

속성문법에 의한 물체인식

°임 승철* 김 태균* 권 오석*

* 중남대학교 전자공학과

Pattern Recognition Using Attributed Grammar

Seung Cheol Yim, Tae Kyun Kim, Oh Suk Kwon

Department of Electronics, Chung Nam National University

ABSTRACT

This paper describes the method of syntactic-semantic pattern recognition and description for two dimensional object which is adjusted or changed in size and its orientation.

To avoid the complexity and ambiguity which is arised in the case of syntactic or decision-theoretic method is used individually, an attributed grammar is introduced which applies computative attributes to pattern primitives, and then uses decision-theoretic method for attributes and syntactic method for pattern structure.

A primitive extraction embedding parsing and global rule for classification is also applied for more effective pattern recognition and description.

1. 서 론

기계에 인간의 시각 및 인지능력과 같은 기능을 부여하기 위한 시도와 연구는 컴퓨터의 발달과 더불어 1960년대 이후 급속한 발전을 거듭하여 현재는 문자 인식, 지문 인식, 외모 검진, 원격 탐사, 표적감지 및 추적, 로보트 시각장치 등 많은 분야에 응용되고 있다.

이와 같은 패턴인식을 위해 많은 접근방법이 제시되었으며 이들은 크게 두가지 방법으로 분류된다. 즉 결정론적 (Decision Theoretic) 방법과 구문론적 (Syntactic) 방법으로 나눌 수 있다. [1, 11~13]

결정론적 방법은 기준패턴과의 유사도를 수학적으로 측정하여 인식하는 방법으로 일반적으로는 입력패턴으로부터 특징 (Feature) 을 선택하고 추출한 후, 수학적 또는 통계적 Criteria 에 따른 결정함수 (Decision Function) 를 사용하여 패턴인식과 분류를 한다. 그러나 이 방법은 패턴의 구조적 정보를 적용할 수 없기 때문에 복잡한 구조를 갖는 패턴은 인식하기 어려울 뿐 아니라 부분패턴간의 관계를 묘사할 수 없고 폭넓은 패턴인식을 위해서는 방대한 양의 Database 및 자료 처리를 필요로 한다.

구문론적 인식방법은 1950년대에 이미 Chomsky 에 의해 정립된 형식언어이론을 바탕으로 1960년대 이후 급속한 발전을 이룬 방법으로, 패턴의 구조적인 면에 중점을 두어 인식하는 방법이다. 즉 전체 패턴의 국부적인 부분을 고정된 패턴원소 (Primitives) 로 나타내고, 이 패턴원소들의 조합으로 표현된 전체 패턴을 생성규칙에 따라 분석, 파악함으로써 패턴을 인식하고 묘사한다. 그러나 이 방법은 잡음이 있는 패턴을 다루는 데 약하고, 수치적 정보를 이용하지 못하므로 크기가 다르거나, 방향이 틀린 패턴의 인식에 있어서 매우 많은 생성규칙을 필요로 하게 되어 복잡성을 배제할 수 없다.

이상과 같이 물체인식에 있어서 어느 한 방법만에 의한 경우의 복잡성 및 모호성을 배제하기 위해 이 두가지의 접근방법을 결합하여 종합적인 패턴인식을 하기위한 연구가 1970년대말 부터 시작되었다.

본 논문에서는 패턴을 구성하는 각 패턴원소에 크기를 갖는 속성을 부여하고 속성에 대해서는 결정론적 인식방법을, 패턴구조에 대해서는 구문론적 인식방법을

적용한 속성문법을 도입하여 종합적인 패턴인식과 상대모사를 할 수 있도록 하였다.

2. 속성문법에 의한 패턴인식

구문론적 인식방법이나 결정론적 인식방법의 어느 한가지 방법만에 의한 패턴인식이 비효율적임은 이미 서론에서 기술한 바와 같다. 즉 전자는 잡음이 있는 패턴의 취급에 약하고, 의미있는 수치적 정보를 이용하지 못하며, 후자는 복잡한 패턴구조나 Subpattern 간의 관계를 표현할 수 없다. 이와 같이 어느 한 방법의 결점이 다른 방법의 장점으로 나타나는 것에 주목하여 이 두 방법을 종합하여 각 방법의 장점만을 얻을 수 있도록 한 것이 종합적 인식방법이다.

