

석사학위논문

퍼지 논리와 주성분 분석을 이용한
X-ray 영상처리 기법

2015년

한성대학교 대학원

정보시스템공학과

정보시스템공학전공

조 현 지

석사학위논문
지도교수 계희원

퍼지 논리와 주성분 분석을 이용한
X-ray 영상처리 기법

The Processing for X-ray Images
Using Fuzzy Logic and Principal Component Analysis

2015년 6월 일

한성대학교 대학원
정보시스템공학과
정보시스템공학전공
조 현 지

석사학위논문
지도교수 계획원

퍼지 논리와 주성분 분석을 이용한
X-ray 영상처리 기법

The Processing for X-ray Images
Using Fuzzy Logic and Principal Component Analysis

위 논문을 공학 석사학위 논문으로 제출함

2015년 6월 일

한성대학교 대학원

정보시스템공학과

정보시스템공학전공

조 현 지

조현지의 공학 석사학위논문을 인준함

2015년 6월 일

심사위원장 이 정 진 인

심사위원 계 희 원 인

심사위원 이 관 우 인

국 문 초 록

퍼지 논리와 주성분 분석을 이용한 X-ray 영상처리 기법

한성대학교 대학원
정보시스템공학과
정보시스템공학전공
조 현 지

X-ray 디텍터로부터 얻은 순수 DR 영상은 특징이 뚜렷하지 않고 잡음이 존재하는 등 영상의 화질과 가독성 측면에서 한계가 있다. 화질 개선을 위해 다양한 영상처리 알고리즘을 거치지만 일반적인 영상처리 기법은 X-ray 영상 보정에 한계가 존재한다. 본 논문에서는 X-ray 영상의 특성을 고려하여 개선된 영상처리 알고리즘을 제안한다. 제안 방법은 퍼지 논리와 주성분 분석을 이용하여 X-ray 후처리 과정을 수행한다. 그 결과, 사용자 개입이 최소화되고 알고리즘의 수행성능이 향상되었다. 본 논문에서 제안하는 상세 내용은 다음과 같다.

첫 번째로, 퍼지 논리를 이용하여 대비제한 적응 히스토그램 평활화의 한계점 파라미터를 자동으로 결정하는 방법을 제안한다. X-ray 영상은 주파수 영역에서 화소 값의 변화율이 작은 저주파 성질이 강하다. 따라서 화소의 밝기 차를 뚜렷하게 하기 위한 명암 대비 향상 기법이 중요하게 작용한다. 기존 대비제한 적응 히스토그램 평활화는 지역적 명암 대비 향상 기법으로, 의료 영상 강화를 위해 개발되었다. 이 기법은 타 명암 대비 향상 기법에 비해 뛰어난 성능을 자랑하지만 대비 강화 정도를 결정하는 한계점 파라미터의 영향을 크게 받는다. 그에 따라 본 논문에서는 X-ray 영상의 특성을 고려하여 영역별 한계점 파라미터 자동 결정 방법을 제안한다. 이 때 영역 별 중요도를 수

치화하기 위한 방법으로 퍼지 논리를 도입하였다. 그 결과, 매개 변수 결정에 있어서 사용자의 개입을 최소화하였으며 중요도에 따른 대비 강화로 화질 개선 효과를 얻을 수 있었다.

두 번째로, 주성분 분석을 이용하여 속도와 정확도를 향상시킨 자동 스티칭 방법을 제안한다. X-ray 영상은 장비의 시야각 제약으로 임상에서 단일 촬영을 통해 얻을 수 있는 진찰 범위가 제한적이다. 따라서 전신에 해당하는 넓은 영역의 영상을 얻기 위해 여러 장의 X-ray 영상을 합성하는 영상 스티칭 기법이 요구된다. 영상 스티칭 기법에는 사용자로부터 입력 영상의 중첩 영역을 입력 받는 수동 스티칭 기법과 알고리즘을 통해 자동으로 중첩 영역을 판별하는 자동 스티칭 기법이 있다. 그 중 자동 스티칭 기법은 수작업을 최소화하여 임상에서의 선호도가 높지만 비교적 수행 속도가 느리고 정확도가 낮다는 단점이 있다. 본 논문에서는 입력 영상의 위치 판별을 우선적으로 수행하는 고성능 자동 스티칭 기법을 제안한다. 입력 영상의 위치 판별을 위한 특징 추출 방법으로서 주성분 분석을 도입하였으며, 그 결과 자동 스티칭의 수행 속도와 정확도를 향상시킬 수 있었다.

【주요어】 X-ray, 의료 영상처리, 대비제한 적응 히스토그램 평활화, 자동 스티칭, 퍼지 논리, 주성분 분석

목 차

I. 서 론	1
1.1 X-ray 영상처리	1
1.2 연구 내용	2
1.3 논문의 구성	4
II. 관련 연구	5
2.1 명암 대비 향상 기법	5
2.1.1 히스토그램 평활화	5
2.1.2 적응 히스토그램 평활화와 대비제한 히스토그램 평활화	6
2.1.3 대비제한 적응 히스토그램 평활화	7
2.1.4 CLAHE의 매개변수 설정에 관한 연구	10
2.2 자동 스티칭	11
2.2.1 특징 기반 정합	11
2.2.2 템플릿 기반 정합	12
2.2.3 템플릿 정합 기반의 자동 스티칭 기법에 관한 연구	12
III. 대비제한 적응 히스토그램 평활화(CLAHE)의 매개변수 결정 방법	14
3.1 개요	14
3.2 영역 별 멤버십 함수	16
3.3 퍼지 추론 규칙	17
3.4 한계점 멤버십 함수	19

3.5 블록 간 히스토그램 맵 보간	21
IV. 고성능 자동 스티칭 기법	24
4.1 개요	24
4.2 입력 영상의 위치 판별	25
4.3 템플릿 기반 정합	29
4.4 알파 블렌딩	30
V. 실험	31
5.1 실험 환경	31
5.2 대비제한 적응 히스토그램 평활화의 매개변수 결정 방법 성능 비교	31
5.3 고성능 자동 스티칭 기법의 성능 비교	36
VI. 결론	43
참고문헌	45
ABSTRACT	49

표 목 차

〈표 1〉 영역 별 포함 비율에 따른 퍼지 추론 규칙	18
〈표 2〉 한계점 멤버십 함수의 구간 별 설계에 따른 특성	20
〈표 3〉 기존 방법과 에지 기반 스티칭, 제안 방법의 성능 비교	41

그림 목 차

〈그림 1〉 X-ray 영상처리 파이프라인	1
〈그림 2〉 CLAHE의 픽셀 재 분배	7
〈그림 3〉 CLAHE의 히스토그램 맵 보간	8
〈그림 4〉 HE와 CLAHE 비교	9
〈그림 5〉 제안하는 CLAHE의 한계점 파라미터 결정 방법의 흐름도	15
〈그림 6〉 영역 별 멤버십 함수	16
〈그림 7〉 제안하는 한계점 멤버십 함수	21
〈그림 8〉 인접한 9개의 블록을 이용한 히스토그램 맵 보간	22
〈그림 9〉 제안하는 고성능 자동 스티칭 기법의 흐름도	24
〈그림 10〉 제안하는 입력 영상의 위치 판별 방법의 블록 다이어그램	26
〈그림 11〉 첫 번째 입력 영상에서의 패치 영상 추출 과정	27
〈그림 12〉 두 번째 입력 영상에서의 패치 영상 추출 과정	28
〈그림 13〉 기존 CLAHE와 제안 방법의 결과 비교	32
〈그림 14〉 한계점 멤버십 함수에 따른 제안 방법의 결과 비교	33
〈그림 15〉 기존 CLAHE와 제안 방법의 에지 검출 결과 비교	35
〈그림 16〉 기존 자동 스티칭과 제안 방법의 결과 비교	37
〈그림 17〉 기존 자동 스티칭과 제안 방법의 결과 비교	39

I. 서 론

1.1 X-ray 영상처리

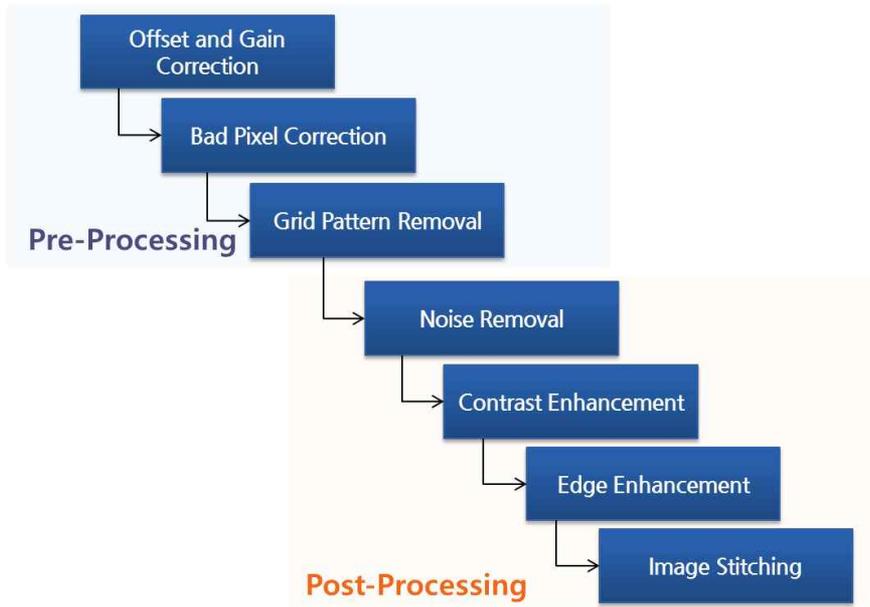


그림 1. X-ray 영상처리 파이프라인.

X-ray 디텍터로부터 얻은 순수 DR(digital radiography) 영상은 주파수 영역에서의 저주파 성질이 강하고 잡음이 존재하는 등 가독성 측면에서 한계가 발생한다. 그에 따라 영상 보정을 위해 다양한 영상처리 과정을 거친다.

X-ray 영상처리의 일반적인 파이프라인은 그림 1-1과 같다. X-ray 영상처리는 디텍터로부터 얻은 영상의 교정(calibration)을 위한 전 처리(pre-processing) 단계와 가독성 향상을 위한 후 처리(post-processing) 단계로 구분된다.

전 처리 단계에서는 각 픽셀의 밝기 차를 보정하여 일괄적인 밝기 값으로의 변환 작업을 수행한다. 전 처리 단계에서 기본적으로 수행되는 알고리즘은 다음의 세 가지이다. 먼저, X-ray 디텍터로부터 얻은 영상의 불균일 픽셀을 보정하기 위해 게인 보정(offset and gain correction)을 수행한다. 그리고 불량 픽셀 보정을

통해 장비의 불량 센서로부터 생성되는 잡음을 제거(bad pixel correction)한다. 마지막으로 그리드 제거(grid pattern removal) 알고리즘을 수행하여 고정 그리드로부터 발생하는 그리드라인 제거한다. 전 처리 단계에서 교정을 위한 위의 세 단계를 모두 거친 뒤에 후 처리 단계로 이동한다.

후 처리 단계에서는 화질 개선과 가독성 향상을 위한 처리를 수행한다. 기본적인 화질 향상 기법으로는 잡음 제거 기법과 명암 대비 향상 기법, 에지 강화 기법 등이 있다. 다양한 필터를 통한 화질 개선 후에, 추가적으로 진찰 범위 확대를 위한 영상 스티칭 기법을 수행한다. 영상 스티칭 기법은 여러 장의 영상을 합성하여 넓은 범위의 영상을 얻는 방법이다.

전 처리와 후 처리 단계를 거치면서 최종적으로 화질과 가독성이 향상된 X-ray 영상을 얻는다.

1.2 연구 내용

1.1절에서 설명한 바와 같이 순수 DR 영상은 화질 개선을 위해 다양한 영상 처리 과정을 거친다. 그러나 일반적인 영상처리 기법은 X-ray 영상의 특성을 고려하지 않기 때문에 잡음 발생이나 정확도 하락과 같은 여러 가지 문제가 발생한다. 그에 따라 본 논문에서는 지능형 알고리즘을 도입하여 X-ray 영상의 화질 개선과 가독성 향상을 위한 개선된 형태의 영상처리 알고리즘을 제안한다. 본 논문에서 제안하는 상세 내용은 다음과 같다.

첫 번째로, 대비제한 적응 히스토그램 평활화(CLAHE, Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)의 자동 매개 변수 결정 방법을 제안한다. 특징이 뚜렷하지 않은 X-ray 영상에서는 가독성 향상을 위해 명암 대비 향상 기법 [Zuiderveld, K., 1994 : Grag, R. 등, 2011 : Chaudhary, C. 등, 2013 : Pizer, S. M. 등, 1987]이 중요하게 작용한다. CLAHE는 K. Zuiderveld가 제안한 지역적 명암 대비 향상 기법으로, 의료 영상의 명암 대비 강화를 목적으로 개발되었다[Zuiderveld, K., 1994]. 이 기법은 영상을 여러 개의 블록으로 나누어 대비제한 히스토그램 평활화[그림 2](CLHE, Contrast Limited Histogram Equalization)를 수행한다.

CLAHE의 매개변수로는 블록의 개수와 한계점(clip limit)이 있다. CLAHE의 첫 번째 매개 변수인 블록의 개수는 영상을 몇 개의 블록으로 나눌지를 결정하며, CLHE를 수행할 영역의 크기를 결정한다. 블록의 개수가 많아지면 작은 영역에 대해서 CLHE를 수행하기 때문에 지역적 특징이 부각된다. 다음으로 CLAHE의 두 번째 매개변수인 한계점은 블록 별로 CLHE를 수행할 때 히스토그램이 갖는 최대 밀도를 제한하는 변수이다[Yussof, W. N. J. H. W., 2013]. 한계점이 낮을수록 재분배 할 픽셀의 양이 증가하므로 대비가 뚜렷하다. 두 가지 매개변수의 설정에 따라 CLAHE의 결과가 결정된다.

