

# 엔빌로프 기반의 하한을 사용한 윤곽선 이미지 매칭\*

김상필<sup>○</sup> 문양세 김범수

강원대학교

{spkim ysmoon, bskim}@kangwon.ac.kr

## Boundary Image Matching using the Envelop-based Lower Bound

Sang-Pil Kim<sup>○</sup> Yang-Sae Moon Bum-Soo Kim

Kangwon National University

### 요 약

본 논문에서는 윤곽선 이미지 매칭에서 회전-불변 거리를 계산하는 효율적 방법을 제안한다. 회전-불변 거리 계산은 이미지 시계열을 한 칸씩 회전하면서 매번 유클리디안 거리를 계산해야 하는 고비용의 연산이다. 본 논문에서는 엔빌로프 기반 하한을 사용하여 불필요한 회전-불변 거리 계산을 크게 줄이는 효율적인 해결책을 제시한다. 이를 위해, 먼저 질의 시퀀스 대상의 엔빌로프 작성과 이의 하한 개념을 제시한다. 다음으로, 엔빌로프 기반 하한을 회전-불변 거리 계산에 사용하면 많은 수의 회전-불변 거리 계산을 줄일 수 있음을 보인다. 실험 결과, 제안한 엔빌로프 기반 매칭 기법은 기존 기법에 비해 최대 수배에서 수십배까지 매칭 성능을 향상시킨 것으로 나타났다.

### 1. 서 론

컴퓨터 계산 및 저장 능력의 발전에 따라, 대용량 시계열 데이터베이스 대상의 시계열 매칭(time-series matching) 연구가 활발하게 이루어져 왔다[1, 2, 3]. 또한, 최근에는 필기체 인식, 이미지 매칭, 바이오 시퀀스 매칭 등 여러 응용에서 시계열 매칭 연구가 활용되고 있다. 본 논문에서는 이중 대용량 이미지 데이터베이스를 대상으로 하는 윤곽선 이미지 매칭 문제를 다룬다. 윤곽선 이미지 매칭은 그림 1과 같이 이미지의 윤곽선을 시계열로 변환한 후, 시계열 매칭을 사용하여 유사 이미지를 찾는 방법이다[4, 5].

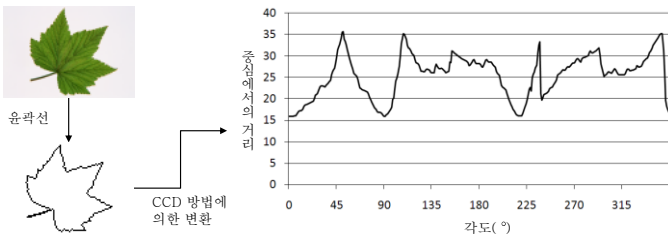


그림 1. 이미지의 윤곽선 추출 및 이의 시계열 변환 예제.

윤곽선 이미지 매칭의 최근 연구 중 주목 받는 내용이 회전-불변(rotation invariance)의 지원이다[5]. 이미지가 변환된 두 시계열(시퀀스)에 대한 회전-불변 거리는 다음과 같이 정의한다.

**정의 1:** 길이  $n$ 인 두 시퀀스  $Q(=\{q_0, \dots, q_{n-1}\})$  와  $S(=\{s_0, \dots, s_{n-1}\})$  의 회전-불변 거리  $RID(Q, S)$  는 다음 식 (1)과 같이 정의한다.

$$RID(Q, S) = \min_{j=0}^{n-1} D(Q^j, S) = \min_{j=0}^{n-1} \sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} |q_{(i+j)\%n} - s_i|^2} \quad (1)$$

식 (1)에서  $D(Q, S)$  는 두 시퀀스  $Q$ 와  $S$ 의 유클리디안 거리인  $\sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} |q_i - s_i|^2}$  을 나타낸다. □

