

삼각 부등식을 이용한 효율적인 회전-불변 윤곽선 이미지 매칭

(Efficient Rotation-Invariant Boundary Image Matching Using the Triangular Inequality)

문양세[†] 김상필^{**} 김범수^{**} 노웅기^{***}
(Yang-Sae Moon) (Sang-Pil Kim) (Bum-Soo Kim) (Woong-Kee Loh)

요약 윤곽선 이미지 매칭에서 두 이미지 시계열 간 회전-불변 거리는 많은 유클리디안 거리 계산을 필요로 하는 고비용의 연산이다. 본 논문에서는 삼각 부등식(triangular inequality)을 사용하여 유클리디안 거리 계산을 크게 줄이는 획기적인 해결책을 제시한다. 이를 위해, 먼저 질의 시퀀스의 자체 회전 거리의 개념을 제시하고, 이를 삼각 부등식과 함께 사용하면 많은 수의 거리 계산을 줄일 수 있음을 보인다. 다음으로, 자체 회전 거리 하나만으로 모든 가능한 자체 회전 거리를 대신할 수 있음을 정형적으로 증명한다. 실험 결과, 제안한 기법은 기존 기법에 비해 최대 수 배까지 성능을 향상시킨 것으로 나타났다.

키워드 : 윤곽선 이미지 매칭, 데이터 마이닝, 회전-불변 거리, 삼각 부등식

Abstract Computing the rotation-invariant distance between image time-series is a time-consuming process that incurs a lot of Euclidean distances for all possible rotations. In this paper we propose an innovative solution that significantly reduces the number of Euclidean distances using the triangular inequality. To this end, we first present the notion of self rotation distance and show that, by using the self rotation distance with the triangular inequality, we can prune many unnecessary distance computations. We next present that only one self-rotation is enough for all self-rotation distances required. Experimental results show that our self rotation distance-based methods outperform the existing methods by up to an order of magnitude.

Key words : boundary image matching, data mining, rotation-invariant distance, triangular inequality

1. 서론

대용량 시계열 데이터베이스 대상의 시계열 매칭은 최근 필기체 인식, 이미지 매칭, 바이오 시퀀스 매칭 등 여러 응용에 활용되고 있다[1-4]. 본 논문에서는 이중 대용량 이미지 데이터베이스를 대상으로 하는 윤곽선 이미지 매칭 문제를 다룬다. 윤곽선 이미지 매칭은 이미지의 윤곽선을 시계열로 변환한 후, 시계열 매칭을 사용하여 유사 이미지를 찾는 방법이다[4-6].

윤곽선 이미지 매칭의 최근 연구 중 주목 받는 내용이 회전 불변(rotation invariance)의 지원이다. 이미지에서 윤곽선을 추출하여 시계열을 구성하는 방법, 시계열의 회전과 이에따른 회전-불변 매칭에 관한 내용은 관련 연구[4-6]를 참조한다. 이미지가 변환된 두 시계열(시퀀스)에 대한 회전-불변 거리는 다음과 같이 정의한다(혼란이 없는 한, 시계열과 시퀀스를 혼용하여 사용한다). 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

* 이 논문은 2010년도 정부(교육과학기술부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(2010-0002518)

· 이 논문은 2010 강원지부 제4회 학술대회에서 '회전-불변 윤곽선 이미지 매칭에서 효율적인 순차 검색'의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임

† 종신회원 : 강원대학교 컴퓨터과학전공 교수
ysmoon@kangwon.ac.kr

** 학생회원 : 강원대학교 컴퓨터과학전공
spkim@kangwon.ac.kr
bskim@kangwon.ac.kr

*** 정회원 : 성결대학교 멀티미디어학부 교수
woong2@gmail.com

논문접수 : 2010년 7월 7일

심사완료 : 2010년 8월 27일

Copyright©2010 한국정보과학회 : 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.

정보과학회논문지: 컴퓨터의 실제 및 레터 제16권 제10호(2010.10)

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 $\sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} |q_i - s_i|^2}$ 로서 앞에서부터 차례로 거리 계산이 이뤄지며, Q^j 는 Q 를 j 만큼 회전하여 얻은 시퀀스 $\{q_j, \dots, q_{n-1}, \dots, q_{j-1}\}$ 를 나타낸다. 본 논문에서는 Q^j 를 Q 의 j -회전 시퀀스라 부른다. 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 많은 유클리디안 거리 계산이 요구되며, 이는 성능 저하의 주된 요인이다[4,6]. 회전-불변(윤곽선) 이미지 매칭이란 질의 시퀀스 Q 와 허용치(tolerance) ϵ 이 주어졌을 때, Q 와의 회전-불변 거리 $RID(Q,S)$ 가 ϵ 이하인 모든 데이터 시퀀스 s 를 찾는 작업이다.

