

부분 노이즈 제거 윤곽선 이미지 매칭의 성능 최적화

김범수*, 이상훈**, 문양세**

*강원대학교 정보통신연구소, **강원대학교 IT대학 컴퓨터학과

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

The Optimization for Partial Denoising Boundary Image Matching

Bum-Soo Kim*, Sanghun Lee**, and Yang-Sae Moon**

*Institute of Telecommunications and Information, Kangwon National University

**Dept. of Computer Science, Kangwon National University

요 약

본 논문에서는 부분 노이즈 제거를 지원하는 윤곽선 이미지 매칭의 성능 최적화 문제를 다룬다. 윤곽선 이미지 매칭에서 이미지의 노이즈를 제거하는 것은 직관적이고 정확한 매칭을 위해 매우 중요한 요소이다. 그러나, 윤곽선 이미지 매칭에서 부분 노이즈 제거를 지원하기 위해서는 매우 많은 계산이 빈번하게 발생한다. 본 논문에서는 기존 부분 노이즈 제거 윤곽선 이미지 매칭 연구를 좀 더 구체화하여 성능 향상을 위해 유사 거리의 하한을 제안한다. 실험 결과, 부분 노이즈 제거 윤곽선 이미지 매칭 성능을 수 배에서 수십 배까지 향상시킨 것으로 나타났다.

1. 서론

최근 IT 기술의 발전과 시공간 데이터의 사용 증가에 따라 대용량 시계열 데이터 대상의 시계열 매칭 연구가 활발하게 이루어져 왔다[1, 2, 3, 4]. 또한, 최근에는 문서 검색, 이미지 매칭, 바이오 시퀀스 매칭 등 여러 응용 분야에서 시계열 매칭 연구가 활용되고 있다[3]. 본 논문에서는 이 중 대용량 이미지 데이터베이스를 대상으로 하는 윤곽선 이미지 매칭 문제를 다룬다. 윤곽선 이미지 매칭은 이미지의 윤곽선을 시계열로 변환한 후, 시계열 매칭 기술을 사용하여 유사 이미지를 찾는 방법이다[3, 5, 6]. 이와 같이 윤곽선 이미지를 시계열로 나타낼 경우, 유사성 판단을 위한 거리 계산과 검색을 위한 인덱스 사용이 용이해져 대용량 데이터베이스 대상의 윤곽선 이미지 매칭이 가능해지게 된다.

윤곽선 이미지 매칭에서 부분 노이즈 제거는 해결이 매우 어려운 문제이다. 그 이유는 윤곽선에 포함될 수 있는 부분 노이즈의 정도, 위치, 길이가 매우 다양하기 때문이다. 부분 노이즈는 질의 윤곽선 이미지에 포함될 수도 있는데, 이는 전처리 과정을 통해 질의에서 원하는 만큼의 부분 노이즈를 제거한 후 매칭하면 되는 해결이 비교적 쉬운 문제이다. 반면에, 부분 노이즈가 데이터 윤곽선 이미지에 포함된 경우에는 데이터베이스에 저장된 모든 이미지들을 대상으로 부분 노이즈를 제거하여 매칭을 수행해야 하므로, 해결이 매우 어려운 문제이다. 따라서, 본 논문에서는 부분 노이즈가 데이터 윤곽선 이미지에 포함된 경우의 윤곽선 이미지 매칭 문제를 해결한다.