기존 연구에서 CLAHE의 매개변수를 자동으로 결정하는 함수에 관한 연구가 있었다[Kim, S. J. 등, 2013]. 그러나 이 방법은 영상의 모든 영역에 대해 동일한 매개 변수를 적용하기 때문에, X-ray 영상에 도입할 경우 불필요한 영역을 강화하여 잡음이 강조되는 문제가 발생한다. 그에 따라 본 논문에서는 퍼지 논리를 도입하여 X-ray 영상의 각 영역에 대해서 중요도에 따른 자동 한계점 결정 방법을 제안한다.

다음으로, 주성분 분석 알고리즘의 도입으로 정확도와 수행 속도가 향상된 자동 스티칭 기법을 제안한다. X-ray 촬영 장비에서는 시야각의 제약으로 단일 촬영을 통해 얻을 수 있는 진찰 범위가 제한적이다. 따라서 진찰 범위 확대를 위한 영상 스티칭 기법을 수행한다[Goo Ben, A. 등, 2008].

스티칭 기법은 두 개 이상의 영상에서 중첩 영역을 기준으로 합성하는 방법으로, 사용자가 수동으로 중첩 영역을 입력하는 수동 스티칭 기법과, 영상처리 알고리즘을 통하여 자동으로 중첩 영역을 탐색하는 자동 스티칭 기법이 있다. 수동 스티칭 기법은 사람이 직접 눈으로 확인하고 중첩 영역을 입력하기 때문에 비교적 정확도가 높은 편이지만, 사용하기가 번거롭고 시간이 오래 걸리는 단점이 있다.

자동 스티칭 기법은 영상처리 알고리즘을 통하여 영상의 중첩 영역을 탐색하고, 탐색된 중첩 영역을 기준으로 하나의 영상으로 합성하는 방법이다. 알고리즘의 탐색 오류로 인해 부정확한 결과가 도출될 가능성이 있지만, 수작업이 최소화되어 사용이 편리하기 때문에 임상에서의 선호도가 높다. 그러나 기존 자동 스티칭 기법을 X-ray 영상에 적용할 경우 저주파 성질이 강한 X-ray 영상의

특성 때문에 낮은 정확도를 보인다. 본 논문에서는 정합을 수행하기에 앞서 입력 영상의 위치를 우선적으로 판별하여 성능을 향상시킨 자동 스티칭 기법을 제안한다. 제안 방법은 고차원의 데이터를 저차원의 특징 벡터로 변환하는 주성분 분석을 도입한다. 입력 데이터의 각 픽셀 간의 관계에서 주된 특징을 추출함으로써 입력 영상의 위치 선정에 정확도를 향상시킨다.

1.3 논문의 구성

본 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 명암 대비 향상 기법과 자동 스티칭에 대해 소개한다. 특히 제안 방법과 밀접한 연관이 있는 CLHAE와 정합 기법에 대해 자세히 알아본다. 3장에서는 X-ray 영상에 최적화 한 CLAHE의 한계점 파라미터 결정 방법을 제안한다. 4장에서는 기존 자동 스티칭 기법에 추가적인 위치 판별을 수행하여 향상된 성능의 자동 스티칭 기법을 제안한다. 그리고 5장에서 실험을 통해 기존 방법과 제안 방법과의 비교 분석 후 6장에서 결론을 맺는다.

II. 관련 연구

2.1 명암 대비 향상 기법

X-ray 영상은 대부분 밀도가 한 지역에 집중되어 있는 저 대비 영상으로 특징을 구분하기가 어렵다. 이러한 X-ray 영상의 가독성을 향상시키기 위한 방법으로 히스토그램 기반의 명암 대비 향상기법(contrast enhancement technique)을 사용한다.

이 장에서는 기존에 존재하는 히스토그램 기반의 명암 대비 향상기법에 대해 소개한다. 특히 이 논문과 밀접한 관련이 있는 대비제한 히스토그램 평활화에 관하여 자세히 설명한다.

2.1.1 히스토그램 평활화

히스토그램 평활화(HE, Histogram Equalization)[Goyal, S. 등, 2011]는 알고리즘이 단순하며 효율이 좋아 보편적으로 사용되는 명암 대비 향상기법 중 하나이다[Grag, R. 등, 2011 : Chaudhary, C. 등, 2013]. 영상에서 i 의 밝기 값을 갖는 픽셀의 개수를 n_i 라 할 때, i 밝기 픽셀의 밀도를 나타내는 히스토그램은 식 (1)을 통해 구할 수 있다.

$$h(i) = n_i \quad (1)$$

$$p(i) = \frac{\text{grayLevel}}{N} n_i \quad (2)$$

$$y(v) = \sum_{i=0}^v p(i) = \frac{\text{grayLevel}}{N} \sum_{i=0}^v n_i \quad (3)$$

픽셀의 밝기 값이 갖는 밀도에 대한 확률을 구하기 위해 식 (2)와 같이 영상 전체 픽셀의 개수 N 으로 나누고 영상의 픽셀 밝기 값의 범위인 grayLevel 을 곱

해, 최대 밝기 값이 *grayLevel*을 가질 수 있도록 히스토그램의 정규화를 수행한다. 입력 화소의 밝기 v 에 대한 평활화 함수는 식 (3)과 같이 정규화 된 히스토그램의 합산으로 계산한다. 식 1의 수행 결과로서 히스토그램의 평활화로 대비가 강화된 영상을 얻는다.

그러나 HE는 영상 전체에서 히스토그램을 균일하게 분포시키는 것이 목적이기 때문에, 영상의 일부 영역에서는 충분한 화질 개선 효과를 보기 어렵다[Duan, J. 등, 2004 : Yoon, H. 등, 2009]. 이러한 문제를 개선하기 위해 발전된 형태의 알고리즘들이 제안되었다[Pizer, S. M. 등, 1987 : Zuiderveld, K., 1994]. 이어지는 장에서 히스토그램이 개선된 형태인 적응 히스토그램 평활화와 대비제한 히스토그램 평활화에 관하여 다룬다.

2.1.2 적응 히스토그램 평활화와 대비제한 히스토그램 평활화

적응 히스토그램 평활화(AHE, Adaptive Histogram Equalization)는 영상을 여러 개의 블록으로 나누어 블록 별로 HE를 수행하는 지역적 명암 대비 향상 기법이다[Pizer, S. M. 등, 1987]. HE는 비슷한 밝기 값이 국부적으로 밀집된 영역에서 특징 구분을 하지 못하는데, 이때, AHE가 효과적이다[Ren, Y. 등, 2014]. 그러나 이 방법은 블록마다 수행하는 명암 대비 강화가 지나쳐서 오히려 화질을 저하시킬 수도 있다[Kaur, M. 등, 2011 : Sharma, D. P., 2013 : Piser, S. M. 등, 1986].

대비 제한 히스토그램 평활화(CLHE, Contrast Limited Histogram Equalization)는 HE를 수행할 때 한계점을 설정하여, 한계점을 초과하는 픽셀의 개수만큼 한계점 미만의 밝기에 재배치하여 대비를 강화하는 방법이다(그림 1 참고). 이 방법은 HE에서 발생하는 지나친 평활화를 제어하지만 충분한 대비 강화 효과를 주지 못한다.

이와 같은 AHE와 CLHE의 문제를 개선하기 위해 대비제한 히스토그램 평활화가 제안되었다.

2.1.3 대비제한 적응 히스토그램 평활화

대비제한 적응 히스토그램 평활화(CLAHE, Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization)는 K. Zuiderveld가 제안한 지역적 명암 대비 향상 기법으로, 의료 영상의 명암 대비 강화를 목적으로 개발되었다[Zuiderveld, K., 1994]. 이 기법은 영상을 여러 개의 블록으로 나누어 CLHE를 수행한다. AHE가 블록을 나누어 블록 별로 HE를 수행하는 대신 CLAHE는 블록 별로 CLHE를 수행함으로써 AHE에서 발생하는 지나친 평활화를 방지할 수 있다[Beohar, R. 등, 2013].

CLAHE의 매개변수로는 블록의 개수와 한계점(clip limit)이 있다. 첫 번째로, 블록의 개수는 영상을 몇 개의 블록으로 나눌지를 결정하며, CLHE를 수행할 영역의 크기를 결정한다. 블록의 개수가 많아지면 작은 영역에 대해서 CLHE를 수행하기 때문에 지역적 특징이 부각된다. 두 번째로, 한계점은 블록 별로 CLHE를 수행할 때 히스토그램이 갖는 최대 밀도를 제한하는 변수이다[Yussof, W. N. J. H. W., 2013]. 한계점이 낮을수록 재분배 할 픽셀의 양이 증가하므로 대비가 뚜렷하다.

$$ClipLimit = h_{max} \times (1 - ClipLimitParam) \quad (4)$$

한계점은 식 (4)와 같이, 히스토그램이 갖는 최대 밀도 h_{max} 와 한계점 파라미터 $ClipLimitParam$ 을 이용하여 얻는다.

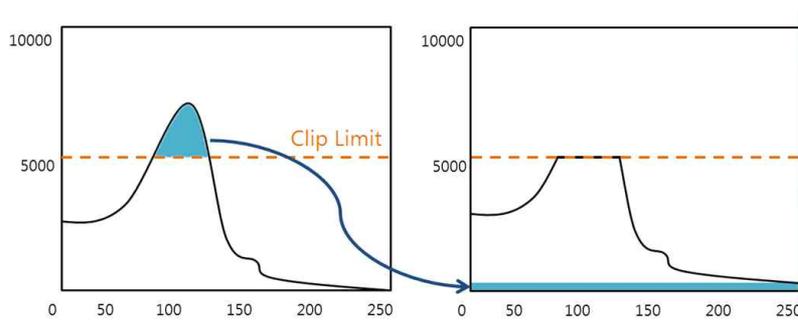


그림 2. CLAHE의 픽셀 재 분배.

그림 2에서 좌측이 CLHE를 적용하기 전의 원본 히스토그램이고 우측이 CLHE를 수행하여 평활화된 히스토그램이다. 한계점을 초과하는 픽셀의 개수를 전체 값에 고루 분배함으로써 히스토그램이 기존보다 평활화된 것을 볼 수 있다. 한계점 파라미터는 0에서 1사이의 실수이고, 값이 클수록 히스토그램이 균일해져 블록 별 대비 효과가 강하게 일어난다. 반대로 한계점 파라미터가 0에 가까우면 히스토그램의 평활화가 거의 일어나지 않는다.

CLHE를 블록 별로 수행하면 각 블록들의 히스토그램이 각기 달라진다. 이를 그대로 두면 블록들 사이의 경계가 두드러지므로, 문제를 완화하기 위해 인접한 네 개의 블록에 대해 히스토그램 맵 보간을 수행한다. 히스토그램 맵은 각 블록에 대해서 평활화를 수행하기 전 밝기 값을 평활화가 적용된 밝기 값으로 대응하는 맵을 지칭한다.

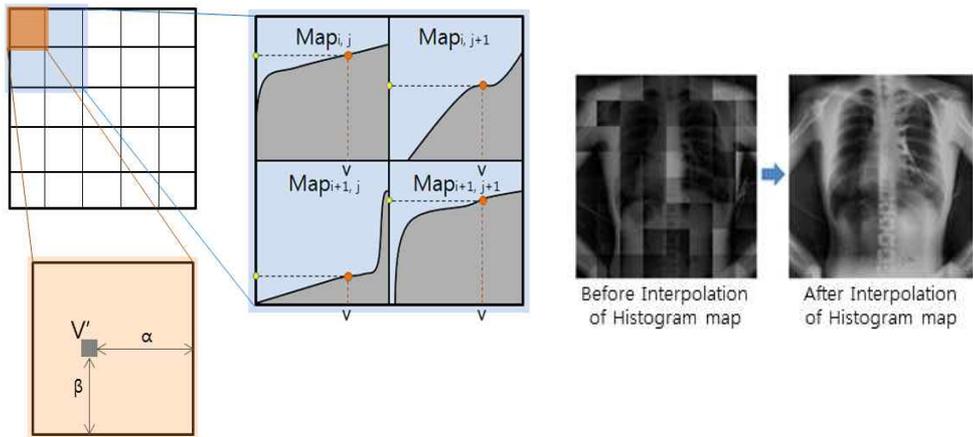


그림 3. CLAHE의 히스토그램 맵 보간.

$$\begin{aligned}
 v' &= \alpha \cdot \beta \cdot Map_{i,j}[v] + \alpha \cdot (1-\beta) \cdot Map_{i,j+1}[v] + (1-\alpha) \cdot \beta \cdot Map_{i+1,j}[v] \\
 &\quad + (1-\alpha) \cdot (1-\beta) \cdot Map_{i+1,j+1}[v] \\
 \alpha &= 1 - \frac{y}{h}, \quad \beta = 1 - \frac{x}{w} \tag{5}
 \end{aligned}$$

그림 3과 식(5)는 이웃한 네 개의 블록을 이용한 히스토그램 맵의 보간을 나타

낸 것이다. α 와 β 는 블록 내에 위치한 픽셀의 가중치를 정규화한 값으로 0에서 1사이의 실수이다. 보간을 하려는 픽셀의 위치가 x, y 라 할 때 블록의 높이 h 와 블록의 폭 w 를 이용하여 식(5)와 같이 표현할 수 있다. 좌표 i, j 에 위치한 블록 $B_{i,j}$ 에서 보간하고자 하는 픽셀의 밝기 값을 v 라 할 때, 보간 된 밝기 값 v' 은 인접한 네 블록에서 v 밝기 값을 입력으로 하는 히스토그램 맵을 보간(가중 평균)하여 얻는다. 이 때 양선형 보간법을 이용하며, 입력되는 픽셀의 위치에서 각 블록들 간의 거리가 가중치로 작용한다. 그 결과, 각 픽셀에 대해 인접한 네 개의 블록에서 히스토그램을 종합한 결과를 얻는다.

