

## 문자 인식에서의 Fuzzy Membership Function

양순성, 남기동, 김영종, 이근하  
인하대학교 전자 계산 학과

### 요 약

본 논문에서는 문서 자동 인식 시스템에서 다중 카테고리 모호하게 인식되어 질 수 있는 조합 심볼을 하나의 메타 심볼로 간주하고, 이 심볼을 fuzzy set theory에 기초를 두어 분석을 하였다. 분석 과정에서는 메타 심볼이 갖는 프리미티브들의 기울기와 길이, 프리미티브들간의 연결 및 프리미티브의 위치등의 어트리뷰트들을 이용하였다. 모호성을 내재하고 있는 메타 심볼들을 ACS(Ambiguous Category Set)의 원소로 간주하였으며, ACS의 원소들은 모호성의 원인을 제공하는 부분패턴들을 공동으로 포함하고 있다. 부분패턴을 구성하고 있는 프리미티브를 분리하여 어트리뷰트 값을 측정하고, 정의한 MF(Membership 함수)의 파라미터로 사용하였다. MF에서 얻어진 MFV(Membership Function Value)는 모호한 메타 심볼이 어떤 카테고리로 분류될 수 있는지를 나타내도록 하였다.

### 1. 서 론

문서 자동 인식 시스템에서 인쇄활자가 다르거나 필기체 문자인 경우 또는 잡음이나 기타 이유로 인하여 불필요한 성분이 포함, 탈락되어 참조 패턴으로부터 상당히 변형되어질 경우, 인식과정에서 다른종류의 문자와 혼동되어 오인식될 가능성이 나타나게 된다. 2 - 7개의 문자가 기하학적인 구조로 하나의 문자들을 형성하는 한글이나 한문과 같은 조합 심볼들은 여러 개의 심볼이 하나의 문자들에 2차원 구조로 구성되어 매우 복잡하기 때문에 서로 상이한 종류의 패턴이 비슷한 생김새를 갖는 경우가 많다. 문자 패턴 "익"의 경우 수평에 가까운 프리미티브 "-"와 수직에 가까운 프리미티브 "|"의 접촉 부위 및 길이에 따라서 "의"(o + \_ + |), "익"(o + | + \_ ) 혹은 "어"(o + \_ )로 다중 구분될 수 있다. 이러한 문제의 해결과 깊은 관계가 있는 유연성을 갖는 패턴 인식 연구분야로서 threshold grammar[4], stochastic grammar[5], attributed grammar[6], fuzzy set theory[7]등이 있으나 한글이나 한자와 같은 조합 문자의 인식에는 적용하기 어려웠다.

본 논문에서는 여러가지 카테고리 모호하게 인식되어질 수 있는 조합 심볼을 하나의 메타 심볼로 간주하고, 메타 심볼이 갖는 획들의 기울기와 길이, 획들간의 연결등의 어트리뷰트들을 파라미터로 이용하는 fuzzy membership function을 정의하는 방안을 제시하여 모호한 패턴을 좀더 정확하게 분류 하는데 도움을 주도록 하였다.

### 2. Symbol의 모호성과 Fuzzy Membership Function

그림 1에서 보는 바와 같이 프린팅이나 스캐닝 혹은 디지털라이징과 같은 처리가 진행되기 전에는 전혀 다른 두개의 카테고리이었음에도 불구하고 이런 처리가 진행되어지는 과정에서 발생된 잡음으로 인하여 두개의 카테고리가 중복되어지는 다중해석

가능영역이 생성되며, 이 영역에 포함되는 문자 패턴은 어떤 카테고리로 분류해야할지 판정이 모호해 진다. 이와 같이 문자 패턴의 프리미티브가 fuzzy set를 형성하거나 프리미티브간의 실제적인 관계가 모호하여 다중해석 가능성이 있는 문자패턴을 분석하거나 분류하는데 있어 이제까지의 언어 이론으로는 문제점이 있어 왔다.

