

자동 치아뿌리 영역 검출 알고리즘에 관한 연구

A Study on Automatic Tooth Root Segmentation For Dental CT Images

신승환(Seunghwan Shin)*, 김윤호(Yoonho Kim)**

초 록

컴퓨터 단층 촬영(Computed Tomography)을 통해 만들어진 3차원의 데이터를 온라인상으로 치과 의료에 사용하게 되면서 정보의 왜곡이나 손실 없이 3차원의 해부학적 정보를 얻을 수 있고, 치아 이식술이나 교정을 하기 전에 안전하게 치료계획을 세울 수 있다. CT 데이터를 이용한 정확한 진단을 위해서는 개별 치아를 분할 할 수 있어야 한다. 그러나 CT 데이터 상에서 치아 영역과 그 주변 영역은 밝기의 차이가 크기 않기 때문에 개별 치아를 분할하는 작업은 쉽지 않다. 특히 치아의 뿌리 부분으로 갈수록 치아 주변에 턱 뼈가 위치하기 때문에 더욱 구별이 힘들다. 본 논문에서는 자동으로 개별 치아를 분리하는 기존의 SRG(Seeded Region Growing) 알고리즘에 레벨-셋 방법을 추가하여 치아 뿌리 부분까지 더 정확하게 분할하는 알고리즘을 제안한다. 제안한 방법은 기존의 방법과 비교한 결과 개별 치아의 종류에 따라 19.2%의 정확도 향상을 얻을 수 있다.

ABSTRACT

Dentist can obtain 3D anatomical information without distortion and information loss by using dental Computed Tomography scan images on line, and also can make the preoperative plan of implant placement or orthodontics. It is essential to segment individual tooth for making an accurate diagnosis. However, it is very difficult to distinguish the difference in the brightness between the dental and adjacent area. Especially, the root of a tooth is very elusive to automatically identify in dental CT images because jawbone normally adjoins the tooth. In the paper, we propose a method of automatically tooth region segmentation, which can identify the root of a tooth clearly. This algorithm separate the tooth from dental CT scan images by using Seeded Region Growing method on dental crown and by using Level-set method on dental root respectively. By using the proposed method, the results can be acquired average 19.2% better accuracy, compared to the result of the previous methods.

키워드 : 치아 뿌리, 분할, 시드 리전 그로잉, 레벨-셋 방법

Tooth Root, Segmentation, Seeded Region Growing(SRG), Level-Set Method

* First Author, Mobile Division, Samsung Electronics(dolph0485@gmail.com)

** Corresponding Author, Dept. of Computer Science, Sangmyung University(yhkim@smu.ac.kr)

2014년 10월 17일 접수, 2014년 11월 03일 심사완료 후 2014년 11월 10일 게재확정.

1. 서 론

인간의 내부 모습을 가시화(Visualization)하는 영상처리 기술이 발전하게 되면서 직접적인 수술이나 약품에 의한 검사 없이 컴퓨터를 통해서 장기, 뼈, 치아와 같은 환자의 현재 내부 장기의 모습을 확인하고 진단과 치료 계획을 세울 수 있게 되었다. 또한 의료 영상 처리(Medical Image Processing) 기술의 발전은 환자의 장기 중 관심 있는 영역만을 구분할 수 있게 하고, 자동으로 병변 영역을 찾는 컴퓨터 자동 진단(Computer-Aided Diagnosis) 기술의 발전을 이끌었다. 그 중 치아 영역은 치아 이식술(Dental Implantology)이나 가상의 치아 수술 부분에 대한 수요가 증가함에 따라, 관련된 기술에 대한 관심이 날로 높아지고 있다.

일반적으로 치아 영역 분석에 사용되는 데이터는 CT(Computed Tomography)을 통해 만들어진 3차원의 데이터이며, 이 CT 데이터를 이용하면 정보의 왜곡이나 손실 없이 3차원의 해부학적 정보를 얻을 수 있다. 즉 치아의 위치, 턱 뼈의 입체적인 구조와 턱 뼈 안쪽의 신경을 미리 확인 할 수 있기 때문에 보다 안전하고 정확하게 치과 치료를 할 수 있다. 치아 이식술의 경우 환자에게 현재 치아의 문제점과 임플란트를 어느 치아 위치에 어떠한 각도로 이식시킬 것인가를 표현해 주어야 한다. 또한 교정으로 인한 치아 배열의 변화와 그로 인한 안면 윤곽의 변화를 설명하기 위해서는 프로그램 상에서 원하는 치아만을 선택해서 보여 주거나 제거 할 수 있어야 한다[3].

이처럼 CT 데이터를 이용한 정확한 진단

을 위해서는 치아 각각을 분할 할 수 있어야 하고 따라서 치아 분할은 현재 가장 많은 이들의 관심이 집중되고 있는 분야라 할 수 있다. 그러나 CT 데이터 상에서 치아 영역과 그 주변 영역은 밝기의 차이가 크지 않기 때문에 개별 치아를 분할하는 작업은 쉽지 않다. 특히 치아의 뿌리 부분으로 갈수록 치아 주변에 턱 뼈가 위치하기 때문에 더욱 구별이 힘들다. 지금도 개별 치아 분할에 대한 연구는 많은 곳에서 계속 진행되고 있다[1, 2, 4, 5].

본 논문에서는 치아의 뿌리 부분까지 온전하게 분할하는 알고리즘을 제안한다. 제 2장에서는 의료 영상 처리에 사용되는 기본적인 기술에 대해 소개한다. 제 3장에서는 기존 연구에서 제안한 치아 분할 방식에 대해 소개하고, 그 한계점에 대해 분석한다. 제 4장에서는 본 논문에서 구현한 알고리즘에 대해 설명하고 그 장점에 대해 분석한다. 제 5장에서는 기존 연구의 방식과 제안된 방식의 결과를 비교 분석하고 평가하며, 제 6장에서는 앞으로 개선되어야 할 부분과 연구되어야 할 점들을 언급하고 결론을 맺는다.