그림 4에서 HE와 CLAHE를 적용한 결과를 보인다. 그림 4의 (a)는 X-ray로부터 얻은 DR(Digital Radiography) 원본 영상이고, 그림 4의 (b)는 HE의 결과 영상이며, 그림 4의 (c)는 블록의 크기가 8×8 이고 한계점 파라미터를 0.5로 설정한 CLAHE를 적용한 결과이다. HE를 적용한 그림 4의 (b)와 CLAHE를 적용한 그림 4의 (c)를 비교했을 때, HE보다 CLAHE에서 영상의 세부적인 특징이 뚜렷하게 나타나는 것을 볼 수 있다. 그러나, CLAHE를 적용한 영상에서 관심 영역 밖인 공기 영역마저 지나치게 대비를 강화하여 잡음이 두드러지는 결과를 보인다. 또한, 배경과 피사체가 인접한 영역에서 얼룩이 발생하는 것을 볼 수 있다. 이 논문에서 제안하는 한계점 결정방법과 히스토그램 맵 보간 방법을 이용하여 그림 4(c)와 같이 CLAHE에서 발생하는 화질 저하 현상을 제거할 수 있다.

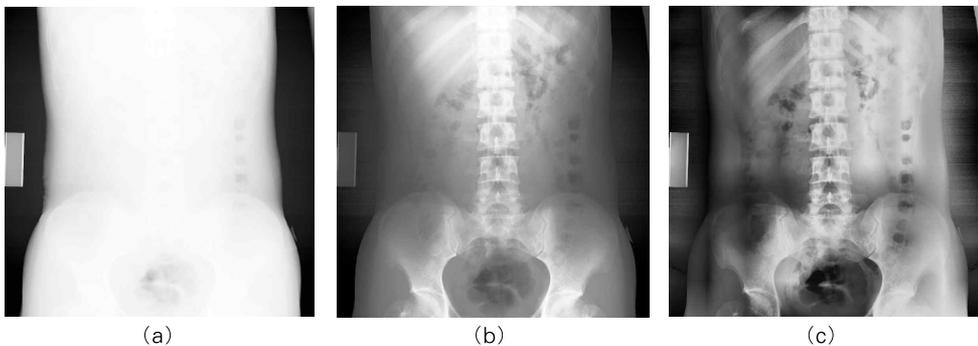


그림 4. HE와 CLAHE 비교.

(a) 원본 영상, (b) HE, (c) CLAHE(블록 크기 8×8 , 한계점 파라미터 0.5)

2.1.4 CLAHE의 매개변수 설정에 관한 연구

CLAHE는 다른 명암 대비 강화 기법에 비해 좋은 성능을 보이지만 매개 변수 설정이 결과에 큰 영향을 미친다. 이 장에서는 CLAHE의 매개 변수 설정에 관한 연구를 소개한다.

Etta D. 등[Etta, D. 등, 1998]은 CLAHE의 매개변수인 블록의 개수와 한계점 설정에 따른 유방암 인식률에 관한 연구를 진행하였다. 연구결과 블록의 개수와 한계점을 적절하게 설정하면 인식률이 증가하지만 설정을 잘못하면 오히려 인식률이 저하되는 결과를 보였다. 즉, CLAHE에서 매개변수의 설정 값이 성능에 큰 영향을 미친다. 특히, 한계점의 설정 값에 따라 영상의 화질이 크게 좌우되므로, 사용자는 최적 값을 찾기 위해 노력해야 하는 번거로움이 있다.

그에 따라 민병석[Kim, S. J. 등, 2013] 등은 엔트로피적 관점에 따라 CLAHE의 매개변수를 자동으로 결정하는 함수를 모델링하였다. 히스토그램이 균등하게 분포하면 엔트로피가 증가하는 특성을 이용하여 최대 엔트로피를 갖는 블록의 크기와 한계점을 결정하였다. 엔트로피를 고려한 함수를 이용하여 매개변수를 결정함으로써 사용자의 개입 없이 CLAHE를 사용할 수 있도록 하였다. 이 방법을 인물, 풍경 등 일반적인 영상에 적용하면 추가적인 입력 없이 좋은 화질의 영상을 얻을 수 있다. 그러나 이 방법을 X-ray 영상에 도입할 경우, 모든 블록에 대해서 같은 한계점 값을 적용하여 불필요한 영역마저 강화하고, 잡음이 강조되는 문제가 발생한다. 본 논문에서는 X-ray 영상에 최적화되어 자동으로 CLAHE의 한계점을 결정하는 방법을 제안한다.

2.2 자동 스티칭

이번 절에서는 본 논문의 두 번째 제안 방법과 밀접한 관계가 있는 자동 스티칭 기법에 대해 설명한다.

자동 스티칭 기법은 다음의 두 단계를 거쳐 수행된다. 첫 번째, 두 개 이상의 입력 영상에서 중첩되는 영역을 찾는다. 두 번째, 중첩 영역을 기준으로 입력 영상을 하나로 합성한다. 이 때, 정확도를 위해 중첩 영역을 찾는 정합 알고리즘이 매우 중요하게 작용된다. 중첩 영역을 찾는 방법으로 크게 특징 기반 정합 기법 (Feature-based registration)과 템플릿 기반 정합 기법(Template-based registration)의 두 가지가 있다. 이어지는 장에서 특징 기반 정합과 템플릿 기반 정합에 대하여 자세히 알아본다.

2.2.1 특징 기반 정합

특징 기반 정합 기법은 영상의 주요 특징 점을 추출하여 정합하는 방법으로, 특징 점 추출을 위한 대표적인 방법으로 해리스 코너 검출기가 있다 [Harris, C. 등, 1998]. 해리스 코너 검출기는 지역 윈도우를 조금씩 이동하여 영상의 코너를 검출하는 Moravec의 코너 검출기[Moravec, H. P., 1980]를 보완한 방법이다. 해리스 코너 검출기는 지역 윈도우의 이동 간격이 매우 작다고 가정하고, 선형 근사 기법을 이용하여, 도출된 탐색 행렬에 대해서 고유값의 크기에 따라 코너, 선, 평면을 구분한다. 이 방법은 기존 Moravec의 코너 검출기에서 발생하는 에지와 코너의 잡음을 제거하고, 특징 점 추출의 정확도를 향상시켰다. 또한, 해리스 코너 검출기를 발전시킨 특징 점 추출 기법으로 SIFT(Scale Invariant Feature Transform)[Lowe, D. G., 2004]와 FAST(Fast Feature from Accelerated Segment Test)[Rosten, E. 등, 2006] 등이 있다. 이와 같은 특징 기반 정합 기법은 피사체의 크기나 위치가 변해도 식별이 가능해 자동 스티칭을 위한 특징 점 추출 과정에 일반적으로 사용되고 있다. 그러나, 진단을 위한 X-ray 영상은 일반적으로 저주파 성질이 강해 특징 추출에 어려움이 있으므로 템플릿 기반 정합 기법을 사용하는 것이 보다 효율

적이다.

2.2.2 템플릿 기반 정합

템플릿 기반 정합 기법은 영상에서 일정 영역을 지정된 템플릿과 비교하여 가장 유사도가 높은 영역을 판별하는 방법으로, 영상처리의 다양한 분야에서 응용되고 있다[Mahalakshmi, T. 등, 2012]. 입력 영상에서 x 와 y 방향으로 각각 u , v 만큼씩 이동하면서 해당 영역과 템플릿 영상의 유사도를 측정하여 최종적으로 가장 유사도가 높은 위치를 찾는다. 템플릿 기반 정합의 가장 대표적인 유사도 측정 방법으로는 정규상호상관(NCC, Normalized Cross Correlation)계수가 있다[Stefano, L. D. 등, 2004].

정규상호상관(NCC, Normalized Cross Correlation) 계수는 정규화 된 상호 연관성을 찾는 기법으로, 입력 영상과 템플릿 영상 사이에서 밝기 값의 선형적인 차이 및 기하학적인 유사도를 측정한다[Stefano, L. D. 등, 2004]. 입력 영상 I 와 템플릿 영상 T 사이의 정규상호상관계수는 식 (6)을 통해 도출한다.

$$\gamma = \frac{\sum (I_{x,y} - \overline{I_{u,v}})(t(x-u, y-v) - \bar{t})}{\sqrt{\sum \sum (I_{x,y} - \overline{I_{u,v}})^2 \sum \sum (t(x-u, y-v) - \bar{t})^2}} \quad (6)$$

$$\overline{I_{u,v}} = \sum_{x=u}^{x+tw-1} \sum_{y=v}^{y+th-1} I_{x,y}$$

여기서 $\overline{I_{u,v}}$ 는 입력 영상에서 u , v 에 위치한 영역을 템플릿 영상의 크기만큼 포함하여 구한 평균이고, \bar{t} 는 템플릿 영상의 평균이다. 정규상호상관 계수는 두 영상 사이의 밝기 차에 민감하게 반응하지 않기 때문에, 서로 다른 영상의 유사도를 측정하여 합성하는 자동 스티칭 기법에 적합하다.

2.2.3 템플릿 정합 기반의 자동 스티칭 기법에 관한 연구

템플릿 기반 정합을 이용한 자동 스티칭에 관한 연구 중 의료 영상 분야에

적용된 것은 다음과 같다. 박 등[박세운 등, 2014]은 정규상호상관 계수를 이용한 3차원 치과 CT(Computed Tomography) 영상의 자동 스티칭 기법을 제안하였다. 정규상호상관 계수를 이용한 중첩 영역의 판별 후, 각 영상의 외곽선을 기준으로 생성된 거리 맵을 기준으로 가중치 함수를 구성 하여 기울기 벡터를 블렌딩 한다. 그리고 시드 기반 영역 확장(SRG, Seeded Region Growing) 방식을 이용하여 다음으로 처리 할 픽셀을 구하였다. 그 결과, 두 영상 간 합성에서 평균 밝기 값의 차이나 비네팅 효과로 발생하는 심 결함과 이중 에지 현상을 제거할 수 있었다. 그러나 이 방법은 입력 영상에 대한 모든 방향에 대해서 템플릿 매칭을 수행하기 때문에 수행 속도가 느리다는 문제가 있다.

또 다른 연구로서 Goo Ben et al.[Goo Ben, A. 등, 2008]은 줄자를 기반으로 한 X-ray 영상의 자동 스티칭 기법을 제안하였다. X-ray 디텍터와 함께 설치된 줄자의 선과 숫자 영역을 검출하고, 검출 한 줄자 영역을 따라 이동하면서 템플릿 기반 정합을 통해 오 인식 영역을 보정한다. 줄자 영역을 검출한 뒤에 템플릿 기반 정합을 수행하여 정확도를 향상시켰다. 이 방법은 우수한 인식률을 보이지만, 줄자가 포함되지 않은 영상에서는 유사도 측정이 불가능하다는 문제점이 있다.

본 논문에서 제안하는 고성능 자동 스티칭 방법은 입력된 영상에서 (상, 하) 또는 (좌, 우)의 위치를 우선적으로 결정하고 해당 방향을 고려한 템플릿 매칭을 수행한다. 입력 영상의 위치 관계를 우선적으로 판단하기 때문에 정확도와 수행 속도를 향상시킬 수 있다. 또한, 영상의 일부 영역을 템플릿 정합의 기준 영상으로 사용하므로 줄자의 유무와 관계없이 사용 가능하다.

Ⅲ. 대비제한 적응 히스토그램 평활화(CLAHE)의 매개변수 결정 방법

3.1 개요

X-ray 영상은 밝기 값에 따라 크게 피부(근육) 영역, 뼈 영역, 공기(배경) 영역의 세 가지 영역으로 구분 할 수 있다. 임상에서 관심영역은 피부 영역 또는 뼈 영역으로 국한되며, 검진 대상에 따라 관심영역이 피부 영역인지 뼈 영역인지 결정된다. 기존 CLAHE가 모든 블록에 대해서 동일한 한계점을 사용하는 대신, 본 연구는 각 블록에 자동으로 CLAHE의 한계점을 결정하는 방법을 제시한다. 그에 따라 관심 영역에 대해 효과적으로 X-ray 영상의 대비를 강화할 수 있다.

이 장에서 제시하는 내용은 다음과 같다. 첫 째, CLAHE 알고리즘에 퍼지 논리를 도입하여 CLAHE의 매개변수인 한계점을 사용자의 개입 없이 자동으로 결정한다. 둘째, 블록 별로 사용자의 중요도에 따른 영상 강화를 적용하여 관심 영역을 강조하고 잡음을 제거하는 등 화질을 개선한다. 추가적으로, 기존 CLAHE의 히스토그램 맵 보간 방법을 발전시켜 기존 방법에서 발생하는 얼룩 현상을 제거한다. 이 장에서 제안하는 알고리즘의 흐름도를 그림 5에 나타내었다.

제안하는 한계점 결정 방법은 블록 별로 공기, 피부, 뼈의 세 가지 영역에 대한 포함 비율을 퍼지 멤버십 함수에 적용하여 결정하게 된다. 대략적인 처리 과정은 다음과 같다. 먼저, 영상을 블록의 개수로 분할한 뒤 각 블록에서 히스토그램을 구한다. 그런 다음 블록 안에 존재하는 뼈, 피부, 공기 영역의 비율을 계산한다. 이 때 비율 계산을 위한 영역 별 임계 값(threshold)이 입력으로 작용한다. 영역 별 비율은 그림 6에 제안된 영역 별 멤버십 함수의 입력으로 작용하며, 이를 바탕으로 각 영역 별 멤버십 함수가 갖는 구간과 소속도를 구할 수 있다. 도출 된 영역 별 멤버십 함수의 구간과 소속도는 다시 표 1에 제안된 퍼지 추론 규칙의 입력으로 작용하고, 퍼지 추론 규칙을 통해 한계점 멤버십 함수의 구간과 임계 값을 구한다. 퍼지 추론 규칙을 통해 도출 된 한계점 멤버십

함수의 구간과 임계 값으로 최종 CLAHE의 한계점 파라미터를 도출한다. 이 때, 한계점 멤버십 함수의 최종 임계 값을 결정하기 위해 Mamdani의 무게 중심 법을 적용한다. 이렇게 도출된 한계점 파라미터는 블록 별로 CLHE를 수행하기 위한 한계점을 결정한다. 마지막으로 블록들 사이의 경계를 제거하기 위해 이웃한 9개의 블록을 이용하여 히스토그램 맵 보간을 수행한다.

