

유동적인 배경 텍스처 분석을 통한 DSA 기반의 관상동맥 검출

박 성 호[†] · 이 중 재^{**} · 이 근 수^{***} · 김 계 영^{****}

요 약

본 논문은 조영 영상에서 유동적인 배경의 텍스처 분석을 통한 DSA(Digital subtraction Angiography: 디지털 혈관조영술)기반의 관상동맥 검출방법에 대해 기술한다. DSA 방법은 조영제를 투입하기 전에 촬영된 마스크 영상과 조영제 투입 후의 혈관 대비가 나타나는 라이브 영상과의 차이를 이용하여 빠르게 혈관 영역만을 검출하는 방법이다. 이 방법의 큰 단점은 배경의 움직임에 민감하고, 두 영상간의 지역적인 배경 명암 분포의 변화에 따라 오검출이 발생할 수 있다. 따라서 본 논문에서는 배경 텍스처의 유사도를 분석하여 움직임의 차이가 가장 작은 영상을 선택함으로써 배경의 움직임으로 인한 구조적인 문제를 해결하고, 선택된 영상의 지역적 명암 보정을 통해 혈관 영역만을 효과적으로 추출할 수 있는 방법을 제안한다. 실험 결과에서는 성능 평가를 위하여 다섯 환자의 임상 관상동맥 조영 영상을 사용 하였다. 제안하는 방법은 기존의 방법보다 배경을 혈관으로 인식하는 오 인식을 약 2%정도의 안정적인 결과를 보여주며, 정확도는 증가하였음을 알 수 있다.

키워드 : 조영영상, 디지털 혈관조영술, 움직임 보정, 텍스처 분석

Flexible Background-Texture Analysis for Coronary Artery Extraction Based on Digital Subtraction Angiography

Sung-Ho Park[†] · Joong-Jae Lee^{**} · Geun-Soo Lee^{***} · Gye-Young Kim^{****}

ABSTRACT

This paper proposes the extraction of coronary arteries based on DSA(Digital Subtraction Angiography) through a texture analysis of background in the angiography. DSA is a well established modality for the visualization of coronary arteries. DSA involves the subtraction of a mask image - an image of the heart before injection of contrast medium - from live image. However, this technique is sensitive to the movement of background and can result to a wrong detection by the variance of background gray-level intensity between two images. Therefore, this paper solves a structural problem resulted from a background movement by selecting an image which has the least difference of movement through an analysis of the similarity of background texture and proposes a method to extract only the blood vessel efficiently through local gray-level correction of the selected image. Using the coronary angiogram of 5 patients clinical data, we proved that the proposed method has the lower false-detection rate, approximately 2%, and the higher accuracy than the existing methods.

Key Words : Coronary Angiogram, DSA(Digital Subtraction Angiography), Motion Correction, Texture Analysis

1. 서 론

동맥경화는 최근에 우리나라에서 나타나는 사망원인 중 큰 비중을 차지하는 병으로서 임상적으로 관상동맥질환, 뇌동맥질환, 폐쇄성 말초혈관질환 등으로 발병한다[1]. 대표적인 동맥경화 진단방법으로 혈관조영사진술이 있는데 이 방

법은 환자의 동맥에 조영제를 투입한 뒤 X선 촬영을 통해 동맥의 혈류를 촬영한다. 그 후, 촬영된 혈관조영사진에서 혈관의 협착(stenosis)현상을 조사함으로써 동맥경화의 발생 여부를 판단할 수 있다. 따라서 혈관조영사진으로부터 혈관 영역을 추출하는 방법은 동맥경화의 진단과 환자치료에 중요한 부분이므로 이에 대한 많은 연구가 활발히 진행되고 있다. 영상으로부터 혈관영역을 추출하는 방법에는 영상내의 공간적, 구조적 정보를 종합적으로 이용하여 혈관영역을 분할하는 방법[2, 3]과 스네이크 모델과 같은 모델로 하는 방법 등이 있다. 이와 같은 기존 방법에서 나타나는 대표적인 문제점은 다음과 같다. 영상의 특징을 이용하

※ 본 연구는 과학재단 특정 목적 기초연구 지원으로 이루어졌음.
[†] 정 회 원 : SIEMENS LTD, SEOUL, 메디칼 조음과 연구소 선임연구원
^{**} 준 회 원 : 숭실대학교 정보미디어기술연구소 연구교수
^{***} 종신회원 : 한경대학교 컴퓨터공학과 교수
^{****} 종신회원 : 숭실대학교 컴퓨터학부 조교수
 논문접수 : 2005년 3월 9일, 심사완료 : 2005년 7월 18일

는 방법은 혈관 영역 이외에 뼈, 근육과 같은 다른 기관들이 동시에 촬영됨으로써 영상의 질이 현저히 떨어지고 X선 촬영 시 발생하는 심한 조영변화로 인해서 영상의 특징으로만 혈관영역을 추출하기가 쉽지 않다. 특히 본 논문에서 사용하는 관상동맥 혈관 조영 영상의 경우에는 잡음의 정도가 더욱 심하며, 조영제가 확산된 혈관 영역과 배경의 명암대비가 매우 약하므로 영상의 특징을 이용하기 어렵다. 그리고 모델을 기반으로 하는 방법에서는 사용하는 모델이 혈관의 복잡한 구조를 반영하는데 부족하며 특히 혈관분지부에 대한 검출이 부정확하다는 단점이 있다.

디지털 혈관 조영술(DSA)은 이러한 잡음과 명암대비가 심한 영상에서 혈관 영역을 두드러지게 나타낼 수 있도록 할 수 있는 대표적인 방법이다. 이 방법은 요오드나 Li-Ba과 같은 매질을 혈관 내에 투여하기 전 영상(마스크 영상)과 투여 후 조영제가 확산된 형태로 혈관영역의 대비가 잘 드러나는 영상(라이브 영상)과의 차이를 이용하여 혈관영역의 대비를 강화 시키는 방법이다[4]. 두 영상을 비교함에 있어서 배경의 구조적 차이와 명암대비가 일치한다면 완벽하게 혈관 영역만을 추출할 수 있다. 그러나 조영 사진의 경우 X-선 촬영 시 에너지 변화량으로 인하여 영상 전체적으로 명암분포비가 달라지고 디지털 영상을 획득하는 과정에서의 잡음 발생으로 인해 동일한 명암 분포 비를 가지는 영상을 얻는 것은 매우 어렵다. 또한 촬영 시 환자의 움직임으로 인해 영상의 기하학적인 변형이 일어나며, 특히 본 논문에서 다루고자 하는 관상동맥 혈관은 호흡과 심장의 수축, 팽창과 같은 심장 고유의 움직임 때문에 혈관 영역 검출에서 많은 오류가 발생한다[5, 6].