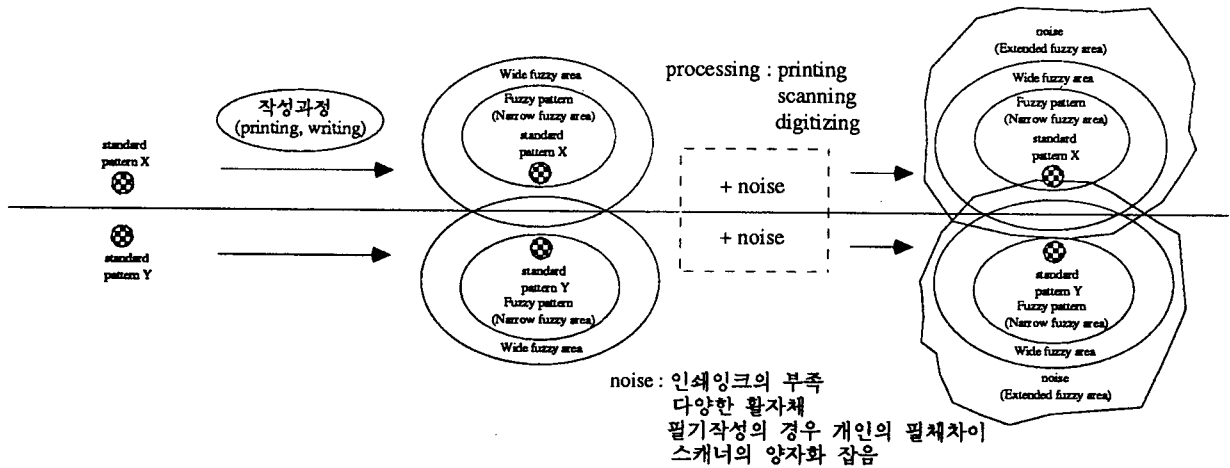


그림1 구조적으로 다른 표준 패턴이 중복되는 예

이러한 패턴의 모호성을 해결하기 위하여, Zadeh에 의해 fuzzy sets 개념이 도입되었다[7]. 이 이론은 모호성을 가지고 있는 문자 패턴들의 집합을 fuzzy set로 간주하고 이 집합의 원소를 구성하는 프리미티브들이 가지는 기울기, 길이, 위치관계등의 어트리뷰트를 파라미터로 하는 함수를 이용하여 모호성을 해결하는 방법이다. 발생가능한 모든 사건들의 총체를 U라고 정의한다면 U의 부분집합인 fuzzy set A는 MF(Membership Function)  $\mu$ 에 의해 아래와 같이 정의된다.

$$\mu_A : U \rightarrow [0, 1]$$

where  $U \supset$  fuzzy set A

$U \supset$  원소 X

한예로 관찰자의 시점에서 한직선이 얼마나 수직에 가까운가를 나타내는 fuzzy set를 V라고 한다면  $\mu_v$ 는 식 (1)과 같이 정의될 수 있으며 식 (2)와 같은 MFV를 가질 수 있다. 실제 생성된 MF를 적용하여 그림 2와 같은 MFV를 얻을 수 있었다.

$$\mu_v(X) = \begin{cases} 1 - |m_x| & , |m_x| \geq 1 \\ 0 & , |m_x| < 1 \end{cases}$$

여기서  $m_x$  는 직선 X의 기울기이다. 식 (1)

(i)  $0 \leq \mu_v(X) \leq 1$

(ii)  $\mu_v(X) \rightarrow 1$  여기서  $|m_x|$ 는  $\infty$  으로 수렴.

(iii)  $\mu_v(X) \rightarrow 0$  여기서  $|m_x|$ 는 0으로 수렴. 식 (2)