구문론적 인식방법에서 패턴은 여러 종류의 패턴원소의 연결로서 표현되며 각 패턴원소는 그 크기와 방향이 엄격하게 고정되어 있다. 이 크기와 방향의 고정성 때문에 다양한 패턴을 표현하기 위해서는 많은 종류의 패턴원소가 필요하게 되고 패턴의 크기에 따라 패턴 표현에 사용되는 패턴원소의 수도 달라지게 된다. 또한 동일한 물체에 대해서도 놓인 방향이 달라지게 되면 그 패턴을 표현하는 패턴원소의 종류도 달라지게 되므로 패턴을 표현하는 String 이 달라지게 된다. 따라서 크기가 다르거나 방향이 달라진 경우 동일한 물체를 표현하는 패턴 String 에 대해서도 각기 다른 속성문법을 적용하여야 하며, 이는 패턴인식 시스템의 비효율성과 직결된다.

그러나 패턴원소에 어떤 수치적 크기를 갖는 속성을 도입하게 되면 여러 종류의 패턴원소를 하나의 패턴원소로 통합하여 표현할 수 있으며 이때 달라지는 것은 각 경우의 패턴원소의 속성뿐이다. 즉 선분의 길이라는 속성을 가지고 패턴을 표현하는 경우 같은 방향을 갖는 모든 직선은 하나의 패턴원소로 표현될 수 있으며, 여기에 선분의 기울기까지 도입하게 되면 모든 직선성분을 하나의 패턴원소로 나타낼 수 있게 된다.

이와 같이 패턴원소의 표현에 속성을 도입함에 따라 종래의 구문론적 인식방법에 대해 다음과 같은 장점을 얻을 수 있게 된다. [1~5]

- 가. 패턴원소의 선택문제가 간단해진다.
- 나. 패턴원소의 종류가 적어지므로 문법이 간단해진다.
- 다. Chomsky 가 구분한 문법적 복잡도가 감소된다.
- 라. 잡음이 있는 패턴인식 능력이 향상된다.

3. 인식 시스템의 구성

1) 인식시스템의 구성

이상에서 설명한 바에 따라 구문론적 방법에 속성을 도입한 종합적 인식 방법을 구현하기 위해 그림 3-1 과 같이 인식 시스템을 구성하였으며, 인식 대상 물체는 그 윤곽 직선과 곡선이 다양하게 존재하는 I-Spanner 와 Longnose Plier 를 선정하여 크기가 다르거나, 방향이 틀린 경우 또는 조정 되어 모양이 변화된 경우에 대해 모두 인식이 가능하도록 하였다.

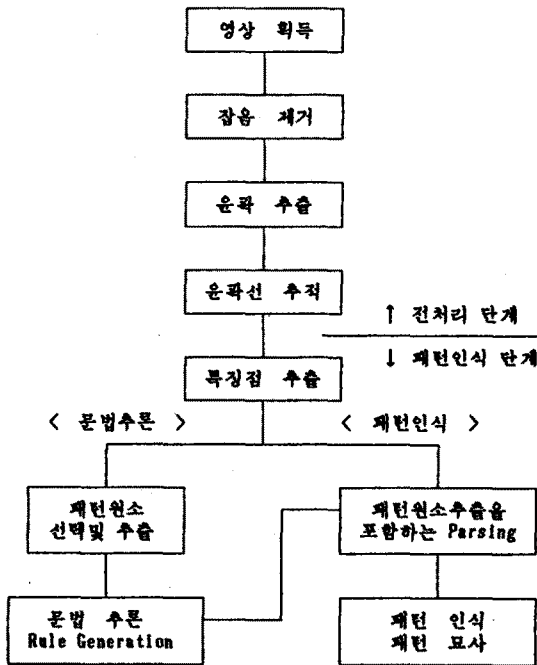


그림 3-1 인식시스템의 구성도
Fig. 3-1 Block Diagram of Recognition system

2) 전처리 (Preprocessing)

영상입력장치로부터 입력된 영상에 존재하는 2 차원 물체를 인식하기 위하여 몇 단계의 전처리 과정이 필요하다. 여기에는 영상에 포함된 잡음성분을 제거하기 위한 과정과, 물체의 윤곽을 추출하는 과정 및 윤곽선을 8 방향 코드로 표현하는 과정이 포함된다. [6, 7, 8]

영상입력장치로부터 입력된 영상에 포함된 잡음성분의 제거는 공간영역방법 중 매우 간단한 방법인 이웃화소들의 Averaging 방법을 사용하였으며, 영상에 나타난 물체의 윤곽 추출에는 가장 많이 사용되고 간단하며 비교적 연산속도가 빠른 Sobel 연산자를 사용하였다.