2. 관련 연구

2.1 이진화(Thresholding) 기법

이진화(Thresholding)는 영상 처리에서 사용하는 가장 단순한 방법 중 하나이다. 치아 단층촬영 영상은 일반적으로 12비트의 그레이-스케일(gray-scale)영상이다. 이 영상은 3차원의 해부학적 정보를 12비트 즉, 4096

의 범위를 갖는다. 이진화 방식은 해당 영상의 밝기를 임계 값(Threshold value)인 T 값으로 나눠, T 보다 큰 값은 백(밝기 = 1) T 보다 작은 값은 흑(밝기 = 0)으로 분리하는 기법이다. 단층촬영 영상에서 뼈 부분은 밝기 값이 크고, 공기나 연조직 등은 밝기 값이 작은 것이 일반적이므로 적절한 임계값을 지정한다면 단순한 방법으로도 영상을 분할 할 수가 있다. 현재까지 알려진 이진화 방법 중 가장 성능이 좋고 널리 쓰이는 방식은 바로 Otsu의 방법이다[7]. 이 방법은 그레이-스케일 영상에서 배경과 물체를 구분하기 위한 최적의 임계값을 자동으로 찾아 준다.

Otsu의 방법의 기본 원리는 영상의 픽셀 당 밝기를 기준으로 히스토그램을 만들고 그 히스토그램을 두 그룹으로 나눌 수 있는 임계값을 찾는데, 이 때, 각 그룹 내의 히스토그램의 분산은 최소로 그룹 간의 히스토그램의 분산은 최대가 되도록 기준을 두는 것이다. 이렇게 되면 두 그룹을 분리할 수 있는 가장 최적의 임계값을 찾게 되고 이 값을 이진화에 사용할 수 있다. 이진화 방법은 구분하려는 물체의 밝기가 영상의 다른 부분과 뚜렷하게 차이가 날 때는 좋은 결과를 얻을 수 있지만, 반대의 경우에는 만족할 만한 결과를 얻지 못한다는 단점이 있다.

2.2 SRG(Seeded Region Growing) 기법

SRG 기법은 기본적인 영상 처리 방법 중 하나로, 영역 확장할 위치인 시드(seed)를 지

정해 주고 그 곳으로부터 일정한 기준에 의해 영역을 확장 시키는 방법이다. 영역을 확장할 조건으로는 픽셀의 밝기, 색깔 등의 기준이 있지만, 치아 단층촬영 영상은 그레이-스케일 영상이기 때문에 시드와의 밝기 비교를 통해서 판단하는 것이 보통이다. 일반적으로 주변 픽셀의 밝기와 시드의 밝기의 차이가 일정한 임계값 이하이면 그 방향으로 영역을 확장하고 임계값을 초과한다면 그 방향으로의 확장을 멈추는 방식이다[8].

영역을 확장하는 방향은 상, 하, 좌, 우로만 이동하는 4-연결성(4-connectivity), 대각선 방향까지 모두 확장하는 8-연결성(8-connectivity)이 있다.

SRG 방법은 구현하기가 쉽고, 수행 속도가 빠르다는 장점을 가지고 있다. 이진화 방법과 마찬가지로 분할 하고자 하는 영역의 밝기가 주위 다른 영역에 비해 뚜렷하게 차이가 난다면 좋은 결과를 얻을 수 있으며, 지정한 시드 위치에서 확장을 시작하기 때문에 실제로 연결되어 있는 영역만 분할되어, 신체 해부학적 위치 정보에 기반한 분할을 가능하게 한다. 그러나 SRG 방식도 이진화 방식과 같이 영상의 밝기 차이가 뚜렷하지 않다면 만족할 만한 결과를 얻지 못하며 확장을 하기 위한 임계값에 따라 분할 결과가 크게 차이 나기 때문에 임계값을 적절히 지정해 주어야 하는 단점을 가지고 있다.

2.3 레벨-셋 방법(Level-Set Method)

레벨-셋 방법은 곡선의 암시적 표현 방법을 이용한 방식으로 처음에 설정한 곡선의 초

기 윤곽(Initial Contour)을 몇 번의 업데이트를 통해 곡선을 전개해 나가면서 찾고자 하는 물체의 경계로 윤곽(Contour)을 수렴해 나가는 방식이다[5, 6].

곡선의 윤곽은 제로 레벨-셋(Zero Level-Set) 함수로 표현 된다.

$$C(t) = (x, y) | \varphi(t, x, y) = 0$$

이것은 시간 t 에 대한 (x, y) 좌표에 해당하는 값이 0인 점들의 모임을 의미한다. 일반적으로 초기 윤곽의 안쪽은 음수 값으로 설정하고, 초기 윤곽의 바깥 부분은 양수 값으로 설정한다. 음수에서 양수로 양수에서 음수로 변화하는 부분을 잇는 선이 윤곽선이 되고, 정의한 에너지 함수에 따라서 $\varphi(t, x, y)$ 함수의 값을 반복적으로 변경을 하게 되면 이에 따라 윤곽선이 점차 원본 영상의 경계로 이동하는 방식이다.

레벨 셋 함수의 일반적인 변화 형식은 아래와 같이 표현될 수 있으며

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = - \frac{\partial E}{\partial \varphi}$$

이 함수가 수렴하기 위해선 에너지 함수 $E(\varphi)$ 를 최소화 하는 방향으로 업데이트가 이루어져야 한다.

에너지 함수는 다음과 같이 크게 내부적 항과 외부적 항의 두 항의 합으로 표현된다.

$$E(\varphi) = w_{Internal} \times E_{Internal} + w_{External} \times E_{External}(\varphi)$$

내부적 항은 곡선 자체가 갖는 성질로서 분할 하고자 하는 영상의 밝기와 상관없이

윤곽 자체의 모습을 결정하며, 업데이트 시에 윤곽에 한 부분이 급격하게 변하여 곡선이 들쭉날쭉한 모습을 보이지 않기 위해 사용되어 평활화 항(Smoothing Terms)이라고도 불린다.

외부적 항은 곡선을 분할 하고자 하는 영역의 경계로 이동시키는 역할을 하는 항으로 영상의 밝기를 이용하여 계산된다. 각 항들 간의 가중치는 보통 실험을 통해 최적의 값으로 설정되며 이렇게 만들어진 에너지 함수를 최소화 시키도록 함수 φ 를 변화 시킨다.

부호화 거리 함수(Signed Distance Function) φ 가 변화되면 양의 값과 음의 값 사이에 존재하는 경계도 이전 곡선과 변화하게 되어 영상에서 대상을 분할하는 방식이다.

3. 자동 치아 영역 분할 알고리즘

자동 치아 영역 분할 알고리즘의 기본적인 단계는 상악/하악 영역 분할, 치아 곡선 찾기, 치아 구분 평면 검출, 개별 치아 영역 검출의 4단계로 나누어진다[2, 4].