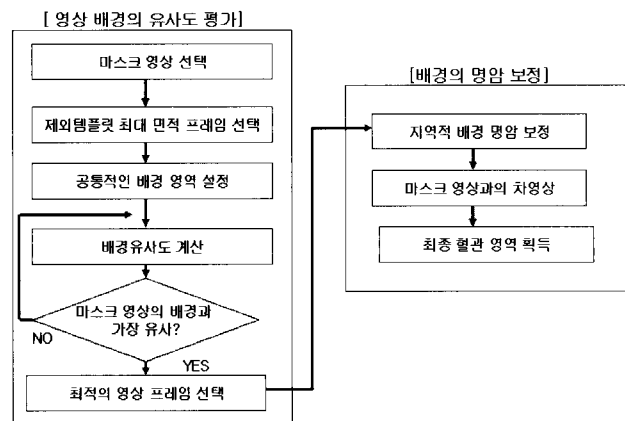
이러한 DSA 고유의 문제점을 해결하기 위한 방법들이 오랜 기간동안 연구되고 있다. 시스템 장치 측면에서는 특정 대역 통과 필터를 이용해서 마스크 영상을 획득할 때와 동일한 X-선의 에너지양을 갖는 영상을 획득하여 명암 분포비가 동일한 영상을 얻을 수 있다[7]. 소프트웨어 측면에서의 접근 방법들은 다음과 같다. Yanagisawa *et al* [8]은 처음으로 전역적인 기하학적인 변환과 회전 기반의 변환을 통해 움직임을 보정하는 방법을 소개했다. 이것은 변환을 위해 사용되는 윈도우를 사전 지식에 의해 수동적으로 선택하는 방식이다. 그러나 이는 임의의 방향성을 가지는 특징 벡터의 발생으로 윈도우의 설정이 어렵다는 단점이 있다. 또한 각 화소간의 정합은 단순한 윈도우내의 픽셀에 대해 상하좌우 4방향에 대한 이동만을 정의하므로 마스크 영상과의 정확한 정합이 어렵다는 단점을 가진다. Leclerc and Benchimol [9]는 자동적으로 특징점 및 랜드마크를 설정하여 마스크 영상과의 기하학적인 변형을 복원하며, 서브 픽셀 단위의 정밀도를 보여주었다. 그러나 영상의 기하학적인 변형 이외 명암 분포의 변화는 고려하지 않았으며 회전 변환에 따른 기하학적인 변환에 대해서 대응하지 못하는 단점을 지닌다. Van Tran *et al*[10]은 [8, 9]에 대한 단점들을 보완하였고 조영제로 인해 발생하는 명암 대비의 변화를 이용하여 배경 영역과 혈관영역을 구분할 수 있는 제외템플릿

방법을 제안했다. 그러나 제외템플릿의 구성에 있어 밝기 값의 평균과 분산에 대해 경험적인 값을 적용하고 명암 분포비가 특정 값을 얻어내기에 적절하지 않은 잡음이 매우 심한 영상에서는 적용하기에 어려운 점이 있다. 특히 관상동맥 조영 영상의 경우 잡음이 강하고 명암 분포가 전 대역에 걸쳐 고르게 발생하므로 명암 값에 대한 평균과 분산 값의 이용은 적절하지 못하다. M. Thorsten *et al*[11]은 영상의 명암도 히스토그램에 대한 엔트로피를 이용하여 혈관 영역을 분할하는 방법을 제시하고 있다. 그러나 이 방법도 명암 분포비가 특징을 검출하기 힘든 형태의 경우 이를 적용하기 어려운 점이 있다.

따라서 본 논문에서는 배경 텍스처의 유사도를 분석하여 움직임의 차이가 가장 작은 영상을 선택함으로써 배경의 움직임으로 인한 구조적인 문제를 해결하고, 선택된 영상의 지역적 명암 보정을 통해 혈관 영역만을 효과적으로 추출할 수 있는 방법을 제안한다.

본 논문에서 제안하는 유동적인 배경 텍스처 분석을 통한 혈관 검출 방법은 크게 영상 배경의 유사도 평가와 배경의 지역적 명암 보정 두 단계로 구성되며, (그림 1)은 전체적인 시스템 구성을 보여준다. 영상 배경의 유사도 평가에서는 입력되는 영상 시퀀스를 이용, 각 영상에 대해 제외 템플릿을 이용하여 잡음을 포함하고 있는 배경과 혈관영역을 빠르게 구분한 후 배경의 텍스처 분석을 통해 마스크 영상과 기하학적인 차이가 가장 적은 영상을 선택한다. 영상의 지역적 배경 명암 보정 단계에서는 지역적으로 발생하는 명암분포의 변화를 마스크 영상의 해당 영역과 비교하여 평균 명암 값의 비교를 통해 보정하게 된다. 이 두 과정을 통해 얻어진 영상에 대해 차영상을 수행하게 되면 올바른 혈관 영역만을 추출할 수 있다.

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 정확한 혈관 영역의 분할을 위해 구조적으로 마스크 영상과 가장 유사한 영상을 검색하는 알고리즘에 대해 기술하며 얻어진 영상에 대해 지역적인 명암을 보정하는 방법을 소개한다. 3장에서는 실험영상과 실제 혈관영상에 대한 실험결과를 기술하며 4장에서는 본 논문의 결론을 맺는다.



(그림 1) 전체 시스템 구성

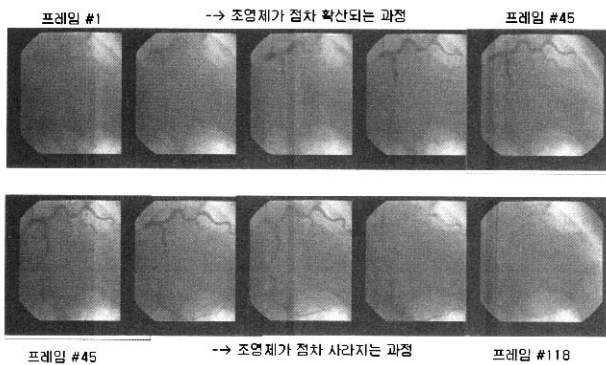
2. 영상 배경의 유사도 평가 알고리즘

관상동맥 조영 영상은 심장의 수축과 팽창, 폐에 유입되는 공기 양의 따라 영상의 변형이 일어나고 이는 주기적으로 반복되는 특징을 가진다[5]. 따라서 혈관 영역과 배경 영역의 구별을 위해 제외 템플릿(Exclusion Template)을 이용하여 조영제에 의해 대비되어 나타나는 혈관과 배경영역을 빠르게 구분한 후, 배경 텍스처의 분석을 위한 배경 영역을 설정한다. 설정된 배경영역에 기반하여 동일한 위치의 마스크 영상의 텍스처와 라이브 영상의 텍스처를 비교하여 가장 유사도가 높게 평가된 영상을 선택한다. 이 과정을 통해 마스크 영상과 기하학적인 변형이 가장 적은 영상을 얻을 수 있다. 그 후, 지역적인 배경 명암의 보정을 통해 차영상을 수행하게 되면 실제적인 관상동맥 혈관 영역만을 빠르고 정확하게 검출할 수 있다.