각 단계별 자세한 내용은 다음 절에서 설명한다.

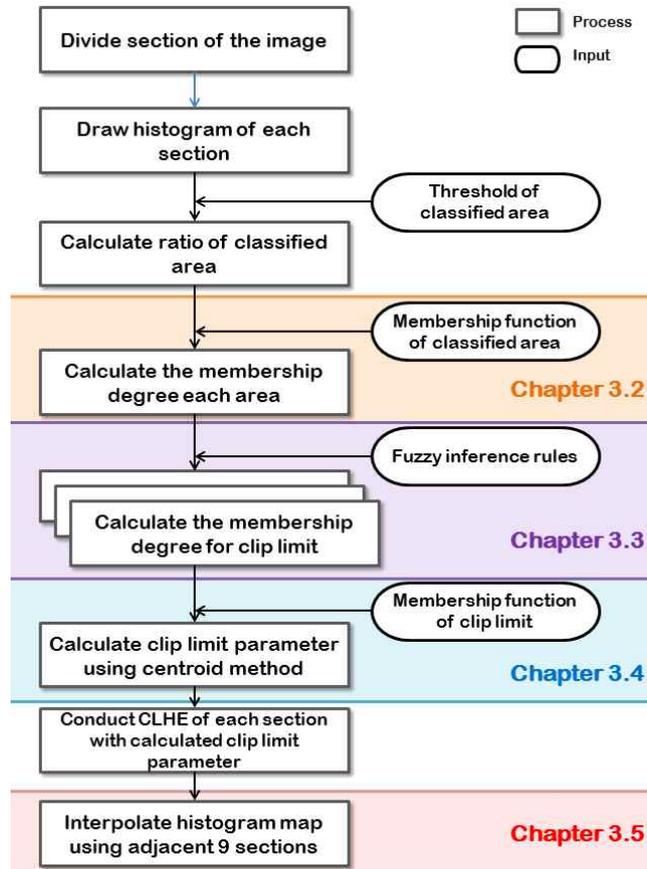


그림 5. 제안하는 CLAHE의 한계점 파라미터 결정 방법의 흐름도.

3.2 영역 별 멤버십 함수

이 절에서는, 블록 별로 공기, 피부, 뼈의 세 가지 영역에 대한 포함 비율로 영역 별 멤버십 함수의 구간과 소속도 결정 내용을 다룬다. 우선, 사용자가 입력한 밝기 임계값을 기준으로 각 픽셀을 공기, 피부, 뼈 중 하나로 결정한다. 본 논문에서 사용하는 퍼지 멤버십 함수를 그림 6에 나타내고 있다. 제안된 퍼지 기법에서 공기 멤버십 함수와 뼈 멤버십 함수의 구간은 [Low, Middle, High]의 세 단계로 설정하였으며 피부 멤버십 함수의 구간은 [Low, High]의 두 단계로 설정하였다. 각 멤버십 함수의 입력 값은 블록에서 해당 영역이 차지하는 비율이다. 입력 받은 비율에 상응하는 구간의 y값이 소속도가 된다.

예를 들어 한 블록에서 공기 영역에 해당하는 면적이 블록에서 15% 영역을 차지한다면, 공기 영역 멤버십 함수에 해당하는 그림 6의 (a)에 15를 입력하여, Low 구간과 그의 높이인 0.83, Middle 구간과 그의 높이인 0.125를 출력한다. Low 구간에서 소속도가 0.83이라는 것은 블록에 공기 영역의 밝기 값이 차지하는 비율이 낮다(Low)고 판단할 수 있는 정도가 0.83라는 의미이다.

마찬가지로 피부 영역의 비율이 20%일 때에는, 피부 영역 멤버십 함수에 해당하는 그림 6의 (b)에 20을 입력하여, Low 구간과 그의 높이인 1을 출력한다. 마지막으로 뼈 영역의 비율이 65%일 때에는, 뼈 영역 멤버십 함수에 해당하는 그림 6의 (c)에 65를 입력하여, Middle 구간과 그의 높이인 0.625, High 구간과 그의 높이인 0.17을 출력한다.

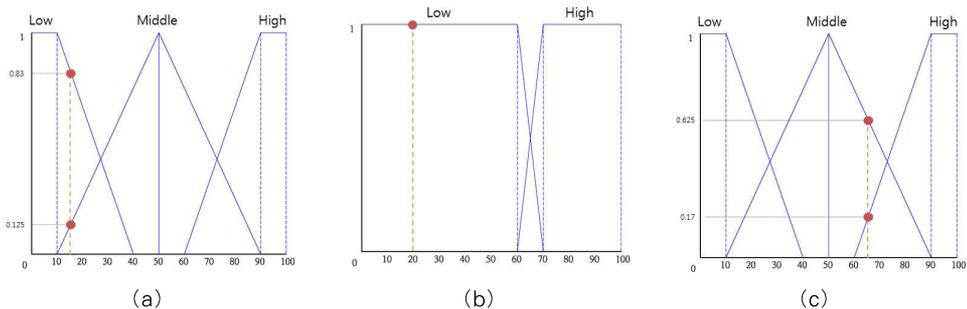


그림 6. 영역 별 멤버십 함수.

- (a) 공기 영역의 멤버십 함수, (b) 피부 영역의 멤버십 함수,
- (c) 뼈 영역의 멤버십 함수

3.3 퍼지 추론 규칙

이번 절에서는 3.2 절에서 구한 영역 별 멤버십 함수의 구간과 소속도를 바탕으로 한계점 멤버십 함수의 구간과 해당 구간의 임계 값을 결정하는 퍼지 추론 규칙에 대해 살펴본다. 한계점 멤버십 함수는 최종적으로 CLAHE의 한계점 파라미터를 결정하는 멤버십 함수를 가리킨다. 한계점 멤버십 함수의 구간과 임계 값을 결정하기 위한 퍼지 추론 규칙이 표 1에 나타난다. 표 1의 규칙은 이 논문에서 관심 영역을 피부로 설정하여 설계한 것으로, 퍼지 추론 규칙은 관심 영역에 따라 다양한 설계가 가능하다.

퍼지 추론 규칙을 통해 한계점 멤버십 함수의 구간과 임계 값이 결정되므로, 출력 값이 각 영역 별 중요도에 대응하도록 설계하는 것이 중요하다. 이 연구에서 제안하는 퍼지 추론 규칙의 출력 구간은 [Low, Middle, High]의 총 세 단계로 구분된다. CLAHE의 한계점 파라미터로 작은 값이 입력되어 대비 강화가 거의 일어나지 않는 경우를 Low로 정의하였다. 반대로 CLAHE의 한계점 파라미터로 큰 값이 입력되어 대비 강화가 뚜렷한 경우는 High로 정의하였다. 마찬가지로, Low와 High의 중간 정도의 대비를 갖는 경우를 Middle로 정의하였다.

따라서 관심영역인 피부 영역이 많이 포함되어 있으면 출력 구간을 높게 (High) 설정하여 대비를 강하게 하였고, 비 관심 영역인 공기 영역이 많이 포함되어 있으면 출력 구간을 낮게(Low) 설정하여 강화가 거의 일어나지 않도록 하였다. 규칙의 한 예로 공기 영역의 포함 비율이 높고 피부와 뼈 영역의 포함 비율이 낮은 경우에는 출력 구간을 낮게(Low) 설정하여 잡음을 최소화 하였고, 그와 반대로 피부의 포함 비율이 높고 뼈나 공기의 포함 비율이 낮은 경우에는 출력 구간을 높게(High) 설정하여 대비를 강하게 하였다. 이러한 규칙을 표 1로 정의한다.

표 1. 영역 별 포함 비율에 따른 퍼지 추론 규칙.

규칙	공기	피부	뼈	한계점
1	H	L	M	L
2	H	L	L	L
3	M	H	L	M
4	M	L	H	M
5	M	L	M	M
6	M	L	L	L
7	L	H	M	H
8	L	H	L	H
9	L	L	H	M
10	L	L	M	M

퍼지 추론 규칙의 입력으로 3.2 절에서 도출 된 영역 별 멤버십 함수의 구간과 소속도가 사용된다. 각 영역 별 멤버십 함수에서 도출 된 구간과 소속도가 두개 이상인 경우 퍼지 추론 규칙의 입력과 출력이 다양해 질 수 있다. 이 때 최종 임계 값을 결정하기 위한 방법으로 Min-Max 추론 방법[Siddique, M., 2009]을 사용한다.

3.2절에서 살펴본 예제와 같이 공기 영역 멤버십 함수에서 출력된 구간과 소속도가 각각 Low 구간에서 0.83, Middle 구간에서 0.125이고, 피부 영역 멤버십 함수에서는 Low 구간에서 1이며, 뼈 영역 멤버십 함수에서 Middle 구간에서 0.625, High 구간에서 0.17일 때를 가정한다. 첫 번째 퍼지 추론 규칙의 입력으로 공기 영역 멤버십 함수의 출력 값인 (Low, 0.83), 피부 영역 멤버십 함수의 출력 값인 (Low, 1), 뼈 영역 멤버십 함수의 출력 값인 (Middle, 0.625)의 경우를 살펴본다. 이 입력은 퍼지 추론 규칙 10번 항목 (L, L, M)에 해당하므로, 출력으로 Middle구간과 임계 값으로 $\text{Min}(0.83, 1, 0.625) = 0.625$ 를 구할 수 있다(Min-Max 추론 방법).

앞서 영역 별 멤버십 함수에서 출력 된 구간과 소속도는 공기 영역 멤버십 함수에서 두 개, 피부 영역 멤버십 함수에서 한 개, 뼈 영역 멤버십 함수에서 두 개를 가지므로 이들 조합으로 총 네 번의 퍼지 추론을 통해 출력 구간과 임계 값을 얻을 수 있다. 여러 번의 퍼지 추론을 통해 동일한 출력 구간이 나

타나는 경우 Min-Max 추론 방법을 이용하여 최종 구간과 임계 값을 구한다. 예를 들어 다른 퍼지 추론을 통해 Middle구간과 임계 값으로 0.75가 결정되었다면, 이전의 Middle구간과 임계값 0.625는 무시된다.

3.4 한계점 멤버십 함수

이번 절에서는 3.3 절을 통해 도출된 각 영역 별 구간과 해당 구간의 임계 값을 통합하여 최종적으로 CLAHE의 한계점 파라미터를 결정(비퍼지화[Sladoje, N., 2007])한다. 비퍼지화를 위한 과정에서 한계점 멤버십 함수를 이용하므로, 사용자의 요구에 부합하도록 한계점 멤버십 함수를 설계하는 것이 중요하다.

3.3 절의 추론 규칙을 기반으로 결정 된 구간과 임계 값을 비퍼지화[Sladoje, N., 2007] 하기 위하여 Mamdani의 무게중심법을 이용하였다[Kandel, A. 등, 1993]. 식 (8)은 최종 임계 값을 구하기 위한 비퍼지화 과정에서 적용된 무게중심법이다.

$$result = \frac{\sum f(Y_i)X_i}{\sum f(Y_i)} \quad (8)$$

비퍼지화를 위한 멤버십 함수 f 에 대해서 X 는 한계점 멤버십 함수의 x 축에 해당하는 퍼지 집합이고, Y 는 퍼지 추론 규칙에 의해 얻어진 구간 별 임계 값이다. 한계점 멤버십 함수에 식 (8)을 적용하여 출력한 최종 임계 값을 CLAHE의 한계점 파라미터로 최종 입력한다.

한계점 멤버십 함수는 [Low, Middle, High]의 총 세 단계의 구간으로 구성했으며, 각 구간 설계에 따라 CLAHE의 대비 효과를 다양하게 할 수 있다. 표 2에서 한계점 멤버십 함수의 구간 별 설계에 따른 특징을 나타낸다.

사용자의 요구에 부합하는 대비 강화를 위해 한계점 멤버십 함수의 설계가 중요하다. 다양한 실험을 수행한 결과 다음과 같은 관찰결과를 얻을 수 있었다. 공기 영역의 잡음을 잘 억제하려면 한계점 멤버십 함수의 Low 구간을 좁게 설계해야 한다. 왜냐하면 표 1에 의해 Low 구간이 공기 영역을 담당하는

데, Low 구간을 좁게 설계하면 낮은 값으로 임계 값을 산출하여 공기 영역의 대비를 억제하기 때문이다. 반대로 Low 구간을 넓게 설계하면 비퍼지화시에 비교적 높은 범위의 값들을 포함하기 때문에 높은 임계값이 공기 영역의 대비를 증가시킨다.

마찬가지로 피부 영역의 대비를 강하게 하려면 한계점 멤버십 함수의 High 구간을 좁게 설계해야 한다. High 구간은 표 1에 의해 피부 영역을 담당하므로, High 구간이 좁으면 높은 범위의 값들로 임계값을 산출하여 피부 영역의 대비를 증가시키게 된다. 반대로 High 구간이 넓으면 비퍼지화시에 비교적 낮은 값을 포함하여 낮은 임계값이 피부 영역의 대비를 억제한다.

