

그래프간 유사도 측정에 의한 음악 기호 인식

A Musical Symbol Recognition By Using Graphical Distance Measures

전 정 우**, 장 경 식*, 허 경 용*, 김 재 희*
(Jung Woo Jun**, Kyung Shik Jang*, Gyeong Yong Heo*, Jaihie Kim*)

※이 연구는 1994년도 과학재단 연구비 지원에 의하여 연구되었음(과제번호: 941-0900-072-2).

요 약

패턴인식이나 영상이해의 영역에서는 같은 물체라도 잡음이나 왜곡에 의하여 모양이 훼손되어 다른 물체로 인식될 수 있다. 따라서 물체 인식에서는 두 물체가 완전히 동일한지 여부를 판정하는 것보다는 두 물체가 서로 어느 정도 유사한가를 판정하는 것이 중요한 경우가 많다. 이 논문에서는 훼손된 기호의 인식을 위하여 기호를 표현하는 두 그래프 표현간의 유사도 측정을 이용한 기호 인식 방법을 제안하였다. 제안한 기호 인식 방법은 런 그래프(run graph)를 이용하여 인식 대상 기호를 노드(node)와 에지(edge)로 구성되는 그래프 형태로 표현하고 임베딩 변환(embedding transform)을 포함한 생성 규칙을 사용하여 입력 그래프를 참조 모델 그래프와 유사한 형태로 변형시킨다. 이러한 과정에서 변형된 최종 그래프와 모델 그래프간의 구조적 유사성과 변형시 사용된 생성 규칙의 수를 이용하여 그래프간 유사도를 측정함으로써 기호를 인식하였으며 이의 응용 분야로서 악보에서 비음표 기호 인식에 사용하였다. 이 결과 96%의 인식률을 얻었으며 기호가 심하게 훼손되지 않은 경우에는 거의 인식에 성공하였다.

ABSTRACT

In most pattern recognition and image understanding applications, images are degraded by noise and other distortions. Therefore, it is more relevant to decide how similar two objects are rather than to decide whether the two are exactly the same. In this paper, we propose a method for recognizing degraded symbols using a distance measure between two graphs representing the symbols. A symbol is represented as a graph consisting of nodes and edges based on the run graph concept. The graph is then transformed into a reference model graph with production rule containing the embedding transform. The symbols are recognized by using the distance measure which is estimated by using the number of production rules used and the structural homomorphism between a transformed graph and a model graph. The proposed approach is applied to the recognition of non-note musical symbols and the result are given.

1. 서 론

패턴의 표현(pattern representation)과 분석(analysis)

등을 위한 도구로서 그래프(graph)의 사용은 구분적 패턴 인식(syntactic pattern recognition)분야에서 많은 연구가 수행되어져 왔으며 여러 가지 그래프 문법(graph grammar)과 이의 구분 분석 방법(parsing technique)이 제안되었다[3][4]. 그래프에 의하여 표현된 한 패턴을 인식하기 위한 방법들은 크게 두 가지로 구분될 수 있다. 두 그래프간의 완전 매칭(perfect matching)을

*연세대학교 전자공학과
Dept. of Electronic Engineering, Yonsei University
**삼성전관생산기술연구소
Samsung Display Devices Co. Production Engineering Center
접수일자: 1995년 12월 6일

수행하는 경우에는 그래프 구조 동형성(isomorphism)이나 그래프 분법을 사용하고, 입력 그래프에 구조적인 왜곡(structural distortion)이 있는 경우에는 그래프간의 유사도(distance measure 혹은 similarity measure)를 사용하여 패턴을 인식한다[2][3][6].

패턴 인식이나 영상 이해(image understanding)의 영역에서는 같은 물체라도 잡음(noise)이나 왜곡(distortion)에 의하여 모양이 왜곡되어 다른 물체로 인식될 수 있다. 왜곡된 물체를 인식하는 방법으로는 가능한 변형 유 모델(model)에 포함시키는 방법[8]이 있으나 예측하지 못하는 변형이 발생하는 경우 인식이 안되는 단점이 있다. 따라서 물체의 인식에서는 두 물체가 완전히 동일한지를 판정하는 것보다는 두 물체가 서로 어느 정도 유사한가를 판정하는 것이 중요한 경우가 많다. 이때 일반적으로 두 물체간 유사도는 양쪽 물체에 공통적인 특징(feature)들의 최대 양으로서 정의되거나, 혹은 한 물체를 생성하기 위하여 다른 물체에 적용하여야 하는 변형(transform)의 최소 노력으로 정의된다[5].