2.1 마스크 영상의 선택

마스크 영상은 혈관에 조영제가 확산되기 이전에 촬영된 영상을 의미한다. 본 논문에서 사용되는 실험영상은 조영제의 투입 후 조영제가 확산되어가는 과정을 초당 15프레임으로 촬영한 영상으로 약 100-125 프레임에 걸쳐 나타난다. 이러한 일련의 영상 중에서 첫 번째 프레임을 마스크 영상으로 채택하게 되며, 이 영상은 조영제의 확산이 아직 일어나지 않은 순수한 배경영상으로 사용된다.

(그림 2)는 관상동맥 혈관에 조영제를 투입 후 조영제가 확산되어 혈관 영역의 대비가 나타나는 일련의 과정을 보여준다. (그림 2)에서 첫 번째 프레임은 조영제가 투입된 영상이며 점차 확산되어 가는 과정을 지난 후, 45번째 프레임에서 최대로 확산된 영상 결과를 보여준다. 그 이후의 과정은 확산과 대비되는 과정이며 조영제가 혈관의 최대의 가시성을 드러내는 시점을 지나 서서히 사라지게 된다.



(그림 2) 조영제 확산 과정

2.2 제외 템플릿

제외 템플릿이란 배경의 유사도 분석과 지역적인 명암 보정의 계산과정에서 제외될 영역을 말한다. 본 논문에서 사용하는 제외 템플릿의 목적은 다음과 같다. 첫째, 두 영상간의 배경 유사도를 구하기 이전에 혈관영역과 구분되는 배경

의 위치를 정의하는 과정이 필요하다. 이를 위해 조영제가 확산되어 나타나는 혈관 영역을 배경 유사도 계산에서 제외될 제외 템플릿으로 설정한다. 즉, 제외 템플릿은 잡음을 포함하는 혈관 영역으로 배경과 혈관영역을 구분해 주는 역할을 한다. 둘째, 지역적 명암보정의 단계에서 혈관 영역을 제외한 배경 영역의 평균 명암 값을 얻기 위해 사용된다.

조영제의 확산이 이루어지는 영역은 확산 전 마스크 영상에서의 동일한 위치의 화소와 비교하여 어둡게 나타나게 되므로 단순히 두 영상의 화소간의 비교를 통해 제외 템플릿을 얻을 수 있다.

식(1)은 제외 템플릿의 정의를 보여주는 수식으로, I_E 는 제외템플릿 영상, I_M 은 마스크 영상, 그리고 I_L 은 조영제가 확산되어 혈관영역이 나타난 라이브 영상을 의미한다.

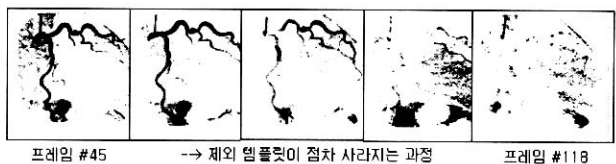
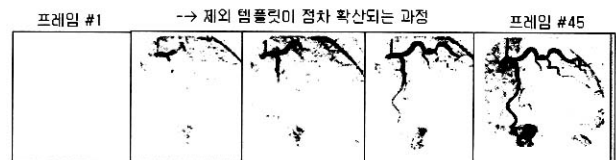
$$I_E(x, y) = I_M(x, y) - I_L(x, y) \tag{1}$$

$$I_E(x, y) = \begin{cases} 0 & I_E(x, y) \leq 0 \\ I_E(x, y) & , otherwise \end{cases}$$

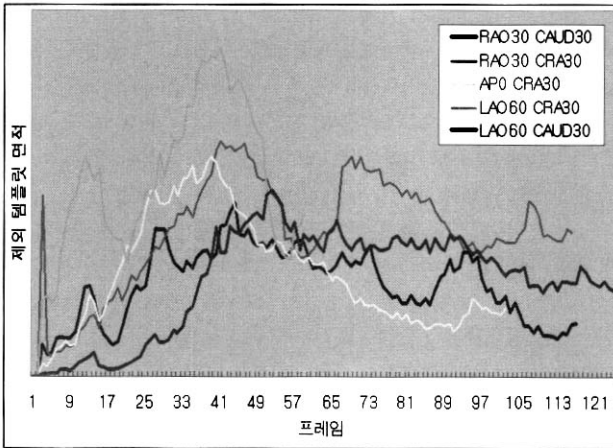
식(1)에서 제외 템플릿은 두 영상에서 동일 위치의 화소를 비교하여 어두운 영역을 강조하는 효과를 가지게 된다. 따라서 잡음을 포함하는 대략적인 혈관의 영역과 그와 대비되는 배경 영역을 빠르게 구별할 수 있다. 혈관 영역이외에 나타난 잡음 영역은 마스크 영상과 라이브 영상과의 비교에서 심장 고유의 운동 등으로 인한 배경의 불일치로 인하여 발생한다. 잡음 영역은 이후 절에서 언급되는 배경의 텍스처 분석을 통해 마스크 영상과 가장 유사한 배경을 지닌 라이브 영상을 선택함으로써 제거 될 수 있다.

(그림 3)은 (그림 2)의 영상에 대해서 식(1)의 제외 템플릿 연산을 통해 얻어지는 각각의 영상 결과를 보여주며, 보다 나은 구별을 위해 결과 영상을 반전한 후 이진화한 영상이다.

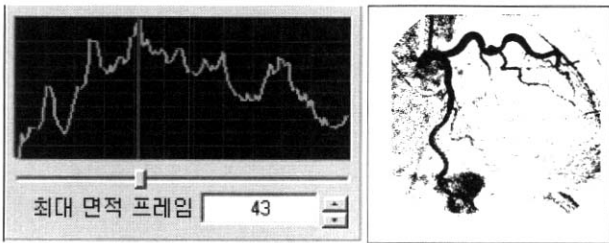
(그림 4)는 식(1)의 제외 템플릿을 통해 얻어진 영상 시퀀스에 대한 혈관의 면적 분포를 보여주며, 이는 실제 임상에서 하나의 환부에 대해 각각 다른 방향에서 촬영된 5종류의 영상에 대한 결과이다. (그림 3)을 통해 제외 템플릿의 면적은 점점 증가하는 과정을 보인 후, 최대치를 지나 점차



(그림 3) 제외 템플릿의 생성



(그림 4) 5종류 영상 시퀀스에 대한 제외템플릿 면적 분포



제외 템플릿 면적 분포 #43 제외 템플릿

(그림 5) 제외 템플릿의 결과 영상 및 면적 분포

감소하는 형태를 볼 수 있다. 이것은 조영제가 투입된 후 점차 확산되어 최대로 확산된 혈관 면적을 보여주는 시점을 지나 서서히 사라지는 과정과 일치한다. 따라서 식(1)의 제외 템플릿은 조영제의 확산과정을 면적 분포로서 표현할 수 있는 방법이 된다. 또한 배경의 텍스처 분석을 통해 마스크 영상과 배경 유사도를 측정함에 있어서 면적이 최대가 될 때를 기준으로 후보 영상을 얻기 위한 방법이 된다.