뼈 영역의 대비는 표 1에 의해 한계점 멤버십 함수의 Middle 구간이 결정한다. Middle 구간의 경우 구간의 양 끝점이 모두 변경 가능하므로 폭보다 중심의 위치가 중요하게 작용한다. Middle 구간의 중심을 우측으로 치우치게 설계하면 뼈의 대비를 증가시키고, Middle 구간의 중심을 좌측으로 치우치게 설계하면 뼈 영역을 부드럽게 출력할 수 있다.

표 2. 한계점 멤버십 함수의 구간 별 설계에 따른 특성.

구간	설계 기준		특 성
Low	폭	넓다	공기 영역의 대비 증가(잡음 강화)
		좁다	공기 영역의 대비 감소(잡음 완화)
Middle	중심 값	크다	뼈 영역의 대비 증가(날카롭게 출력)
		작다	뼈 영역의 대비 감소(부드럽게 출력)
High	폭	넓다	피부 영역의 대비 감소
		좁다	피부 영역의 대비 증가

그림 7에서 서로 다른 효과를 출력하는 세 가지 형태의 한계점 멤버십 함수를 제안한다. 그림 7의 (a)는 한계점 멤버십 함수1로, 공기 영역의 잡음을 최대한 억제하고 뼈를 부드럽게 출력하도록 설계하였다. 그래프에서 Low 구간의 폭이 좁고 Middle 구간의 중심이 약간 좌측에 위치한 형태이다. 그림 7의 (b)는 한계점

멤버십 함수2로, 뼈와 근육의 대비를 강화하도록 설계하였다. Low 구간의 폭이 넓고 Middle 구간의 중심이 우측에 치우쳐 있으며 High 구간의 폭이 좁은 형태이다. 그림 7의 (c)는 한계점 멤버십 함수3으로, 뼈와 근육을 부드럽게 하도록 설계하였다. Middle 구간의 중심이 좌측으로 치우쳐 있고 High구간의 폭이 넓은 형태이다. 위의 세 가지 형태의 멤버십 함수를 응용하면, 사용자의 요구를 만족하는 한계점 멤버십 함수의 설계가 가능하다.

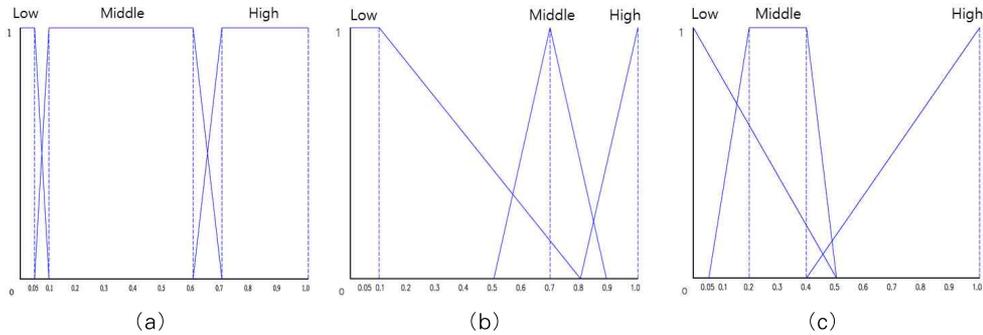


그림 7. 제안하는 한계점 멤버십 함수.

(a) 한계점 멤버십 함수1, (b) 한계점 멤버십 함수2, (c) 한계점 멤버십 함수3

3.5 블록 간 히스토그램 맵 보간

퍼지 논리에 의해 결정된 한계점 파라미터를 바탕으로 각 블록별로 CLHE를 수행한 뒤에, 블록 간 경계를 제거하기 위해서 인접한 블록들 사이의 히스토그램 맵 보간을 수행한다.

기존 CLAHE에서는 인접한 4개의 블록을 이용하여 히스토그램 맵 보간을 수행하지만, X-ray 영상에 그대로 적용할 경우 배경과 피사체가 인접한 블록에서 밝기차로 인해 얼룩진 영상이 출력된다(그림 12(a) 참고). 이 연구에서는 기존 방법을 발전시켜 9개의 블록을 사용하는 새로운 방법을 제안한다. 이 방법은 기존 방법에서 발생하는 얼룩을 제거한다.

그림 8은 블록에 위치해 있는 픽셀 v 의 히스토그램 맵 보간을 나타낸 것이다. 보간하고자 하는 픽셀을 v 라 할 때, 인접한 9개 블록의 히스토그램 맵에서 v 의

밝기 값을 입력으로 하여 얻은 출력에 v 의 위치에 따른 가중치를 주어 최종 밝기 값을 구한다.

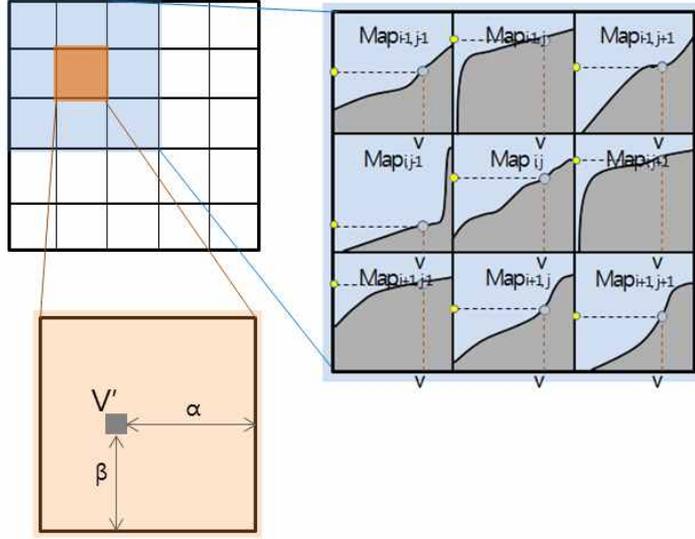


그림 8. 인접한 9개의 블록을 이용한 히스토그램 맵 보간.

$$\begin{aligned}
 v' = & \frac{1}{4} [(1-\alpha) \cdot (1-\beta) \cdot Map_{i-1,j-1}[v] + (1-\alpha)^2 \cdot \beta^2 \cdot Map_{i-1,j}[v] \\
 & + (1-\alpha) \cdot (1-\beta) \cdot Map_{i-1,j+1}[v] + \alpha^2 \cdot (1-\beta)^2 \cdot Map_{i,j-1}[v] \\
 & + \alpha^4 \cdot \beta^4 \cdot Map_{i,j}[v] + \alpha \cdot (1-\beta) \cdot Map_{i,j+1}[v] \\
 & + (1-\alpha) \cdot (1-\beta) \cdot Map_{i+1,j-1}[v] + (1-\alpha)^2 \cdot \beta^2 \cdot Map_{i+1,j}[v] \\
 & + (1-\alpha) \cdot (1-\beta) \cdot Map_{i+1,j+1}[v]] \\
 & \alpha = 1 - \frac{y}{h}, \quad \beta = 1 - \frac{x}{w} \tag{9}
 \end{aligned}$$

식 (9)는 블록 $B_{i,j}$ 내에 위치 해 있는 픽셀 v 에 대해서 9개의 인접한 블록을 이용하여 보간을 수행하는 식이다. 블록 $B_{i,j}$ 내에서 v 의 위치가 x, y 라 할 때 α 와 β 는 v 의 위치를 정규화 한 값이다. 즉, α 는 y 를 블록의 높이로 나누어 1과의 차를 통해 구한 값이고, β 는 x 를 블록의 폭으로 나누어 1과의 차를 통해 구한 값이다. Map은 각 블록에서 히스토그램 맵에 해당되는 것으로, 퍼지 논리를

통해 도출된 한계점이 적용된 CLHE의 결과를 얻는다. 식 (9)를 적용한 결과, $B_{i,j}$ 에 위치해 있는 각 픽셀에 대해 인접한 9개의 블록의 히스토그램을 종합하여 얼룩이 제거된 영상을 얻을 수 있다.

IV. 고성능 자동 스티칭 기법

4.1 개요

3장에서 제안한 명암 대비 향상 기법의 적용 영상을 이용하여 진찰 범위 확대를 위한 스티칭을 수행한다.

X-ray 영상은 비교적 특징이 뚜렷하지 않은 저주파 성질이 강하기 때문에 템플릿 기반 정합 기법만으로 유사도를 측정할 경우 잘못된 매칭 점을 찾을 가능성이 높다. 따라서 정합을 수행하기 이전에 추가적인 정보를 탐색하여 인식률을 높일 수 있는 단계가 필요하다. 본 장에서는 입력 영상의 위치를 우선적으로 탐색한 후에 템플릿 기반 정합을 수행하여 정확도와 성능을 개선시킨 X-ray 영상의 자동 스티칭 기법을 제안한다. 제안 기법은 정합을 수행하기에 앞서, 주성분 분석(PCA, Principal Component Analysis)과 k-NN(k-Nearest Neighborhood) 알고리즘을 이용하여 입력 된 두 영상 사이의 위치를 판별하고, 템플릿 기반 정합을 통해 영상이 중첩되는 부분을 찾는다. 그리고 알파 블렌딩을 통해 입력 영상을 합성한다. 본 장에서 제안하는 알고리즘의 상세 흐름도를 그림 9에 나타내었다.

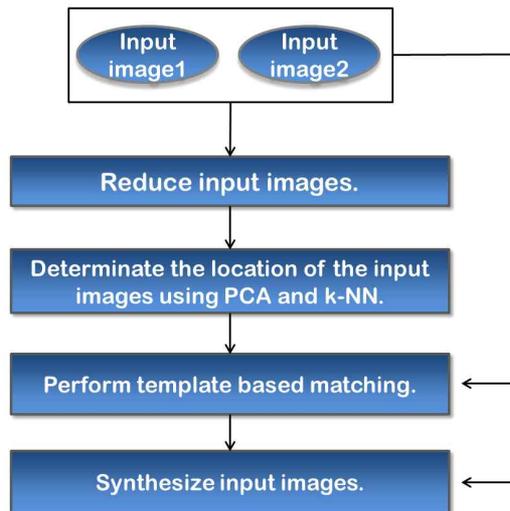


그림 9. 제안하는 고성능 자동 스티칭 기법의 흐름도.

입력 영상은 입력 순서에 따라 첫 번째 입력 영상과 두 번째 입력 영상으로 구분하였으며 본 장에서 제안하는 자동 스티칭 기법은 다음의 네 단계로 구성된다. 첫째, 스티칭의 가속화를 위해 영상을 축소한다. 둘째, 두 개의 입력 영상에 대해서 상, 하 또는 좌, 우에 해당하는 위치를 구분한다. 셋째, 두 번째 단계에서 판별된 위치에 따라 템플릿 기반 정합의 유사도 측정을 위한 템플릿 영상과 입력 영상을 구분하고, 템플릿 기반 정합을 수행한다. 넷째, 템플릿 기반 정합을 통해 도출된 매칭 점을 기준으로 알파 블렌딩을 수행하여 영상을 하나로 합성한다. 알고리즘의 수행 속도 향상을 위하여 비교적 수행 시간이 오래 걸리는 영상의 위치 판별 단계(두 번째 단계)와 템플릿 정합 단계(세 번째 단계)는 축소된 영상을 이용한다.

4.2 입력 영상의 위치 판별

제안하는 자동 스티칭 기법은 정확도의 향상을 위해 두 개의 입력 영상에 대한 상, 하 또는 좌, 우의 위치를 우선적으로 판별한다. 영상의 위치를 판별하기 위하여 고차원의 입력 데이터를 저차원의 특징 벡터로 변환하는 주성분 분석[오일석, 2008]과 k-NN 알고리즘을 이용한다.

주성분 분석은 입력된 각 데이터의 상관관계를 축소된 특징 벡터로 표현하는 방법이다. 즉, 입력 데이터의 각 픽셀 간의 관계에서 주된 특징을 추출함으로써 저주파 성질이 강하고 복잡한 인체를 대상으로 하는 X-ray 영상에서 불필요한 데이터를 제거하여 연산에 사용할 수 있다. 고차원의 데이터를 저차원의 특징으로 축소하여 상관관계가 높은 특징을 연산에 이용함으로써 오류 발생 확률을 낮추고 정확도를 높일 수 있다.

훈련 집합 X 에 대한 열벡터 $X' = \{x_1, x_2, x_3, \dots, x_N\}$ 이 있을 때 주성분 분석에 의한 변환 행렬을 구하는 과정은 다음과 같다. 먼저 입력된 훈련 집합 X 에 대한 열벡터 X' 을 식 (10)에 대입하여 공분산 행렬 C 를 구한다.

$$C_{i,j} = \frac{1}{N-1} (x_i - \bar{x})^T (x_j - \bar{x}) \quad (10)$$

$$\bar{x} = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N x_i$$

이 때, \bar{x} 는 모든 훈련 집합의 평균 벡터를 의미한다. 훈련 집합에서 최대 분산을 갖는 특징 벡터를 얻기 위해 공분산 행렬 C 에서 $Cu = \lambda u$ 를 만족하는 고유 값 λ 와 고유 벡터 u 를 구한다. 이 때, 고유 값을 기준으로 가장 큰 m 개의 고유 벡터를 선택하여 변환 행렬 U 를 만든다. 여기서 구한 변환 행렬 U 는 입력된 데이터에서 차원이 축소된 특징 벡터를 얻기 위해 사용된다. 샘플 데이터 s 에 대한 축소된 차원의 특징 벡터 y 는 식 (11)을 통해 구할 수 있다.

$$y = U(s - \bar{x}) \quad (11)$$

여기서 \bar{x} 는 식 (10)에서 구한 모든 훈련 집합의 평균 벡터를 의미한다.