3.1 상악/하악 영역 분할

치아 영역을 검출하기에 앞서, 우선 처리해야 할 작업은 치아가 위치하는 상악(Upper Jaw)과 하악(Lower Jaw)영역을 분할하는 작업이다. 턱 뼈 영역 분할이 갖는 의미는 사람의 치아는 턱 뼈와 연결되어 있기 때문에 치아가 존재하는 범위를 턱 뼈 영역 주위로 한정할 수 있기 때문이다. 턱 뼈 영역은 전치

(Front Teeth)를 기준으로 찾는다.

- (1) 우선 치아 CT 영상을 Otsu의 이진화 방법으로 뼈 부분과 그 이외의 부분으로 분리한다.
- (2) CT 영상의 뼈 부분 중 가장 앞부분으로 돌출되어 나오는 부분은 전치이다. 이 전치의 위치를 찾는다.
- (3) 전치와 연결되어 있는 뼈 영역을 연결 요소 레이블링(Connected-Component Labeling)방법을 이용하여 분할한다. 이 과정으로 인해 목뼈 부분이 관심 영역에서 제외된다.

일반적으로 CT 영상을 촬영할 때 상악 치아와 하악 치아가 직접적으로 닿아 영상 분석이 어려워지는 것을 막기 위하여, 입 안에 바이트라는 물체를 물고 촬영을 한다. 따라서 치아 CT 영상을 분석 할 때는 이 바이트 부분을 기준으로 상악 부분과 하악 부분을 구분한다. 바이트를 물고 있기 때문에 이 부분은 치아 사이에 비어있는 부분이며 그 밝기 값이 매우 작다. 이 경계를 분리하는 평면은 비용 분석 방식(Cost Profile Method)으로 다음과 같이 쉽게 알아 낼 수 있게 된다.

- (1) 전치를 기준으로 찾은 턱 뼈 영역에 넓은 평면을 위치시킨다.
- (2) 평면이 지나는 부분의 픽셀 밝기를 모두 더하고 평균을 낸다.
- (3) 평면을 위 아래로 이동시킴과 동시에 X, Y축을 기준으로 조금씩 회전시키면서 평면의 밝기 평균을 계산한다.
- (4) 밝기 평균값이 가장 낮은 평면이 바로 상악 치아와 하악 치아를 구분하는 평면이 된다.

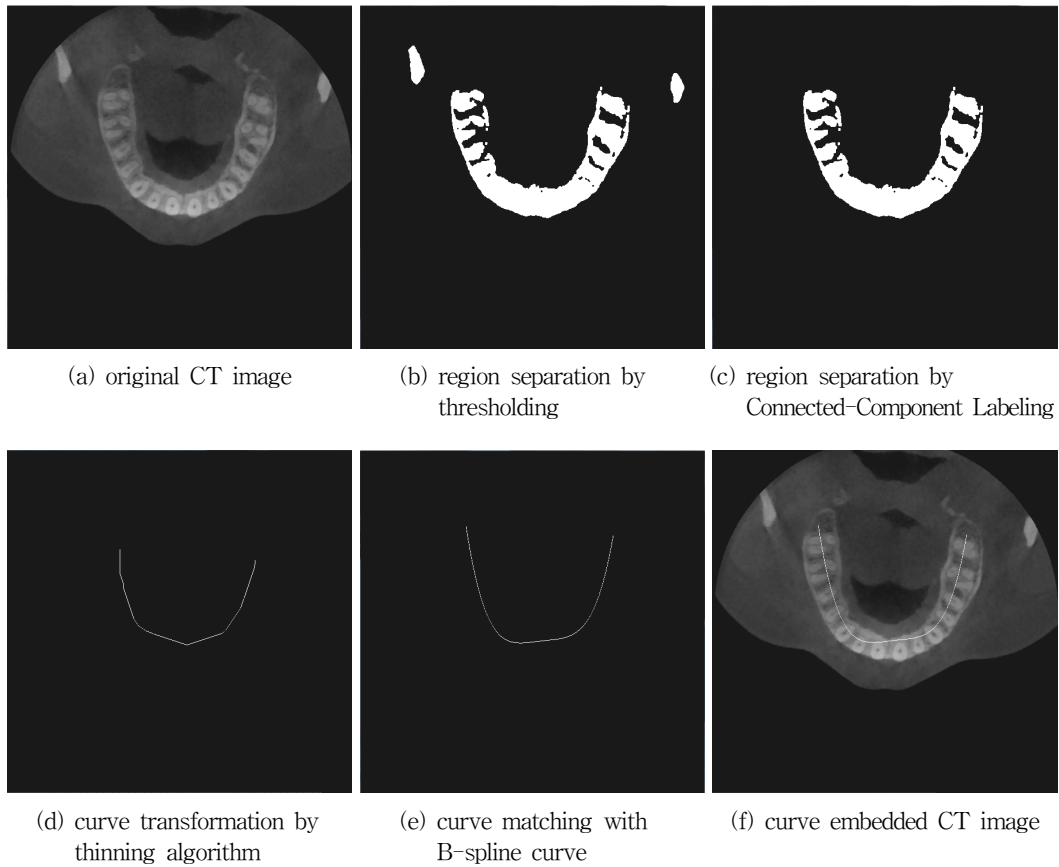
이렇게 구한 평면을 턱 분할 평면(Jaw division plane)이라 하며, 상악 치아를 개별 분할 할 때는 이평면을 기준으로 위쪽 부분을 관심 영역으로 두고, 하악 치아를 개별 분할 할 때는 평면의 아래 부분을 관심 영역으로 설정할 수 있다.

3.2 치아 곡선 찾기

치아가 존재하는 관심 영역을 찾았다면 실제 치아의 위치를 찾는 작업이 진행되어야 한다. 일반적으로 인간의 치아는 아치형의 턱 뼈 위에 놓여 있기 때문에 치아들을 연결 하면 곡선의 모양을 이룬다. 이 점에 착안 하여 치아 예상 위치에 곡선을 배치시킴으로써 실제 치아의 위치를 추정할 수 있다.

상악 치아를 기준으로 예를 들면, 턱 분할 평면(Jaw division plane)을 기준으로 일정한 거리 위쪽의 영상이 기준 영상이 된다(<Figure 1(a)> 참조).