윤곽선 추적은 Sobel 연산자를 사용하여 처리한 후터운 경계를 갖는 화상에서 실험적인 임계값을 정하고, 화면의 위에서 아래로 Raster Scan 하면서 임계값보다 큰 화소값을 갖는 최초의 시작점을 찾은 뒤, 임계값보다 큰 화소에 대해 추적을 계속해 가면서 그 결과를 Freeman Chain Code String 으로 정리하는 방법을 사용하였다.

추적방법은 가급적 최 외곽의 윤곽점들을 얻어낼 수 있도록 하기 위하여 그림 3-2 와 같이 (진행방향+1) MOD 8 로부터 (진행방향-3) MOD 8 로 하였다.

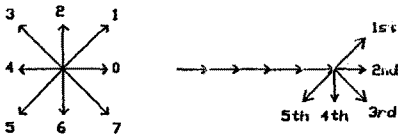


그림 3-2 Freeman Chain Code 와 윤곽선 추적방향
Fig. 3-2 Freeman Chain Code and Direction of Tracking

3) 특징점 추출

물체의 Corner 들은 윤곽선상에서 Curvature 가 급격히 변하는 부분으로서 Corner Point 에 의해 분리된 두 선분은 서로 다른 성질을 갖는 선분으로 취급할 수 있고, 이 서로 다른 성질은 각 선분의 서로 다른 속성으로 표현될 수 있기

때문에 속성문법에 의한 물체인식 문제에 있어서 Corner Point 의 추출은 매우 중요한 문제라 할 수 있다. Corner Point, 즉 특징점의 추출방법에는 여러가지 방법이 제시되어 있으나 본 논문에서는 그중 비교적 간단한 방법으로서 Freeman 이 제안한 방법을 사용하였다. [9, 10]

4) 패턴원소의 선택과 추출

본 논문에서는 물체의 윤곽선을 직접히 분할하고, 분할된 각 선분에 포함된 구조적, 의미적 정보를 분석, 파악함으로써 입력된 패턴을 인식하고 묘사한다. 따라서 윤곽선분할에 있어서 각 선분을 표현하는 속성은 서로 중복되지 않고 판별력이 큰 수치데이터의 집합이 되어야 하고 각 선분들 간의 관계는 구조적으로 잘 표현되어야 한다. 이를 위해 본 논문의 실험대상인 I-Spanner 와 Longnose Plier 에 대해 그림 3-3 과 같이 전체 패턴을 분할하고, 분할된 각 선분을 패턴원소로 선택하였다. 본 논문에서는 You 와 Fu 의 Curve Segment Descriptor 와 Angle Descriptor [2] 를 축소하여 Curve 에 대해 다음과 같은 3 개의 속성을 갖는 Primitive Descriptor PD(c) 를 제안한다.

[정의 1] $PD(c) = (\vec{C}, L, A)$
 \vec{C} : Curve Vector
 L : Curve Length
 A : Angle

여기서 \vec{C} 는 Curve 의 시작점과 끝점을 잇는 Vector 이며, L 은 Curve 의 실제 길이를 나타내고, A 는 어떤 Curve 와 바로 이전의 Curve 가 이루는 각도를 표현한다. 여기서 \vec{C} 와 L 은 패턴 물체의 전체 길이 L_0 에 의해 Normalize 될 수 있으며 다음과 같은 NPD(c) 를 생성할 수 있다

[정의 2] $NPD(c) = (\vec{C}/L_0, L/L_0, A)$
 \vec{C}/L_0 : Normalized Curve Vector
 L/L_0 : Normalized Curve Length
 A : Angle

이와 같은 Normalized Primitive Descriptor 로 패턴을 표현하는 경우 인식 대상 물체가 모양이 같고 크기가 다른 경우에도 동일한 속성값에 의해 표현되거나 인식될 수 있다. 또한 A 는 바로 전 Curve 와의 상대적인 각도와 이므로 인식대상물체의 방향이 달라지는 경우에도 동일하게 적용할 수 있다.