본 논문에서는 삼각 부등식(triangular inequality)을 사용하여 회전-불변 거리에서 필요한 유클리디안 거리 계산 횟수를 획기적으로 줄이는 방법을 제안한다. 이를 위해, 우선 질의 시퀀스의 자체 회전 거리(self rotation distance) 개념을 제안한다. 자체 회전 거리란 질의 시퀀스 Q 의 j -회전 시퀀스 Q^j 와 이를 한번 더 회전한 $(j+1)$ -회전 시퀀스 Q^{j+1} 간의 거리, 즉 $D(Q^j, Q^{j+1})$ 를 의미한다. 그림 1에서 보듯이, 만일 앞선 계산에 의해 $D(Q^j, S)$ 와 $D(Q^j, Q^{j+1})$ 을 알고 있다면, $D(Q^{j+1}, S)$ 의 하한은 삼각 부등식에 의해 $D(Q^j, S) - D(Q^j, Q^{j+1})$ 로 계산할 수 있다는 성질을 활용한다. 본 논문에서는 자체 회전 거리 $D(Q^0, Q^1)$ 하나만으로도, 모든 가능한 자체 회전 거리 $D(Q^j, Q^{j+1})$ 을 대신할 수 있음을 정형적으로 증명한다. 그리고, 이를 기반으로 유클리디안 거리 계산 횟수를 크게 줄인 회전-불변 이미지 매칭 알고리즘인 RI-TI를 제안한다(RI는 회전 불변, TI는 삼각 부등식의 약어이다).

실험 결과 제안한 삼각 부등식 기반 알고리즘은 기존 알고리즘에 비해 성능을 크게 향상시킨 것으로 나타났다. 본 논문에서는 제안한 RI-TI를 기존 회전-불변 알고리즘인 RI-Naive와 여기에 미리 버림(early abandon)[6]을 가미하여 개선한 RI-EA와 비교하였다. 실제 윤곽선 이미지 집합에 대한 실험 결과, RI-TI는 기존 알고리즘에 비해 수 배까지 성능을 향상시킨 것으로 나타났다.

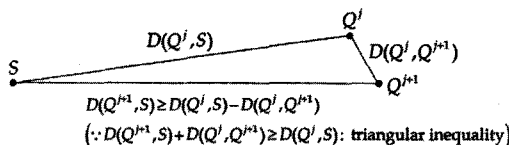


그림 1 삼각 부등식 기반 회전-불변 거리 하한 계산

2. 관련 연구 및 기존 알고리즘

이미지 처리 분야의 주요 연구 중 하나인 이미지 매칭은 주어진 이미지와 유사한 이미지를 찾는 문제이다 [7,8]. 이미지 매칭을 위해 지금까지 색상, 질감, 모양 등 다양한 이미지 정보를 이용하려는 시도들이 있었다. 본 논문에서는 이중 모양 기반 이미지 매칭에 연구의 초점을 맞춘다. 모양 기반 이미지 매칭에서는 주로 객체의 외부 윤곽선이나 영역을 이용한다. 본 논문에서는 이중 외부 윤곽선을 이용하는 간단한 방법인 CCD(centroid contour distance) 방법[4-6]을 활용한다. CCD 방법은 이미지의 외부 윤곽선 중심점에서 n 개 방향의 일정한 각도($\Delta\theta = 2\pi/n$)로 나누어 중심점과 윤곽선과의 거리를 계산하여, 이미지를 n -차원 공간의 점으로 매핑한다. 이와 같이 CCD 방법을 사용하면 외부 윤곽선 이미지를 시계열로 나타낼 수 있고, 이에 따라서 시계열 매칭 기법을 이미지 매칭에 활용할 수 있다[4,6].