정의 1에서  $Q^j$  는 시퀀스  $Q$ 를  $j$ 만큼 회전하여 얻은 시퀀스  $\{q_j, \dots, q_{n-1}, q_0, \dots, q_{j-1}\}$  를 나타내며, 본 논문에서는  $Q^j$  를  $Q$ 의  $j$ -회전 시퀀스라 부른다. 예를 들어,  $Q$ 의 1-회전 시퀀스는  $Q^1 = \{q_1, q_2, \dots, q_{n-1}, q_0\}$  이고, 5-회전 시퀀스는  $Q^5 = \{q_5, \dots, q_{n-1}, q_0, \dots, q_4\}$  이다. 회전-불변 거리는 모든 가능한  $j$ -회전 시퀀스  $Q^j$  를 고려했을 때 얻을 수 있는 최소 거리로서, 식 (1)의 계산을 위해서는  $\Theta(n)$  번의 유클리디안 거리 계산, 즉  $\Theta(n^2)$  의 계산 복잡도가 요구된다. 이러한 회전-불변 거리에 기반한 회전-불변 이미지 매칭을 다음과 같이 정의한다.

**정의 2:** 질의 시퀀스  $Q$ 와 허용치(tolerance)  $\epsilon$ 이 주어졌을 때,  $Q$ 와의 회전-불변 거리가  $\epsilon$  이하인 모든 데이터 시퀀스를 찾는 작업을 회전-불변 (윤곽선) 이미지 매칭이라 한다. □

이와 같은 회전-불변 이미지 매칭에서는 길이  $n$ 인 모든 데이터 시퀀스에 대해  $\Theta(n)$  번의 많은 유클리디안 거리 계산이 필요하고, 이는 성능 저하의 주된 요인이 된다[5].

본 논문에서는 엔빌로프(envelop) 기반의 하한을 사용하여 윤곽선 이미지 매칭에서 빈번하게 계산되는

\* 본 연구는 방위사업청과 국방과학연구소의 지원으로 수행되었습니다. (UD060048AD)

회전-불변 거리 계산 횟수를 획기적으로 줄이는 방법을 제안한다. 이를 위해, 우선 **엔빌로프** 개념을 제안한다. 질의 시퀀스  $Q$ 의 엔빌로프  $[L,U]$ 는  $Q$ 의 모든 가능한  $j$ -회전 시퀀스를 포함하는 고차원 MBR(minimum bounding rectangle)로서,  $L$ 은 최소값 엔트리들로 구성된 시퀀스를,  $U$ 는 최대값 엔트리들로 구성된 시퀀스를 각각 나타낸다. 본 논문에서는  $Q$ 의 엔빌로프  $[L,U]$ 와 데이터 시퀀스  $S$ 간의 거리 ( $=D([L,U],S)$ )가  $Q$ 와  $S$ 간 회전-불변 거리 하한임을 증명하고, 이를 회전-불변 이미지 매칭에 활용한다. 하한  $D([L,U],S)$ 가 주어진 허용치 이상 일 경우, 실제 회전-불변 거리는 계산할 필요가 없는 성질을 활용한다. 본 논문에서는 엔빌로프 기반의 하한을 사용하여, 회전-불변 거리 계산 횟수를 크게 줄인 회전-불변 이미지 매칭 알고리즘을 제안한다.

**2. 관련 연구 및 기존 알고리즘**

주어진 질의 시퀀스와 유사한 데이터 시퀀스를 찾는 과정인 시계열 매칭은 전체 매칭[1]과 서브시퀀스 매칭[2]에서 시작하여 최근까지 많은 연구가 진행되었다. 시계열 매칭에서 사용하는 유사성 척도로는 유클리디안 거리[1]와 DTW(dynamic time warping) 거리[3, 6]가 사용되었으며, 질의 종류로는 범위 질의[2, 4]와  $k$ -NN(nearest neighbor) 검색[6]에 대한 연구가 진행되었다. 본 논문에서 다루는 윤곽선 이미지 매칭은 이러한 시계열 매칭의 중요한 응용으로 볼 수 있다.