다양한 부분 노이즈를 고려하기 위하여, 기존 연구 [7]에서는 부분 노이즈 제거 윤곽선 이미지 매칭의 문제 개념만을 다루었다. 본 논문에서는 이 문제를 정형적으로 제시하고 그 해결책을 제안한다. 우선 다양한 부분 노이즈 제거를 위한 부분 노이즈 제거 시계열을 설명한다. 즉, 부분 노이즈는 하나의 원본 시계열에서 다양하게 존재할 수 있기 때문에 매우 많은 부분 노이즈 제거 시계열이 생성된다. 따라서, 이의 해결을 위해 부분 노이즈 제거 거리의 개념과 이에 기반한 부분 노이즈 제거 윤곽선 이미지 매칭을 소개한다. 하지만 부분 노이즈 제거 윤곽선 이미지 매칭에서는 부분 노이즈 제거 정도와 길이가 주어진다 하더라도 부분 노이즈가 존재하는 위치가 매우 많기 때문에, 부분 노이즈 제거 길이를 구하는 계산 복잡도는 매우 높게 된다. 본 논문에서는 부분 노이즈 제거 길이 대신 이의 하한(lower bound)을 구하는 방법을 구체적으로 제시하여 부분 노이즈 제거 윤곽선 이미지 매칭 성능을 최적화한다.

실험 결과, 본 논문에서 제시한 부분 노이즈 제거 이미지 매칭은 부분 노이즈 제거 거리만을 사용하는 매칭 알고리즘에 비해 이의 하한을 적용한 개선된 매칭 알고리즘의 성능이 더욱 우수함을 확인하였다. 이 같은 결과를 볼 때, 본 논문의 부분 노이즈 제거 거리의 하한은 윤곽선 이미지 처리에 있어서 중요한 이슈 중의 하나인 부분 노이즈 문제를 최적화하여 해결한 우수한 연구 결과라 사료된다.

2. 관련 연구

시계열 매칭은 사용자에게 의해 주어진 질의 시계열과 시계열 데이터베이스에 저장된 데이터 시계열을 비교

본 연구는 방위사업청과 국방과학연구소의 지원으로 수행되었습니다.

하여 질의 시계열과 유사한 데이터 시계열을 찾는 작업이다[1, 2]. 시계열 매칭에는 지금까지 다양한 유사 모델이 연구되었다. 본 논문에서는 유클리디안 (Euclidean) 거리에 기반한 유사 모델[1, 2, 4]을 사용한다. 길이 n 인 두 시계열 $X(=\{x_0, \dots, x_{n-1}\})$ 과 $Y(=\{y_0, \dots, y_{n-1}\})$ 의 유클리디안 거리 $D(X, Y)$ 는 식 (1) 과 같이 정의된다.

$$D(X, Y) = \sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} (x_i - y_i)^2} \quad (1)$$

유클리디안 거리 이외의 유사 모델은 DTW(dynamic time warping) 거리 함수, LCSS(longest common subspaces)를 사용하는 유사 모델들이 있다[2]. 이외에도 선형추세 제거, 쉬프팅 및 스케일링, 정규화 변환, 이동평균 변환 등 시계열 매칭에서 전처리 변환을 지원하는 유사 모델이 제안되었다[4]. 이들 연구는 시계열 자체의 전처리에 초점을 맞추었으며, 본 논문에서와 같이 이미지 도메인의 문제를 다루지는 않았다. 본 논문에서는 이중 간편하고 가장 많이 연구된 유클리디안 거리와 이동평균 변환을 사용한 시계열 매칭을 윤곽선 이미지 매칭에 활용한다.

모양 기반의 이미지 매칭에서는 주로 객체의 외부 윤곽선이나 영역을 이용한다[8]. 본 논문에서는 이중 외부 윤곽선을 이용하는 간단한 방법인 CCD(centroid contour distance) 방법[3, 5, 8]을 활용한다. CCD 방법은 평면 좌표 상 이미지의 외부 윤곽선에 대한 중심점을 기준으로 n 개 방향의 일정한 각도 ($\Delta\theta=2\pi/n$)로 나누어 중심점과 외부 윤곽선과의 거리를 계산하여, 이미지를 n -차원 공간의 점으로 매핑한다. 그림 1은 CCD 방법에 의해 윤곽선 이미지가 n -차원 공간의 점, 즉 n -차원 시계열로 변환된 예제를 나타낸다. 이와 같이 CCD 방법을 사용하면 외부 윤곽선 이미지를 시계열로 나타낼 수 있고, 이에 따라서 시계열 매칭 기법을 윤곽선 이미지 매칭에 활용할 수 있다[3, 5, 6].