(그림 5)는 (그림 4)에서 나타난 다섯 종류의 실험 영상 중에서 RAO30-CAUD30 방향의 영상 시퀀스에 대해 식(1)의 제외 템플릿 연산결과 나타나는 각 해당 프레임별 면적 분포와 가장 면적 분포가 높은 시점의 선택된 영상을 보여준다. (그림 5)에서 조영제의 확산을 보여주는 전체 120여장의 프레임 중에서 43번째 영상이 제외 템플릿 결과 나타나는 혈관 면적이 가장 크다는 것을 알 수 있다.

그러나 가장 높은 수치의 면적을 보여주는 영상이 조영제의 확산이 가장 잘 일어난 경우가 되지만, 동시에 배경의 불일치로 인하여 가장 많은 잡음을 포함하는 영상이기도하다. 따라서 혈관 면적이 가장 크게 나타난 영상을 기준으로 인접한 프레임의 후보 영상에 대해 마스크 영상과의 유사도를 비교하여 가장 유사도가 높은 최적의 영상 프레임을 선택함으로써 마스크 영상과 기하학적으로 가장 차이가 적은 영상을 선택 할 수 있다. 실험 결과 최대 면적이 발생한 시점의 인접한 전후 10프레임, 전체 20프레임의 영상은 조영제가 혈관 영역을 잘 표현함을 알 수 있었다.

2.3 배경 영역의 설정

정확한 배경의 유사도 측정을 위해서 후보로 선택된 모든 영상에 대해 동일한 배경 영역의 정의가 필요하다. 따라서 본 논문에서는 각 영상에서 얻어진 제외 템플릿 영역을 바탕으로 실제 배경 유사도 계산을 위한 공통적인 배경의 영역을 설정한다.

(그림 6)은 배경 유사도 측정을 위해 20개 영상의 공통적인 배경을 얻고자 하는 과정이다. (그림 6)의 (a)는 실험 영상에서 공통적으로 나타나는 영상의 경계라인을 나타낸다. 영상의 경계라인은 모든 영상에 대해 동일한 명암 값을 가지므로 히스토그램의 임계 값을 이용하여 영상을 분할한 후 레이블링 과정을 통해 검출할 수 있다. (그림 6)의 (b)는 20개의 영상에 대한 제외 템플릿의 누적 결과치를 나타낸다. 이는 혈관의 수축과 팽창 궤적을 누적시킨 결과임을 알 수 있다. 영상의 경계라인과 제외템플릿의 누적 결과의 합을 통해 공통적인 배경 영역을 얻을 수 있으며, 명암 값으로는 255의 값을 가지는 영역을 공통적인 배경으로 정의한다. (그림 6)의 (c)는 (그림 6)의 (a)와 (b)의 영상을 합한 결과이며, (c)의 영상 중에서 명암값 255를 가지는 영역이 배경 텍스처 분석을 위한 공통적인 배경 영역이 된다.



(a) 경계라인 검출 (b) 누적 제외템플릿 (c) 공통적인 배경 영역

(그림 6) 제외템플릿 누적 연산결과 최종 배경 영역

2.4 배경 영역의 텍스처 분석

마스크 영상과 라이브 영상의 배경 유사도를 평가하기 위해 텍스처 분석 방법을 사용한다. 식 (2)는 라이브 영상과 마스크 영상의 두 텍스처의 엔트로피 측정값을 이용하여 얻어지는 최적의 영상 선택 기준(BMC: Best Match Criteria)을 보여준다.

$$BMC = \sum_{B=1}^M |I_i(B) - M_i(B)| \quad (2)$$

영상의 텍스처를 분석하는 데 있어서 전역적인 엔트로피 측정값 보다 지역적인 특징을 이용하는 것이 보다 나은 결과를 보여준다. 그 이유는 심장 혈관 조영 영상의 경우, 명암 값의 분산이 크게 나타나므로 영상을 지역적인 블록으로 나눔으로써 분산의 크기를 줄이는데 목적이 있다. 따라서 M은 전체 영상을 구성하는 블록의 개수이며, I_i 와 M_i 는 각각 라이브 영상과 마스크 영상의 지역적인 엔트로피 측정값이 된다.

일반적으로 영상의 텍스처를 계산하는 데에는 영상 또는 영역의 명암도 히스토그램의 모멘트를 많이 사용한다. 그러나 본 논문에서 사용하는 조영 영상은 많은 잡음을 포함하고 지역적인 명암분포비가 다르게 나타나기 때문에 영상의 명암도 히스토그램만을 이용하여 텍스처를 계산하면 정확도가 떨어지는 문제점이 있다. 또한 서로 다른 각 화소들에 대한 상대적 위치에 관한 정보를 지니고 있지 않다는 한계를 가진다. 따라서 본 논문에서는 배경 텍스처를 서술하는데 있어 상대적인 위치정보를 포함하는 명암도 동시발생 행렬(gray level co-occurrence matrix)을 정의하고 정의된 행렬에 대한 엔트로피를 측정하여 배경 텍스처의 유사도 평가에 사용한다. 식 (3)은 식 (2)의 I_i 와 M_i 값으로 사용되는 배경 텍스처의 엔트로피를 보여준다.

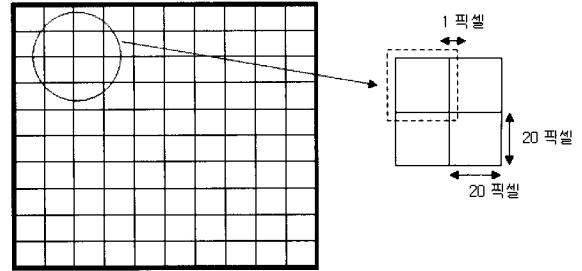
$$I_i = M_i = - \sum_j \sum_k c_{ij} \log c_{ij} \quad (3)$$

행렬 C_{ij} 는 명암도 동시발생 행렬로서, 각 행렬의 요소 c_{ij} 는 위치 연산자(displacement vector) $d = (dx, dy)$ 에 대한 점 쌍의 밝기 값의 결합 확률 추정치가 된다. 본 논문에서는 위치 연산자 d 는 한 화소에 대해서 대각 행렬 방향의 동일한 밝기 값을 가지는 화소로 정의하였다. 실험 결과 수평과 수직 방향보다 대각 방향에 대해 위치 연산자를 정의할 경우 좀 더 나은 결과를 보여주었다. 이때, 위치 연산자 d 에 대한 명암도 동시 발생 행렬 C_{ij} 는 8비트 영상의 명암 레벨에 의해 256*256 크기를 가지게 된다. 명암 레벨을 조정하여 행렬 C_{ij} 의 크기를 줄일 경우 행렬의 계산 시간을 다소 줄일 수는 있으나 조영 영상은 이웃 화소간의 명암 변화가 크지 않기 때문에 텍스처 분석의 구분력이 떨어지게 된다. 따라서 보다 정확한 텍스처 분석을 위해 256 * 256 크기의 명암도 동시 발생 행렬 C_{ij} 를 생성한다. 텍스처의 분석 방법 중 엔트로피 측정 방법은 영상의 밝기 변화 값에 대해 덜 의존적이므로 두 영상간의 배경 유사도를 측정할 수 있는 방법이 된다. 각 영상에서 얻어진 엔트로피와 마스크 영상의 배경에서 얻어진 엔트로피를 비교하여 배경의 유사도가 가장 높은 영상을 선택하면 혈관과 배경의 구조적 정보가 가장 근사한 형태의 영상을 얻을 수 있다. 이후 얻어진 영상의 지역적인 밝기 값의 보정을 통하여 최종적인 혈관 영역만을 얻을 수 있다.