- (1) 이 영상을 Otsu의 이진화 방식으로 치아 영역과 그 이외의 영역으로 나눈다(<Figure 1(b)> 참조).
- (2) 연결 요소 레이블링(Connected Component Labeling)을 통해 뼈 영역을 레이블링하고, 이미지 중앙 하단 부분의 가장 큰 레이블을 치아 영역으로 설정한다(<Figure 1(c)> 참조).
- (3) 치아 영역 부분을 세선화 알고리즘을 통해서 하나의 곡선으로 변환 한다(<Figure 1(d)> 참조).
- (4) 세선화 된 곡선을 B-스플라인 곡선에 일치 시킨다(<Figure 1(e)> 참조).



〈Figure 1〉 Tooth Curve Dectection

3.3 치아 구분 평면 검출

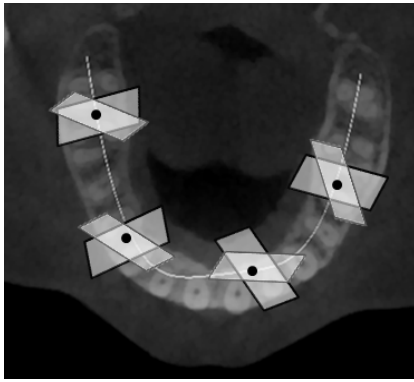
치아 사이를 구분 하는 방법은 턱 분할 평면(Jaw division plane)을 찾을 때 사용 했던 비용 분석 방법을 사용한다.

- (1) 전 단계에서 찾은 치아 곡선 위에 일정한 크기의 평면을 위치시킨다.
- (2) 이 평면은 곡선 위를 이동하면서 x, y, z 축을 기준으로 조금씩 회전하며 평면과 만나는 영상의 픽셀 밝기를 합하고 평균 값을 측정한다(〈Figure 2(a)〉 참조).

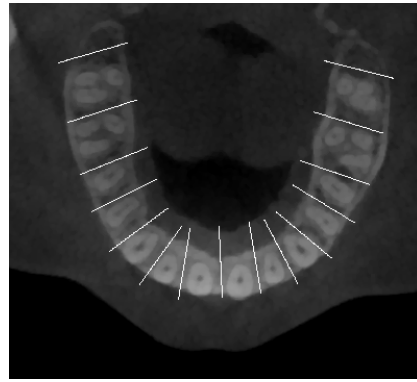
- (3) 이렇게 나온 값을 프로파일 그래프로 표시한다(〈Figure 2(c)〉 참조).

- (4) 프로파일 그래프에서 가로 축은 곡선의 시작점부터의 위치이고, 세로축은 픽셀 밝기의 평균 값이다. 이 그래프에서 값이 떨어졌다가 올라가는 최소값 부분이 바로 치아 사이의 구분 평면(Separation)의 위치이다.

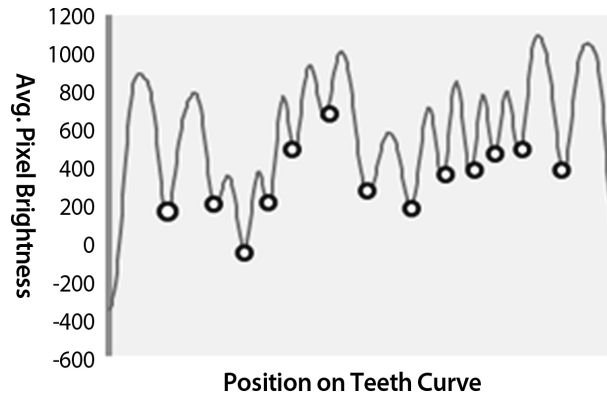
- (5) 구분 평면을 원 영상에 표시해 보면 평면을 기준으로 인접 치아가 구분되는 것을 확인 할 수 있다(〈Figure 2(b)〉 참조).



(a) Average calculation by xyz rotation



(b) Tooth Separation



(c) profile graph

〈Figure 2〉 Tooth Separation

3.4 개별 치아 영역 검출

치아 사이를 구분하는 평면을 찾았으면 구분 평면 사이 영역에서 실제 치아 영역을 추출해 낼 수 있다. 치아 영역 검출 알고리즘은 SRG 방식을 사용한다. 분할 평면 사이에 뼈 부분에 기준점을 설정하고 그 부분으로부터 SRG 방식으로 영역을 확장해 나간다. 영역 확장 중에 분할 평면에 닿게 되면 확장을 멈추는 방식으로 진행하기 때문에, 인접한 치아로 넘어가서 과잉 영역을 확장하는 것을 어

느 정도 방지 할 수도 있다.

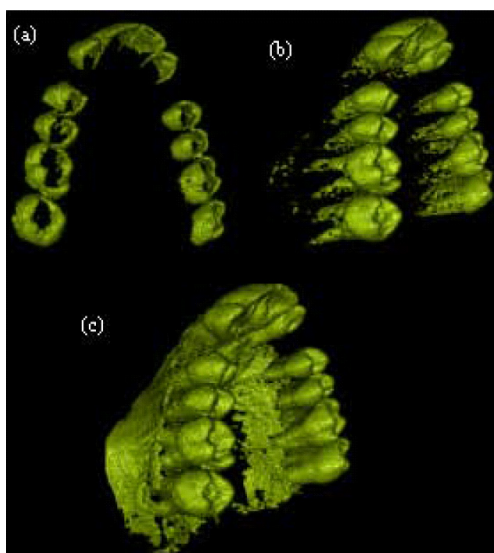
3.5 문제점 분석

앞서 언급한 기존의 자동 치아 영역 분할 알고리즘은 치아 영역 자동 검출을 위한 일련의 과정을 제시한 것에 의의가 있지만 몇 가지 문제점이 존재한다. 그것은 치관(Dental Crown) 부분은 비교적 잘 검출이 되지만 치근(Dental Root) 부분은 기존의 방법으로는 깔끔하게 분리할 수 없다는 것이다.

기존 방식으로 치근 영역의 검출이 어려운 이유는 다음과 같다.

일반적으로 치과용 CT 영상으로 사용되는 CBCT(Cone Beam Computed Tomography)는 인체에 끼치는 방사선의 양을 줄이기 위해 기존 CT보다 방사선 노출을 줄여서 재구성한 영상이다. 따라서 기존 CT에 비해 영상의 선명도가 떨어지는 편이며, 치근의 위치가 상악이나 하악과 같은 턱뼈와 인접해 있기 때문에 치근과 주변 턱뼈와의 밝기 차이는 사람이 직접 눈으로 확인해 보아도 크게 구별이 가지 않는다. 따라서 초기 기준점 밝기 값과의 비교를 통해서 영역을 확장하는 SRG 방식으로는 기준이 되는 임계값에 따라 결과가 큰 차이를 가져오게 된다.