회전-불변 윤곽선 이미지 매칭의 최근 연구는 다음과 같다. 먼저, Vlachos 등[4]은 인덱스를 사용하여 성능을 향상시키는 방법을 제안하였다. 이 연구에서는 DFT의 진폭이 회전 불변의 특성을 가짐을 보이고, 이를 인덱스 구축 및 필터링에 사용하였다. Keogh 등[6]은 회전-불변 이미지 매칭에 LB_Keogh[1]가 적용됨을 보이고, 이를 사용하여 회전-불변 거리 계산이 필요한 후보 개수를 크게 줄이는 방법을 제안하였다. 그러나, 이들 회전-불변 이미지 매칭의 기존 연구는 필터링을 통해 회전-불변 거리 계산이 필요한 후보 데이터 시퀀스 개수를 줄이는 것이 주된 목적이며, 궁극적으로는 후보 데이터 시퀀스와 질의 시퀀스와의 회전-불변 거리 계산은 반드시 필요한 작업이다. 결국, 본 논문의 이들 연구에서 회전-불변 거리를 계산하는 부분에 적용이 가능한 직교적(orthogonal) 연구라 할 수 있다.

회전-불변 이미지 매칭의 기본 알고리즘 RI-Naive는 그림 2와 같다. 그림에서 보듯이, RI-Naive는 각(후보) 데이터 시퀀스 s 에 대해서, 질의 시퀀스와의 회전-불변 거리를 계산하고, 그 거리가 주어진 허용치 이하인지를 판단한다. 다음으로, RI-Naive에 미리 버림[6]을 적용한 알고리즘을 RI-EA라 한다. 미리 버림이란 유클리디안 거리 계산 과정에서 중간까지의 거리 값이 주어진 허용치보다 커지면 계산을 중단하는 방법이다. 즉, 알고리즘 RI-Naive의 라인 4에서 유클리디안 거리 $D(Q^j, S)$ 를 계산하는 과정 내부에서, 현재까지의 거리 제공의 합이 허용치 제공보다 크면 거리 계산을 중단하는 구조를 갖는다. 미리 버림을 사용하는 것을 제외하고는 RI-EA와 RI-Naive는 동일한 구조를 갖는다. 기존 연구[4,6]에서는 후보 데이터 시퀀스들을 구한 후에,

RI-Naive(query sequence Q , a set S of data sequences, tolerance ϵ)

```

1.  $R := \emptyset$ ;
2. for each data sequence  $S \in S$  do
3.   for  $j := 0$  to  $(n-1)$  do
4.     if  $D(Q^j, S) \leq \epsilon$  then
5.        $R := R \cup \{S\}$ ;
6.       break;
7.     end-if
8.   end-for
9. end-for
10. return  $R$ ;

```

그림 2 회전-불변 이미지 매칭의 기본 알고리즘

RI-Naive나 RI-EA에 해당하는 매칭을 수행해야 하며, 본 논문에서는 이러한 매칭의 성능을 크게 향상시킨다.

3. 삼각 부등식 기반 회전-불변 매칭 알고리즘

3.1 삼각 부등식과 자체 회전 거리의 개념

길이 n 인 시퀀스들의 유클리드 거리 사이에는 삼각 부등식이 성립한다. 즉, 길이 n 인 시퀀스 A, B, C 는 n -차원 공간에서 하나의 삼각형을 구성하고, 결국 세 점(시퀀스) 사이에는 삼각 부등식(즉, $D(A, B) < D(C, A) + D(B, C)$)가 성립한다. 만일, 두 거리 $D(A, B)$ 와 $D(C, A)$ 를 알고 있다고 하자. 그러면, $D(B, C) > |D(A, B) - D(C, A)|$ 가 성립하므로, $|D(A, B) - D(C, A)|$ 는 $D(B, C)$ 의 하한으로 사용할 수 있다.

삼각 부등식을 회전-불변 이미지 매칭에 사용하기 위하여, 자체 회전 거리를 다음과 같이 정의한다.

정의 1. 질의 시퀀스 Q 의 j -회전 시퀀스 Q^j 와 이를 한 번 더 회전한 시퀀스 Q^{j+1} 사이의 거리 $D(Q^j, Q^{j+1})$ 을 Q^j 의 자체 회전 거리라 정의한다. □

다음 정리 1은 자체 회전 거리를 삼각 부등식에 활용하여, 회전 시퀀스와 데이터 시퀀스의 하한을 구하는 방법을 설명한다.