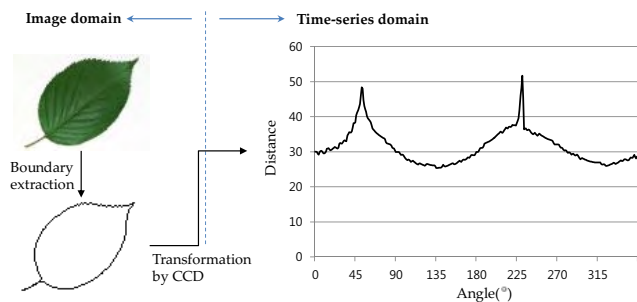


그림 1. CCD 방법에 의한 윤곽선 이미지의 시계열 변환 예제.

시계열 도메인에서 윤곽선 이미지 매칭의 노이즈 제거 문제는 [3]에서 우수한 해결책이 제시된 바 있다. 이 연구에서는 이동평균 변환을 시계열 전체에 적용하여 윤곽선 전체에서 동일한 정도의 노이즈를 제거하고자 하였다. 특히, 이들은 임의 계수의 이동평균 변환을 지원하는데 연구의 초점을 맞추었다. 반면

에, 본 연구에서는 노이즈가 시계열 전체가 아닌 부분 영역에 존재하는 경우의 문제를 다룬다. 특히, 부분 노이즈가 임의 위치에 나타나는 문제를 해결하는데 연구의 초점을 맞추었다. 더 나아가, 부분 영역을 전체 시계열로 확대할 경우, 본 연구는 기존 연구[3] 결과를 포함하게 된다. 따라서, 본 연구는 기존 연구를 포함하는 일반화된 노이즈 제거 윤곽선 이미지 매칭이라 할 수 있다.

3. 부분 노이즈 제거 윤곽선 이미지 매칭

윤곽선 이미지 매칭은 질의 윤곽선 이미지와 유사한 데이터 윤곽선 이미지들을 찾는 문제로, 본 논문에서는 부분 노이즈가 데이터 윤곽선 이미지에 포함된 경우의 문제를 다룬다. 윤곽선 이미지에서 부분 노이즈를 제거하기 위한 해결책으로 이미지 도메인 방법과 시계열 도메인 방법이 있다. 이미지 도메인 방법은 일단 윤곽선 이미지에서 부분 노이즈를 찾아 적당히 부분 노이즈를 제거한 후, 시계열 변환하여 거리 계산을 수행하는 방법이다. 그런데, 이 방법은 이미지 도메인에서 부분 노이즈를 찾는 데 많은 계산이 필요할 뿐 아니라, “적당히” 즉 유사 윤곽선 이미지가 검출되도록 부분 노이즈를 알맞게 제거하기가 어렵기 때문에 실질적으로 사용하기 힘든 방법이다. 반면에, 시계열 도메인 방법은 부분 노이즈를 포함하는 윤곽선 이미지를 먼저 시계열로 변환한 후, 시계열에서 직접 부분 노이즈를 제거하는 방법이다. 이와 같이 시계열 도메인에서 부분 노이즈를 제거하면 다양한 부분 노이즈의 빠른 제거와 거리 계산이 가능하다.

시계열 도메인에서 부분 노이즈 제거를 위해, 기존 연구[7]에서는 우선 **부분 노이즈 제거 시계열(partial denoising time-series)**을 정의한다. 부분 노이즈 제거 시계열이란, 부분 노이즈의 정도, 위치, 길이가 주어졌을 때, 원본 시계열로부터 해당 부분 노이즈를 이동평균변환[3]을 이용하여 제거한 시계열 즉, **노이즈 제거 서브시퀀스**를 포함한 시계열이다. 이는 부분 노이즈의 정도, 위치, 길이에 따라 매우 많은 부분 노이즈 제거 시계열 생성이 가능함을 의미한다. 그림 2는 노이즈 제거 서브시퀀스와 부분 노이즈 제거 시계열을 설명하는 예제이다.