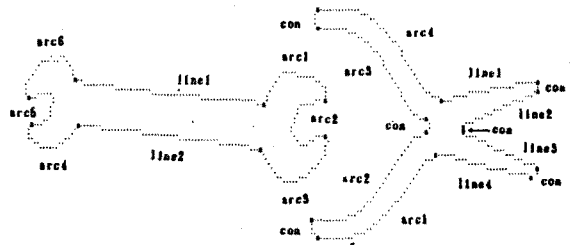


그림 3-3 패턴원소의 선택
Fig. 3-3 Skeleton of Primitive

5) 문법수론 및 Rule Generation

본 논문에서는 Interactive Mode 로 Sample 패턴에 대해 패턴원소를 정의하고, 정의된 패턴원소에 대해 그 속성을 계산한 후, 각 패턴원소의 구조적 연결 순서는 Finite State Grammar 로 정리하여 Parsing 에 사용할 문법으로, 각 패턴원소를 표현하는 속성은 Primitive Descriptor Table로 작성하도록 하였다.

본 논문의 경우에는 인식대상 패턴의 Class 를 단지 2 종류의 Class 로 한정하였으나 좀 더 일반적인 물체인식 시스템의 경우 많은 패턴 Class 를 인식대상으로 할 것이며, 이에 따라 Parsing 시 적용해야 할 Grammar 의 종류가 많아져서 Parsing 에 소요되는 시간이 길어지게 된다. 따라서 어떤 특정한 패턴 Class 에 대해 그 패턴 Class 를 특징지우는 Rule 을 가지고 Parsing 에 적용할 Grammar 를

우선적으로 선택 한다면 Parsing 에 소요되는 시간을 줄일 수 있을 것이다. 이러한 접근방법에 따라 본 논문의 인식대상인 I-Spaner 와 Longnose Plier 에 대해 선정 한 Rule 은 다음과 같다.

I-Spaner : $|\vec{C}|/L_0$ 가 약 22% 정도 되며, 서로 평행한 (\vec{C} 의 각도가 서로 180°) 인 직선성분이 2 개 존재한다.

Longnose Plier : $|\vec{C}|/L_0$ 가 약 10% 정도 되는 직선성분이 4 개 또는 2 개 존재한다.

이와 같은 특징은 Parsing 을 위한 전처리 과정에서 쉽게 도출될 수 있는 것으로서 이를 위한 별도의 처리가 필요하지 않은 경우가 많으므로 매우 유효한 접근방법이라 할 수 있다.

6) 패턴원소 추출을 포함하는 Parsing

본 논문에서는 Parsing 이전에 모든 패턴원소를 추출하는 일반적인 방법 대신 패턴원소 추출을 포함하는 Parsing 방법을 도입한다. 이는 K.C.You 와 Fu 의 의해 제안된 방법 [2] 으로서, 분명한 특징점 또는 분할점을 찾아 내기 힘든, 잡음성분이 많은 윤곽선상에서의 패턴원소 추출은 Parsing 을 위한 Grammar 를 참조하지 않고는 부정확할 수 밖에 없다는 사실에 기인된 것이다. 본 논문의 경우에도 이러한 점을 고려하고, 또한 특징점 추출과정에 간단한 알고리즘인 Freeman 의 방법을 사용하였기 때문에 대상물체의 방향이 바뀌거나 크기가 다른 경우 추출된 특징점의 위치가 일률적이지 않은 점등을 고려하여 확실한 경우를 제외하고 패턴원소의 추출은 Grammar 에 의한 Parsing 과정에 포함시켰다.

이러한 접근방법의 장점은 패턴원소의 추출문제가 특징점 추출과정의 결과에 크게 의존하지 않게 되며, 매우 복잡한 윤곽선을 갖는 경우에도 유연하게 적용될 수 있다는 것이다. Parsing 과정에서 'Accept' 의 여부를 판단하기 위한 Similarity Function 은 다음과 같이 정의하며, 이들의 값이 모두 임계값 이상일 경우 'Accept' 로 판단한다.

[정의 3] $S_L = r_{cur_len} / rcl$
 $S_{\vec{C}} = r_{vec_len} / rvc$
 $S_{cur} = curvature / cvl$
 $S_A = l_angle / La$

여기에서

$r_{cur_len} = L$ of 기준 Pattern
 $r_{vec_len} = |\vec{C}|$
 $curvature = L/|\vec{C}|$
 $l_angle = A$
 $rcl = L$ of 인식대상 패턴
 $rvc = |\vec{C}|$
 $cvl = L/|\vec{C}|$
 $La = A$

이다.