이미지 매칭[7]은 주어진 이미지와 유사한 이미지를 찾는 문제이다. 최근까지 이미지 매칭 연구는 질감, 모양 등을 이미지 정보로 이용하려는 시도들이 있었다. 본 논문에서는 모양 기반의 이미지 매칭에서 객체 외부 윤곽선 연구의 초점을 맞춘다. 본 논문에서는 외부 윤곽선을 이용하는 간단한 방법인 CCD(centroid contour distance) 방법[4, 5]을 활용한다. 그림 1에서 보듯이, CCD 방법은 이미지의 외부 윤곽선 중심점에서  $n$ 개 방향의 일정한 각도( $\Delta\theta = 2\pi/n$ )로 나누어 중심점과 외부 윤곽선과의 거리를 계산하여, 이미지를  $n$ -차원 공간의 점으로 매핑하는 방법이다. 이러한 방법으로 외부 윤곽선 이미지를 시계열로 나타낼 수 있고, 이에 따라서 시계열 매칭 기법을 이미지 매칭에 활용할 수 있다[5].

회전-불변 윤곽선 이미지 매칭에 관한 최근 연구는 다음과 같다. 먼저, Vlachos 등은 DFT의 진폭이 회전-불변의 특성을 가짐을 보이고, 이를 인덱스 구축 및 필터링에 사용하는 방법을 제안하였다. 또한, Keogh 등[5]은 회전-불변 이미지 매칭에 LB\_Keogh[3]가 적용됨을 보이고, 이를 사용하여 회전-불변 거리 계산이 필요한 후보 개수를 크게 줄이는 방법을 제안하였다. 이들 연구는 회전-불변 거리 계산이 필요한 후보 데이터 시퀀스 개수를 줄이는 것이 목적이다. 따라서, 이들 방법들도 궁극적으로는 데이터 시퀀스와 질의 시퀀스와의 회전-불변 거리 계산은 필요하며, 본 논문의 연구 결과는 이들 계산에 적용이 가능하므로, 기존

연구와 본 연구는 직교적이라 할 수 있다.

회전-불변 이미지 매칭의 기본 알고리즘 *RI-Naive*는 각 (후보) 데이터 시퀀스  $S$ 에 대해서, 질의 시퀀스와의 회전-불변 거리를 계산하고, 그 거리가 주어진 허용치 이하인지를 판단한다. 다음으로, *RI-Naive*에 미리 버림(early abandon)[5]을 적용한 알고리즘을 *RI-EA*라 한다. 미리 버림이란 유클리디안 거리 계산 과정에서 중간까지의 거리 값이 주어진 허용치보다 커지면 계산을 중단하는 방법이다. 즉, 알고리즘 *RI-Naive*의 유클리디안 거리  $D(Q^j, S)$ 를 계산하는 과정 내부에서, 현재까지의 거리 제공의 합이 허용치 제공보다 크면 거리 계산을 중단하는 구조를 갖는다. 기존 연구[5]에서는 후보 데이터 시퀀스들을 구한 후에, *RI-Naive*나 *RI-EA*에 해당하는 매칭을 수행해야 하며, 본 논문에서는 이러한 매칭의 성능을 크게 향상시킨다.

**3. 엔빌로프 기반의 하한과 매칭 알고리즘**

*RI-Naive*와 *RI-EA*의 문제점은 회전-불변 거리 계산의 횟수가 많다는 점이다. 길이  $n$ 인 두 시퀀스에 대한 *RI-Naive*와 *RI-EA*의 회전-불변 거리 계산은  $\Theta(n^2)$ 의 복잡도를 가지는데, 이는 한 시퀀스를 고정하고 다른 시퀀스를  $n$ 번 회전해 가며 거리를 계산하기 때문이다. 특히, 비교해야 하는 데이터 시퀀스가 많은 경우, 이러한 계산 복잡도는 매칭 성능을 저하시키는 주요 원인이 된다. 따라서, 본 논문에서는 엔빌로프 기반의 회전-불변 거리 하한을 제시하고, 이를 윤곽선 이미지 매칭에 활용하는 방법을 제안한다. 엔빌로프 기반의 하한은 질의 시퀀스의 엔빌로프와 데이터 시퀀스 간의 거리로 계산된다.