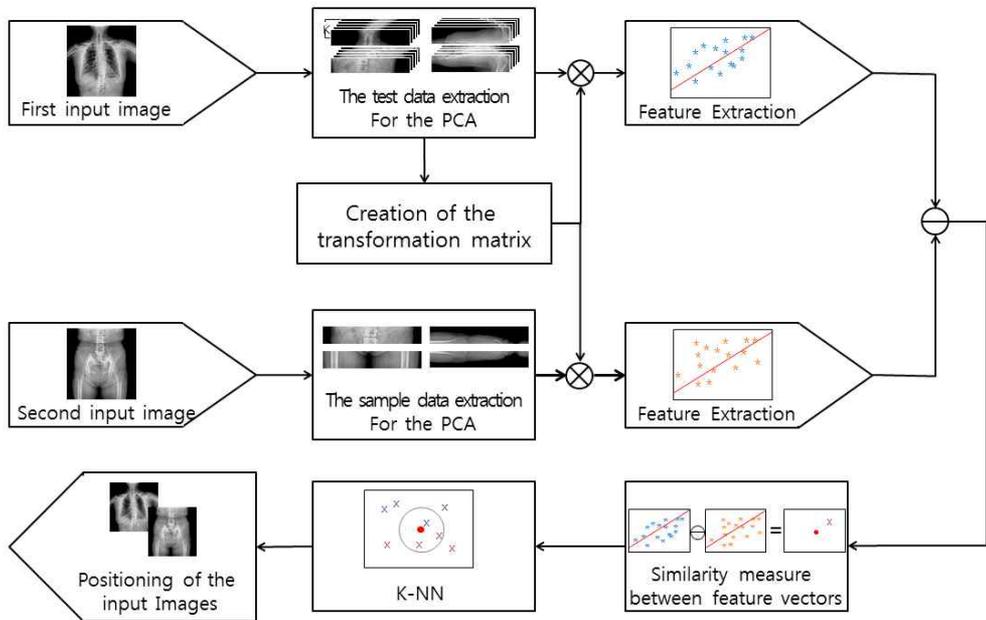


그림 10. 제안하는 입력 영상의 위치 판별 방법의 블록 다이어그램

제안하는 입력 영상의 위치 선정 방법은 첫 번째 입력 영상에서 추출한 패치 영상들의 특징 벡터와 두 번째 입력 영상에서 추출한 패치 영상들의 특징 벡터의 유사도 검사를 통해 결정한다. 여기서 패치 영상은 입력 영상에서 일정 위치에서 추출한 일부 영역을 의미한다. 제안 방법은 입력 영상의 배치가 (상, 하) 또는 (좌, 우)에 위치한 경우를 기준으로 했기 때문에 입력 영상의 상, 하, 좌, 우 위치에서 패치 영상을 추출하여 사용한다. 제안하는 입력 영상 간의 위치 선정 방법에 대한 상세 다이어그램을 그림 10에 나타내었다.

제안 방법의 처리 과정은 다음과 같다. 먼저, 주성분 분석에 이용할 훈련 데이터를 추출하기 위해서 첫 번째 입력 영상으로부터 패치 영상을 추출한다. 훈련 데이터를 위한 패치 영상은 그림 11과 같이 각 위치에서의 특성을 파악하기 위해 상, 하, 좌, 우의 위치에서 k개를 추출한다. 이 때 x축과 y축으로 무작위로 조금씩 이동하면서 패치 영상의 추출 위치를 서로 다르게 한다.

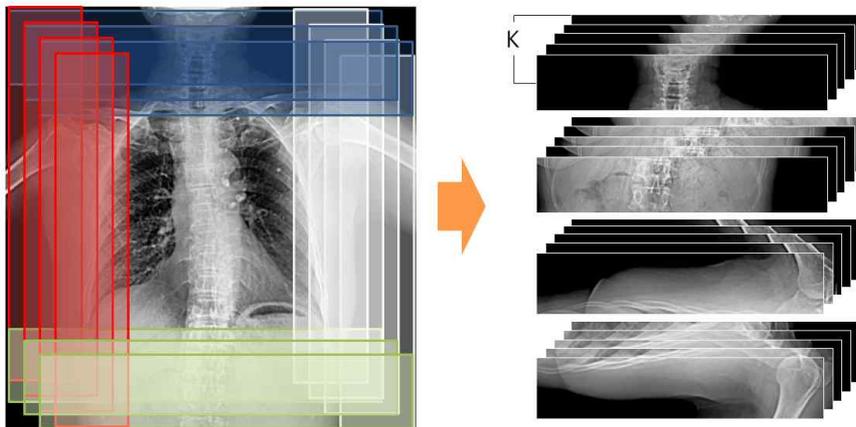


그림 11. 첫 번째 입력 영상에서의 패치 영상 추출 과정.

특징 추출을 위한 변환 행렬을 도출하기 위해 첫 번째 입력 영상에서 추출한 패치 영상을 주성분 분석의 훈련 데이터로 입력하고, 식 (10)을 통하여 도출한 공분산 행렬의 고유 값과 고유 벡터를 구한다. 그리고 고유 값을 기준으로 가장 큰 m 개의 고유 벡터를 선택하여 변환 행렬을 만든다. 이렇게 구한 변환 행렬을 이용하여 m 차원으로 축소된 특징 벡터를 추출할 수 있다.

첫 번째 입력 영상의 패치 영상과 두 번째 입력 영상의 패치 영상의 특징 벡터 간의 유사도 검사를 하기 위해 두 입력 영상에서 추출한 패치 영상의 특징 벡터를 구한다. 이때 두 번째 입력 영상의 패치 영상은 첫 번째 영상의 패치 영상과의 비교를 위한 것이므로 그림 12와 같이 상, 하, 좌, 우 위치에서 각각 하나씩 추출하여 사용한다. 패치 영상 s 에 관한 축소된 차원의 특징 벡터 y 는 식 (11)을 통해 도출 할 수 있다.

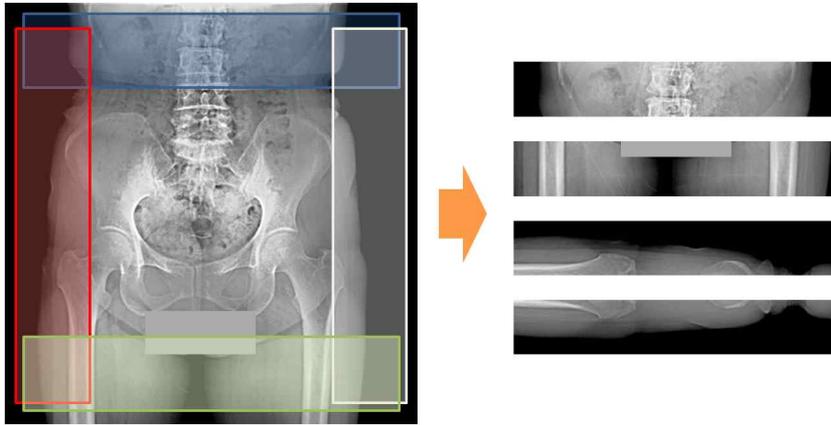


그림 12. 두 번째 입력 영상에서의 패치 영상 추출 과정.

첫 번째 입력 영상과 두 번째 입력 영상으로부터 추출한 특징 벡터들 간의 유사도를 측정하기 위해 유클리디안 거리(Euclidean distance)를 구한다. 훈련 데이터를 통하여 추출한 m 차원의 특징 벡터가 $t' = [t'_1, t'_2, t'_3, t'_4, \dots, t'_m]$ 이고, 샘플 데이터를 통해 추출한 m 차원의 특징 벡터가 $s' = [s'_1, s'_2, s'_3, s'_4, \dots, s'_m]$ 일 때, 두 특징 벡터 사이의 유클리디안 거리는 식 (12)를 통하여 계산할 수 있다.

$$d(t', s') = \sqrt{\sum_{i=1}^m (t'_i - s'_i)^2} \quad (12)$$

유사도 측정에서 가장 유사한 하나의 특징 벡터를 선택하는 것은 오류 발생 확률이 크므로 정확도 향상을 위해 k -NN 알고리즘을 추가로 수행한다. k -NN

알고리즘은 분류 대상이 되는 데이터와 기존 데이터 집합들 간의 유사도를 측정하여 가장 거리가 가까운 K개의 데이터를 추출하고 그 중에서 가장 많이 포함된 분류 항목을 판별하는 방법이다.

제안 방법에서는 첫 번째 입력 영상과 두 번째 입력 영상에서 추출한 특징 벡터들 사이에서 최단 거리를 갖는 K개의 특징을 추출하고, 추출된 특징들 중 가장 많이 포함된 위치를 판별하여 입력된 두 X-ray 영상에 대한 위치를 판단한다. 예를 들어, k-NN 알고리즘을 통해 도출된 최단 거리를 갖는 특징으로 첫 번째 입력 영상에서 '상'에 해당하는 위치와 두 번째 입력 영상에서 '하'에 해당하는 위치의 특징이 가장 많이 포함되었다면, 첫 번째 입력 영상의 상단부와 두 번째 입력 영상의 하단부가 서로 가장 유사하다는 의미가 된다. 따라서 스티칭을 위하여 첫 번째 입력 영상이 아래에 위치하고, 두 번째 입력 영상이 위에 위치해야 한다는 사실을 예측할 수 있다.

4.3 템플릿 기반 정합

4.2절에서 도출된 최단 거리를 갖는 특징 벡터를 바탕으로 템플릿 기반 정합을 수행하여 템플릿 영상과 입력 영상 사이의 유사도를 측정한다. 본 논문에서는 유사도 척도로서 정규상호상관 계수를 이용하였다. 두 영상 사이의 정규상호상관 계수는 식(6)을 통해 구할 수 있다.

템플릿 기반 정합을 위해 두 번째 입력 영상에서 x축과 y축 방향으로 한 픽셀씩 이동하면서 템플릿 영상과의 유사도를 측정한다. 템플릿 영상은 유사도 측정을 위한 기준 영상으로 제안 방법에서는 최단 거리를 갖는 특징 벡터의 원본 패치 영상 중에서 첫 번째 입력 영상의 패치 영상을 사용하여 정확도를 높였다.

알고리즘의 수행 속도 향상을 위하여 템플릿 기반 정합은 축소된 영상과 원본 영상에서 총 두 번 수행한다. 구체적으로, 축소된 영상의 전체 영역에 대해서 템플릿 기반 정합을 수행하여 유사도가 가장 높은 영역을 찾고 해당 영역의 가로와 세로 방향으로 한 픽셀씩 확장한 영역에 대해서 원본 크기로 재 정합을 수행한다.

4.4 알파 블렌딩

입력된 영상들의 자연스러운 합성을 위해서 4.3절에서 도출한 매칭 점을 기반으로 알파 블렌딩을 수행한다. 알파 블렌딩은 입력된 영상들의 투명도를 조절하여 중첩되어 보이도록 출력하는 기법이다. 두 개의 입력 영상 I_A , I_B 와 두 입력 영상이 합성된 결과 영상 I_R 의 매칭 점이 (mx_A, my_A) , (mx_B, my_B) , (mx_R, my_R) 일 때, 픽셀 위치에 따른 알파 블렌딩의 수행 결과는 식 (13)를 통해 구할 수 있다.

$$I_{R(mx_R+i, my_R+j)} = (W_d)I_{A(mx_A+i, my_A+j)} + (1 - W_d)I_{B(mx_B+i, my_B+j)} \quad (13)$$

이 때, 중첩 영역의 위치에 따라 두 입력 영상에 적용되는 가중치가 달라지며, 가중치 W 는 식 (14)을 통해 도출한다.

$$W_d = 1 - \frac{X - m_R}{d_\alpha} \quad (14)$$

$$X = \begin{cases} mx_R + i, & \text{if } dir = Hor \\ my_R + j, & \text{if } dir = Ver \end{cases}, \quad m_R = \begin{cases} mx_R, & \text{if } dir = Hor \\ my_R, & \text{if } dir = Ver \end{cases}$$

여기서 d_α 는 영상에서 알파 블렌딩의 수행 폭을 의미하며, X 와 m_R 은 스티칭의 가로, 세로의 방향(dir)에 따라 달라진다. 예를 들어, 두 입력 영상이 좌, 우로 위치하여 스티칭을 가로로 수행한다면 알파 블렌딩의 가중치를 x축 방향으로 변화하여 수행하므로 X 는 $mx_R + i$ 가 되고, m_R 은 mx_R 이 된다.

IV. 실험

5.1 실험 환경

이번 장에서는 실험을 통해 본 연구에서 제안한 알고리즘의 성능을 분석한다. 실험은 X-ray 디텍터를 통해 얻은 16bit DR영상을 대상으로 하였으며 3008×3072 크기의 영상을 기준으로 하였다. 실험 환경은 Intel Core i5 3570 3.4GHz CPU와 8GB 메모리를 갖는 시스템을 사용하였다.

5.2 대비제한 적응 히스토그램 평활화 매개변수 결정 방법의 성능 비교

이번 장에서는 제안하는 CLAHE의 한계점 파라미터 결정 방법의 성능 측정을 위해 기존 CLAHE[Zuiderveld, K., 1994]와 제안하는 방법을 비교한다. 제안 방법의 성능을 평가하기 위해 블록의 개수를 8×8 과 4×4 로 하여 결과를 분석하였다. 영상에서 진단을 위한 관심영역으로 피부를 설정하여 실험하였으며, 영역 별로 해당되는 밝기 값의 범위는 실험적으로 도출된 값을 사용하였다. 실험을 통해 도출된 밝기 값의 범위는 공기 영역이 0 - 1930, 피부 영역이 1931 - 3954, 뼈 영역이 3955 - 4095의 값을 갖는다.

그림 12에서 본 연구와 기존 CLAHE의 차이를 보이고 있다. 그림 13(a)는 기존 CLAHE에 한계점 파라미터를 0.7로 설정했을 때의 결과 영상이며, 그림 13(b)는 기존 CLAHE를 기반으로 본 연구 3.5절에서 제안한 히스토그램 맵 보간만을 적용한 결과이다. 그림 13(c)는 본 연구에서 제안하는 모든 방법을 적용한 결과이다.