2.5 지역적 배경 명암의 보정

배경의 텍스처 분석을 통해 구조적으로 가장 유사한 영상을 선택하게 되면, 마지막으로 마스크 영상의 배경 명암 분포를 라이브 영상과 동일하게 보정함으로써 차연산을 통해 최종적으로 정확한 혈관 영역만을 얻을 수 있다.

심장 조영 영상에서는 영상 획득 장치의 x선 투과시의 에너지 변동 양과 조영제의 확산 대비로 인해 영상의 명암 분포가 바뀌게 된다. 이러한 문제는 영상에서 전체적으로 고르게 발생하는 것이 아니라 지역적으로 발생하므로, 배경 명암의 보정은 지역적인 방법을 사용하는 것이 효과적이다.



(그림 7) 4방향에 대해서 1픽셀씩 겹치는 윈도우

이때, 지역적으로 명암을 보정할 영역의 크기를 결정하는데 있어서 본 논문에서는 (그림 7)과 같이 4 방향에 대해 1 픽셀씩 중첩되도록 윈도우의 크기를 조정한다. 만약 윈도우를 겹치지 않게 설정하면 이웃 윈도우와의 평균 명암차이가 크게 될 때 차연산 수행 후 윈도우의 경계라인이 남게 되는 현상이 발생할 수 있다. 따라서 지역적인 배경명암보정에 있어서 영역을 지정해주는 마스크의 크기를 4방향에 대해 한 픽셀씩 겹치도록 설정하면 두 영상의 차 영상시 발생하는 윈도우 영역의 경계라인을 제거할 수 있다. 본 논문의 실험에서 윈도우 크기 n 을 22로 하였다.

식(4), 식(5)는 지역적인 명암 보정의 계산식을 보여준다. 마스크 영상과 같은 크기의 영상 D 를 생성한 후, 전체 영상을 (그림 7)에서 언급한 22 x 22 크기의 윈도우로 전체 영상을 분할한다.

$$D(i, j) = (1/P) \Sigma (L(i, j) - M(i, j)) \quad (4)$$

, where $(i, j) \notin Exclusion\ Template$

$$M(i, j) = M(i, j) + D(i, j) \quad (5)$$

식(4)에서 $L(i, j)$ 은 유사도 분석을 통해 얻어진 라이브 영상을 의미하며 $M(i, j)$ 은 마스크 영상을 의미한다. P 는 계산에 사용되는 전체 픽셀 수를 의미하며, 이는 제외템플릿에 속하지 않는 픽셀에 해당한다. 식(4)를 통해 각 영역에서 제외 템플릿에 속하지 않는 배경 영역 명암 값의 차이 $D(i, j)$ 을 구하게 되면, 식(5)에서는 마스크 영상에 대해서 그 차이만큼 명암 값을 보정하게 된다. 이 과정을 수행한 후에 마스크 영상과 라이브 영상은 배경에 해당하는 동일 위치에 대해서 동일한 명암 값을 가지게 된다.

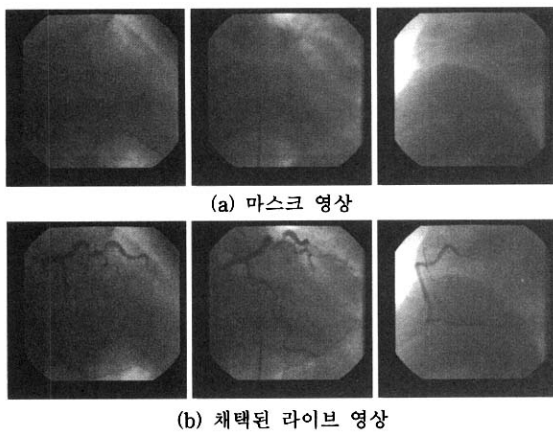
배경 텍스처의 유사도 분석을 통해 구조적으로 가장 유사한 영상을 검색한 후, 지역적인 배경 명암 보정 단계를 통해 차영상을 수행하게 되면, 정확한 혈관 영역만을 검출할 수 있다

3. 실험 및 평가

본 논문에서는 조영사진으로부터 관상동맥을 검출하기 위한 실험 영상으로서 상계 백병원에서 제공한 5명의 임상환자의 심장 조영사진을 사용한다. (그림 8)의 실험 영상은 전

방향 환자	RAO30 CAUD30	RAO30 CRA30	AP0 CRA30	LAO60 CRA30	LAO60 CAUD30
(A)					
(B)					
(C)					
(D)					
(E)					