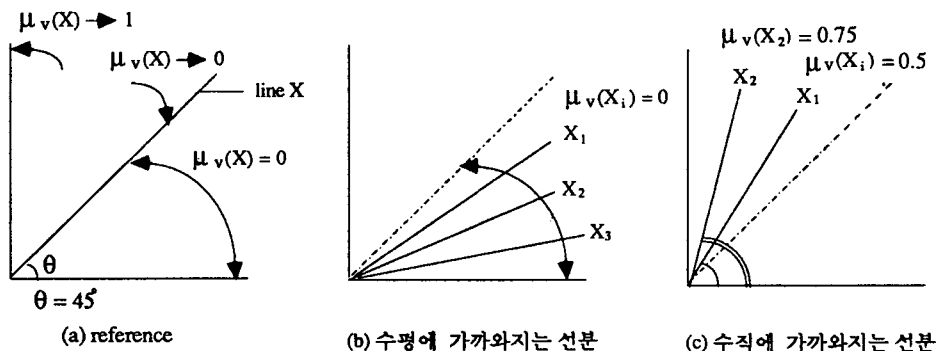


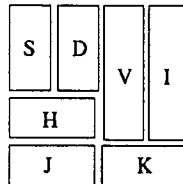
그림 2 직선들의 MFV

직선이 얼마나 수직선에 가까운가를 수치적으로 표시한 그림 2의 예와 마찬가지로 모호한 문자 패턴의 구조적 유사도를 계량화할 수 있다면 쉽게 모호한 문자 패턴과 유사한 카테고리로 분류할 수 있을 것이다.

### 3. Membership Function 생성 알고리즘의 제안 및 적용.

메타 심볼은 프리미티브간의 접촉이 없을지라도 인식과정에서 스캐너의 특성상 수반되는 양자화 과정의 aliasing 현상등으로 프리미티브의 굵기가 바뀌어 프리미티브의 골격선 위치가 변할 가능성이 있으므로 그림 3의 (a)와 같은 여러가지 ACS(Ambiguous Category Set)로 나타날 수 있다. 그림 3의 (b)는 한글 음절을 구성하는 기본문자의 지형적 위치이다. ACS는 다중 해석 가능성이 있는 문자 패턴을 원소로 포함하고 있으며, 두개 이상의 ACS가 중복되어 있는 영역을 FACS(Fuzzy Ambiguous Category Set)라하고 이영역에 있는 패턴은 ACS의 원소보다 더욱 큰 다중 해석 가능성이 있다.

ACS	접촉 예	ACS의 원소 예
ACS1	영역 H+영역 V, 영역 S+영역 V	의, 어, 익
ACS2	영역 S+영역 V	지, 거
ACS3	영역 S+영역 D, 영역 S+영역 H	고, 끄
ACS4	영역 H+영역 J+영역 V	딱, 따
ACS5	영역 H+영역 J	그, 구 츠, 쯤



$K, S = \{ ㄱ, ㄴ, ㄷ, ㄹ, ㅁ, ㅂ, ㅅ, ㅇ, ㅈ, ㅊ, ㅋ, ㆁ, ㅎ \}$   
 $D = \{ ㄱ, ㄷ, ㅂ, ㅅ, ㅈ \}$   
 $I = \{ \}$   
 $V = \{ ㅏ, ㅑ, ㅓ, ㅕ, ㅗ, ㅛ \}$   
 $J = \{ ㄱ, ㄴ, ㄷ, ㄹ, ㅂ, ㅅ \}$   
 $H = \{ ㅊ, ㅌ, ㅍ, ㅍ, ㅍ, ㅍ \}$

(a) ACS

+: 접촉을 의미

(b) 기본 문자의 지형적 위치

그림 3 ACS와 기본문자의 지형적 위치

ACS의 원소에 대하여 MF을 유도하는 알고리즘을 제안하면 다음과 같다.

INPUT : ACS.

OUTPUT : FMF(Full Membership Function).

- Step 1. ACS의 원소중에서 모호성이 발생하는 접촉 형태를 갖는 프리미티브들을 포함하고 있는 부분패턴을 추출.
- Step 2. 추출된 부분패턴의 프리미티브 분리.
- Step 3. 모호성을 유발시킨 프리미티브에서 문자 패턴을 정확한 카테고리로 분리하는데 필요로되는 어트리뷰트들을 선정.
- Step 4. 표준 문자 패턴의 기하학적 구조를 분석하여 step 3에서 선정된 어트리뷰트 값을 측정.
- Step 5. Step 4에서 측정된 어트리뷰트값들을 이용하여 표준 문자 패턴의 어트리뷰트값들을 파라미터로 주는 경우에는 PMP(Partial Membership Function)값이 1이 되고 fuzzy set의 원소인 다른 표준 문자 패턴의 어트리뷰트값들을 파라미터로 주면 PMF값이 0이 되도록 PMF 정의.