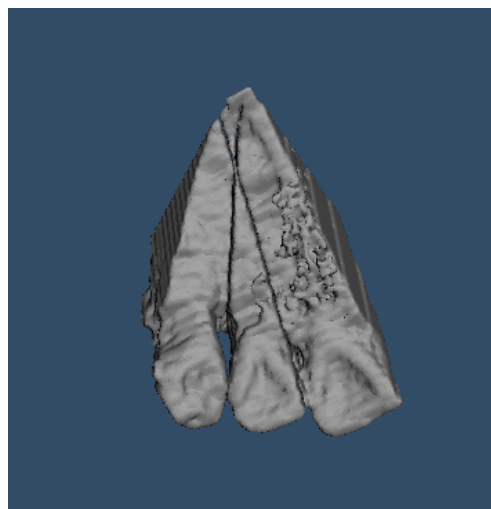
임계값을 높게 설정한다면 <Figure 3(a)>



(a) High Threshold value
(b) Medium Threshold value
(c) Low Threshold value

<Figure 3> Tooth Region Segmentation by Threshold Values[1]

처럼 치근뿐만 아니라 턱 뼈 부분까지 함께 분할하게 된다. 임계값을 낮게 설정한다면 <Figure 3(b)>처럼 치근 부분이 아예 검출이 안 되고 치관 부분만 검출이 되는 결과를 받게 된다. 또한, 기존의 방식은 개별 치아 사이에 치아 구분 평면을 세워 치아 간의 영역을 구분한다. 이 방식은 인접한 치아 사이의 경계를 확실하게 해줌으로써 개별 치아의 영역을 확보한다는 장점이 있으나, 평면으로 구분하다 보니 평면에 의해 치아의 일부분이 잘리는 결과를 얻을 수 있다. 특히 사람의 치아 형태가 모두 반듯하게 곧게 뻗은 형태가 아니기 때문에 <Figure 4>처럼 뿌리부분에서 치아 구분 평면에 의해 잘리는 경우를 쉽게 볼 수 있다. 또한 굽어진 치아가 아니더라도 인접한 치아가 붙어있는 경우에도 치아 구분 평면에 의해서 손실되는 부분이 존재하기 때문에 기존 방식은 온전한 치아 분할 결과를 얻기 힘들다.



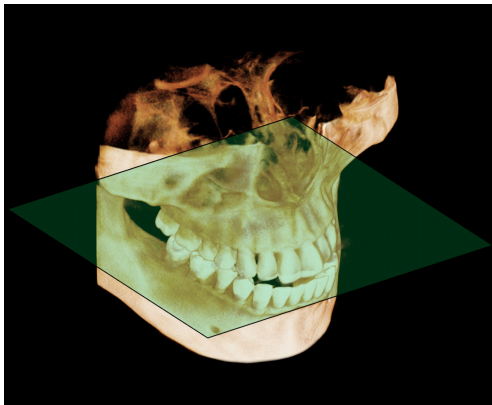
<Figure 4> Tooth Region Cutting by Separation Plane

4. 뿌리 영역 분할

본 논문에서는 이러한 기존 방식의 문제를 해결하기 위하여 치관(Dental Crown)부분과 치근(Dental Root)부분을 분리하여 각기 다른 알고리즘을 사용하는 방법을 제안한다. 우선 치관 부분은 주변 영역과의 밝기 차이가 크기 때문에 기존의 알고리즘으로도 쉽게 분할이 가능하므로 기존 알고리즘을 유지하는 방향으로 한다. 치근의 경우는 영역의 경계를 보다 정밀하게 검출할 수 있는 레벨-셋 방법을 사용하여 정확도를 높이하고자 한다. 치근의 윤곽선을 얻기 위해 레벨-셋 방법을 사용하려면 크게 세 가지 사항을 고려해야 한다.

4.1 레벨-셋 방법의 대상

첫 번째로 고려해야 할 사항은 레벨-셋 방법을 적용하는 대상이다. 즉, 레벨-셋 방법을 사용하는 대상이 3차원의 볼륨 영상인지, 아니면 2차원의 슬라이스 영상인지를 선택해야 한다. 3차원 레벨-셋 방법은 에너지 함수를



〈Figure 5〉 Axial Plane

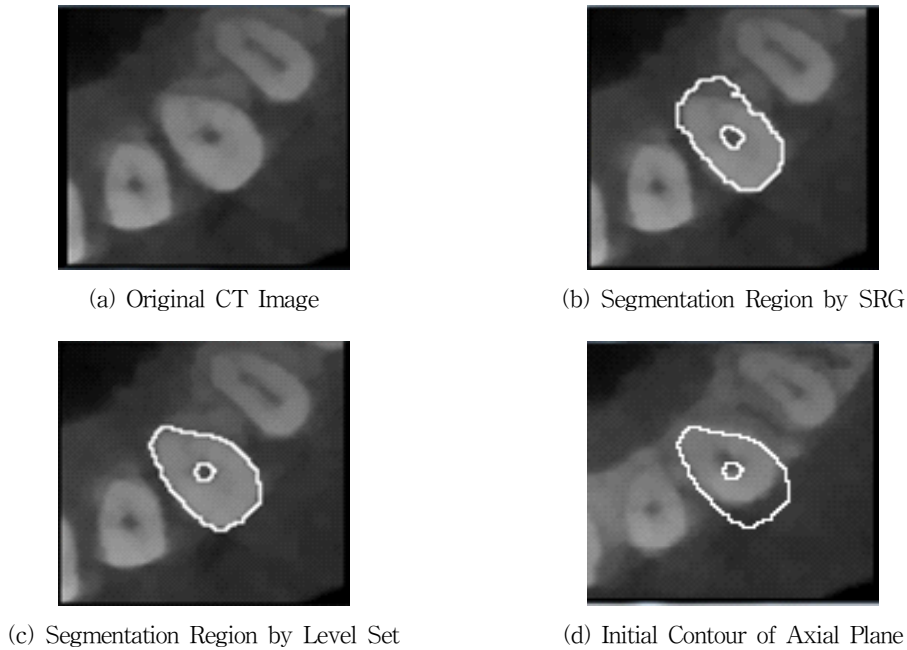
구성하기가 복잡하고 계산 시간이 많이 걸리기 때문에 본 논문에서는 치아 CT 영상을 여러 개의 축상면(Axial plane)으로 나누어 2차원 레벨-셋 방법을 적용하고 결과를 합친다.