**정의 3:** 길이가  $n$ 인 질의 시퀀스  $Q$ 가 주어졌을 때, 같은 길이의 두 시퀀스  $L$ 과  $U$ 의 각 엔트리  $l_i$ 와  $u_i$ 는 다음 식 (2)와 같이 계산하고, 이들 시퀀스  $[L,U]$ 를 질의 시퀀스  $Q$ 의 **엔빌로프**라고 한다. 또한, 질의 시퀀스  $Q$ 의 엔빌로프  $[L,U]$ 와 데이터 시퀀스  $S$ 와의 거리  $D([L,U],S)$ 는 다음 식 (3)과 같이 계산한다.

$$l_i = \min_{j=0}^{n-1} q_{(i+j)\%n}, u_i = \max_{j=0}^{n-1} q_{(i+j)\%n} \tag{2}$$

$$D([L,U],S) = \sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} \begin{cases} |s_i - u_i|^2 & \text{if } s_i > u_i; \\ |s_i - l_i|^2 & \text{if } s_i < l_i; \\ 0 & \text{otherwise.} \end{cases}} \tag{3}$$

□

보조 정리 1은 질의 시퀀스  $Q$ 의 엔빌로프  $[L,U]$ 와 데이터 시퀀스  $S$ 와의 거리  $D([L,U],S)$ 가  $Q$ 와  $S$ 의 회전-불변 거리의 하한임을 나타낸다.

**보조정리 1:** 질의 시퀀스  $Q$ 의 엔빌로프  $[L,U]$ 와 데이터 시퀀스  $S$ 와의 거리  $D([L,U],S)$ 는  $Q$ 와  $S$ 의 회전-불변 거리  $RID(Q,S)$ 의 하한이다.

**증명:** 두 시퀀스  $Q$ 와  $S$ 의 유클리디안 거리  $D(Q,S)$ 는  $\sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} |q_i - s_i|^2}$  이다. 시계열  $L$ 의 엔트리는 질의 시퀀스의

가장 작은 값으로 만들어진 시퀀스이고, 시계열  $U$ 의 엔트리는 질의 시퀀스의 가장 큰 값으로 만들어진 시퀀스로서, 질의 시퀀스  $Q$ 의 모든 엔트리는  $L$ 과  $U$  사이에 존재하게 된다. 즉,  $l_i \leq q_i \leq u_i$ 의 관계가 성립한다. 만약,  $s_i > u_i$  라면,  $q_i > u_i$ 에 의해  $|s_i > q_i| \geq |s_i > u_i|$ 가 성립하고,  $s_i > l_i$  라면,  $l_i > q_i$ 에 의해  $|s_i > q_i| \geq |s_i > l_i|$ 가 성립하며, 그렇지 않을 경우 ( $l_i \leq s_i \leq u_i$ )는  $|s_i > q_i| \geq 0$ 가 당연히 성립한다. 따라서,  $(s_i - u_i)^2$ ,  $(s_i - l_i)^2$ ,  $0$ 을 더해 계산하는  $D([L,U],S)$ 는  $(s_i - q_i)^2$ 을 더해 계산하는  $RID(Q,S)$  이하이므로,  $D([L,U],S)$ 는  $RID(Q,S)$ 의 하한이다. □

본 논문에서는 정의 3의 하한  $D([L,U],S)$ 를  $LB(Q,S)$ 라고 표기한다(LB는 lower bound를 의미함). 하한  $LB(Q,S)$ 를 사용하면, 실제 회전-불변 거리를 계산하지 않고도 유사하지 않은 많은 데이터 시퀀스를 미리 전지(pruning)할 수 있다. 즉,  $LB(Q,S)$ 가 주어진 허용치보다 크면, 실제 회전-불변 거리인  $RID(Q,S)$ 을 계산할 필요가 없이 유사하지 않은 것으로 판별할 수 있다. 결국,  $LB(Q,S)$ 가 허용치보다 작은 경우에만  $RID(Q,S)$ 를 계산함으로써, 회전-불변 거리를 계산하는 횟수를 크게 줄일 수 있다. 본 논문에서는  $LB(Q,S)$ 를 사용한 회전-불변 윤곽선 이미지 매칭 알고리즘 RI-LB라 한다.