그래프간 유사도 측정시 일반적으로 사용되는 변형은 노드 삽입(insertion), 노드 제거(deletion), 에지 삽입, 에지 제거 등이 있으나 이러한 변형들은 그래프에서 한 번에 하나의 노드, 에지만을 변형시키며 이러한 변형은 또 다른 노드, 에지로 단순히 치환하는 형태이기 때문에 그래프가 복잡한 경우에는 많은 변형을 필요로 하고 이로 인해 원하지 않는 형태의 변형을 유발시킨다는 문제점이 있다[5][7].

이 논문에서는 런 그래프를 이용하여 수직, 수평의 두 가지 방향성을 토대로 인식 대상 기호를 노드와 에지로 구성되는 그래프 형태로 표현하고 생성 규칙(production rule)을 사용하여 입력 그래프를 참조 모델 그래프(reference model graph)와 유사한 형태로 변형시킨다. 이때 위에서 언급한 문제점을 해결하기 위하여 변형에 의한 그래프의 재구성시 한 노드를 에지나 노드 형태뿐만 아니라 부그래프(subgraph)의 형태로 치환시킬 수 있으며 변형되는 그래프와 치환된 부그래프와의 구조적 연결 방법을 서술하는 임베딩 변환의 개념을 생성 규칙에 사용하였다. 이러한 과정에서 그래프간의 구조 유사성(homomorphism)과 변형시 사용된 생성 규칙의 수를 이용하여 그래프간 유사도를 측정함으로써 기호를 인식하였으며 이의 응용 분야로서 악보에서 비음표 기호 인식에 사용하였다.

II. 음악 기호의 그래프 표현

2.1 기호의 에지 영역, 노드 영역 추출

기호는 인식 과정을 수행하기 전에 그래프 형태로 표현되는데 이 논문에서는 런 그래프(run graph)[1]를 이용하여 에지와 노드로 구성되는 그래프로 표현하였다. 런 그래프에서 수평 런(horizontal run)과 수직 런(verti-

cal run)은 각각 수평, 수직 방향 흑화소(black pixel)의 수로 정의하며 하나의 수평 런에는 그 것과 교차하는 여러 개의 수직 런이 존재한다. 따라서 기호 내부의 한 점에서는 수평 런과 수직 런이 공존하게 된다. 이때 한 수직 런이 다른 수직 런보다 길지 않을 경우 짧은 런(short run)으로 정의된다. 그림 1. (a)의 A점에서 한 수평 런 길이는 그 수평 런을 교차하는 3개의 수직 런들의 길이보다 짧기 때문에 A점에서는 짧은 런이 존재한다. 그러나 B점에서의 수평 런의 경우, 교차하는 수직 런들중 C부분의 수직 런들의 길이보다 수평 런의 길이가 짧으나 D부분의 수직 런들 길이보다는 길기 때문에 B점에서는 짧은 런이 존재하지 않는다.

에지 영역(edge area)은 짧은 런들이 연속적으로 나타나는 부분으로 정의되며 짧은 런이 나타나지 않는 부분은 노드 영역(node area)으로 정의된다. 이러한 방법에 의하여 기호를 표현하면 노드 영역은 기호를 구성하고 있는 가지들의 연결(junction) 부분이나 굴곡(corner) 부분에서 나타나게 되며 에지 영역은 그 이외의 영역, 즉 두 노드 영역을 연결시키는 부분에 해당한다. 그림 1.의 (b)는 임의의 음악 기호를 영역 분리한 결과이다.