7) 패턴 묘사

속성분법에 의한 패턴인식의 큰 장점으로서 패턴인식과정에서 얻어지는 속성들을 조합하여 주어진 패턴에 대한 완벽한 패턴묘사를 할 수 있다는 점이 있다.

즉 본 논문의 인식대상인 I-Spaner 의 경우에는 가장 긴 직선성분의 길이(L) 와 가장 Curvature 가 큰 Curve 의 Vector Length($|\vec{C}|$) 가 I-Spaner 의 손잡이 길이와 입구의 크기에 대응되므로 이들의 값을 사용하여 주어진 I-Spaner 를 완벽하게 묘사 할 수 있다. 또한 Longnose Plier 인 경우 4 개의 직선성분 중 내부의 두 선분의 연결각도(A) 에 의해 Longnose Plier 의 벌어진 정도를 묘사할 수 있다.

4. 실험 및 검토

1) 실험장치의 구성

속성분법에 의한 인식 실험을 위해 그림 4-1 과 같이 실험 장치를 구성하였다. Video Camera 로부터의 영상신호는 Image Digitizer 에 의해 256×256 해상도에 256 Gray Level (8 Bit) 의 영상 Data 로 변환되어 PC 에 전달된다.

PC 는 Image Digitizer 의 각종 동작순서를 통제하며, PC 에 의해 처리된 데이터는 다시 Image Digitizer 로 출력될 수 있으므로 필요한 경우 처리 결과를 Monitor TV 로 관찰할

수 있다.

패턴인식을 위한 각종 Program 은 Pascal Language 로 작성하였으며 잡음 제거 및 윤곽 추출등은 연산시간 단축을 위해 Assembler Language 를 사용하여 Programming 하였다.

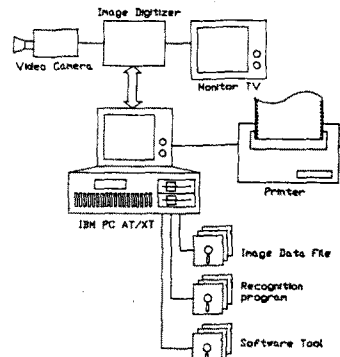


그림 4-1 인식장치 구성도
 Fig. 4-1 Block Diagram of Recognition System

2) 실험 결과

실험에 사용한 인식대상은 크기가 다른 2 개의 I-Spaner 와 Longnose Plier 로서, I-Spaner 의 경우에는 놓여진 방향을 다르게 하여 시험을 위한 영상데이터를 얻었으며, Longnose Plier 의 경우에는 놓여진 방향 및 벌어진 정도를 변화시켜 가면서 영상데이터를 얻었다.

그림 4-2 는 기존패턴에 비해 크기가 작고 놓여진 방향이 약 70° 정도 되는 I-Spaner 에 대한 인식과정을 보인 것이다. (a) 는 Video Camera 와 Image Digitizer 에 의해 얻어진 Raw Image 이고, (b) 는 Sobel 연산자를 적용하여 처리한 윤곽 화면이며, (c) 는 이의 인식과정을 보인 것이다 여기서 Length 는 가장 긴 직선성분, 즉 손잡이 부분의 길이를 나타내며, Slope 는 놓여진 각도, Size 는 넓은 쪽 입구의 크기를 나타낸다.

그림 4-3 은 Longnose Plier 에 대한 인식과정의 일 예로서 놓여진 방향은 211°, 벌어진 정도는 44.78° 로서 올바르게 인식하고 묘사하고 있음을 보여준다.

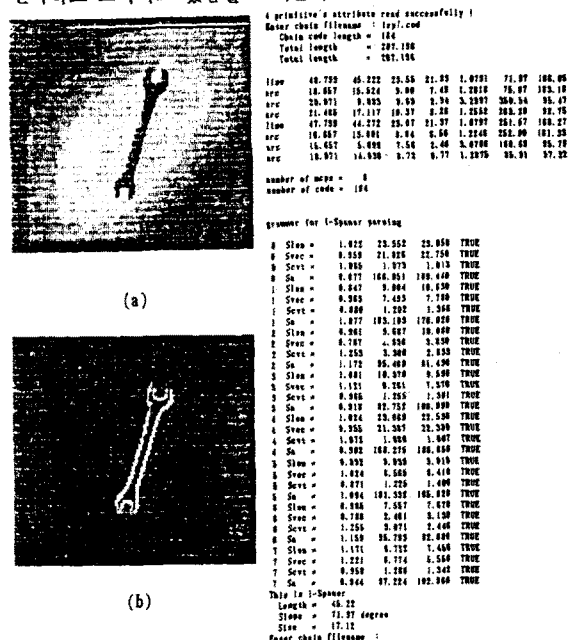
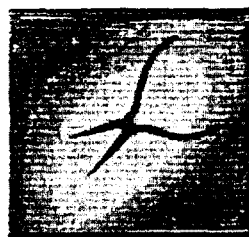
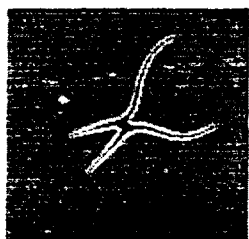