정리 1. 질의 시퀀스 Q 와 데이터 시퀀스 s 가 주어졌다고 하자. 그러면, $|D(Q^j, S) - D(Q^j, Q^{j+1})|$ 은 $D(Q^{j+1}, S)$ 의 하한이다.

증명. 세 시퀀스 Q^j, Q^{j+1}, S 는 n -차원 공간의 삼각형을 형성한다. 따라서, 삼각 부등식에 따라, $D(Q^{j+1}, S) > |D(Q^j, S) - D(Q^j, Q^{j+1})|$ 이 성립, $|D(Q^j, S) - D(Q^j, Q^{j+1})|$ 은 $D(Q^{j+1}, S)$ 의 하한이 된다. □

정리 1을 회전-불변 이미지 매칭에 활용하는 과정은 다음과 같다. 만일, 모든 $j (= 0, \dots, n-1)$ 에 대해 Q^j 의 자체 회전 거리 $D(Q^j, Q^{j+1})$ 를 계산해 두었고, Q^j 와 데이터 시퀀스 S 의 거리 $D(Q^j, S)$ 를 계산해 통해 알았다 하자. 그러면, Q^{j+1} 과 S 의 거리 $D(Q^{j+1}, S)$ 의 하한은 정리 1에 의해 $|D(Q^j, S) - D(Q^j, Q^{j+1})|$ 로 쉽게 구할 수 있다. 만일, 이 하한이 허용치보다 크다면, 실제 유

클리드인 거리 $D(Q^{j+1}, S)$ 는 당연히 허용치보다 크게 되므로, $D(Q^{j+1}, S)$ 의 계산은 필요가 없게 된다. 일반적으로 자체 회전 거리, 즉 $D(Q^j, Q^{j+1})$ 은 그 값이 그다지 크지 않다. 이는 자체 회전 거리가 시퀀스와 해당 시퀀스를 단지 한번만 회전하여 얻은 시퀀스와의 거리이기 때문이다. 이에 따라 하한인 $|D(Q^j, S) - D(Q^j, Q^{j+1})|$ 는 실제 거리인 $D(Q^{j+1}, S)$ 에 비해 크게 작지 않아, 많은 횟수의 유클리드인 거리 계산을 줄일 수 있게 된다.

자체 회전 거리의 활용은 $D(Q^j, S)$ 의 거리 대신에 이의 하한을 알 경우에도 활용할 수 있다. 그림 3이 이러한 예를 보여준다. 그림 3에서, $D(Q^{j-1}, S)$ 의 거리를 알고 있다고 하자. 그러면, $D(Q^j, S)$ 의 하한 lb^j 는 $|D(Q^{j-1}, S) - D(Q^{j-1}, Q^j)|$ 로 구할 수 있다. 다음으로, $D(Q^{j+1}, S)$ 의 하한 lb^{j+1} 은 다시 $|lb^j - D(Q^j, Q^{j+1})|$ 로 구할 수 있다. 마찬가지로, $D(Q^{j+2}, S)$ 의 하한 lb^{j+2} 는 $|lb^{j+1} - D(Q^{j+1}, Q^{j+2})|$ 로 구할 수 있다. 그림 3의 예에서 보듯이, 한번의 유클리드인 거리 계산 $D(Q^{j-1}, S)$ 이 이루어진 이후에는 자체 회전 거리에 의해 여러 회전 시퀀스에 대한 하한을 반복적으로 구할 수 있게 된다. 이와 같은 반복적으로 하한만을 계산함으로써 유클리드인 거리 계산 횟수를 크게 줄일 수 있는 것이다.

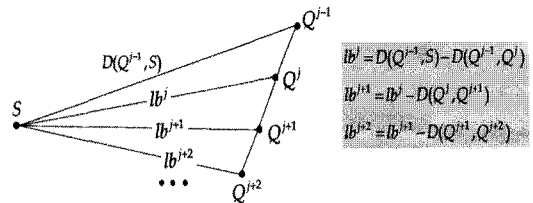


그림 3 회전-불변 거리 하한의 반복적 계산의 예

3.2 제안하는 회전 불변 유클리드 매칭 알고리즘

자체 회전 거리를 회전-불변 이미지 매칭에 활용하기 위해서는 질의 시퀀스 Q 의 모든 j -회전 시퀀스 Q^j 에 대해 미리 자체 회전 거리 $D(Q^j, Q^{j+1})$ 를 계산해 두어야 한다. 그러나, 다음 정리 2에 따르면, 질의 시퀀스 Q 의 모든 Q^j 에 대한 자체 회전 거리는 동일함을 알 수 있다.