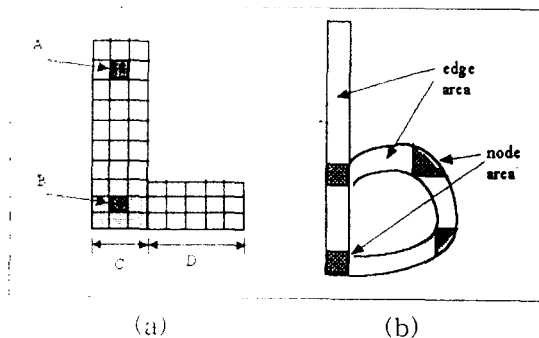


그림 1. 에지 영역 및 노드 영역
Fig 1. Edge areas and node areas

이러한 방법은 방향성을 기준으로 기호를 조각으로 나누므로써 기호구성 원시구성요소(primitive)의 분리를 가능하게 한다. 그러나 이 방법은 일반적으로 자주 발생하는 기호 표면의 작은 잡음(noise)에 오동작을 하게 된다. 그림 2.는 전체가 에지 영역으로 분리되어야 하지만 돌출된 하나의 화소를 포함하는 부분의 수직 런은 돌출 부분에서의 수평 런 보다 길기 때문에 짧은 런이 될 수 없으며 이 부분에서는 짧은 런이 존재하지 않게 되어 노드 영역으로 분류된다. 이와 같은 오류를 제거하기 위하여 이 논문에서는 다음과 같은 후처리를 수행하였다. 연속적인 세개의 런 R1, R2, R3에 대하여 각 런의 시작 위치(혹은 마지막 위치)가 동일하고 런 R2의 길이가 R1, R3과 1 만큼 차이가 나면 에지 영역에 속하도록 하여 그

일 2.에서와 같은 식은 종종 잡음에 의한 영역 분리의 오류를 깨 가하였다.

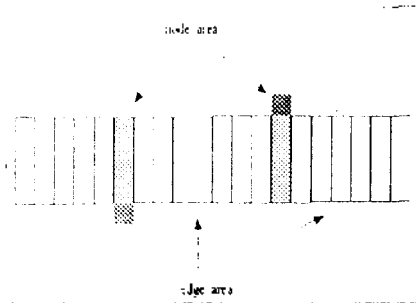


그림 2. 잡음에 의한 노드 영역의 생성
Fig 2. Node areas by noises

2.2 기호의 그래프 표현

영역 분리된 기호의 각 영역은 일반적인 그래프 $G = (N, E)$ 의 구성 성분인 노드 N 과 에지 E 에 일대일 대응(mapping)된다.

이 논문에서 노드 영역은 한 에지의 끝 부분이거나 두 개 이상 에지의 교차 부분, 굴곡 부분에 해당하며 노드 영역의 중심점을 하나의 노드로 표현하였다. 에지 영역은 두 노드영역을 잇는 부분에 해당하며 두 노드를 이어주는 하나의 직선으로 표현하였다. 그래프로 표현되는 노드 및 에지는 다음과 같은 속성(attribute)을 사용하여 표현하였다. 이때 하나의 에지는 방향과 두개의 노드 라벨로 표현하고 한 노드의 라벨은 그 노드에 연결된 에지 수로서 표현한다.

정의 2.1 에지는 양자화된 4가지 방향(direction)을 갖는다.

- a : east b : south east
- c : south d : south west

정의 2.2 노드 라벨(label)을 위한 노드 라벨링 함수(labeling function)는 다음과 같다.

$$NLF(n_i) = \text{노드 } n_i \text{에 연결된 에지들의 수}$$

정의 2.3 에지는 다음과 같이 정의한다.

$$e = (n1, n2, Dr)$$

$n1$: 시작 노드 라벨, $n2$: 끝 노드 라벨, Dr : 방향

정의 2.4 그래프 G' 는 다음과 같이 정의한다.

$$G' = (E, S)$$

E : 에지 집합 S : 기호의 크기

위의 정의에 의하여 기호는 에지들의 집합으로 표시되며 기호의 크기값은 악보의 오선 간격에 대하여 정규화시켰고 인식 과정에서 기호를 대 분류하기 위하여 사용된다. 그림 3.은 한 음악 기호를 그래프로 표현한 것이며

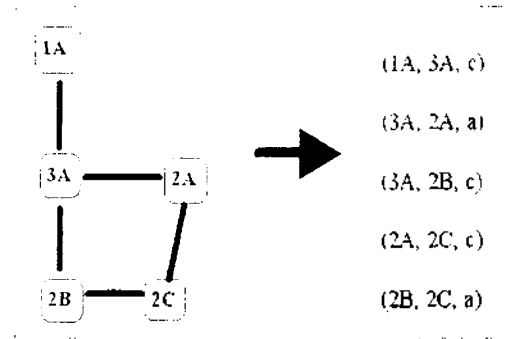


그림 3. 기호의 그래프 표현
Fig 3. Graph representation of a symbol

이때 (1A, 3A, c)는 에지가 1개 연결된 노드 1A와 3개 연결된 노드 3A를 연결하고 방향이 c인 에지를 뜻한다. 그래프에서 각 노드의 이름을 정하는 규칙(ordering rule)은 최상단의 왼쪽 노드에서 시작하여 최하단의 오른쪽 노드에서 끝나는 순서로 하였다.