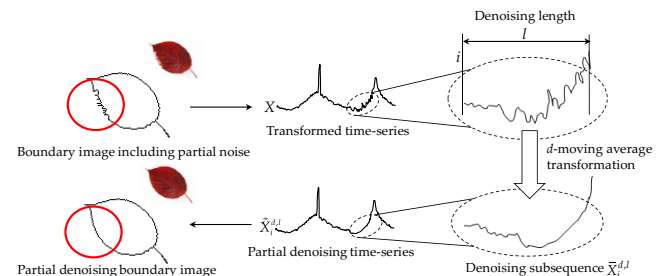


그림 2. 노이즈 제거 서브시퀀스와 부분 노이즈 제거 시계열 예제.

본 논문에서 다루는 부분 노이즈 제거 윤곽선 이미지 매칭은 질의 시계열과 가장 유사한 부분 노이즈

제거 시계열을 찾는 문제를 해결하고자 한다. 우선 노이즈 제거 계수와 노이즈 제거 길이는 사용자에게 주어졌다고 가정하고, 질의 시계열과 모든 가능한 부분 노이즈 제거 시계열들과의 최소 거리를 **부분 노이즈 제거 거리**(*partial denoising distance*)라 하여 유사 척도로 사용한다. 즉, 부분 노이즈 제거 거리는 하나의 데이터 시계열에서 주어진 부분 노이즈를 제거했다 했을 때, 모든 가능한 위치를 고려한 부분 노이즈 제거 시계열들과 주어진 질의 시계열과의 유클리디안 거리가 가장 작은 값을 의미한다.

부분 노이즈 제거 거리를 사용하여, 부분 노이즈 제거 윤곽선 이미지 매칭은 다음과 같이 정형적으로 정의할 수 있다.

정의 1: 질의 시계열 Q , 노이즈 제거 계수 d , 노이즈 제거 길이 l 이 주어졌을 때, **부분 노이즈 제거 윤곽선 이미지 매칭**(*partial denoising boundary image matching*)은 데이터베이스에서 Q 와의 부분 노이즈 거리가 주어진 조건에 만족하는 데이터 시계열 S 를 모두 찾는 작업이다. □

이는 주어진 질의 시계열과 가장 유사한 데이터 시계열을 찾는 데 있어서, 주어진 부분 노이즈가 어느 위치에 존재하던지 이를 제거하고 가장 유사한 시계열을 찾는 특징을 갖는다.

4. 부분 노이즈 제거 거리의 하한

부분 노이즈 제거 윤곽선 이미지 매칭에서 가장 중요한 연산은 부분 노이즈 제거 거리의 계산이다. 부분 노이즈 제거 거리 계산은 질의 시계열과 모든 데이터 시계열간에 한번씩 빈번하게 발생한다. 보다 정확한 분석을 위해, 부분 노이즈 제거 거리의 계산 복잡도를 분석하면 다음과 같다. 우선, 계수가 d 이고 길이가 l 인 시퀀스의 이동평균 변환의 복잡도는 $\Theta(dl)$ 이고 [3], 유클리디안 거리 계산의 복잡도는 $\Theta(n)$ 이다. 따라서, 질의 시계열과 하나의 부분 노이즈 제거 시계열의 계산 복잡도는 $\Theta(ndl)$ 이다. 그런데, 부분 노이즈 제거 거리는 최소 거리를 구하기 위해 이를 n 번 반복하므로, 계산 복잡도는 $\Theta(n^2dl)$ 이다. 이는 비교해야 하는 데이터 시계열들이 매우 많은 대용량 데이터베이스를 대상으로 하는데 있어서는 매우 높은 계산 복잡도라 할 수 있다.