정리 2. 질의 시퀀스 Q 의 모든 j -회전 시퀀스 Q^j 의 자체 회전 거리는 동일하다. 즉, 모든 $j (= 0, \dots, n-1)$ 에 대해서, $D(Q^j, Q^{j+1})$ 은 동일하다.

증명. Q 의 임의의 서로 다른 회전 시퀀스를 Q^a 와 Q^b 라 하자. 그러면, Q^a 와 Q^b 의 자체 회전 거리는 각각 $D(Q^a, Q^{a+1})$ 과 $D(Q^b, Q^{b+1})$ 로 나타난다. 이때, Q^a 의 자체 회전 거리 $D(Q^a, Q^{a+1})$ 은 다음 과정에 의해 Q^b 의 자체 회전 거리 $D(Q^b, Q^{b+1})$ 로 변경된다.

$$\begin{aligned}
 D(Q^a, Q^{a+1}) &= \sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} |q_{i+(a+1)\%n} - q_{i+a\%n}|^2} && // \text{definition} \\
 &= \sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} |q_{i+(b-(b-a))\%n} - q_{i+(b-(b-a)+1)\%n}|^2} && // a = (b - (b - a)) \\
 &= \sqrt{\sum_{i=b-a}^{b-a+n-1} |q_{i+(b-(b-a))\%n} - q_{i+(b-(b-a)+1)\%n}|^2} && // \text{index shifting} \\
 &= \sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} |q_{i+b\%n} - q_{i+(b+1)\%n}|^2} = D(Q^b, Q^{b+1}) && // \text{index shifting}
 \end{aligned}$$

상기 식에 의해 Q^a 와 Q^b 의 자체 회전 거리 $D(Q^a, Q^{a+1})$ 과 $D(Q^b, Q^{b+1})$ 은 동일함을 알 수 있고, 이는 모든 회전 시퀀스의 자체 회전 거리가 동일함을 의미한다. □

정리 2에 따르면, $D(Q^0, Q^1) = D(Q^j, Q^{j+1})$ 의 관계가 모든 회전 시퀀스 Q^j 에 대해서 성립하므로, 결국 Q^0 의 자체 회전 거리 $D(Q^0, Q^1)$ 하나만을 계산해 두면, 정리 1의 하한 성질을 회전-불변 유클리드 이미지 매칭에 사용할 수 있게 된다.

그림 4는 정리 1과 2에 기반한 회전-불변 이미지 매칭 알고리즘인 RI-TI를 나타낸다. 알고리즘 RI-TI는 정리 1의 하한 성질에 의해 착오 기각(false dismissal)이 발생하지 않는다. 알고리즘을 보면, 우선 라인 1에서 질의 시퀀스 Q 의 자체 회전 거리를 계산한다. 그런 다음, 각 데이터 시퀀스 S 에 대해서 회전-불변 여부를 검사한다(라인 3-18). 회전-불변 거리를 구하기 위해서는 모든 가능한 회전 시퀀스를 고려해야 하므로, 가능한 모든 j 에 대해 j -회전 시퀀스의 거리를 검사한다(라인 5-17). 이 과정에서, 직접 거리를 계산하거나(라인 9), 자체 회전 거리를 사용하여 하한(라인 7과 14)을 계산하여, 착오 해답(false alarm)을 제거한다. 즉, 이렇게 계산한 거리 혹은 하한을 바탕으로 해당 j -회전 시퀀스의 전지 여부(라인 6) 혹은 유사 시퀀스 여부(라인 10)를 결정한다. 알고리즘 RI-TI에서는 이와 같이 하한 계산(라인 7과 14)과 이를 이용한 전지(라인 6)를 통해,

```

RI-TI(query sequence Q, a set S of data sequences, tolerance ε)
1. d := D(Q^0, Q^0); // compute the self rotation distance.
2. R := ∅;
3. for each data sequence S ∈ S do
4.   lb := 0;
5.   for j := 0 to (n-1) do
6.     if lb > ε then // discard the current index.
7.       lb := lb - d; // get the next lower bound.
8.     else
9.       lb := D(Q^j, S); // a real distance, not a lower bound.
10.      if lb ≤ ε then
11.        R := R ∪ {S}; // include S into the result set.
12.      break;
13.     else
14.       lb := lb - d; // get the next lower bound.
15.     end-if
16.   end-for
17. end-for
18. return R;
    
```