III. 기호의 인식

기호의 인식은 두 단계로 수행되는데 각 에지의 구조적인 위치를 기반으로 입력 그래프와 비교 대상인 참조 모델 그래프와의 동일한 부분을 조사하는 호모모픽 프로세스(homomorphic process)와 입력 그래프를 비교 대상으로 변화시키는 생성 규칙 적용 절차로 이루어진다.

3.1 호모모픽 프로세스

기호는 참조 모델과의 비교 과정을 통해서 모델과 동일 여부를 판정 받게 된다. 두 기호가 서로 동일한 것으로 판정 받으려면 기호의 각 구성 요소(primitive)가 서로간에 일대일 대응 관계를 가지고 있으며 그 대응은 구성 요소간의 성질을 변화시키지 않는 대응 함수(mapping function)이어야 한다.

A 를 입력된 그래프의 에지 집합, B 를 참조 모델 그래프의 에지 집합, L 을 에지 라벨의 한정된 집합(finite set), N 항 관계(N -ary relation) R 은 $R \subset A^N \cdot L$ 이며, $h: A \rightarrow B$ 는 집합 A 에서 집합 B 로의 대응이라고 할 때 대응 h 와 N 항 관계 R 의 합성 $R \circ h$ 는 식 (1)과 같으며, $R \subset A^N \cdot L$ 이고 $R' \subset B^N \cdot L$ 이라고 할 때 식 (2)의 대응 h 는 R 에서 R' 로의 호모모피즘[2]이다.

$$R \circ h = \{(b_1, b_2, \dots, b_n) \in B^N \cdot L \mid \text{there exists } (a_1, a_2, \dots, a_n) \in R \text{ with } h(a_i) = b_i, i = 1, 2, \dots, n\}$$

$$R \circ h \subset R' \tag{2}$$

호모모피즘은 구성 요소간의 상호 관계가 보존되는 일

각 기호의 구성 요소와 참조 모델의 구성 요소간 대응을 찾는다. 두 그래프간 호모모피즘이 성립하면 두 그래프는 동일한 것으로 판정된다. 이 논문에서는 호모모피즘을 이용하여 두 그래프간 에지들의 대응 관계를 조사하였다.

에지간의 대응은 많은 경우의 수를 가지고 있으며 모든 가능한 대응을 고려할 경우 연산이 복잡하기 때문에 경우의 수를 줄여야 한다. 이를 위하여 이 논문에서 에지간의 대응 관계는 에지의 속성 정보를 사용하였다. 두 그래프간 매칭을 위한 에지의 대응 관계를 살펴는데 있어서 에지의 방향과 크기가 사용되어야 하지만 이 논문에서 크기 정보는 기호 전체에 대한 값이며 에지에 대한 정보로서 방향만 사용한다. 방향이 같은 두 에지는 같아질 가능성이 있는 후보로서 판정된다. 또한 같은 에지로 판정될 또 다른 조건은 에지를 이루고 있는 노드의 성질이다. 같은 방향의 에지라 하더라도 구성 노드의 라벨이 다른 경우는 같은 에지가 될 수가 없다. 그러나 이와 같은 에지정보만으로는 정확한 대응 관계를 찾지 못한다.

그림 4. 에서 입력 기호의 에지 P는 비교 대상인 모델의 에지 M1, M2등과 방향, 노드 라벨이 같은 에지이다. 즉 P는 다수의 대응 가능 대상을 가지게 된다. 이종에서 올바른 대상을 선정하여야 하는데 이 과정은 에지가 가지고 있는 구조 정보를 통하여 이루어지게 된다. 한 에지는 기호 내에서 단독으로 존재하지 않고 다른 에지들과 연결되어 있으며 이 연결 부위가 노드가 된다. 다수의 대응 가능 대상에서 정확한 대응 대상을 찾기 위하여서는 다른 에지들과의 연결성을 조사하는 과정이 필요하다. 따라서 이들 속성을 사용한 대응 E를 다음과 같이 정의하였다.

정의 3.1 A를 입력 기호 그래프의 에지 집합, B를 비교 대상인 모델 그래프의 에지 집합, $nei(n)$ 를 노드 n에 연결된 에지들의 집합, e_A, n_1 를 에지 e_A 에 연결된 노드 n_1, e_B, D_r 를 에지 e_B 의 방향이라고 할 때 집합 A와 집합 B의 대응 E는 다음과 같은 순서쌍의 집합이다.

$$E(A, B) = \{ (e_A, e_B) \mid e_A, n1 \in e_B, n1, e_A, n2 \in e_B, n2, e_A, D_r \in e_B, D_r, nei(e_A, n1) = nei(e_B, n1), nei(e_A, n2) = nei(e_B, n2), e_A \in A, e_B \in B \}$$

그림 4.에서 에지 P는 대응 가능한 모델의 에지 M1, M2와 비교 과정을 거치게 되는데 에지 P의 양단 노드인 P.n1과 P.n2에 연결되어 있는 에지들의 수와 방향을 에지 M_i의 양단 노드인 M_i.n1과 M_i.n2에 연결되어 있는 에지들의 수와 방향과 비교함으로써 에지 P는 M1에 대응되게 된다.