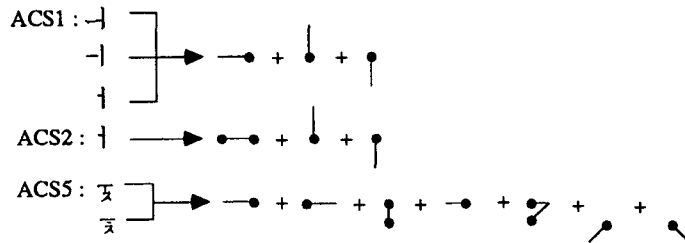
Step 6. Step 5에서 정의한 PMF들을 fuzzy set의 union operation 및 intersection operation을 이용하여 FMF(Full Membership Function)을 정의.

그림 3(a)에서 보여준 ACS1의 원소예에 대하여 제안된 알고리즘을 적용하여 각 단계에서 얻은 결과는 다음과 같다.

Step 1. 그림 3의 (a)에 제시한 것과 같은 5가지 유형의 접촉형태를 포함하는 부분패턴을 예로 들면 다음과 같다.

- 유형 1 : [ -, |, | ]
- 유형 2 : [ | ]
- 유형 3 : [(고, 끄)]
- 유형 4 : [ | ]
- 유형 5 : [ ㄹ, ㄹ ]

Step 2. 모호성을 유발했던 부분패턴의 프리미티브를 분리하면 다음과 같다.



Step 3. 모호성을 유발하게 했던 문자 패턴에서 추출한 프리미티브에 대하여 그림 4와 같은 어트리뷰트들을 추출할 수 있으며 이러한 어트리뷰트들 중에서 모호한 문자 패턴을 정확한 카테고리로 분리하는데 필요한 어트리뷰트들을 선정한다.

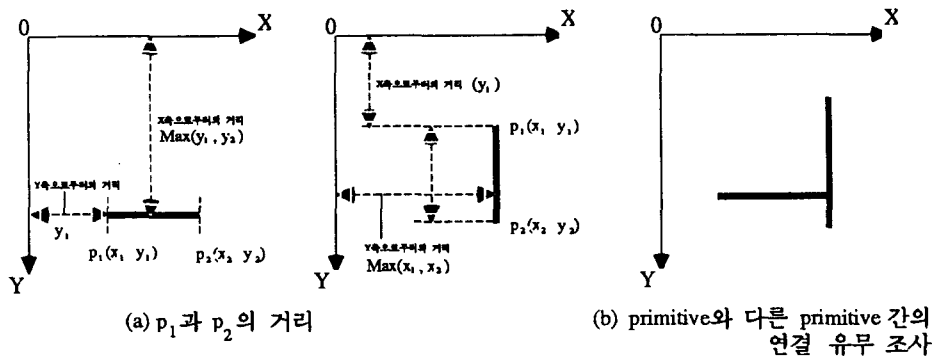


그림 4 프리미티브의 어트리뷰트 예

Step 4. Step 3에서 선정된 어트리뷰트값을 측정한다. ACS1의 원소에 대한 표준 문자 패턴의 선정된 어트리뷰트 값은 그림 5, 6, 7와 같다.

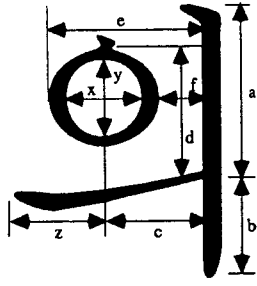


그림 5 표준 패턴 "의"의 어트리뷰트

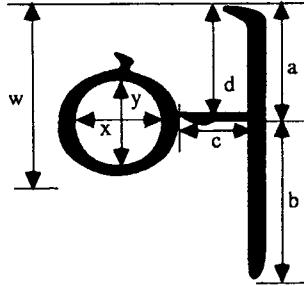


그림 6 표준 패턴 "어"의 어트리뷰트

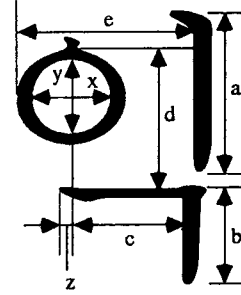


그림 7 표준 패턴 "익"의 어트리뷰트

Step 5. ACS1의 문자 패턴 예에 대한 PMF은 (1), (2), (3)과 같다.