그림 4 삼각 부등식 기반의 회전-불변 매칭 알고리즘

불필요한 유클리드 거리 계산을 줄이고, 궁극적으로 회전-불변 매칭의 성능을 향상시킨다. 지금까지 설명한 RI-Naïve, RI-EA, RI-TI의 모든 알고리즘의 최악의 시간 복잡도는 $O(n^2 \cdot |S|)$ 로 동일하나, RI-EA는 미리 버림 효과에 의해, RI-TI는 삼각 부등식 기반의 하한에 의해 성능을 향상시키는 특징을 갖는다.

4. 성능 평가

4.1 실험 환경 및 데이터

실험에 사용한 첫 번째 데이터 집합은 웹 상에서 직접 구한 이미지들로서 총 10,259개의 이미지로 구성된 WEB_DATA 이다[5]. 그림 5는 이러한 이미지의 예이다. 두 번째 데이터 집합은 해양 생물 이미지로 구성된 SQUID_DATA [9]로서, 총 1,100개의 이미지로 구성되어 있다. 실험에서는 우선 각 이미지에서 유클리드 선을 추출한 후, 이를 길이 360의 시계열로 변환하여 데이터 시계열과 질의 시계열을 구성하였다.

실험을 수행한 하드웨어 플랫폼은 Intel Pentium IV 2.80 GHz CPU, 512 MB RAM, 70.0GB HDD를 장착한 PC이며, 소프트웨어 플랫폼은 GNU/Linux Version 2.6.6 운영 체제이다. 실험은 기존 방법인 RI-Naïve와 RI-EA, 그리고 본 논문에서 제안한 RI-TI의 세 가지 알고리즘을 대상으로 하였다. 실험에서는 임의의 질의 시퀀스 10개를 선택하여, 세 가지 방법 각각에 대한 거리 계산 횟수의 평균과 총 수행 시간을 측정하였다. 거리 계산 횟수는 RI-TI의 하한이 전지 효과를 제대로 발휘하는지를 확인하기 위함이며, 수행 시간은 전지 효과를 통해 실제 성능이 개선되었는지를 확인하기 위함이다.

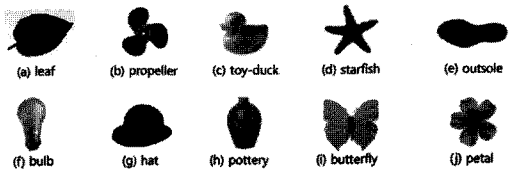


그림 5 WEB_DATA의 이미지 예제

4.2 실험 결과

그림 6은 WEB_DATA에 대한 유클리드 거리 계산 횟수와 실제 수행 시간을 나타낸다. 그림 6(a)를 보면, 제안한 RI-TI가 기존 알고리즘에 비해 거리 계산 횟수를 수십 배까지 크게 줄였음을 알 수 있다. 이는 자체 회전 거리를 삼각 부등식에 적용하는 본 논문의 접근법이 많은 불필요한 거리 계산을 전지할 수 있음을 의미한다. 그림 6(a)에서 RI-Naïve와 RI-EA가 동일하게 나타났는데, 이는 RI-EA의 경우 미리 버림을 통해

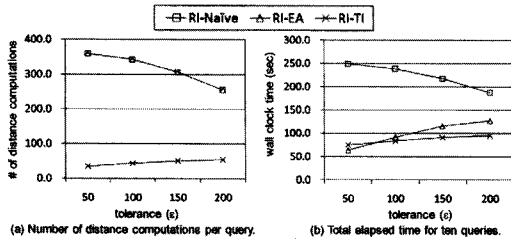


그림 6 WEB_DATA에 대한 실험 결과

성능을 향상시키기는 하나(그림 6(b) 참조), 거리 계산 횟수 자체를 줄이지는 못하기 때문이다. RI-Naive와 RI-EA에서 허용치가 증가할수록 거리 계산 횟수가 감소하는 경향을 보이는데, 이는 허용치가 클수록 유사 이미지로 판단되는 경우가 많아지고, 이 경우 더 이상의 거리 계산이 불필요하기 때문이다(그림 2의 RI-Naive에서 라인 3-6 참조).