기호가 동일한 경우는 정확한 호모모피즘이 성립하게 되어 쉽게 기호의 동일함을 증명할 수 있게 되지만 왜곡에 의하여 기호가 왜곡이 된 경우에는 정확한 호모모피

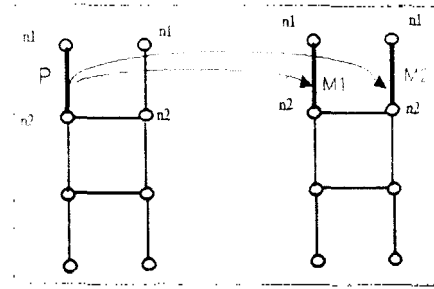


그림 4. 에지의 대응
Fig 4. The mapping of the edge

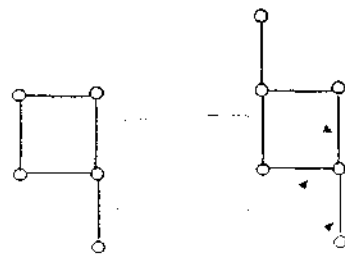


그림 5. 왜곡이 대응에 미치는 영향
Fig 5. The effect caused by distortions

즘은 기대하기가 힘들다. 왜곡에 의한 그래프의 변형은 이 논문에서 제안한 구성 요소의 대응에 영향을 끼친다.

그림 5.에서와 같이 입력 기호의 왜곡에 의한 에지 삭제는 기호의 대응에 큰 영향을 미친다. 이와 같이 기호의 대응이 완전히 이루어지지 않는 경우 즉, 완전한 호모모피즘이 성립하지 않는 경우에는 동일 기호라는 판단을 내리기가 어려우며 이를 판단하기 위한 새로운 척도가 필요하다.

3.2 생성 규칙(production rule)

이 논문에서 정의한 에지간 대응은 엄격한 형태를 지니고 있어서 작은 왜곡에 의하여 일어나는 대응의 어긋남은 오히려 덜 유사한 두 그래프가 더욱 많은 수의 대응을 지나게 될 가능성이 있다. 이러한 가능성을 막기 위하여 이 논문에서는 생성 규칙을 사용하여 입력 그래프를 참조 모델 그래프와 유사한 형태로 변형시키는 과정을 수행하였다.

일반적인 그래프 문법에서 쓰이는 생성 규칙은 비종단(nonterminal) 노드를 부그래프로 단순히 치환하는 형태를 지니고 있다. 따라서 기호의 변형에는 사용하기가 어렵다. 또한 그래프간 유사도 측정시 사용되는 변형은 노드 삽입, 노드 제거, 에지 삽입, 에지 제거 등이 있으나 이러한 변형들은 그래프에서 한 번에 하나의 노드, 에지만을 변형시키며 이러한 변형은 또 다른 노드, 에지로 단순히 치환하는 형태이기 때문에 그래프가 복잡한 경우에는 많은 변형이 필요하다는 문제점이 있다. 그러나 임베

일 변환[14]을 사용함으로써 이러한 제약들을 보완할 수 있다.

이 논문에서는 변형에 의한 그래프의 재구성시 노드나 에지를 에지, 노드형태뿐만 아니라 부그래프의 형태로 치환시킬 수 있으며 변형되는 그래프와 치환된 부그래프와의 구조적 연결 방법을 서술하는 임베딩 변환의 개념을 생성 규칙에 사용하였다. 이러한 생성 규칙은 변환 규칙의 형태를 지니고 있으며 다음과 같이 정의하였다.

정의 3.2를 그래프를 구성하는 노드 라벨들의 집합, Γ 를 에지 라벨들의 집합이라 할 때 생성 규칙 P 는 (I, D, C) 로서 정의된다. 이때 $I \in \Sigma, D \in G_{\Sigma, \Gamma}, (G_{\Sigma, \Gamma}$ 는 노드, 에지들로 구성된 그래프)이며 C 는 $C: \Gamma \rightarrow 2^{\Sigma^*}$ 로서 임베딩 변환이다.

