to
Fingerprints Classification

*Youngsik Choi, Taemin Sin, Insik Lim and Kyu Tae Park
(Yonsei University)

ABSTRACT

A syntactic and semantic approach is used to make type classification based on feature points(whorl, delta, core) and the shape of flow line around feature points.

The image is divided into 30 by 30 subregions which are represented in the average direction and 4-tuple direction component. Next the relaxation process with singularity detection and convergency checking is performed. A set of semantic languages is used to describe the major flow line around the extracted feature points. LR(1) parser and feature transfer function are used to recognize the coded flow patterns.

The 72 fingerprint impressions is used to test the proposed approach and the rate of the classification is about 93 percentages.

여기서

x, x' = 단위영역의 위치

$r, r' = (0, 45, 90, 135)$ 중의 하나인

방향 성분

$P(r, x, n) = n$ 번째 반복시 x 위치에 있는 단위 영역의 방향 성분 r 에 대한 확률

$C(r, r') = 1$ if $(r \parallel r')$

$C(r, r') = -1$ if $(r \perp r')$

$C(r, r') = 0$ otherwise

$N(x) = x$ 의 8-neighbors

Convergency = 인접한 단위 영역의 같은 방향 성분에 대한 확률의 합이 0.8 이상

Singular 영역은 그림 1 과 같이 정의하였고 이들을 label structure 기법에 의하여 추출하였다[1].

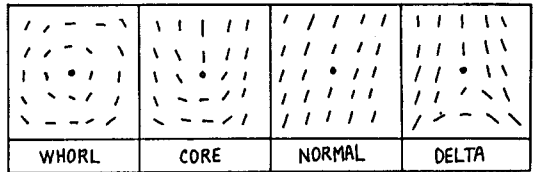


그림 1 singular region의 흐름 패턴

이러한 과정을 거쳐서 얻어진 특징 영역은 Poincare 지수(index)[5]를 이용하여 검증하게 된다.

3. 특징 영역에 의한 일차 분류

추출된 특징 영역에 따라서 그림 2 와 같이 분류한다.

Whorl	Core	Delta	Type
1	0	*	Whorl
0	1	*	Loop, pocketed loop, or tented arch
0	0	2	Twin loop or whorl
0	0	0	Arch

그림 2 특징 영역에 의한 분류

상세한 분류는 코어(core) 주변의 흐름선을 추적하여 얻어진 흐름선의 구조와 특징 벡터에 의하여 수행하였다. 특히 여기서 고려해야 하는 중요 과정은 특징점 추출 과정에서 코어를 missing 하였을 때 이에 대처할 수 있는 process를 구성하는 것이다.

이와 같은 이유는 특징 추출은 지압 연산자에 의해서 수행하기 때문에 흐름 패턴의 다양한 변화를 모두 고려할 수 없고 특히 잡음으로 인한 특징 영역의 손상을 고려할 수단이 없기 때문이다. 따라서 흐름선에 의해서 전체적인 형태를 고려한 후 최종적인 분류를 수행하여야 한다.

1. 서론

지문의 자동 식별은 처리할 지문의 양이 방대해지고 사람의 힘을 직접 이용하지 않는 지문 식별이 요구됨에 따라 그 필요성이 커지고 있다.

본 논문에서는 지문의 특징점과 그 주변의 흐름선에 의해서 지문을 분류하였다[1]. label structure 기법으로 특징점을 추출하여 이 에 따라 일차적으로 분류한후, 그 주변의 흐름선을 추적하였다. 추적된 흐름선의 구조 분석과 통계적 정보를 추출하기 위하여, 지문에서 가능한 흐름 패턴을 semantic grammar로 묘사하고[2] 이에 따라 LR(1) 파서와 특징 전달 함수를 구성하였다. 여기서 얻어진 정보에 의하여 상세한 분류를 하였다.

2. 사전 처리와 특징 영의 추출

지문 원리를 CCD 카메라와 256*256 해상도를 갖고 256 계조도를 갖는 디지털카메라를 이용하여 입력하였다. 지문 영상을 이진화 한 후[3], 8*8 단위 구역으로 일정하게 나누고 각각의 단위 구역에서 micropattern을 이용하여 평균 방향과 $(0, 45, 90, 135)$ 의 방향 성분을 구한다. 이러한 과정을 거쳐서 얻어진 방향 성분 패턴에 대하여 다음과 같은 relaxation process[1][4]를 적용하여 값을 제거 및 특징 영역을 추출한다.

```
Repeat
if((x == singular) or (x == convergency)
and (not first two times of this process))
then P(r, x, n+1) = P(r, x, n)
else begin
q(r, x) =  $\sum_{r' \in N(x)} C(r, r') P(r', x', n)$ 
P(r, x, n+1) =  $\frac{1 + q(r, x) P(r, n, x)}{\sum_r (1 + q(r, x) P(r, n, x))}$ 
end
Until 4 times
```

4. 지문 분류

최종적 지문 분류는 추출된 코어 주변의 흐름선의 형태에 따라 분류한다.