그림 6(b)의 수행 시간 결과를 보면, 제안한 RI-TI가 기존 알고리즘에 비해 성능을 크게 향상 시킨 것으로 나타났다. RI-TI가 기존 알고리즘에 비해 성능을 크게 향상시킨 이유는 앞서 그림 6(a)에서 보듯이 거리 계산 횟수를 크게 줄였기 때문이다. 반면에, RI-EA는 RI-Naive에 비해(또한 허용치가 작은 일부 구간에서는 RI-TI에 비해) 우수한 성능을 보이는데, 이는 RI-EA가 유클리디안 거리 계산에 있어 미리 버림 효과를 크게 발휘하기 때문이다. 즉, RI-EA의 경우 미리 버림 효과로 인해, 거리 계산 횟수가 실제 수행 시간에는 그대로 반영되지 않음을 알 수 있다. 또한, RI-EA의 경우 허용치가 커질수록 수행 시간이 늘어나는데, 그 이유는 허용치가 클수록 미리 버림이 적용될 때까지 더 많은 계산이 필요하기 때문이다. 그림 6(b)의 결과를 종합하면, RI-TI는 RI-Naive에 및 RI-EA에 비해 수 배까지 성능을 향상시킨 것으로 나타났다.

SQUID_DATA의 실험 결과도 전반적인 경향이 그림 6의 WEB_DATA와 매우 유사하게 나타났다. 즉, RI-TI가 RI-Naive 및 RI-EA 보다 거리 계산 횟수는 수십 배까지, 수행 시간은 수 배까지 줄인 것으로 나타났다. SQUID_DATA는 WEB_DATA와 그 결과가 매우 유사하므로, 지면 관계상 자세한 설명을 생략한다.

그림 7은 여러 종류 질의에 대한 유클리디안 거리 계산 횟수와 실제 수행 시간을 나타낸다. 실험에서는 그림 5에서 소개한 10개 질의를 사용하였으며, 허용치는 150으로 고정하였다. 그림 7(a)를 보면, 질의 종류에 따라 그 값에 차이가 있기는 하지만, 전반적으로 제안한 RI-TI가 기존의 RI-Naive 및 RI-EA에 비해 거리 계산 횟수를 크게 줄였음을 알 수 있다. 이러한 결과에 따라, 그림 7(b)의 수행 시간에 있어서도 RI-TI가 가장 우수한 결과를 보임을 알 수 있다. 이 같은 결과는 삼각 부등식과

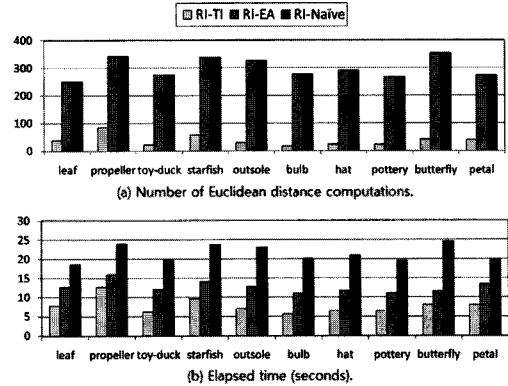


그림 7 여러 질의 이미지(시퀀스)에 대한 실험 결과

자체 회전 거리를 사용하는 RI-TI가 질의 종류에 관계없이 항상 우수한 결과를 보임을 의미한다. 지금까지 소개한 회전-불변 개념 이외의 새로운 정의의 회전-불변 개념 제시와 이의 정확도에 대해서는 향후 연구에서 다룬다.

5. 결론

본 논문에서는 회전-불변 윤곽선 이미지 매칭에서, 유클리디안 거리 계산을 줄이는 효율적인 방법을 제시하였다. 이를 위해, 우선 삼각 부등식을 사용하면 회전-불변 이미지 매칭에서 거리 계산 횟수를 줄일 수 있음을 처음으로 제안하였다. 다음으로, 삼각 부등식 적용을 위해, 자체 회전 거리의 개념을 제안하고 이를 사용한 전지 기법과 알고리즘을 정형적으로 제안하였다. 또한, 실제 이미지 데이터 집합에 대한 실험을 통해, 제안한 방법이 기존 방법에 비해 수행 시간을 크게 줄임을 확인하였다. 향후 연구는 유클리디안 거리와 달리 삼각 부등식이 성립하지 않는 DTW 거리에도 제안한 기법이 적용되도록 매칭 알고리즘을 확장하는 것이다.