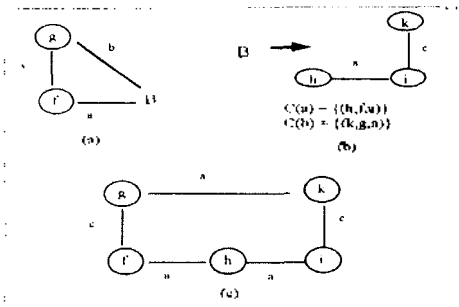


그림 6. 생성 규칙
(a) 입력 그래프 (b) 생성 규칙
(c) 생성 규칙 수행후 그래프
Fig 6. A production rule
(a) An input graph (b) production rule
(c) A graph after production rule execution

생성 규칙은 그래프 G 의 노드 I 을 부그래프 D 로 치환하는 형태를 가진다. 이때 그래프 G 에서 I 의 나머지 부분인 $G-I$ 과 변환된 부그래프 D 와의 연결 방법을 서술하는 임베딩 변환 C 를 생성 규칙 내부에 포함시킴으로써 기호의 자유로운 변형을 가능케 하였다. 그림 6.은 입력 그래프의 노드 B 를 부그래프 D 로 치환하는 생성 규칙과 부그래프 D 의 노드 h, k 와 입력 그래프의 노드 g, f 와의 연결 방법을 서술한 임베딩 변환 C 를 나타낸 것이다.

3.3 그래프간 유사도

입력 그래프는 호모모픽 프로세스 과정에서 여러 참조 모델들과의 매칭을 수행하여 두 그래프간 차이가 출력되며 이러한 차이에 따라 생성 규칙을 적용하여 입력 그래프를 참조 모델 그래프와 유사하도록 변형시킨다. 비교 대상과의 차이가 줄어들게 하는 생성 규칙이 존재할 때까지 이 과정은 반복되며 생성 규칙을 적용하는 각 단계마다 참조 모델 그래프와 변형된 입력 그래프간 유사도를 측정한다(그림 7).

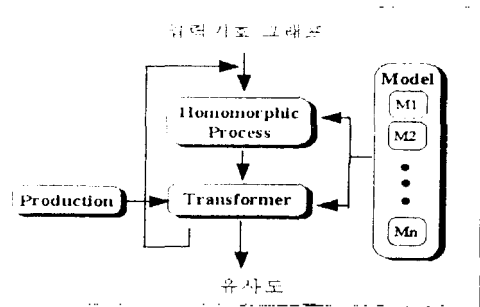


그림 7. 유사도 측정 과정
Fig 7. The process of measuring the distance

유사도 측정시 비교 대상 참조 모델과의 유사한 정도와 적용된 생성 규칙의 비중치(weight)의 합을 사용하였다. 즉, 입력 그래프와 참조 모델 그래프간 동일한 에지의 수가 많을수록 유사도는 증가하게 되고 적용된 생성 규칙의 비중치의 합이 높을수록(즉, 변형을 많이 수행할수록) 유사도는 감소하게 된다. 기호에서 자주 발생하지 않는 변형에 관계되는 생성 규칙은 원하지 않는 방향으로의 변형을 가져올 수도 있기 때문에 이러한 효과를 줄이기 위하여 큰 값의 비중치를, 자주 발생하는 변형에 관계되는 생성 규칙의 비중치는 작은 값을 할당하였다. 이러한 두 가지 척도(parameter)를 이용한 확신도 D 는 식 (3)과 같다.

$$D = \frac{\sigma(S) \left(\sum_{i=1}^n W(P_i) - \sum_{i=1}^n [W(P_i) \cdot X_i] \right)}{\sigma(E) \sum_{i=1}^n W(P_i)} \quad (3)$$

E : 구성요소의 집합 $W()$: 생성규칙 가중치 합수
 S : 동일한 구성요소의 집합 P : 생성규칙
 $\sigma()$: 집합의 원소의 수 n : 전체 생성규칙의 수

식 (3)에서 $\frac{\sigma(S)}{\sigma(E)}$ 는 비교하는 두 그래프에서 동일한 에지수의 비율, $(\sum_{i=1}^n W(P_i) - \sum_{i=1}^n [W(P_i) \cdot X_i]) / \sum_{i=1}^n [W(P_i)]$ 는 적용된 생성 규칙의 비중치를 나타내며 이때 X_i 는 i 번째 규칙이 적용될 경우 1, 적용되지 않을 경우 0 값을 갖는다.