4.1 흐름선의 추적 및 string 생성

흐름선의 추적은 추출된 특징 영역에서 출발하고 추적 방향은 각 단위 영역의 평균 방향에 의하여 결정된다. 한편 semantic grammar에서 정의되는 원시형태(primitive) 즉, 단어로 이루어진 문장(sentence)을 다음과 같이 생성한다[6]. 단어 $w = \{a, v\}$ 에서 syntactic category $s(a)$ 는 $s(a) = \{a1, b1, c1, d1\}$ 으로 정의하였고 특징 벡터 $m(v)$ 는 $m(v) = \{g, size, end_point\}$ 로 정의하였다. 이를 그림 3 에 보인다.

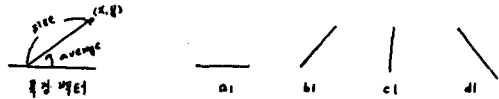


그림 3 단어의 정의

4.2 루프(loop) 형태의 분류

코어가 한개일 경우 대표적인 흐름선의 형태는 그림 4 와 같다.

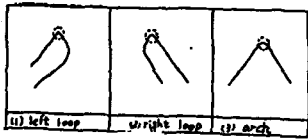


그림 4 루프 형태의 예

위와 같은 루프 형태를 LR(1) grammar 에 semantic rule 을 고려하여 하나의 grammar 로 묘사 하였고 이에 따라 LR(1) parser 와 특징 전달 함수(feature transfer function)를 구성하였다[6][7].

한편 코어를 missing 한 경우는 그림 5 와 같다. 이러한 경우는 $m(v)$ 에서 end_point 의 위치 관계로 새로운 코어 영역을 찾아 낼 수 있었다.

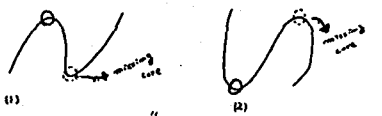


그림 5 코어를 missing 한 예

4.3 휠(whorl) 형태의 분류

코어가 두개인 경우 대표적인 흐름선의 형태는 그림 6 과 같다. 여기서는 그림 7 에 정의한 특징 벡터에 의해서 분류하였다. 이 밖에도 같은 방향을 가진 원시형태의 size 의 합중 최대치도 휠 형태의 지문을 분류할 수 있는 특징 벡터임을 입증하였다.

위와 같은 휠 형태를 LR(1) grammar 에 semantic rule 을 고려하여 하나의 grammar 로 묘사 하였고 이에 따라 LR(1) parser 와 특징 전달 함수(feature transfer function)를 구성하였다.

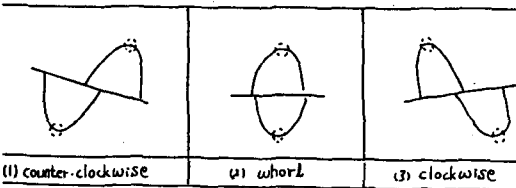


그림 6 휠 형태의 예

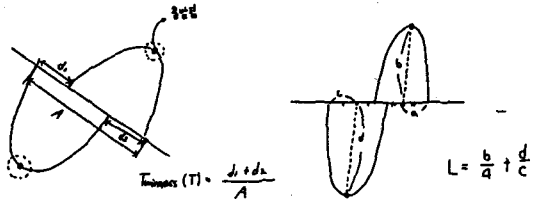


그림 7 특징 벡터

5. 실험 및 결과 고찰

72 개의 샘플 지문에 대하여 실험한 결과 루프 형태는 100 %의 분류율을 얻었다.

코어를 missing 한 경우 새로운 코어 영역을 찾는 과정은 성공적이었으며 그 예를 그림 8 에 보인다.

휠 형태의 경우는 각 특징 벡터에 대하여 그림 9 와 같은 결과를 얻었다. 여기서 twinness 가 10.5 1 근처의 값을 가질 경우 이들 사이의 분류가 어려워진다. 그러나 이들을 또 하나의 지문 패턴으로 정의하면 오히려 분류 가지수를 증가 시킬 수 있을 것이다.