부분 노이즈 제거 거리의 높은 계산 복잡도 문제의 해결을 위해, 본 논문에서는 이 거리의 하한을 제시하고, 이를 매칭에 활용하고자 한다. 물론, 제시하는 하한은 부분 노이즈 제거 거리보다 낮은 계산 복잡도를 갖게 된다. 따라서 이 하한을 먼저 계산하여 유사하지 않은 많은 데이터 시계열을 미리 전지(*prune*)함으로써 매칭 성능을 높일 수 있다. 정리 1에서 부분 노이즈 제거 거리의 하한을 제안한다.

정리 1: 길이 n 인 두 시계열을 Q 와 S 라 할 때, 노이즈 제거 계수 d 와 노이즈 제거 길이 l 에 대해, 식 (2)로 계산되는 $PDD_{LB}(Q,S,d,l)$ 는 부분 노이즈 제거 거리의 하한이다.

$$PDD_{LB}(Q,S,d,l) = \sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} \begin{cases} (q_i - u_i)^2 & \text{if } q_i > u_i; \\ (q_i - l_i)^2 & \text{if } q_i < l_i; \\ 0 & \text{otherwise;} \end{cases}} \quad (2)$$

where $L = \{l_0, l_1, \dots, l_{n-1}\}, l_i = \min\{s_i, \bar{s}_i^{d,l}\}, U = \{u_0, u_1, \dots, u_{n-1}\},$
 $u_i = \max\{s_i, \bar{s}_i^{d,l}\}, \bar{s}_i^{d,l} = \frac{1}{d} \sum_{k=i}^{i+d-1} s_{k \% n}, i = \{j, (j+1)\%n, \dots, (j+l-1)\%n\},$
 $0 \leq j \leq n-1, \text{ and } 1 < d \leq n-1.$

증명: 시계열 Q 와 S 의 부분 노이즈 제거 거리가 최소인 S 의 부분 노이즈 제거 시계열을 Z 라 하자. 즉, 부분 노이즈 제거 거리는 $D(Q,Z) = \sqrt{\sum_{i=0}^{n-1} (q_i - z_i)^2}$ 이라 하자. 시계열 Z 를 포함한 시계열 S 의 모든 부분 노이즈 제거 시계열은 모두 L 과 U 사이에 존재하게 되며, $l_i \leq z_i \leq u_i$ 의 관계가 성립한다. 여기서, 만일 $q_i > u_i$ 라면, $z_i \leq u_i$ 에 의해 $|q_i - z_i| \geq |q_i - u_i|$ 가 성립하고, $q_i < l_i$ 라면, $l_i \leq z_i$ 에 의해 $|q_i - z_i| \geq |q_i - l_i|$ 가 성립하며, 그렇지 않은 경우 ($l_i \leq q_i \leq u_i$)는 $|q_i - z_i| \geq 0$ 가 당연히 성립한다. 따라서, $(q_i - u_i)^2, (q_i - l_i)^2, 0$ 을 더해 계산하는 $PDD_{LB}(Q,S,d,l)$ 는 $(q_i - z_i)^2$ 을 더해 계산하는 $D(Q,Z)$ 이하이며, 결국 $PDD_{LB}(Q,S,d,l)$ 는 부분 노이즈 제거 거리의 하한이다. □

정리 1에서 제시된 부분 노이즈 제거 거리의 하한인 $PDD_{LB}(Q,S,d,l)$ 의 계산 복잡도는 $\Theta(nd)$ 이다. 이는 식 (2)에서 계수 d 로 이동평균 변환을 수행하는 $\Theta(d)$ 와 S 로부터 U 와 L 을 구성하고 거리 계산을 하는 $\Theta(n)$ 의 복잡도만 필요로 하기 때문이다. 결국, 하한인 $PDD_{LB}(Q,S,d,l)$ 은 원래 부분 노이즈 제거 거리에 비해 $\Theta(nl)$ 배 빠른 계산이 가능하다. 따라서, 하한 $PDD_{LB}(Q,S,d,l)$ 를 사용하여 부분 노이즈 제거 거리의 계산을 줄임으로써 부분 노이즈 제거 윤곽선 이미지 매칭의 성능을 향상시킬 수 있다.