IV. 실험 결과 및 고찰

이 논문에서 대상으로 하고 있는 인식 기호는 일반적인 인쇄 악보에서 볼 수 있는 높은 음자리표, 올림표, 쉼표, 코다(coda) 등 비음표 기호들로서 모두 27종이다. 각 기호는 참조 모델 그래프로서 제안한 그래프 표현인 에지의 집합으로 표현, 저장된다. 변형의 정도가 심한 기호들은 여러 개의 모델을 설정하였다. 모델의 수를 증가시킬수록 인식률이 향상되지는 않는데 모델 수의 증가는

표 1. 인식표

인식대상	5원표 제자리표	내림표	위표	4분원표	Segno coda fermata	높음음자리표	모표	Code (B, C, D, E, F, G, m)	Code A	값
가	가	가	가	가	가	가	가	가	가	가

다른 기호를 표현하는 모델들 간에 형태 차이의 정도를 줄이는 결과를 초래하기 때문이다. 이 논문에서는 각 기호당 평균적으로 2개의 모델을 설정하였다.

이 논문의 실험은 sun spark-2 workstation에서 행해졌으며 기호 인식과정중 기호의 변형을 수행하는 생성 규칙은 7개를 사용하였다. 출판사별로 기호 형태의 차이가 있기 때문에 서로 다른 두 출판사의 악보 10장을 대상으로 하여 인식 기호별로 인식률을 조사하였다. 이 결과 96% 이상의 인식률을 얻었는데 기호가 심하게 변형되지 않은 경우는 거의 인식이 성공하였다.

실험 결과 기호의 형태에 따라서 인식률에 차이를 보이고 있는데 기호 내에 사선 성분을 많이 내포하고 있는 기호들의 경우 인식률이 타기호에 비하여 낮았다. 이는 그래프의 구성시 사선 방향의 성분을 나타낼 때 수직 방향 성분이나 수평 방향 성분을 나타낼 때 보다 잡음의 영향을 많이 받아서 기호의 그래프 표현이 올바르게 이루어지지 않기 때문이다.

사선 성분을 많이 내포한 기호인 4분원표, 코드(code) A 등은 같은 정도의 복잡도를 지닌 기호인 8분 원표나 임시표(내림표, 올림표, 제자리표) 등에 비하여 낮은 인식률을 보였으며 같은 종류의 영이 자소인 C, D등도 달세로나 다카포로 쓰일 때보다는 코드로 쓰일 때가 인식이 좋았는데 이는 사선 성분이 기호의 그래프 표현에 미치는 영향 때문이다. 반면 직교 성분이 기호 전체를 이루는 기호의 경우 타기호에 비해 현저히 높은 인식률을 얻었는데 특히 올림표나 제자리표, 코드 E, 코드 F 등은 거의 대부분이 인식되는 결과를 보였다.

제안한 인식방법중 구성 요소의 대응 과정에서 기호의 각 구성 성분은 크기에 상관없이 같은 비중의 중요도를 지니게 됨에 따라 우선제기등 전처리 과정의 잘못된 결과로 발생하는 작은 에지들이 기호의 근간이 되는 에지와 같은 중요도로 대응 과정을 거치게 되어 오인식이 발생하는 경우가 있다. 따라서 그래프의 에지마다 중요도에 대한 가중치를 지니는 경우에는 보다 높은 인식률을 얻을 것이다.

V. 결 론

이 논문은 훼손된 기호의 인식을 위하여 기호의 표현 방법과 표현된 기호를 인식하는 체계적 방법을 제안하였으며 응용분야로서 악보에서의 비음표 기호 인식에 적용하였다. 기호 표현은 런 그래프를 이용하여 수평, 수직의

두 방향성을 기준으로 기호를 조각별로 분리하여 기호구성 원시요소인 노트와 에지를 추출하고 이를 그래프로 표현하였다.

참조 모델의 설정을 토대로 하여 입력 기호에 대한 인식을 수행하는 문제는 참조 모델과 입력 기호 사이의 다양한 비교 방법을 가질 수가 있는데 이 논문에서는 입력 기호에서의 잡음이나 훼손에 의한 기호 형태의 변형을 고려하여 호모모피즘을 이용한 호모모픽 프로세스와 입력 기호를 참조 모델로 변형시키는 임베딩 변환 개념을 포함한 생성 규칙으로의 처리 과정을 제안하였다. 입력 기호는 참조 모델들과 비교되는 과정에서 비슷한 부분을 국부적으로 비교할 수 있는 호모모픽 프로세스를 서치게 되나 이 과정은 잡음에 의한 기호의 형태 변화에 민감하기 때문에 일반적인 잡음의 형태를 분석하고 이를 반영하는 생성 규칙을 통하여 각 기호의 인식을 수행하였다.