4.2 초기 윤곽선(Initial Contour) 설정

레벨-셋 방식을 사용하기 위해서는 초기 윤곽선을 설정해주어야 한다. 2차원의 레벨-셋 방식이기 때문에 초기 윤곽선도 2차원의 곡선 형태를 갖게 된다. 레벨-셋 방식은 암시적인 방식으로 곡선을 표현하기 때문에 방정식으로 곡선을 표현하는 것이 아니라, 윤곽 내부는 음의 값, 윤곽 외부는 양의 값을 가지는 부호화 거리 함수(Signed distance function) 형태로 표현한다.

본 논문에서 제안하는 방식은 치관 부분은 기존의 방식대로 SRG 방식으로 분할을 하기 때문에 레벨-셋 방법은 치관 아래부터 치근까지의 영역을 대상으로 적용된다. 2차원 레벨-셋 방식이기 때문에 여러 개의 축상면(Axial plane)에 대해 알고리즘을 적용해야 하는데, 그 중 가장 위쪽 축상면을 처리할 때는 SRG로 찾은 영역을 기준으로 초기 윤곽선을 설정하는 것이다. SRG로 분할 한 영역의 내부를 음의 값, 영역 외부를 양의 값을 설정하여 초기 윤곽선을 두고 레벨-셋 방법을 적용하여 실제 치아의 윤곽선을 얻는다. 이 윤곽선은 다음 축상면의 초기 윤곽선으로 이용되며 이러한 방식으로 계속 진행되어 나가면서 모든 축상면에서 치아 윤곽을 찾게 된다.

레벨-셋 방법은 윤곽선이 확장하거나 수축하도록 사전에 미리 방향성을 지정한다. 대부분의 치아는 뿌리 쪽으로 내려갈수록 가늘어



〈Figure 6〉 Level-Set Procedure

지기 때문에 방향성을 수축하도록 설정하는 편이 좋지만, 어금니는 가늘어졌다 두꺼워지는 부분이 존재하기 때문에 문제가 생길 수 있다. 따라서 이전 축상면에서 나온 결과를 그대로 사용하지 않고, 약간 확장해서 다음 축상면의 초기 윤곽선으로 사용한다.

4.3 에너지 함수의 구성

레벨-셋 방법을 사용하여 곡선을 전개시켜 실제 윤곽선을 찾기 위해서는 곡선 전개에 사용될 에너지 함수를 정의하는 것이 필요하다. 곡선 전개 과정에서 윤곽이 급격하게 변하는 것을 막아 레벨-셋 윤곽이 곡선 형태를 유지하도록 하는 정규화 항(Regularization Term, Smoothness Term)과 곡선을 치아의 테두리를 향해 이동시키는 가중 호 길이 항(Weighted

arc length Term), 곡선의 전개 속도를 결정하는 가중 영역 항(Weighted area Term)을 이용하여 에너지 함수를 정의 한다.

$$\frac{\partial \varphi}{\partial t} = - \frac{\partial E}{\partial \varphi} = \mu R(\varphi) + \lambda L_g(\varphi) + v A_g(\varphi)$$

4.3.1 정규화 항(Regularization Term)

$$\mu R(\varphi) = [\nabla^2 \varphi - \text{div}(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|})]$$

∇^2 은 라플라스 연산을 뜻하고, $\text{div}(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|})$ 는 함수 φ 에 대한 평균 곡률을 의미한다. 이 연산은 아래와 같이 다시 쓸 수 있는데

$$[\nabla^2 \varphi - \text{div}(\frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|})] = \text{div}[(1 - \frac{1}{|\nabla \varphi|}) \nabla \varphi]$$

이 때, $(1 - \frac{1}{|\nabla \varphi|})$ 을 확산 비율이라고 한다.

- (1) $|\nabla\varphi| > 1$ 이면 확산 비율은 양의 값을 갖게 되며 따라서 원래 확산하려는 방향으로 이동하려는 성질을 갖게 된다. 따라서 $|\nabla\varphi|$ 가 감소하는 방향으로 전개 된다.
- (2) $|\nabla\varphi| < 1$ 이면 확산 비율은 음의 값을 갖게 되면 따라서 원래의 확산 방향과 반대로 이동하려는 성질을 갖게 된다. 따라서 $|\nabla\varphi|$ 가 증가하는 방향으로 전개 된다.

결국 곡선 전개 과정을 되풀이 할수록 $|\nabla\varphi|$ 값은 1에 수렴하게 되고 부호화 거리 함수(Signed distance function)는 안정화 상태에 도달하게 된다.

4.3.2 가중 호 길이 항(Weighted Arc Length Term)

$$\lambda L_g(\varphi) = \lambda \delta_\varepsilon(\varphi) \operatorname{div} \left(g \frac{\nabla \varphi}{|\nabla \varphi|} \right)$$

$$\delta_\varepsilon(x) = \begin{cases} \frac{1}{2\varepsilon} [1 + \cos(\frac{\pi x}{\varepsilon})], & |x| \leq \varepsilon \\ 0, & |x| > \varepsilon \end{cases}$$

$$g = \frac{1}{1 + |\nabla G_\sigma * I|^2}$$

G_σ 는 표준 편차 σ 를 가진 가우시안 커널(Gaussian Kernel)이고, 함수 g 는 가우시안의 차이(Difference of Gaussian)를 이용하는 경계 검출 함수(Edge detector)다. 경계 부분에서는 $|\nabla G_\sigma * I|$ 부분이 큰 값을 갖기 때문에 분모가 커지게 되고 따라서 g 는 0에 수렴하는 값을 갖게 된다. 따라서 g 값이 0이면 경계일 가능성이 높고, 1이면 경계가 아닌 부분일 확률이 높기 때문에 이 함수를 경계 검출 함수라고 한다. 따라서 부호화 거리 함수 φ 에서 윤곽이 실제 영상의 경계 부분에 존재

한다면 계산 값이 0이 되어 더 이상 이동하지 않도록 하는 구조이다.