참고 문헌

- [1] E. Keogh, "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.
- [2] J.-I. Won, S.-K. Hong, J.-H. Yoon, S.-H. Park and S.-W. Kim, "A Practical Approximate Sub-Sequence Search Method for DNA Sequence Databases," *Journal of KIISE : Databases*, vol.34, no.2, pp.119-132, Apr. 2007. (in Korean)
- [3] W.-K. Loh, Y.-H. Park, and Y.-I. Yoon, "Fast Recognition of Asian Characters Based on Database Methodologies," In *Proc. the 24th British Nat'l Conf. on Databases*, Glasgow, UK, pp.37-48, July 2007.
- [4] M. Vlachos, Z. Vagenas, P. S. Yu, and V. Athitsos, "Rotation Invariant Indexing of Shapes

and Line Drawings," In *Proc. of ACM Conf. on Information and Knowledge Management*, Bremen, Germany, pp.131-138, Oct. 2005.

- [5] B.-S. Kim, Y.-S. Moon and J. Kim, "Noise Control Boundary Image Matching Using Time-Series Moving Average Transform," *Journal of KIISE : Databases*, vol.36, no.4, pp.247-342, Aug. 2009. (in Korean)
- [6] E. J. Keogh, L. Wei, X. Xi, M. Vlachos, S.-H. Lee, and P. Protopapas, "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.
- [7] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 2nd Ed., Prentice Hall, New Jersey, 2002.
- [8] W. K. Pratt, *Digital Image Processing*, 4th Ed., Eastman Kodak Company, Rochester, New York, 2007.
- [9] SQUID: <http://www.ee.surrey.ac.uk/CVSP/demos/css/demo.html>



문 양 세

1991년 2월 한국과학기술원 과학기술대학 전산학과 학사. 1993년 2월 한국과학기술원 전산학과 석사. 2001년 8월 한국과학기술원 전자전산학과 전산학전공 박사. 1993년 2월~1997년 2월 현대전자산업(주) 주임연구원. 2001년 9월~2002년 2월 (주)현대시스콤 선임연구원. 2002년 2월~2005년 2월 (주)인프라밸리 기술위원(이사). 2005년 3월~2008년 2월 한국과학기술원 첨단정보기술연구센터 연구원. 2008년 7월~2009년 8월 미국 퍼듀대학교 방문연구원. 2005년 3월~현재 강원대학교 컴퓨터과학과 부교수. 관심분야는 Data Mining, Knowledge Discovery, Stream Data, Storage System, Database Applications, Mobile/ Wireless Communication Services & Systems



김 상 필

2009년 2월 강원대학교 전산학과 학사
2009년 3월~현재 강원대학교 컴퓨터과학과 석사과정. 관심분야는 Data Mining & Knowledge Discovery, Data Mining Applications, Multimedia Databases, Privacy-Preserving Data Mining



김 범 수

2006년 2월 한라대학교 컴퓨터공학과 학사. 2008년 2월 강원대학교 컴퓨터과학과 석사. 2008년 3월~현재 강원대학교 컴퓨터과학과 박사과정. 관심분야는 Data Mining & Knowledge Discovery, Data Warehousing & OLAP, Data Mining Applications(Images, Bioinformatics, Multimedia, Spatio-Temporal Databases)



노 용 기

2005년 2월 한국과학기술원(KAIST) 전산학과 학사. 1993년 2월 한국과학기술원(KAIST) 전산학과 석사. 2001년 2월 한국과학기술원(KAIST) 전산학과 박사. 2001년 2월~2003년 9월 (주)티맥스소프트 책임연구원. 2003년 10월~2005년 3월 (주)티맥스데이터 수석연구원. 2005년 4월~2006년 5월 한국과학기술원 전산학과 초빙교수. 2006년 6월~2007년 7월 Visiting Scholar, University of Minnesota, USA. 2007년 8월~2008년 2월 NHN(주) 수석연구원. 2008년 3월~2010년 2월 성결대학교 멀티미디어공학부 전임강사. 2010년 3월~현재 성결대학교 멀티미디어공학부 조교수. 관심분야는 대용량 데이터 마이닝, 데이터 웨어하우징, 유전자/단백질 데이터베이스, 정보 검색, 모바일 컴퓨팅, 클라우드 컴퓨팅