실험 결과 구조적 훼손이 매우 심하지 않은 기호의 경우에는 높은 인식률을 얻었으며 제안한 인식 방법은 기호의 두께가 작은 문자나 숫자 등에서는 더욱 좋은 인식 결과를 얻을 수 있으리라 생각된다. 이러한 기호 인식 방법은 참조 모델 기호의 확장이 자유롭기 때문에 형태상의 차이를 보이는 같은 기호의 경우 새로운 모델의 추가로 해결할 수 있다. 향후 기호를 그래프로 표현하는 방법의 개선에 대한 연구와 그래프간 유사도 측정시 잡음에 의하여 발생된 국부적 기호 훼손의 영향을 보다 감소하기 위하여 각 구성 성분마다 가중치를 설정하는 방법에 대한 연구가 진행된다면 더욱 좋은 결과를 기대할 수 있으리라 생각된다.

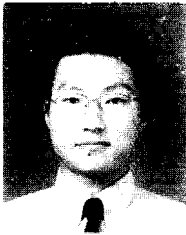
참 고 문 헌

- Gladys Monagan and Markus Rössli, "Appropriate Base Representation Using a Run Graph," *Proceedings 2nd International Conference on Document Analysis and Recognition*, pp. 623-626, October 1993.
- Isabelle Gaudron, "2D Object Recognition by Graph Matching," *Proceeding 11th International Conference on Pattern Recognition*, pp. 508-511, September 1992.
- Mariusz Flasiński, "Characteristics of edNLC-Graph Grammar for Syntactic Pattern Recognition," *Computer Vision, Graphics, and Image Processing* 47, pp. 1-21, 1989.
- Q. Y. Shi, King Sun Fu, "Parsing and Translation of (Attributed) Expansive Graph Languages for Scene Analysis," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and*

Machine Intelligence, Vol. PAMI 5, No. 5, pp. 472-485, September 1983.

5. Jairo Rocha and Theo Pavlidis, "A Shape Analysis Model with Applications to a Character Recognition System," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. 16, No. 4, pp. 393-404, April 1994.
6. Linda G. Shapiro, "A structural Model of Shape," *IEEE Transaction on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, Vol. PAMI 2, No. 2, pp. 111-126, March 1980.
7. M. A. Eshera, King Sun Fu, "A Graph Distance Measure for Image Analysis," *IEEE Transaction on System, man, and Cybernetics*, Vol. SMC-14, No. 3, pp. 398-408, May/June 1984.
8. Si Wei Lu, Ying Ren and Ching Y. Suen, "Hierarchical Attributed Graph Representation and Recognition of Handwritten Chinese Characters," *Pattern Recognition* Vol. 24 No. 7, pp. 617-632, 1991.

▲全 廷 佑



1969년 10월 28일생
1993년 2월 : 연세대학교 전자공학과
졸업
1995년 2월 : 연세대학교 전자공학과
대학원 졸업(공학석사)
1995년 3월~현재 : 삼성전관 연구원
※주관심분야 : 인공지능, 패턴인식

▲張 京 植



1965년 8월 13일생
1989년 2월 : 연세대학교 전자공학과
졸업
1991년 2월 : 연세대학교 전자공학과
대학원 졸업(공학석사)
1991년 3월~현재 : 연세대학교 전자
공학과 대학원
박사과정
※주관심분야 : 인공지능, 패턴인식,
컴퓨터 비전

▲許 庚 龍



1971년 2월 10일생
1991년 2월 : 연세대학교 전자공학과
졸업
1994년 9월~현재 : 연세대학교 전자
공학과 대학원
석사과정
※주관심분야 : 인공지능, 패턴인식,
얼굴인식



金 在 晧 1953년 9월 1일생
1979년 2월 : 연세대학교 전자공학과
졸업
1982년 8월 : 미국 Case Western Re-
serve University 전자
공학과 졸업(공학 석사)
1984년 5월 : 미국 Case Western Re-
serve University 전자
공학과 졸업(공학 박사)

1984년 8월~현재 : 연세대학교 전자공학과 교수
※주관심분야 : 전문가 시스템등의 인공지능, 문자인식등
의 패턴인식, 데이터 융합, 영상 융합