그림 4-2 I-Spaner 에 대한 인식과정
 Fig. 4-2 Recognition Process for I-Spaner



(a)



(b)

```

4 plaintext's attributes read successfully
Enter chain filename : long.cod
Chain code length = 300
Total length = 352,131
Total length = 352,131

line 34,574 52,537 9.75 9.24 1.8540 225.00 221.19
line 34,582 52,541 9.53 9.12 1.8594 53.53 50.55
line 34,585 52,540 9.59 9.47 1.8609 188.75 315.22
line 34,588 52,540 9.57 9.57 1.8600 96.80 81.25
line 34,587 52,532 9.13 9.44 1.8619 18.65 189.65
arc 37,561 52,479 18.45 14.39 1.1841 58.94 219.38
arc 34,574 52,537 1.55 1.92 1.2249 302.68 64.65
arc 34,578 48,381 14.36 13.71 1.8919 242.99 118.21
arc 4,828 3,162 1.37 9.90 1.5189 288.43 225.53
arc 45,556 41,911 12.34 11.64 1.1189 1.40 252.90
arc 5,414 4,472 1.34 1.27 1.2187 298.57 116.17
arc 50,392 45,100 14.31 12.91 1.1772 193.81 87.25

number of arcs = 13
number of code = 300

grammar for Longnose Plier parsing
0 Stmt = 0.568 9.735 18.966 TRUE
0 Stmt = 0.959 9.238 8.408 TRUE
0 Stmt = 1.089 1.254 1.045 TRUE
0 Sa = 1.034 211.186 215.319 TRUE
1 Stmt = 1.832 1.126 0.670 FALSE
1 Stmt = 1.236 0.863 0.219 TRUE
1 Stmt = 1.419 1.416 1.000 FALSE
1 Sa = 1.009 30.900 22.959 TRUE This is Connector
2 Stmt = 1.813 8.538 4.478 TRUE
2 Stmt = 1.941 0.131 1.839 TRUE
2 Stmt = 0.979 1.859 1.000 TRUE
3 Stmt = 0.999 59.521 182.450 TRUE
3 Stmt = 0.938 8.888 8.750 TRUE
3 Stmt = 0.945 1.489 7.590 TRUE
3 Stmt = 0.999 1.485 1.285 TRUE
3 Sa = 0.916 218.216 221.818 TRUE
4 Stmt = 0.187 0.569 0.748 TRUE
4 Stmt = 0.913 0.569 0.890 TRUE
4 Stmt = 0.578 1.000 1.000 TRUE
4 Sa = 0.187 81.254 53.939 TRUE This is Connector
5 Stmt = 0.490 3.128 16.150 TRUE
5 Stmt = 0.872 0.662 0.689 TRUE
5 Stmt = 1.020 1.491 1.053 TRUE
5 Sa = 1.021 189.854 187.090 TRUE
6 Stmt = 1.022 18.462 19.000 TRUE
6 Stmt = 1.009 14.381 15.000 TRUE
6 Stmt = 1.009 1.164 1.161 TRUE
6 Sa = 1.000 219.382 211.186 TRUE
7 Stmt = 1.382 1.259 0.928 TRUE
7 Stmt = 1.115 1.026 0.820 TRUE
7 Stmt = 1.224 1.214 1.000 TRUE
7 Sa = 0.350 44.654 87.489 TRUE This is Connector
8 Stmt = 1.187 14.943 15.520 TRUE
8 Stmt = 1.894 18.714 15.548 TRUE
8 Stmt = 1.012 1.091 1.078 TRUE
8 Sa = 1.012 119.214 117.829 TRUE
9 Stmt = 0.782 1.211 1.000 TRUE
9 Stmt = 0.878 0.839 0.928 TRUE
9 Sa = 0.788 1.527 1.563 TRUE
9 Sa = 0.851 225.551 247.100 TRUE This is Connector
10 Stmt = 0.906 12.935 13.396 TRUE
10 Stmt = 0.868 11.665 12.180 TRUE
10 Stmt = 1.000 1.111 1.102 TRUE
10 Sa = 1.000 251.382 235.520 TRUE
11 Stmt = 1.032 1.537 1.490 TRUE
11 Stmt = 1.032 1.216 1.238 TRUE
11 Stmt = 1.093 1.231 1.267 TRUE
11 Sa = 0.950 115.168 126.470 TRUE This is Connector
12 Stmt = 0.950 14.500 15.000 TRUE
12 Stmt = 0.929 11.086 15.730 TRUE
12 Stmt = 1.022 1.117 1.093 TRUE
12 Sa = 1.000 87.249 65.430 TRUE

This is Longnose Plier
Slope = 211.14 degree
Open Angle = 14.75 degree
Enter chain filename :
    
```