(그림 8) 실험 영상



(a) 마스크 영상

(b) 채택된 라이브 영상

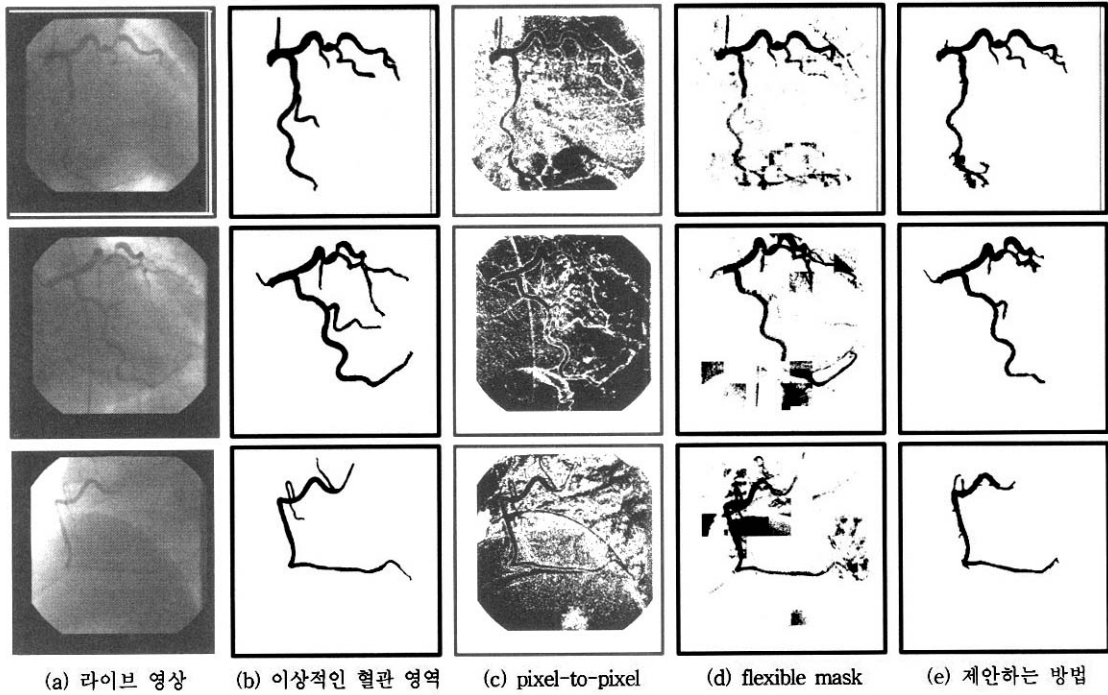
(그림 9) 마스크 영상과 채택된 라이브 영상

체 5명의 환자에 대해 각기 다른 다섯 방향에서 촬영한 DICOM 영상이다. 원본 DICOM영상은 조영제가 확산되는

과정을 보여주는 512x512 크기의 초당 15프레임 동영상이므로 실험을 위해 8비트 그레이 비트맵 영상으로 저장하여 사용하였다.

(그림 9)는 환자 A의 5방향에서 촬영된 영상 중 3방향에 대한 마스크 영상과 채택된 라이브 영상을 보여주고 있다. 마스크 영상은 조영제의 확산이 일어나지 않은 첫 번째 프레임의 영상으로 혈관영역이 나타나는 영상과의 비교를 위한 마스크 영상이며, 라이브 영상은 조영제가 확산되는 과정 중, 확산이 잘 일어난 영상 중에서 마스크 영상과의 배경 유사도가 가장 높은 영상으로 판단되어 채택된 영상이다.

(그림 10)은 각각 RAO30-CAUD30, RAO30-CRA30, LAO60-CAUD30 방향에 대해서 최종적으로 획득한 혈관 영역과 기존 연구[4, 10]와의 비교를 나타낸 그림이다. (그림 10)에서 (a)는 배경 텍스처 분석을 통해 얻어진 라이브 영상이며, (b)는 (a)영상에 대응되는 이상적인 혈관 영역을 나타낸다. 이상적인 혈관 영역을 기준으로 3가지 방법에 대한



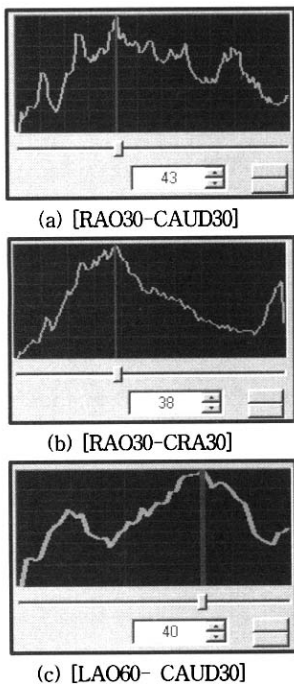
(그림 10) 혈관 영역 검출 결과

실험 결과에 대해 (그림 10)의 (c),(d),(e)에서 보여주고 있다. (그림 10)에서 (c)는 화소와 화소에 대한 직접적인 차 연산을 수행함으로써 얻은 결과로서 영상의 움직임과 많은 잡음으로 인해 혈관 영역 이외에 많은 오검출 결과를 보여준다. (그림 10)에서 (d)는 유연한 마스크 기반의 차 연산 (flexible mask subtraction) 결과를 보여준다. 이 경우 라이브 영상을 선택하는 기준은 정해져 있지 않으므로 가시적으

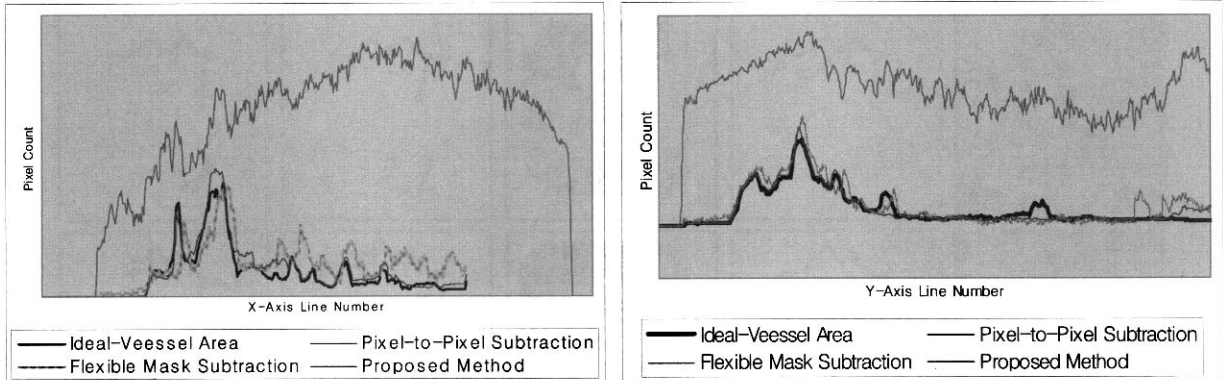
로 조영제가 가장 많이 확산된 분포를 보여주는 영상을 채택했다. 즉 마스크 영상에 대해 제외 템플릿 결과 면적이 가장 크게 나오는 프레임의 영상을 라이브 영상으로 선택했다. (그림 10)에서 (e)는 본 논문에서 제안하는 방법을 통해 마스크 영상과 배경 유사도가 가장 높은 영상을 선택한 후 지역적인 배경의 명암 보정을 거친 후 얻어진 결과 영상에 대해 레이블링 처리를 하여 최종적으로 얻어진 혈관 영역이

<표 1> BMC 결과 값

	RAO30-CAUD30 (n=43)	RAO30-CRA30 (n=38)	LAO60-CAUD30 (n=40)
n - 9	2.1382	2.6852	1.9380
n - 8	2.0523	2.5766	1.8523
n - 7	1.9693	2.5702	2.1411
n - 6	1.8122	2.5202	2.1750
n - 5	1.7337	2.5477	2.2025
n - 4	1.7293	2.6050	2.1892
n - 3	1.8866	2.6765	1.7833
n - 2	1.9172	2.5082	1.5776
n - 1	1.8990	2.3961	1.6165
n	1.8808	2.2996	1.6537
n + 1	1.6912	2.2837	1.5314
n + 2	1.6827	2.3285	1.3629
n + 3	1.8232	2.4193	1.0787
n + 4	1.7293	1.9712	0.8808
n + 5	1.7570	2.1605	0.7391
n + 6	1.7684	2.0189	0.8497
n + 7	1.7939	1.8948	0.9274
n + 8	1.9183	1.7770	0.9089
n + 9	1.7424	1.8765	1.0762