다음 예제 1은 엔빌로프 기반 하한을 사용한 이미지 매칭의 예를 설명한다.

**예제 1:** 그림 2는 윤곽선 이미지를 길이 360의 시퀀스로 표현한 것이다. 그림 2(a),(b)는 질의 시퀀스  $Q$ 와 이의 엔빌로프  $[L,U]$ , 그리고 그림 2(a),(b) 각 데이터 시퀀스  $S_1, S_2$ 를 나타낸다. 그림 2(c),(d)에서 빗금친 부분은 엔빌로프와 데이터 시퀀스 간의 하한  $LB(Q,S_1)$ 와  $LB(Q,S_2)$ 를, 그림 2(e),(f)는 회전-불변 거리  $RID(Q,S_1)$ 와  $RID(Q,S_2)$ 를 각각 나타낸다. 그림에서 보듯이, 엔빌로프를 구성하는  $L$ 의 모든 엔트리는  $Q$ 의 엔트리 중 최소값으로 결정되며,  $U$ 의 모든 엔트리는  $Q$ 의 엔트리 중 최대값으로 결정된다. 이렇게 결정된 엔빌로프  $[L,U]$ 와 데이터 시퀀스 간의 거리를 측정하여 허용치보다 작은 경우에만 회전-불변 거리 계산을 하는 것이다. 다시말해, 그림 2(c)의 경우 하한  $LB(Q,S_1)=146.1$ 인 반면, 그림 2(d)의 경우 데이터 시퀀스가 하한에 포함되어 하한  $LB(Q,S_2)=0$ 으로 계산되었다. 만약 허용치가 100일 경우, 데이터 시퀀스  $S_1$ 는 하한에서 허용치 이상이 되었기 때문에 그림 2(e)의 회전-불변 거리 계산  $RID(Q,S_1)=231.2$ 을 하지 않고도 유사하지 않은 이미지라고 판단하는 것이다. 반면, 그림 2(f)의 경우 하한 계산에서 허용치보다 작게 나왔기 때문에 회전-불변 거리 계산  $RID(Q,S_2)=97.8$ 을 하여 유사함을 판단하게 된다. 이러한 방법으로 하한에서 불필요한 회전-불변 거리 계산을 줄여 줌으로서 이미지 매칭의 효율을 좋게 할 수 있다. □

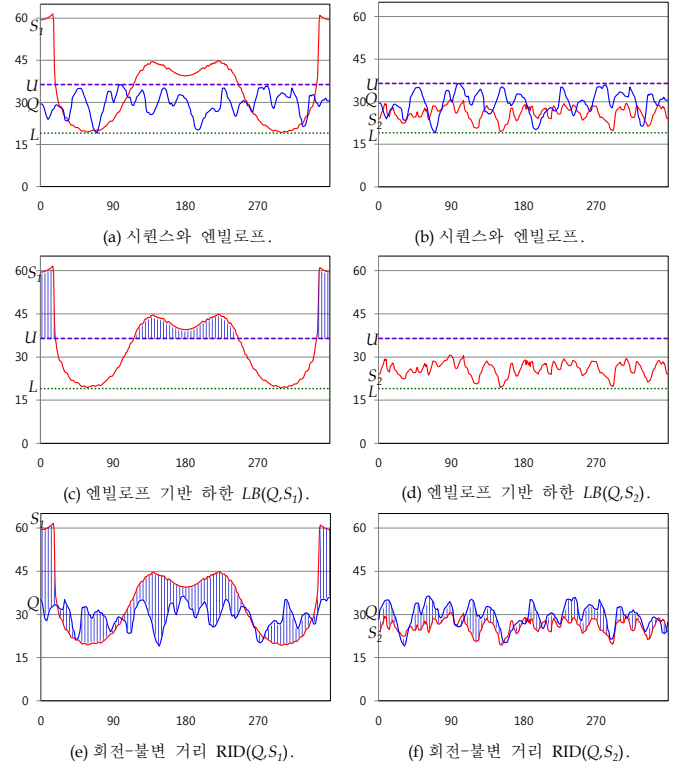


그림 2. 질의 시퀀스  $Q$ 와 데이터 시퀀스  $S$ 의 회전-불변 거리 및 이의 하한.