디랙 델타 함수(Dirac Delta Function) δ_ε 는 원래 $x=0$ 일 때, 무한대의 값을 갖고 그 이외에는 0의 값을 갖는 함수지만, 여기서는 ε 값을 두어, ε 의 범위 안에서만 영향을 끼치도록 하였다. 즉, 부호화 거리 함수 φ 에서 윤곽 주변 영역만 변경되도록 제한을 둔 것이다. 실제로 여러 번의 곡선 전개를 통해서 경계로 이동해 나가기 때문에, 현재 윤곽에서 멀리 떨어진 영역을 다 고려해야 할 필요가 적기 때문이다.

4.3.3 가중 영역 항(Weighted Area Term)

$$v A_g(\varphi) = v g \delta_\varepsilon(x)$$

가중 영역 항 $A_g(\varphi)$ 는 윤곽의 확장 속도에 영향을 주는 항이다. g 는 앞에서 언급하였듯이 경계 검출 함수이고, 경계 부분으로 가까워질수록 작은 값을 갖는다. 디랙 델타 함수(Dirac Delta Function)는 반대로 경계 부분에 가까워질수록 높은 값을 갖는다. 이 두 값을 곱함으로써 경계에서 어느 정도 떨어져 있는 영역의 부호 거리의 갱신을 돕는다. 가중 영역 항에서 중요한 것은 계수인 v 이다.

레벨-셋 방법에서 윤곽이 확장 되려면 부호화 거리 함수(Signed Distance Function)에서 음의 값(윤곽 내부는 음의 값을 갖는다)을 갖는 영역이 늘어나야 하고, 윤곽이 축소 되려면 양의 값을 갖는 영역이 늘어나야 한다. 따라서 계수 v 가 양의 값이라면 윤곽이 수축하는 방향으로 작용할 것이고, 계수 v 가 음의 값이라면 윤곽이 확장하는 방향으로 도움을 줄 것이다. 일반적으로 치아는 치관 하로부터 치근까지 영역이 점차 가늘어지기 때문에, 초기 윤곽선보다 수축되어야 한다. 따

라서 본 논문에서 제안한 방식에서는 계수 v 를 양의 값으로 설정한다.

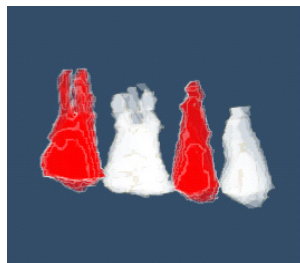
5. 실험 결과

본 장에서는 앞서 제시한 SRG와 레벨-셋의 혼합 방법으로 실제 데이터를 가지고 수행한 실험 결과를 제시하고 분석한다. 먼저 실험 결과로 얻어진 개별 치아를 기존의 방식과 비교하고, 결과를 분석한다. 그 다음에는 두 방법이 실제 치아 영역과 어느 정도의 차이를 보이는가를 비교하고 그 결과를 분석한다. 실험은 Intel Core Quad CPU i5-CPU 3.40GHz에서 수행하였으며, 기준 영상은 $600 \times 600 \times 423$ 의 16bit 치아 CT 영상을 사용하였다. 실험은 총 6개의 CT 영상 데이터를 이용해 진행하였으며, 6개의 영상 데이터 중 비교적

금속인공물이 적은 영상을 사용한 실험을 중심으로 결과를 분석 하였다.

5.1 가시적 실험 결과

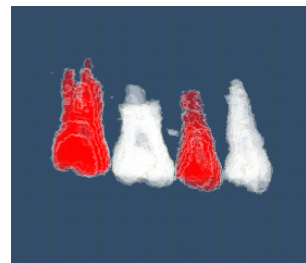
실험 결과를 수치적으로 분석하기에 앞서, 기존 SRG 방식에 비하여 어느 정도의 성능 향상이 있었는지를 가시적으로 확인하고자 한다. 분할한 개별 치아들에 고유의 번호를 지정한다. 인접한 치아에 의해 분할 결과가 잘 식별되지 않는 것을 방지하기 위해 홀수 번째 치아와 짝수 번째 치아의 색을 달리하여 3차원 영상으로 가시화 하였다. <Figure 7>의 (a), (b), (c)는 오른쪽 어금니부터 1, 2, 3, 4 번째 치아, (d), (e), (f)는 5, 6, 7번째 치아를 분할 한 결과이다. (a), (d)는 실제 치아 영역(Ground Truth)이고, (b), (e)는 기존 알고리즘으로 실행한 결과, (c), (f)는 본 논문에서 제안한 알고리즘으로 수행한 결과이다.



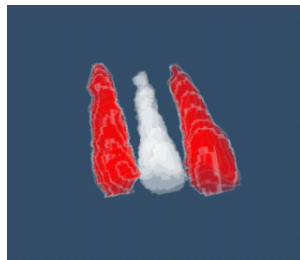
(a) original teeth region



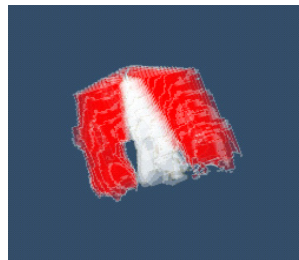
(b) teeth #1, #2, #3, #4 division



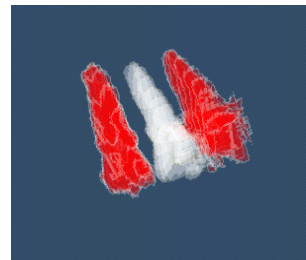
(c) teeth #1, #2, #3, #4 division



(d) original teeth region



(e) teeth #5, #6, #7 division



(f) teeth #5, #6, #7 division

<Figure 7> Visualization

가시화 영상을 보면 기존 방식에 비하여 치아 뿌리 영역이 보다 더 깔끔하게 분할되었음을 확인 할 수 있다.

5.2 유사도 분석

정확도 측정 방법은 다이스 계수(Dice Co-efficient) 방식을 사용하여 측정한다. 다이스 계수 방식에서 QS(Quotient of Similarity)는 프로그램을 통해 검출한 영역과 실제 영역 사이의 비율을 의미한다.

$$QS(\text{Quotient of Similarity}) = \frac{2|X \cap Y|}{|X| + |Y|}$$

X 는 프로그램을 통해 검출한 영역이고, Y 는 수동으로 표시한 실제 영역이며, $X \cap Y$ 는 X 와 Y 의 공통 영역을 의미한다. 절대값은 영역의 픽셀 수를 의미한다.