(그림 11) 제외 템플릿 면적 분포



(a) x축 프로파일

(b) y축 프로파일

(그림 12) 이상적인 혈관 영역에 대한 프로파일 결과 비교

<표 2> 각 방향별 검출 결과 비교

방법 / 환자	방향	RAO30 CAUD30			RAO30 CRA30			AP0 CRA30		
		정확도	미검출도	오검출도	정확도	미검출도	오검출도	정확도	미검출도	오검출도
pixel to pixel	(A)	66.57	14.61	34.50	43.21	29.34	58.66	42.23	27.54	56.78
	(B)	60.47	17.64	38.24	62.45	22.73	35.22	52.19	24.88	45.89
	(C)	62.24	14.21	36.85	38.33	37.43	60.27	38.22	38.67	59.76
	(D)	50.84	27.42	47.12	44.24	38.19	50.42	58.75	27.78	37.29
	(E)	57.81	28.22	38.46	55.86	25.26	45.82	49.20	27.08	49.92
평균		59.18	20.42	39.43	48.81	30.59	50.07	48.11	29.19	49.92
flex-ible mask	(A)	79.53	32.11	19.25	88.56	23.38	6.95	70.62	22.52	28.84
	(B)	82.52	30.12	16.42	82.23	25.43	10.45	74.52	24.64	24.82
	(C)	84.54	26.82	15.23	72.94	20.02	20.92	64.23	33.24	35.52
	(D)	78.96	22.86	20.08	78.22	22.42	14.36	78.92	20.82	20.75
	(E)	78.21	20.92	21.72	81.25	18.57	9.37	72.68	21.34	27.02
평균		80.75	26.56	18.54	80.64	21.96	12.41	72.19	24.51	27.39
제안하는 방법	(A)	97.13	10.42	0.76	97.45	24.71	0.28	88.49	22.04	6.94
	(B)	97.65	17.23	0.54	96.72	22.12	0.52	96.57	17.32	0.89
	(C)	96.73	16.32	0.92	89.23	22.72	7.92	81.98	20.72	15.76
	(D)	95.54	14.92	1.42	95.23	24.10	1.22	95.93	16.28	1.29
	(E)	97.04	13.22	0.68	97.21	18.45	0.43	93.26	21.38	3.40
평균		96.81	14.42	0.86	95.17	22.42	2.07	91.24	19.54	5.65
pixel to pixel	(A)	61.57	18.61	37.50	56.70	28.54	43.79			
	(B)	58.24	26.83	39.22	51.98	30.22	44.67			
	(C)	50.44	32.31	48.92	50.32	36.92	46.32			
	(D)	65.82	15.82	30.12	62.87	19.32	36.12			
	(E)	55.84	28.64	43.65	63.24	18.09	36.07			
평균		58.32	24.42	39.82	57.02	26.61	41.39			
flexible mask	(A)	83.02	25.12	18.43	91.34	45.00	6.75			
	(B)	78.23	26.56	20.48	79.02	22.98	18.42			
	(C)	76.65	24.02	22.86	76.92	20.66	23.22			
	(D)	86.84	18.96	13.97	83.27	22.78	16.93			
	(E)	82.32	20.56	17.01	84.25	38.98	13.76			
평균		81.41	23.04	18.55	82.96	30.08	15.81			
제안하는 방법	(A)	97.21	24.20	0.92	98.90	25.82	0.25			
	(B)	95.22	16.92	1.65	97.82	19.34	0.80			
	(C)	94.54	22.34	1.92	97.02	18.87	0.89			
	(D)	98.27	18.76	0.45	97.28	19.33	0.94			
	(E)	97.81	19.02	0.81	98.18	15.42	0.39			
평균		96.61	20.24	1.15	97.84	19.75	0.65			

다. 조영제의 명암 대비가 약한 혈관의 마지막 분지부에 대해서는 미 검출 영역이 다소 나타나는 결과를 보이지만 대부분 정확한 혈관 검출 결과를 볼 수 있다.

(그림 11)은 각각 RAO30-CAUD30, RAO30-CRA30, LAO60-CAUD30 방향에 대해서 텍스처 분석을 통해 가장 유사도가 높은 영상을 선택하는 과정을 보여준다. (그림 11)의 (a)는 각 방향의 영상 프레임에 대한 제의 템플릿의 면적 분포를 보여준다. 면적이 최대가 되는 시점이 조영제가 최대로 확산되어있는 시점을 의미한다. 그러나 가장 높은 수치의 면적을 보여주는 영상이 조영제의 확산이 가장 잘 일어난 경우가 되지만, 동시에 배경의 불일치로 인하여 가장 많은 잡음을 포함하는 영상이기도하다. 따라서 면적분포가 가장 넓은 영상을 기준으로 인접한 프레임의 후보 영상에 대해 마스크 영상과의 유사도를 비교하여 가장 유사도가 높은 최적의 영상 프레임을 선택함으로써 마스크 영상과 기하학적으로 가장 차이가 적은 영상을 선택 할 수 있다. 따라서 제외템플릿의 최대 면적 분포가 나타나는 시점을 기준으로 전, 후 10프레임씩을 선택하여, 각 영상 프레임에 대한 텍스처 분석을 하게 되면 <표 1>에서 나타나는 BMC 측정값을 얻을 수 있다. 측정값 중에서 가장 작은 값이 나타나는 영상이 라이브 영상의 배경 패턴과 가장 유사한 형태의 영상이 된다. 따라서 BMC 측정 값이 가장 작은 영상을 선택하여 라이브 영상과의 차영상을 수행하게 되면, (그림 10)의 (e)에 나타나는 결과 영상을 얻을 수 있다.

(그림 12)는 RAO30-CAUD30의 방향에 대해 이상적인 혈관 영역과 얻어진 영역에 대한 x, y축 프로파일을 비교한 그림이다. Pixel-to-Pixel 방법은 계산의 단순함으로 인해 이상적인 혈관영역과 가장 큰 차이를 보인다. Flexible mask Subtraction 방법과 제안하는 방법은 이상적인 혈관 영역과 매우 유사한 프로파일 형태를 보여주게 되는데, 제안하는 방법의 경우 오 검출 영역이 좀더 작은 결과를 보이기 때문에 보다 나은 결과를 보여주고 있다.