5. 성능 평가

실험에서는 총 100,000개의 이미지를 갖는 이미지 데이터베이스를 구축하였다. 이를 위해, 웹 상에서 구한 총 10,000개의 원본 이미지에 노이즈 길이 $l \in \{54, 72, 108\}$ 과 노이즈 시작 위치 $i \in \{0, 120, 240\}$ 에서 각각의 값을 변화시키면서 아홉 가지 경우의 부분 노이즈를 포함하는 이미지를 생성하였다. 노이즈는 이미지의 윤곽선에 가우시안 노이즈 모델[9]을 적용하여 발생시켰다.

CCD 방법에 의해 원본 및 부분 노이즈가 포함된 이미지로부터 생성된 시계열은 102,590개로, 시계열 데이터베이스에는 이들 102,590개 데이터 시계열을 저장한다. 총 100,000개 이미지를 사용하였으나, 생성된 데이터 시계열의 개수가 더 많은 이유는 하나의 원본 이미지가 두 개 이상의 객체를 가질 경우 두 개 이상의 시계열이 추출될 수 있기 때문이다. 따라서, 각 데이터 시계열에는 윤곽선이 변환된 길이 360인

시계열과 함께 어느 원본 이미지에 해당하는지 알 수 있는 식별 번호를 포함하고 있다. 실험을 수행한 환경은 다음과 같다. 먼저 하드웨어 플랫폼은 Intel Core 2 Duo 2.0GHz, 2.0GB RAM, 500GB HDD를 장착한 PC이고, 소프트웨어 플랫폼은 CentOS 6.3 리눅스 운영체제이다. 프로그래밍에는 GNU C 언어를 사용하여 구현하였다. 이미지의 윤곽선 추출 변환은 이미지에 대한 이진화 변환과 윤곽선 추적으로 나뉜다. 본 논문에서는 이진화 임계값을 240으로 고정하여 사용하였고, 윤곽선 추적 기법은 일반적으로 많이 쓰이는 8-이웃 연결성 추적 알고리즘[9]을 사용하였다.

본 절에서는 부분 노이즈 제거 윤곽선 매칭에서 부분 노이즈 제거 거리 하한에 의한 성능 개선 효과를 검증한다. 기본 알고리즘은 데이터베이스 내의 모든 시계열에 대해 부분 노이즈 제거 거리를 계산하는 반면에, 개선된 알고리즘은 이의 하한을 사용하여 유사하지 않은 시계열들을 실제 거리 계산 없이 미리 전지할 수 있다. 질의 이미지로는 10,000개의 원본 이미지에서 임의로 총 100개를 선택하여 사용하였다. 실험 결과로는 100개 질의 이미지에 대한 수행 시간의 평균을 사용하였다.

본 논문에서는 부분 노이즈를 제거하는 정확도 보다 대용량의 윤곽선 이미지 데이터를 처리하는 성능 문제에 초점을 맞춘다. 그림 3은 노이즈 제거 길이(l)와 범위(range) 질의의 허용치(혹은 k -NN 질의의 k)를 고정하고, 노이즈 제거 계수를 변화시키며 범위 질의와 k -NN 질의를 수행한 실험 결과이다. 그림을 보면, 하한을 사용하는 개선된 알고리즘(*Adv-range*와 *Adv-kNN*)이 기본 알고리즘(*Naive-range*와 *Naive-kNN*)에 비해 수행시간을 크게 줄였음을 알 수 있다. (그래프의 y 축이 로그 스케일임에 유의한다.) 이 같은 성능 개선은 제안한 하한인 $PDD_{LB}(Q, S, d, l)$ 이 전지 효과를 크게 발휘하여, 실제 부분 노이즈 제거 거리의 계수를 크게 줄였기 때문이다. 그런데, 그림을 자세히 보면, 노이즈 제거 계수가 증가할수록 모든 방법들의 응답 시간이 약간씩 늘어나는 것을 알 수 있다. 이는 노이즈 제거 계수가 증가할 경우 그 만큼 부분 노이즈를 제거하는데 필요한 계산량이 증가하기 때문이다. 그림 3의 실험 결과를 요약하면, 개선된 알고리즘이 기본 알고리즘에 비해 약 11배에서 약 23배까지 성능을 향상시킨 것으로 나타났다.