기존 방법(그림 13(a))에서 존재했던 얼룩이 제안하는 히스토그램 맵 보간을 통해 그림 13(b)와 같이 제거되었다. 기존 방법에서 존재했던 방향성 있는 얼룩을 제거함으로써 대칭적인 영상을 얻을 수 있다. 본 연구에서 제안하는 모든 방법을 적용하면 그림 13(c)와 같이 한 층 더 개선된 결과를 보인다. 제안하는 CLAHE의 결과 영상에서 비 관심 영역인 공기 영역을 전반적으로 어둡게 처리하여 화질이 개선되었다. 또한, 비 관심 영역인 공기 영역의 대비를 최소화함으로

써 공기 영역의 잡음이 제거되고 관심 영역에 초점이 집중되어 피사체와 배경의 구분이 쉽게 가능하다.

다음으로, 블록의 개수에 따른 결과를 비교한다. 그림 13의 상단 (a), (b), (c)는 블록의 개수가 4×4 인 경우이며, 그림 13의 하단 (d), (e), (f)는 블록의 개수가 8×8 인 경우이다. 블록의 개수가 4×4 인 경우보다 8×8 일 경우 선명한 결과를 출력한다. CLAHE의 특성에 의해 각 블록의 크기가 작아지고 작은 영역 별로 평활화가 이루어져 더욱 선명한 영상을 얻게 되었다. 그러나 블록의 개수가 너무 많으면 지나친 평활화로 인해 화질이 떨어진다. 블록의 개수는 영상의 특성에 따라 적절한 값을 선택해야 한다.

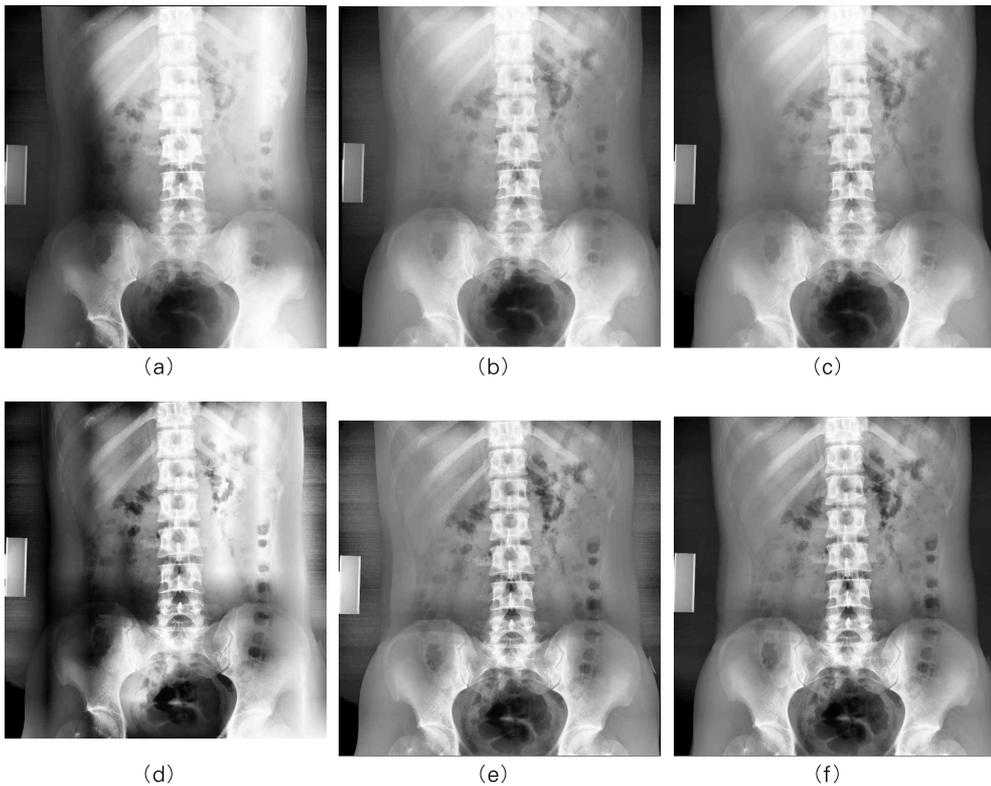


그림 13. 기존 CLAHE와 제안 방법의 결과 비교.

(a) 기존 CLAHE(블록 크기 4×4 , 한계점 파라미터 0.7), (b) 제안하는 히스토그램 맵 보간(블록 크기 4×4 , 한계점 파라미터 0.7), (c) 제안 방법(블록 크기 4×4 , 한계점 멤버십 함수2), (d) 기존 CLAHE(블록 크기 8×8 , 한계점 파라미터 0.7),

(e) 제안하는 히스토그램 맵 보간(블록 크기 8x8, 한계점 파라미터 0.7), (f) 제안 방법(블록 크기 8x8, 한계점 멤버십 함수2)

3.4절에서 제안한 다양한 한계점 멤버십 함수의 특성을 살펴보기 위해 그림 14를 제시하였다. 그림 14(a)는 기존 CLAHE에서 한계점 파라미터를 0.7로 적용한 결과이고, 그림 14(b), 그림 14(c), 그림 14(d)는 각각 그림 7에 제시된 한계점 멤버십 함수 1, 2, 3의 적용 결과이다. 단, 블록의 개수는 8×8 이다.

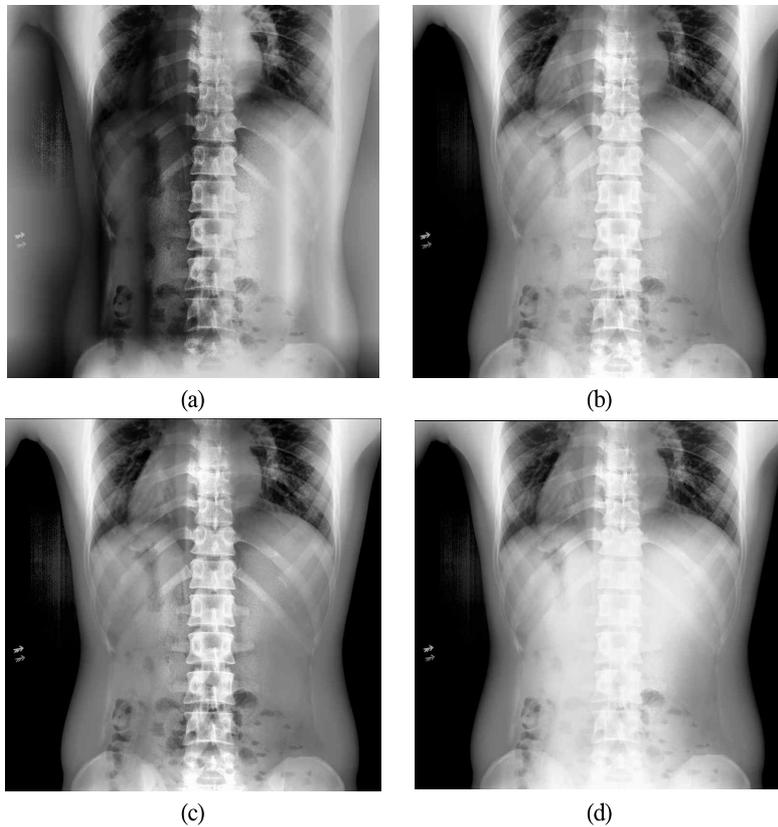


그림 14. 한계점 멤버십 함수에 따른 제안 방법의 결과 비교(블록 크기 8x8).

- (a) 기존 방법(한계점 파라미터 0.7), (b) 한계점 멤버십 함수1,
- (c) 한계점 멤버십 함수2, (d) 한계점 멤버십 함수3

먼저, 기존 방법과 그림 14(a)와 제안하는 방법 그림 14(b), (c), (d)를 비교하

면, 제안하는 방법에서 영상의 선명도가 증가하고 화질이 향상되었다. 기존에 존재했던 얼룩과 공기 영역에 존재했던 잡음이 제거되었으며, 공기 영역이 전반적으로 어둡게 처리되어 피사체에 초점이 집중되는 결과를 보인다.

다음으로, 이 논문에서 제안한 한계점 멤버십 함수 1, 2, 3을 비교한다. 그림 14(b)와 같이 한계점 멤버십 함수1을 이용하면 공기 영역의 잡음을 가장 완화할 수 있다. 한계점 멤버십 함수1은 Low 구간이 가장 좁기 때문에, 공기 영역이 많이 포함된 블록에서 한계점 파라미터 값으로 작은 값을 출력하기 때문이다. 다음으로 그림 14(c)와 같이 한계점 멤버십 함수2를 사용하면 피부 영역의 대비를 가장 향상시킬 수 있다. 한계점 멤버십 함수2는 High 구간이 가장 좁기 때문에, 피부 영역이 많이 포함된 블록에서의 한계점 파라미터 값으로 높은 값을 출력하기 때문이다. 마지막으로, 그림 14(d)와 같이 한계점 멤버십 함수3을 사용하면 뼈 영역을 부드럽게 출력할 수 있다. 한계점 멤버십 함수3은 Middle 구간의 중심이 가장 좌측으로 치우쳐 있기 때문에 뼈 영역이 많이 포함된 블록에서의 한계점 파라미터 값으로 작은 값을 출력하기 때문이다. 반대로 그림 14(c)와 같이 Middle 구간이 우측으로 치우친 한계점 멤버십 함수2를 적용하면 뼈의 대비를 가장 향상시킬 수 있다.

실험 결과에서 제안 방법의 화질이 우수한 것으로 보이나, 실제 영상에서 이를 정량적으로 측정하기는 어렵다. 따라서 이 논문에서는 간접적인 비교로서, 기존 방법과 제안하는 방법의 에지 검출 결과를 그림 15에 제시하였다. 제안하는 방법으로는 한계점 멤버십 함수2(그림 7(b))를 적용하였으며, 에지 검출을 위해 가우시안 필터와 소벨 함수를 사용하였고 임계값으로 100을 입력하였다.

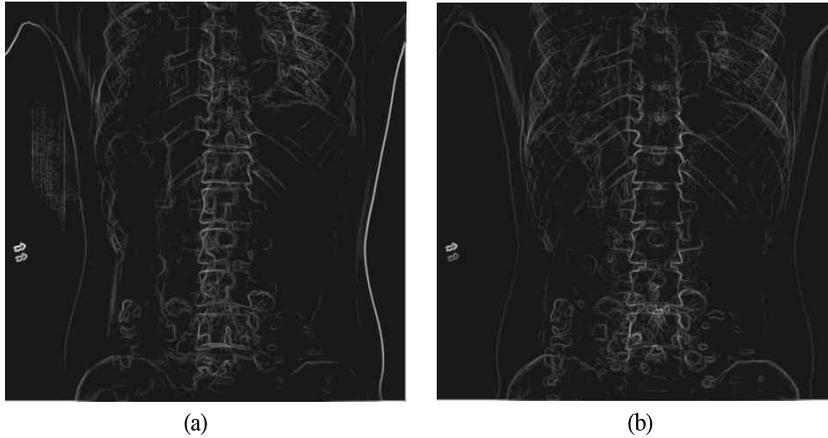


그림 15. 기존 CLAHE와 제안 방법의 에지 검출 결과 비교.
 (a) 기존 CLAHE, (b) 제안 방법(한계점 멤버십 함수2)

그림 15(a)에서 기존 방법의 에지 검출 결과를 나타낸다. 기존 방법의 에지 검출 결과, 피부와 공기가 인접한 영역에서 잡음이 뚜렷하게 나타난다. 또한, 뼈 영역의 에지가 모두 연결되어 있지 않아 뼈의 형태 파악이 어렵다. 피부 영역 내부에서 특징이 흐릿하게 나타나며, 얼룩이 존재하는 영역의 특징을 파악하기 어렵다. 반면에, 제안하는 방법의 에지 검출 결과인 그림 15(b)에서는 피부와 공기가 인접한 영역에서 잡음이 보이지 않으며, 뼈 영역의 에지가 모두 연결되어 있어 형태 파악이 용이하다. 또한, 기존 방법과 비교했을 때 피부 영역 내부의 특징들이 뚜렷하고 특징의 개수가 많은 것을 볼 수 있다.

실험 결과를 종합해 보면, 기존 CLAHE 보다 제안하는 방법에서 화질을 개선하는 효과를 볼 수 있었다. 중요도에 따른 한계점 설정으로 영상의 선명도를 증가시켰으며, 비 관심 영역의 잡음을 제거하는 효과를 볼 수 있었다. 특히, 한계점을 결정하기 위해 퍼지 논리를 도입함으로써 관심 영역과 비 관심 영역의 유연한 설정이 가능하였다. 또한, 최종 한계점의 임계 값을 결정하기 위한 한계점 멤버십 함수의 설계를 다양하게 하여 사용자 기호에 맞는 영상을 출력할 수 있었다.

그리고 기존 4개의 이웃한 블록을 사용하여 히스토그램 맵을 보간하는 대신 9개의 블록을 사용하여, 밝기차가 큰 블록이 인접한 영역에서의 얼룩을 제거하는 효과를 볼 수 있었다. 기존 방법에서 가로와 세로 방향의 단 방향으로

인접한 블록의 히스토그램을 보간하였지만, 이 논문에서는 양 방향으로 인접한 블록의 히스토그램을 모두 포함하여, 영상의 밝기 차가 극명한 인접 블록 간의 차이를 완화할 수 있었다.

5.3 고성능 자동 스티칭 기법의 성능 비교

이번 장에서는 제안하는 자동 스티칭 기법의 성능 측정을 위해 기존 템플릿 기반 스티칭 방법[박세운 등, 2014]과 제안 방법을 비교한다. 그리고 제안하는 주 성분 분석 기반 특징 추출 기법의 성능 비교를 위해서 에지를 기반으로 한 특징 추출 기법에 대한 추가적인 비교를 수행한다. 실험은 35명의 전 척추(whole spine AP) 데이터를 이용하였으며, 본 논문의 3장에서 제안한 CLAHE의 매개변수 자동 결정 방법이 적용된 영상을 사용하였다.