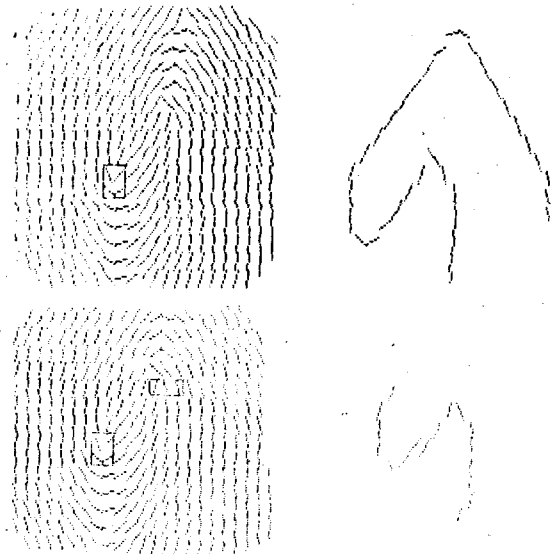
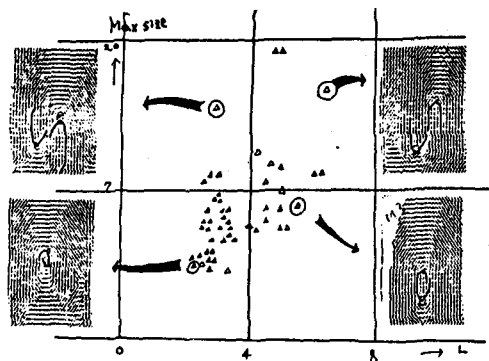


그림 8 코어를 다시 찾은 예



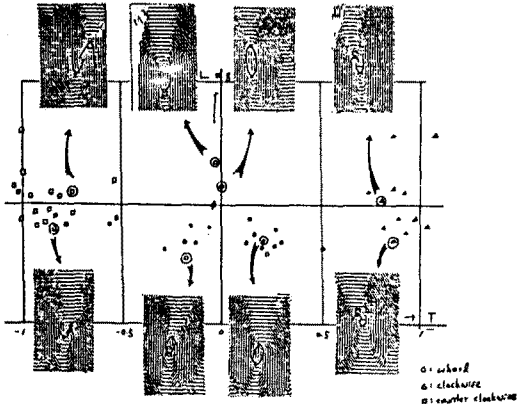


그림 9 특징 벡터에 대한 지문 패턴의 분포도

전체 분류 결과는 그림 10 에 보인다(핀의상 원 형태를 3 가지 패턴으로만 표시). 원 형태의 경우 오분류의 이유는 코어가 3 개 이상 추출되었기 때문이다. 이에 대처하기 위해서는 Poincare index 외에 좀더 global한 정보를 사용할 수 있는 process 가 요구된다.

지문 패턴	pa	rl	ll	rt	lt	wh	acc
정분류	1	10	10	11	16	20	1
오분류	0	0	0	1	2	2	0
합	1	10	10	12	18	22	1

pa : plain arch
 rl : raised arch
 ll : left loop
 rt : right loop
 wh : whorl
 rt : right twin loop
 ll : left twin loop
 acc : accidental

그림 10 실험 결과

6. 결론

지문을 특징점과 그 주변의 흐름선에 따라 분류하였다. 이를 체계적으로 수행하기 위하여 구조적 정보와 통계적 정보를 처리하는 메카니즘을 적용하였다. 이로 인해 특징점을 missing 한 경우에도 정확하게 분류할 수 있었고 원 형태의 지문 패턴을 상세하게 분류할 수 있었다.

오분류율 줄이기 위해서는 추출된 특징점을 global한 정보를 이용하여 검증하는 process를 개발하여야 한다.

참고 문헌

1. M. Kawagoe and A. Tojo. "Fingerprint Pattern Classification." Pattern Recognition, Vol.17, NO.3, pp. 295 - 303, 1984.
2. K. S. Fu. "A Step Towards Unification of Syntactic and Statistical Pattern Recognition." IEEE Trans. on Pattern Analysis And Machine Intelligence, Vol. PAMI 5, NO.2, March 1983.
3. B. Mayor and K. S. Fu. "Synntactic approach to fingerprint pattern recognition." Pattern Recognition, Vol.7, pp. 1-23.
4. A. Rosenfeld and A. C. Kak. Digital Picture Processing, vol.1, Academic Press, New York, 1982.
5. Manfredo P. do Carmo. Differential Geometry of Curves and Surfaces, Prentice-Hall, Inc., Englewood, Cliffs, New Jersey, 1976.
6. G. Y. Tang. "A semantic-syntactic approach to image understand." Ph.D. dissertation, School of Elec. Eng., Purdue Univ., West Lafayette, IN, 1978.
7. A. V. Aho and J. D. Ullman. The Theory of parsing, translation and compiling, vol.1, 2, Prentice Hall, 1972.