#### 4. 성능평가

##### 4.1 실험 환경 및 데이터

실험에서는 두 가지 데이터 집합을 사용하였다. 첫 번째 데이터 집합은 기존연구[3,5]에 자주 사용된 Mixed-bag으로, 총 160개의 이미지로 구성되어 있다. 이 데이터 집합을 MIXED\_DATA라 한다. 두 번째 데이터 집합은 웹 상에서 직접 구한 이미지들로서 총 10,259개의 이미지로 구성되어 있다. 본 논문에서는 이 데이터 집합을 WEB\_DATA라 부른다. 실험에서는 우선 각 이미지에서 윤곽선을 추출한 후, 이를 길이 360의 시계열로 변환하여 데이터베이스를 구축하였다.

실험을 수행한 하드웨어 플랫폼은 UltraSPARC IIIi CPU 1.34GHZ, 1.0GB RAM, 80GB 하드 디스크를 장착한 SUN Ultra이며, 소프트웨어 플랫폼은 Solaris 10 운영 체제이다. 실험은 기존 방법인 RI-Naive와 RI-EA, 그리고 본 논문에서 제안한 RI-LB의 세가지 알고리즘을 대상으로 하였다. 실험에서는 두 개의 데이터 집합 각각에 대해, 회전-불변 거리 계산 횟수와 실제 수행 시간을 측정한다. 회전-불변 거리 계산 횟수는 제안한 알고리즘이 불필요한 회전-불변 거리 계산을 얼마나 전지하는지를 알아보는 척도라 할 수 있다. 실제 수행 시간은 이러한 전지를 통해 얼마나 성능을 향상시켰는지를 나타내는 척도가 된다. 각 실험에서는 임의의 질의 시퀀스 10개를 선택하여, 이들 결과의 평균을 측정값으로 사용하였다.

4.2 실험 결과

1) MIXED\_DATA의 실험결과

그림 3은 MIXED\_DATA에 대해 허용치를 달리하면서 회전-불변 거리 계산 횟수와 실제 실행 시간을 측정 한 결과이다. 그림 3(a)를 보면, 제안한 RI-LB가 기존의 RI-Naïve와 RI-EA에 비해 회전-불변 거리 계산 횟수를 크게 줄였음을 알 수 있다. 이는 엔빌로프 기반의 하한 기법을 적용하는 본 논문의 접근법이 많은 불필요한 회전-불변 거리 계산을 전지할 수 있음을 의미한다. 그림 3(a)에서 RI-Naïve와 RI-EA가 동일하게 나타났는데, 이는 RI-EA의 경우 미리 버림을 통해 성능을 향상시키기는 하나(그림 3(b) 참조), 회전-불변 거리 계산 횟수 자체를 줄이지는 못하기 때문이다.