<표 2>는 RAO30-CAUD30, RAO30-CRA30, AP0-CRA30, LAO60-CRA30, LAO60-CAUD30 방향에 대해 제안하는 방법과 기존 방법들에 대한 결과 영상 이상적인 혈관 영역과의 비교를 통해 정확도와 혈관 영역의 미검출율, 배경 영역을 혈관 영역으로 인식하는 오검출율을 보여 준다. 각각에 대한 정의는 다음과 같이 표현될 수 있다.

$$\begin{aligned} \text{정확도} &= (\text{정합이 일치한 화소 수} / \text{영상 전체 화소 수}) * 100 \\ \text{미검출도} &= (\text{혈관영역 내 배경으로 인식된 화소 수} / \\ &\quad \text{이상적인 혈관영역의 화소 수}) * 100 \\ \text{오검출도} &= (\text{배경영역 내 혈관으로 인식된 화소 수} / \\ &\quad \text{이상적인 배경영역의 화소 수}) * 100 \end{aligned}$$

제안하는 방법은 정확도와 오검출율에서는 만족스러운 결과를 보여주며, 명암 대비가 매우 약한, 즉 조영제의 대비가 매우 약한 혈관의 마지막 영역에 대해 검출하지 못하는 이유로 인한 미검출율은 다소 높은 편이다. 그러나 다른 검출 방법에 대비해 안정적인 결과를 보여준다.

4. 결론 및 향후 연구 과제

본 논문에서는 조영제가 관상동맥에 확산되는 과정을 보여주는 조영 영상에서 마스크 영상과의 배경 유사도 분석을 통해 기하학적으로 변형이 가장 적은 영상을 선택하고 지역적인 명암보정을 통해 올바른 혈관 영역을 검출하는 방법을 제안하고 실험을 통한 성능 평가를 수행하였다. 성능평가는 검출된 혈관 영역에 대해 올바르게 추출된 영역과 잘못 검출된 영역에 대해 기존의 방법과 비교하였으며, 본 논문에서 제안하는 방법이 기존의 방법에 비해 더 나은 결과를 보였다.

본 논문에서 제안하는 방법은 심장의 수축과 팽창, 폐의 유입되는 공기량에 따른 명암의 변화와 같은 규칙적인 움직임이 강건한 반면 환자의 움직임으로 인한 영상전체의 구조적 변화에 대응하지 못하는 단점을 가진다. 따라서 향후 연구로는, 이러한 한계를 극복하고 예상치 않은 움직임으로 인한 변화에 대응할 수 있는 방법에 대해 연구가 필요하다.

참 고 문 헌

- [1] 서상호, 유상신, 권혁문, 노형운, "좌관상동맥 분지부 내에서 정상혈류의 속도와 진단용력분포", '95 추계 대한기계학회, pp.490-493, 1995.
- [2] Zana, F., Klein, J.C, "Segmentation of vessel-like patterns using mathematical morphology and curvature evaluation," IEEE Trans. Medical Imaging. 10. 2000.
- [3] Kostas Haris, Serafim N, Efstrafiadis, "Model-Based Morphological Segmentation and Labeling of Coronary Angiograms", IEEE Trans. Medical Imaging, Vol.18. No.10, 1999.
- [4] W. R. Brory, "Digital subtraction angiography," IEEE Trans. Nucl. Sci, Vol.NS-29, pp.1176-1180, June, 1982.
- [5] L. M. Boxt, "Intravenous digital subtraction angiography of the thoracic and abdominal aorta," CardioVascular Interventional Radiology, Vol.6, pp.205-213, 1983.
- [6] L. W. Ludwing, L. A. Verhoeven, J. J. Kersbergen, and T.T. Overtom, "Digital subtraction angiography of the plumonary arteries for the dignosis of pulmonary embolism," Radiology, Vol.147, No.3, pp.639-645, 1983.
- [7] H. Oung and A. M. Smith, "Real time motion detection in digital subtraction angiography," in Proc. Int. Symp. Medical Images and Icons, A. Deurinx, M. H. Loew, and J. M. S. Prewitt, Eds. Silver Spring, MD: IEEE, pp.336-339, 1984.

- [8] M. Yanagisiwa, S. Shigemitsu, and T. Akatsuka, "Registration of locally distorted images by multiwindow pattern matching and displacement interpolation angiography," in Proc. IEEE seventh Int. Conf. Pattern Recognition, pp.1288-1291, 1984.
- [9] V. Leclerc and C. Benhimol, "Automatic elastic registration of DSA images", in Proc. CAR'87, Berlin, Germany, pp.719-723, 1987.
- [10] Luong Van Tran, Jack Sklansky, "Flexible Mask Subtraction for Digital Angiography," IEEE Trans on Medical Imaging, Vol.11, No.3, 1992.
- [11] T.M. Buzug and J. Weese, "Similarity measures for subtraction methods in medical imaging," in Proc. 18th Ann. Int. Conf. IEEE Engineering Medicine Biology Society, pp.140-141, 1996.
- [12] Erik H. W. Meijering, Wiro J. Niesse, and Max A. Viergever, "Retrospective Motion Correction in Digital Subtraction Angiography: A Review," IEEE Transaction on Medical Imaging, Vol.18, No.1, January, 1999.



박 성 호

e-mail : kboar@vision.ssu.ac.kr
 1999년 8월 숭실대학교 컴퓨터학부 (공학사)
 2005년 2월 숭실대학교 대학원 컴퓨터학과 (공학석사)
 2005년 1월~현재 SIEMENS LTD. SEOUL. 메디칼 초음파 연구소 전임연구원

관심분야: 컴퓨터 비전, 가상현실, 의료영상처리 등



이 중 재

e-mail : arbitlee@vision.ssu.ac.kr
 1999년 2월 숭실대학교 전자계산학과 (공학사)
 2001년 2월 숭실대학교 대학원 컴퓨터학과(공학석사)
 2005년 2월 숭실대학교 대학원 컴퓨터학과(공학박사)

2005년 9월~현재 숭실대학교 정보미디어기술연구소 연구교수
 관심분야: 컴퓨터 비전, 증강현실, 의료영상처리 등

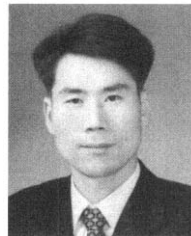


이 근 수

e-mail : kslee@hknu.ac.kr
 1983년 숭실대학교 전자계산학과(학사)
 1988년 숭실대학교 컴퓨터학과(공학석사)
 1993년 숭실대학교 컴퓨터학과(공학박사)
 1992년 9월~1993년 8월 군산대학교 컴퓨터학과 교환교수

2003년 3월~2004년 2월 미국 George Mason University, 전자계산학과 객원교수

1989년~현재 환경대학교 컴퓨터공학과 교수
 관심분야: 패턴인식, 퍼지이론, 컴퓨터비전, 지식기반 시스템, 비디오검색 등



김 계 영

e-mail : gykim@computing.ssu.ac.kr
 1990년 2월 숭실대학교 전자계산학과 (공학사)
 1992년 2월 숭실대학교대학원 컴퓨터학과 (공학석사)
 1996년 2월 숭실대학교대학원 컴퓨터학과 (공학박사)

1996년 3월~1997년 11월 한국전자통신연구원 (Post Doc.).
 1997년 12월~2001년 2월 한국전력공사 전력연구원(선임연구원)
 2001년 3월~현재 숭실대학교 컴퓨터학부 조교수
 관심분야: 컴퓨터비전, 형태인식, 생체인식, 증강현실, 영상 및 신호처리 등