(1) 문자 패턴 "의"에 대한 PMF

$$\textcircled{1} \mu(\text{의})_1 = \begin{cases} \frac{\min(\frac{3}{2}y, d)}{\max(\frac{3}{2}y, d)}, & \frac{d}{y} \geq 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{식 (3)}$$

$$\textcircled{2} \mu(\text{의})_2 = \frac{\min(a, (c+z))}{\max(a, (c+z))} \quad \text{식 (4)}$$

$$\textcircled{3} \mu(\text{의})_3 = \frac{\min(\frac{a}{2}, x)}{\max(\frac{a}{2}, x)} \quad \text{식 (5)}$$

$$\textcircled{4} \mu(\text{의})_4 = \frac{\min(\frac{c+z}{2}, b)}{\max(\frac{c+z}{2}, b)} \quad \text{식 (6)}$$

$$\textcircled{5} \mu(\text{의})_5 = \frac{\min(z, \frac{3}{2}f)}{\max(z, \frac{3}{2}f)} \quad \text{식 (7)}$$

(2) 문자 패턴 "어"에 대한 PMF

$$\textcircled{1} \mu(\text{어})_1 = \begin{cases} \frac{\min(\frac{a+w}{2}, d)}{\max(\frac{a+b}{2}, d)}, & \frac{a}{w} \leq 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{식 (8)}$$

$$\textcircled{2} \mu(\text{어})_2 = \frac{\min(\frac{4}{3}a, c)}{\max(\frac{4}{3}a, c)} \quad \text{식 (9)}$$

$$\textcircled{3} \mu(\text{어})_3 = \frac{\min(a, x)}{\max(a, x)} \quad \text{식 (10)}$$

$$\textcircled{4} \mu(\text{어})_4 = \frac{\min(a, \frac{4}{3}b)}{\max(a, \frac{4}{3}b)} \quad \text{식 (11)}$$

(3) 문자 패턴 "익"에 대한 PMF

$$\textcircled{1} \mu(\text{익})_1 = \begin{cases} \frac{\min(\frac{3}{2}y, d)}{\max(\frac{3}{2}y, d)}, & \frac{d}{y} \geq 1 \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases} \quad \text{식 (12)}$$

$$\textcircled{2} \mu(\text{익})_2 = \frac{\min(\frac{a}{2}, 3z)}{\max(\frac{a}{2}, 3z)} \quad \text{식 (13)}$$

$$\textcircled{3} \mu(\text{익})_3 = \frac{\min(\frac{a}{2}, x)}{\max(\frac{a}{2}, x)} \quad \text{식 (14)}$$

$$\textcircled{4} \mu(\text{익})_4 = \frac{\min(b, c)}{\max(b, c)} \quad \text{식 (15)}$$

$$\textcircled{5} \mu(\text{익})_5 = \frac{\min(\frac{c}{3}, z)}{\max(\frac{c}{3}, z)} \quad \text{식 (16)}$$

[Step 6] 문자 패턴 “의”, “어”, “익”의 PMF들을 fuzzy set의 intersection operation을 이용하여 (1), (2), (3)과 같은 FMF를 정의 했다.