그림 4-3 Longnose Plier 에 대한 인식과정
Fig. 4-3 Recognition Process for Longnose Plier

5. 결 론

실험을 통해 속성문법이 강제로 된 물체가 조정되어 변화되었거나, 크기가 다른 경우 및 방향이 달라진 경우에 대해 효율적인 인식 방법을 제공한다는 것을 확인할 수 있었으며, 우선적인 판단기준을 설정하기 위한 Rule Generation 및 패턴원소 추출을 포함하는 Parsing 방법을 도입하여 인식시스템의 효율성과 유연성을 증대시킬 수 있었다. 많은 종류의 불체물 인식하기 위해서는 좀 더 여러가지의 속성을 도입해야 할 것이며, 이 경우 효과적인 Programming 과 Global Rule, Grammar 및 Primitive Descriptor Table 의 효율적인 관리를 위해서 AI 용 언어를 사용하여 처리해야 할 것으로 생각된다.

참 고 문 헌

[1] King-Sun Fu, "A Step Towards Unification of Syntactic and Statistical Pattern Recognition", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol. PAMI-5, pp.200-205, 1983
 [2] Kai Ching You and King-Sun Fu, "A Syntactic Approach to Shape Recognition using Attributed Grammars", IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics, Vol.SMC-9, pp.334-345, 1979
 [3] Wen-Hsiang Tsai and King-Sun Fu, "Attributed Grammar - A Tool for Combining Syntactic and Statistical Approaches to Pattern Recognition", IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics, Vol.SMC-10, pp.873-885, 1980

[4] Wen-Hsiang Tsai and Shiao-Shian Yu, "Attributed String Matching with Merging for Shape Recognition", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.PAMI-7 July 1985
 [5] M.A.Eshera and King-Sun Fu, "An Image Understanding System Using Attributed Symbolic Representation and Graph Matching", IEEE Trans. Pattern Analysis and Machine Intelligence, Vol.PAMI-8, No.5, pp.604-618, 1986
 [6] Rafael C. Gonzalez and Paul Wintz, "Digital Image Processing 2nd Ed", Addison-Wesley, 1987
 [7] Gilbert B. Shaw, "Local and Regional Edge Detectors : Some Comparisons", Computer Graphics and Image Processing, Vol.9, No.2, pp.135-149, 1979
 [8] Chang Chang Lee, "Elimination of Redundant Operation for Fast Sobel Operator", IEEE Trans. System, Man, and Cybernetics, Vol.SMC-8, pp.242-245, 1978
 [9] Herbert Freeman and Larry S.Davis, "A Corner-Finding Algorithm for Chain-Coded Curves", IEEE Trans. Computers, Vol.C-26, pp.297-303, 1977
 [10] Azriel Rosenfeld and Emily Johnston, "Angle Detection on Digital Curves", IEEE Trans. Computers, Vol.C-22, pp.875-878, 1973
 [11] King-Sun Fu, "Syntactic Pattern Recognition and Application", Prentice-Hall, 1982
 [12] John E. Hopcroft and Jeffrey D. Ullman, "Introduction to Automata Theory, Language, and Computation", Addison-Wesley, 1979
 [13] Rafael C. Gonzalez and Michael G. Thomason, "Syntactic Pattern Recognition", Addison-Wesley, 1978