<Table 1>는 기존 SRG 방식으로 유사도

를 검출 한 결과와 본 논문에서 제안한 SRG와 레벨-셋 혼합방식으로 검출한 결과를 치아당 비교한 표이다.

SRG 방식은 평균 62.3%의 실제 치아와 유사도를 나타내고 있으며 제안한 SRG와 레벨-셋 혼합방식은 실제 치아와 81.5%의 유사도를 나타내고 있으며 약 19.2%의 정확도 향상을 얻을 수 있다. 레벨-셋 방식에 영향을 주는 인자들에 대해서는 여러 번 테스트를 하여 최적의 인자 값을 찾으려 하였다. 변경한 인자 값은 각 에너지 함수의 가중치인 μ , λ , v 와 디락 델타 함수에서 사용된 ε 값이다.

본 논문에서 제안한 방식은 치아 뿌리 부분을 좀 더 세밀하게 분할하기 위하여 기존의 단순한 SRG 방식에 레벨-셋 방법을 추가한 것이다. 따라서 레벨-셋 방법이 수행되는 시간만큼 시간이 더 걸리게 되는데, 레벨-셋 방식으로 각 치아가 분할되는 시간은 치아당 평균 5.37초가 걸렸다.

<Table 1> Quotient of Similarity(%)

teeth number	SRG	SRG + Level-Set(proposed method)
1	69.2249	86.5693
2	68.0249	84.9928
3	63.4128	74.5777
4	57.0277	87.2695
5	63.9757	87.2012
6	60.8802	77.6814
7	42.9995	70.9622
8	45.8718	73.7047
9	57.6424	79.2948
10	70.7663	85.319
11	65.5178	81.7172
12	65.0768	84.6659
13	68.3669	87.6462
14	74.2687	79.9658
Min	42.9995	70.9622
Max	74.2687	87.6462
Average	62.3612	81.5406

〈Table 2〉 Teeth Similarity by Parameter Values(%)

$\mu/\lambda/v/\varepsilon$	Average Similarity
0.03/5/1.5/2	81.5406
0.04/5/1.5/2	81.1675
0.02/5/1.5/3	81.537
0.03/3/1.5/2	78.137
0.03/8/1.5/2	81.3429
0.03/5/1.0/2	80.8734
0.03/5/1.8/2	81.4922
0.03/5/1.5/1	80.464
0.03/5/1.5/3	77.0858

6. 결론 및 개선 방향

본 논문에서는 치관 부분과 치근부분을 분리하여 치관 부분은 주변 영역과의 밝기 차이가 크기 때문에 SRG 방식으로 해결하고 치근의 경우는 영역의 경계를 보다 정밀하게 검출할 수 있는 레벨-셋 방법을 제안하였다. 실험을 통하여 가시적인 결과와 다이스 계수를 이용하여 유사도를 측정한 결과 실제 치아와의 유사도를 향상시킴으로써 약 19.2%의 정확도 향상을 얻을 수 있었다.

그러나 정밀한 분할로 인한 수행시간이 치아 당 평균 5.37초 정도 더 걸리는 문제가 발생하였다. 향후 개선 방향으로 치아 분할 작업이 각기 독립적으로 이루어지기 때문에 병렬 프로그래밍으로 속도를 향상을 기대할 수 있다. 의료 영상 작업에 사용되는 데이터가 제한적이기 때문에 다양한 데이터의 확보가 어려우며, 확보한 데이터도 급속 인공물로 인해 육안으로도 구별이 힘든 경우가 많은 어려움이 있다. 향후에 다양하고 정상적인 데이

터를 대상으로 실험이 이루어진다면 많은 테스트를 통해 좀 더 성능이 좋은 인자 값을 찾는 것이 가능할 수 있다. 또한 치아 영상의 노이즈를 제거함과 동시에 경계 부분을 살릴 수 있는 전처리 기술을 이용한다면 좀 더 좋은 결과를 얻을 수 있을 것으로 기대된다.

References

- [1] Akhoondali, H., Zoroofi, R. A., and Shirani, G., "Rapid automatic segmentation and visualization of teeth in CT-scan data," Journal of Applied Sciences Vol. 9, No. 11, pp. 2031-2044, 2009.
- [2] Gao, H. and Oksam Chae, "Automatic tooth region separation for dental CT images," Convergence and Hybrid Information Technology, 2008. ICCIT'08. Third International Conference on, Vol. 1, 2008.
- [3] Jageul, Y., "Smart Phone Picture Recognition Algorithm Using Electronic Maps of Architecture Configuration," The Journal of Society for e-Business Studies, Vol. 17, No. 3, 2012.
- [4] Kim, G. H., et al., "Automatic Teeth Axes Calculation for Well-Aligned Teeth Using Cost Profile Analysis Along Teeth Center Arch," Biomedical Engineering, IEEE Transactions on, Vol. 59, No. 4, pp. 1145-1154, 2012.
- [5] Li, Chunming, et al., "Level set evolution without re-initialization : a new varia-

- tional formulation,” Computer Vision and Pattern Recognition, CVPR 2005, IEEE Computer Society Conference on, Vol. 1, 2005.
- [6] Li, Chunming, et al., “Distance regularized level set evolution and its application to image segmentation,” Image Processing, IEEE Transactions on, Vol. 19, No. 12, pp. 3243-3254, 2010.
- [7] Otsu, N., “A threshold selection method from gray-level histogram,” IEEE Transactions on System Man Cybernetics, Vol. SMC-9, No. 1, pp. 62-66, 1979.
- [8] Savneet Dhaliwal, and Abhilasha Jain, “A Survey on Seeded Region Growing based Segmentation Algorithms,” International Journal of Computer Science and Management Research, Vol. 2, No. 6, 2013.

저 자 소 개



신승환
2012년
2014년
2014년~현재
관심분야

(E-mail : dolph0485@gmail.com)
서울대학교 컴퓨터공학부 (학사)
서울대학교 컴퓨터공학부 (석사)
삼성전자 무선사업부 근무
영상처리, 컴퓨터 그래픽



김윤희
1985년
1987년
1996년
1997년~현재
관심분야

(E-mail : yhkim@smu.ac.kr)
서울대학교 계산통계학과 (학사)
서울대학교 계산통계학과 계산학전공 대학원 (석사)
서울대학교 계산통계학과 전산과학전공 대학원 (박사)
상명대학교 컴퓨터과학과 교수
분산컴퓨팅, 디지털 식별체계, 영상처리