(1) 문자 패턴 “의”에 대한 FMF

$$\mu(\text{의}) = \min \{ \mu(\text{의})_1, \mu(\text{의})_2, \mu(\text{의})_3, \mu(\text{의})_4, \mu(\text{의})_5 \}. \quad \text{식 (17)}$$

(2) 문자 패턴 “어”에 대한 FMF

$$\mu(\text{어}) = \min \{ \mu(\text{어})_1, \mu(\text{어})_2, \mu(\text{어})_3, \mu(\text{어})_4 \}. \quad \text{식 (18)}$$

(3) 문자 패턴 “익”에 대한 FMF

$$\mu(\text{익}) = \min \{ \mu(\text{익})_1, \mu(\text{익})_2, \mu(\text{익})_3, \mu(\text{익})_4, \mu(\text{익})_5 \}. \quad \text{식 (19)}$$

#### 4. 실험 및 결과

그림 8과 같은 실험 문자 패턴을 구조적으로 유사한 카테고리 분류하기하는데 필요한 어트리뷰트의 값을 버어니어 캘리퍼스 실측하였으며, 이 어트리뷰트값을 앞에서 유도한 한글 문자 패턴 “의”, “어”, “익”의 MF에 파라미터로 적용하여 다음과 같은 결과를 얻었다. FACS“어”의 원소가 “의”나 “익”의 MF에 적용되었을 경우 큰값의 MFV(Membership Function Value)를 취하는 패턴은 없었으며, fuzzy ACS“의”와 “익”중 몇몇 원소는 서로의 MF에서 대등한 MFV를 취했다. 그림 8의 실험 문자 패턴을 구성하는 프리미티브의 어트리뷰트값은 표 1과 같다. 표 2는 이 실험 문자 패턴들의 PMF와 FMF 및 MFV에 의해 분류된 카테고리이다.

(단위:cm)

	CATEGORY	a의 길이	b의 길이	c의 길이	d의 길이	e의 길이	f의 길이	x의 길이	y의 길이	z의 길이	w의 길이
패턴1	의	1.07	0.54	0.51	0.83	0.87	0.18	0.61	0.58	0.71	*
	어	1.07	0.54	1.22	1.07	*	*	0.61	0.58	*	1.05
	익	1.07	0.54	0.51	0.83	0.87	*	0.61	0.58	0.71	*
패턴2	의	1.15	0.39	0.6	0.95	0.87	0.35	0.45	0.57	0.6	*
	어	1.15	0.39	1.2	1.15	*	*	0.45	0.57	*	0.98
	익	1.15	0.39	0.6	0.95	0.87	*	0.45	0.57	0.6	*
패턴3	의	0.37	1.2	0.4	0	1.15	0.6	0.55	0.75	0	*
	어	0.37	1.2	0.4	0.37	*	*	0.55	0.75	*	1.2
	익	0.37	1.2	0.4	0	1.15	*	0.55	0.75	0	*
패턴4	의	0.4	1.05	0.7	0.3	1.4	0.7	0.6	0.9	0	*
	어	0.4	1.05	0.7	0.47	*	*	0.6	0.9	*	1.15
	익	0.4	1.05	0.7	0.3	1.4	*	0.6	0.9	0	*
패턴5	의	0.85	0.55	0.42	0.85	0.65	0.2	0.4	0.45	0.25	*
	어	0.85	0.55	0.42	1.05	*	*	0.4	0.45	*	0.7
	익	0.85	0.55	0.42	0.85	0.65	*	0.4	0.45	0.25	*
패턴6	의	0.95	0.47	0.55	0.8	1.0	0.15	0.76	0.7	0.6	*
	어	0.95	0.47	0.55	0.95	*	*	0.76	0.7	*	0.85
	익	0.95	0.47	0.55	0.8	1.0	*	0.76	0.7	0.6	*

\*: 해당 사항이 없는 어트리뷰트를 의미.