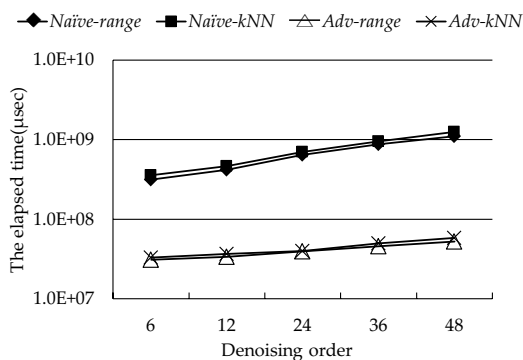


그림 3. 노이즈 제거 계수 변화에 따른 질의 응답 시간 ($l=72$).

6. 결론

본 논문에서는 기존 부분 노이즈 제거 윤곽선 이미지 매칭 개념을 구체적으로 설명하고 그 성능을 최적화하였다. 즉, 두 이미지 시계열간 부분 노이즈 제거 거리의 하한을 구체적으로 제시하고 그 정확성을 증명하였다. 또한, 실험을 통해 하한을 사용한 개선된 매칭이 기본 매칭에 비해 우수함을 입증하였다. 실험 결과, 하한을 사용한 개선된 매칭 알고리즘은 기본 매칭 알고리즘에 비해 수 배에서 수십 배까지 성능을 향상 시킨 것으로 나타났다. 향후 연구로는 저차원 변환과 다차원 인덱스를 사용하여, 데이터 시계열을 모두 액세스 하지 않고 인덱스 레벨에서 전지하는 기법을 제안하는 것이다.

참고문헌

- [1] R. Agrawal, C. Faloutsos, and A. Swami, "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] Y.-S. Moon, K.-Y. Whang, and W.-S. Han, "General Match: A Subsequence Matching Method in Time-Series Databases Based on Generalized Windows," In *Proc. Int'l Conf. on Management of Data*, ACM SIGMOD, Madison, Wisconsin, pp. 382-393, June 2002.
- [3] B.-S. Kim, Y.-S. Moon, M.-J. Choi, and J. Kim, "Interactive Noise-Controlled Boundary Image Matching Using the Time-Series Moving Average Transform," *Multimedia Tools and Applications*, June 2013 (published online).
- [4] J. Han, M. Kamber, and J. Pei, *Data Mining: Concepts and Techniques*, 3rd Ed., Morgan Kaufmann, 2011.
- [5] Y.-S. Moon, B.-S. Kim, M. S. Kim, and K.-Y. Whang, "Scaling-Invariant Boundary Image Matching Using Time-Series Matching Techniques," *Data & Knowledge Engineering*, Vol. 69, No. 10, pp. 1022-1042, Oct. 2010.
- [6] 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.
- [7] B.-S. Kim, Y.-S. Moon and J. Kim, "Partial Denoising Boundary Image Matching Using Time-Series Matching Techniques," In *Proc. of the Fourth Int'l Conf. on Emerging Databases (EDB 2012)*, Seoul, Korea, pp. 310-312, Aug. 2012.
- [8] D. Z. Zhang and G. Lu, "Review of Shape Representation and Description Techniques," *Pattern Recognition*, Vol. 37, No. 1, pp. 1-19, July 2003.
- [9] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing*, 3rd Ed., Prentice Hall, New Jersey, 2008.