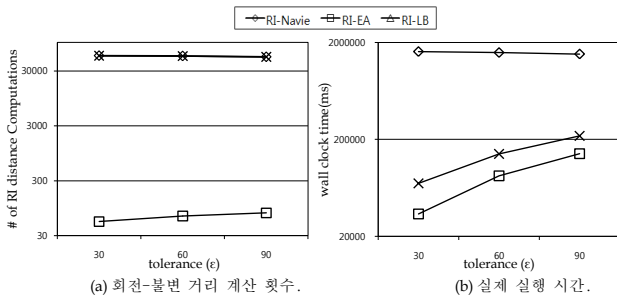


그림 3. MIXED-DATA에서의 회전-불변 거리 계산 횟수와 실제 실행 시간

그림 3(b)의 실행 시간 결과를 보면, 제안한 알고리즘이 기존의 알고리즘에 비해 성능을 크게 향상 시킨 것으로 나타났다(세로축이 log 스케일임에 유의한다.). 먼저 제안한 RI-LB가 RI-Naïve 및 RI-EA에 비해 성능을 크게 향상시켰는데, 그 이유는 앞서 그림 3(a)에서 보듯이 회전-불변 거리 계산 횟수를 크게 줄였기 때문이다. 그림 3(a)와는 달리, RI-EA가 RI-Naïve에 비해 우수한 성능을 보이는데, 이는 회전-불변 거리 계산에 있어 미리 버림[5]이 효과를 발휘하기 때문이다. 모든 경우에 있어 제안한 RI-LB가 기존의 RI-Naïve은 물론 RI-EA에 비해 우수한 성능을 보이고 있으며, 실제로 RI-LB는 RI-Naïve에 비해서는 47.1배, RI-EA에 비해서는 2.0배까지 성능을 향상시킨 것으로 나타났다.

2) WEB\_DATA의 실험결과

WEB\_DATA에 대한 실험 결과도 전반적인 경향은 그림 3와 매우 유사하게 나타났다. 즉, RI-Naïve, RI-EA, RI-LB 순의 성능을 보였으며, RI-LB가 가장 좋은 결과를 나타내었다. 지금까지의 실험 결과를 종합하여, 데이터의 종류에 관계 없이 제안한 엔빌로프 기반 전지 기법이 기존 알고리즘에 비해 우수하다 할 수 있다.

5. 결론

본 논문에서는 회전-불변 윤곽선 이미지 매칭에 있어서, 불필요한 회전-불변 거리 계산을 줄이는 효율적인 방법을 제시하였다. 본 논문에서는 엔빌로프 기반의

하한을 사용하여 회전-불변 이미지 매칭에서 거리 계산 횟수를 줄일 수 있음을 제안하였다. 엔빌로프 기반 하한을 구하기 위해 엔빌로프 기법을 제안하고 이를 사용한 전지 기법과 알고리즘을 정형적으로 제안하였다. 실제 이미지 데이터 집합에 대한 실험을 통해, 제안한 방법이 기존 방법에 비해 수행 시간을 크게 줄임을 확인하였다.

참고문헌

- [1] Agrawal, R., Faloutsos, C., and Swami, A., "Efficient Similarity Search in Sequence Databases," In Proc. the 4th Int'l Conf. on Foundations of Data Organization and Algorithms, Chicago, Illinois, pp. 69-84, Oct. 1993.
- [2] Faloutsos, C., Ranganathan, M., and Manolopoulos, Y., "Fast Subsequence Matching in Time-Series Databases," In Proc. Int'l Conf. on Management of Data, ACM SIGMOD, Minneapolis, Minnesota, pp. 419-429, May 1994.
- [3] Keogh, E., "Exact Indexing of Dynamic Time Warping," In Proc. the 28th Int'l Conf. on Very Large Data Bases, Hong Kong, pp. 406-417, Aug. 2002.
- [4] Kim, B.-S., Moon, Y.-S., and Kim, J., "Noise Control Boundary Image Matching Using Time-Series Moving Average Transform," In Proc. of the 19th Int'l Conf. on Database and Expert Systems Applications (DEXA 2008), Turin, Italy, Sept. 2008
- [5] Keogh, E. J., Wei, L., Xi, X., Vlachos, M., Lee, S.-H., and Protopapas, P., "Supporting Exact Indexing of Arbitrarily Rotated Shapes and Periodic Time Series under Euclidean and Warping Distance Measures," The VLDB Journal, Vol. 18, No. 3, pp. 611-630, June 2009.
- [6] Han, W.-S., Lee, J., Moon, Y.-S., and Jiang, H., "Ranked Subsequence Matching in Time-Series Databases," In Proc. the 33rd Int'l Conf. on Very Large Data Bases, Vienna, Austria, pp. 423-434, Sept. 2007.
- [7] Pratt, W. K., Digital Image Processing, 4th Ed., Eastman Kodak Company, Rochester, New York, 2007.