표 1 실험 문자 패턴 1-6의 어트리뷰트값

	CATEGORY	PMFV $\mu_1$	PMFV $\mu_2$	PMFV $\mu_3$	PMFV $\mu_4$	PMFV $\mu_5$	FMFV : $\min(\mu_1 \dots \mu_5)$	가장유사한 CATEGORY
패턴1	의	0.954	0.856	0.877	0.864	0.38	0.38	의
	어	0	0.701	0.57	0.404	*	0	
	익	0.954	0.251	0.877	0.944	0.144	0.144	
패턴2	의	0.9	0.958	0.782	0.65	0.875	0.875	의
	어	0	0.766	0.391	0.271	*	0	
	익	0.9	0.319	0.783	0.65	0.2	0.2	
패턴3	의	0	0.925	0.336	0.166	0	0	어
	어	0.471	0.74	0.673	0.385	*	0.385	
	익	0	0	0.336	0.334	0	0	
패턴4	의	0.222	0.571	0.334	0.333	0	0	어
	어	0.648	0.457	0.667	0.476	*	0.457	
	익	0	0	0.334	0.667	0	0	
패턴5	의	0.794	0.788	0.941	0.609	0.833	0.609	익
	어	0	0.985	0.471	0.518	*	0	
	익	0.794	0.882	0.941	0.764	0.68	0.68	
패턴6	의	0.762	0.826	0.625	0.817	0.375	0.375	의
	어	0	0.724	0.8	0.396	*	0	
	익	0.762	0.264	0.625	0.855	0.183	0.183	

\* : 해당사항이 없는 PMF를 의미.

표 2 실험 문자 패턴 1-6의 PMFV, FMFV 및 분류된 카테고리



(a) 문자 패턴 1



(b) 문자 패턴 2



(c) 문자 패턴 3



(d) 문자 패턴 4



(e) 문자 패턴 5



(f) 문자 패턴 6

그림 8 실험 문자 패턴

## 5. 결론

문자 패턴이 모호하다는 것은 중복된 여러개의 카테고리과 유사하다는 것을 의미하며 임의의 카테고리과 얼마나 구조적으로 유사한지를 측정하기 위하여, MF 생성 알고리즘을 제안하였다. 제안된 알고리즘으로 부터 MF를 정의하여 모호한 문자 패턴을 구성하는 프리미티브들의 기울기, 길이, 프리미티브간의 연결, 프리미티브의 위치등의 어트리뷰트들을 파라미터로 주어 유사도를 계량화 하였다. 그결과 모호한 문자 패턴을 ACS중에서 구조적으로 가장 유사한 카테고리로 분류할 수 있게 되었다.

문맥적 지식의 통계적 표현 방식과 구조적 표현 방식을 이용하여 오인식을 수정하는 방법과 함께 문자 패턴의 구조적 유사도를 계량화한 MF를 적용하여 모호하게 작성된 문자 패턴을 좀 더 정확하게 유사한 카테고리 분류할 수 있었으며 문서 인식 시스템의 오인식률을 감소시키는데 도움이 되도록하였다.

#### 참고 문헌

1. 이 균하 (1981) "속성에 구속 받는 문법을 이용한 한글 문서 인식", 인하대학교 공학 박사 학위 논문.
2. 이 균하, 왕 창종, 배 해영, 이 정현, 유 원희, 김 흥운 (1990) "OCR 카드리더 기술개발에 관한연구", 공업기반 기술개발사업의 기술개발 보고서, pp.22.
3. Kyoon Ha Lee (1988) "Character Recognition Using Attributed Grammar", Pattern Recognition, Proc, pp 418-423.
4. L. Uhr (1971) "Flexible Linguistic Pattern Recognition", Pattern Recognition, Vol. 3, pp. 363-383.
5. P. H. Swain and K. S. Fu (1972) "Stochastic Programed Grammers for Syntatic Pattern Recognition", Pattern Recognition, Vol. 4, pp.83-100.
6. P. M. Lewis II, D. J. Rosenkrantz and R. E. Stearns (1976) "Compiler Design Theory", Addison-Wesley Publishing Company, Massachussettes.
7. M. G. Thomason (1973) "Finite Fuzzy Automata, Regular Fuzzy Language, and Pattern Recognition", Pattern Recognition, Vol. 5, pp.383-390.
8. Jonathan J. Hull and Sargur N. Srihari (1982) "Experiments in Text Recognition with Binary n-gram and Viterbi Algorithms", Pattern Recognition, PP. 520-530.
9. Abramson (1963) Information theory and coding, Mc-Graw Hill, New York.
10. Kyoon Ha Lee (1987) "Recognition of Korean Characters", Proc. of the 30th Midwest Sym. of Circuit and Systems, PP. 161-164, Syracuse, N.Y..