기존 방법[박세운 등, 2014]은 3차원 CT 영상을 대상으로 한 템플릿 기반 정합 기법을 2차원에 적용하였으며, 에지 기반 스티칭 기법에서 특징 추출을 위해 본문에서 제안한 주 성분 분석 대신 소벨(sobel) 필터와 임계값 50을 적용하였다.

실험에서 제안하는 방법의 매개 변수는 다음과 같이 설정하였다. 제안하는 방법에서 위치 선정을 위한 주 성분 분석의 훈련 데이터 크기로서, 길이가 긴 영역을 축소 영상의 80%, 길이가 짧은 영역을 축소 영상의 10%로 설정하였다. 또한 주 성분 분석의 훈련 데이터 총 개수는 40개로 하였으며, 축소된 특징 벡터의 개수는 20개로 하였다. k-NN 알고리즘에서의 N의 개수는 5개로 제한하였으며, 템플릿 매칭을 위한 기준 영상의 크기는 주 성분 분석의 훈련 데이터와 동일하게 적용하였다. 수행 속도를 위해 기존 방법과 제안하는 방법에서 템플릿 정합은 원본 영상을 1/30로 축소하여 수행하였다.

그림 16에서 기존 기법과 제안 기법, 에지 기반 스티칭 기법의 결과를 비교하였다. 그림 16(a), (b)는 두 개의 전 척추 입력 영상이고, 그림 16(c), (d), (e)는 각각 기존 기법과 에지 기반 스티칭 기법, 제안 기법의 결과 영상이다. 동일한 영상에 대한 자동 스티칭의 결과로서 제안 기법은 올바른 매칭 점을 찾아서 합성에 성공한 반면에 기존 기법과 에지 기반 스티칭 기법은 매칭 점 판단 오류로 인해 확연하게 잘못된 매칭 결과를 보여 주었다.



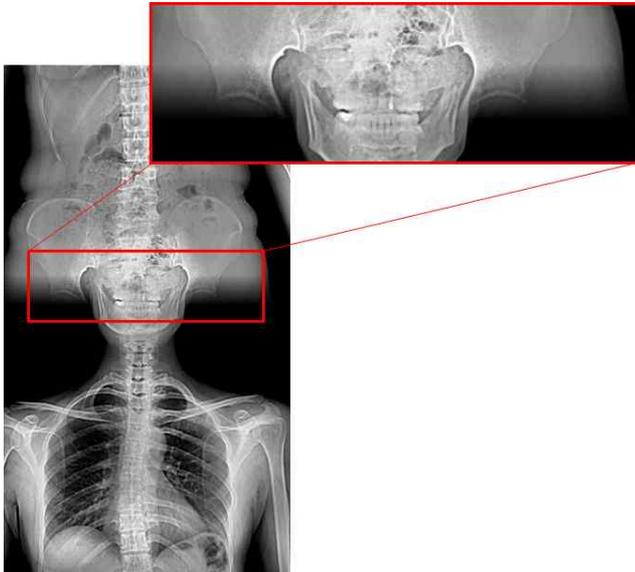
(a)



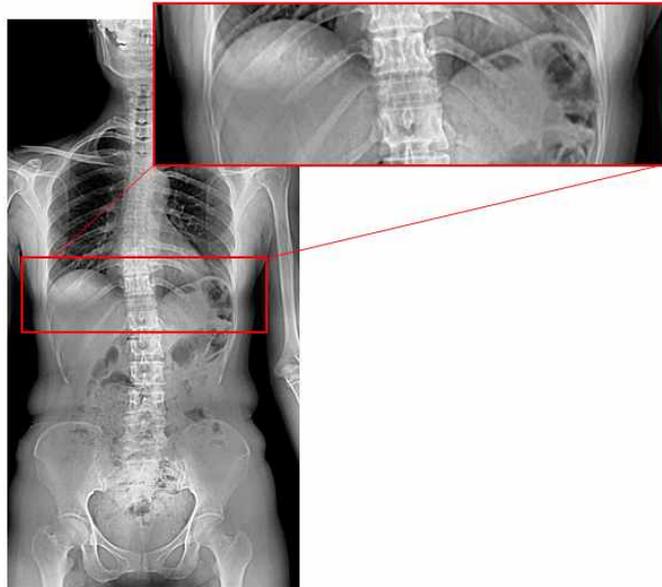
(b)



(c)



(d)



(e)

그림 16. 기존 자동 스티칭과 제안 방법의 결과 비교.

(a) 입력 영상1, (b) 입력 영상2,

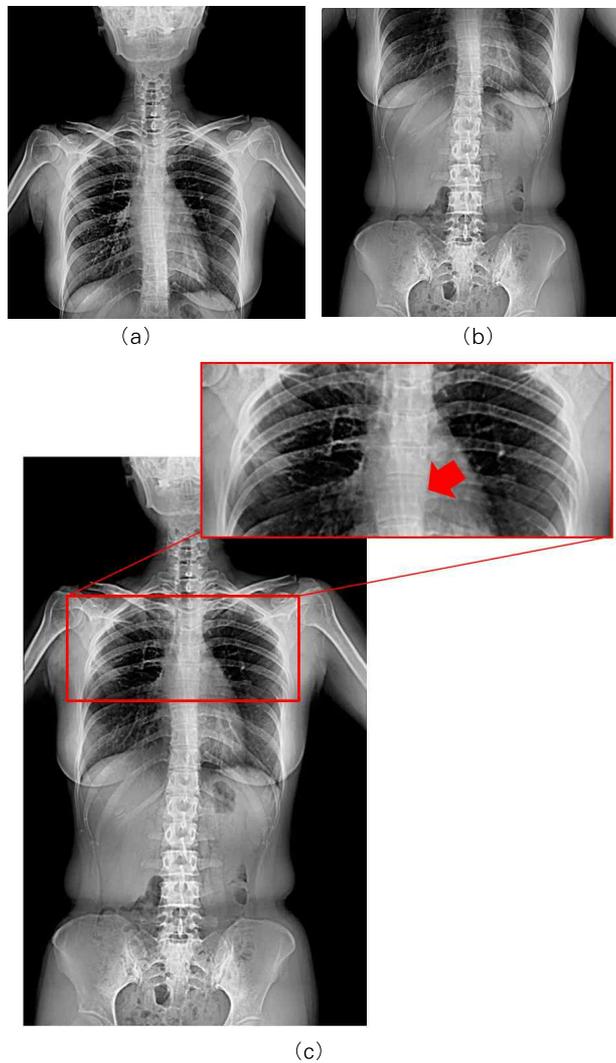
(c) 기존 자동 스티칭, (d) 에지 기반 스티칭, (e) 제안 방법

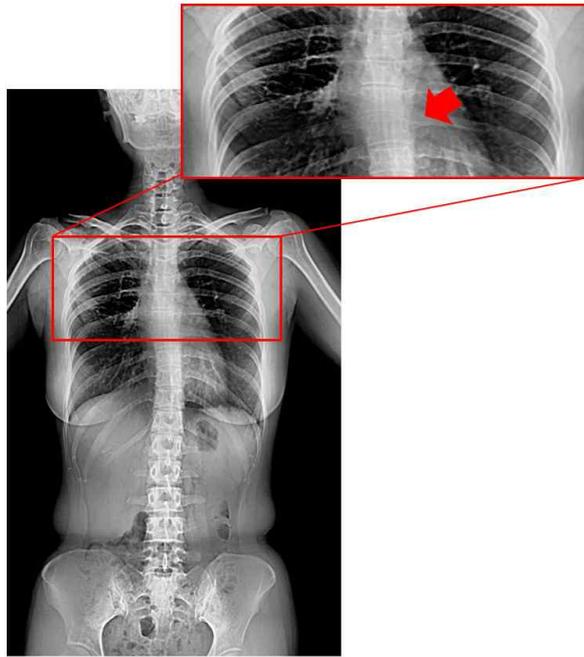
기존 기법의 경우, 템플릿 기반 정합에서 저주파 성질이 강한 X-ray 영상의 특성에 의해 매칭 점을 오 인식하여 합성에 실패하는 경우가 빈번하게 나타났다. 마찬가지로 에지 기반 스티칭 기법은 에지 추출로서 매칭 점 인식 강화를 위한 전 처리를 수행하였지만, X-ray 영상 특유의 잡음을 더욱 증폭시키고 저주파 특성과 복잡한 인체 구조로 인해 오히려 오 인식이 증가하는 결과를 보였다. 반면에, 제안 기법은 주성분 분석 알고리즘을 통한 특징 추출에서 공분산 행렬을 이용하므로 입력 데이터의 모든 픽셀 간의 관계를 특징으로 표현 가능하다. 즉, 훈련 데이터와 샘플 데이터의 특징으로 위치를 우선적으로 판별함으로써 기존 저주파 성질에 의해 저하되었던 인식을 높일 수 있었다.

그림 17는 또 다른 입력 데이터에 대하여 제안 기법과 기존 기법 및 에지 기반 스티칭 기법의 스티칭 결과를 보여준다. 그림 17(a), (b)는 두 개의 전 척추 입력 영상이고, 그림 17(c), (d), (e)는 각각 기존 기법과 에지 기반 스티칭 기법, 제안 기법의 결과 영상이다. 실험 결과, 기존 기법과 에지 기반 스티칭 기법에서

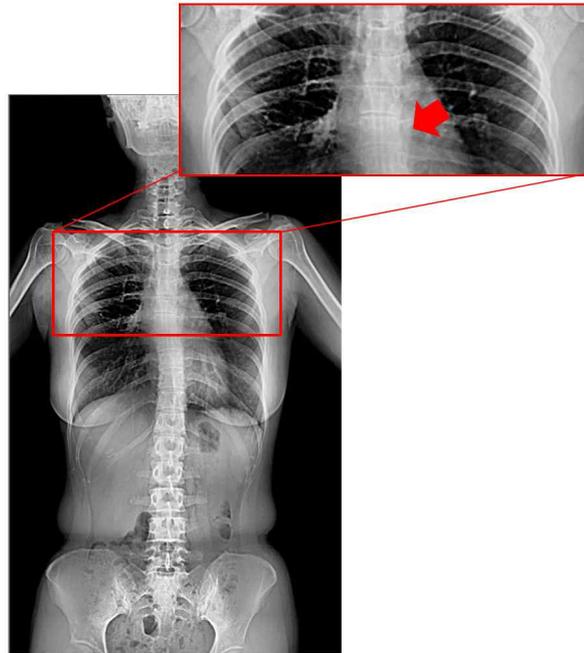
약간 틀어진 결과를 보이지만 제안 기법에서 정확한 매칭 점을 찾는 것을 볼 수 있다.

기존 기법과 에지 기반 스티칭 기법의 경우 템플릿 기반 정합의 유사도 측정을 위한 템플릿 영상으로 상, 하, 좌, 우의 각 위치에 대해 임의의 위치를 선정하여 사용한다. 반면에, 제안 방법에서는 주성분 분석을 통해 추출한 특징 벡터들 간에 유사도가 높은 데이터를 사용하여 템플릿 기반 정합의 인식률을 높일 수 있었다.





(d)



(e)

그림 17. 기존 자동 스티칭과 제안 방법의 결과 비교.

(a) 입력 영상1, (b) 입력 영상2,

(c) 기존 자동 스티칭, (d) 에지 기반 스티칭, (e) 제안 방법

표 3은 기존 기법[박세운 등, 2014]과 에지 기반 스티칭 기법, 제안하는 기법을 각각 적용했을 때의 정확도와 수행 시간을 측정한 결과이다. 자동 스티칭의 매칭 포인트와 수동 스티칭의 매칭 포인트와의 평균 거리 오차가 15픽셀 이하일 경우에 스티칭에 성공했다고 판단하였다.

실험 결과, 기존 기법에서는 총 35명의 전 척추 데이터 중에서 6명의 데이터에 대해서 실패하였으며, 에지 기반 스티칭 기법에서는 14명의 데이터에서 실패하였다. 반면에 제안 기법에서는 35명의 데이터 중에서 2명의 데이터에 대해서 실패하는 결과를 보였다. 결과적으로 기존 기법과 비교하였을 때 제안 기법에서 약 11% 높은 인식률을 보였으며, 에지 기반 스티칭 기법과의 비교에서는 약 34% 높은 인식률을 보였다.

스티칭 기법의 수행 속도는 기존 기법에 비하여 약 1.7배, 에지 기반 스티칭 기법에 비하여 약 1.9배 증가함을 확인할 수 있었다. 기존 기법은 입력 영상 사이의 위치를 모르기 때문에 상, 하, 좌, 우의 모든 방향에 대해서 정합을 수행해야 한다. 에지 기반 스티칭 기법은 여기에 추가적인 에지 추출 연산을 수행한다. 반면에, 제안 기법에서는 템플릿 기반 정합을 수행하기에 앞서 입력 영상 사이의 위치를 판별하여, 판별된 위치에 대하여 단 한 번의 고정밀 정합을 수행하기 때문에 알고리즘의 수행 속도를 향상시킬 수 있었다.

표 3. 기존 방법과 에지 기반 스티칭, 제안 방법의 성능 비교.

	기존 방법	에지 기반 스티칭	제안 방법
정확도 (%)	82.86	60.00	94.29
평균 속도 (sec)	0.245	0.256	0.139

실험 결과를 종합해 보면, 제안 기법에서 기존 기법 및 에지 기반 스티칭 기법과 비교했을 때 정확도와 알고리즘 수행 속도에서 향상된 결과를 보였다. 정합을 수행하기에 앞서 입력 영상의 위치를 판별함으로써 기존 방법에서 발생하는 오 인식률을 감소할 수 있었다. 또한, 템플릿 기반 정합의 템플릿 영상으로써 주성분 분석을 통해 추출한 특징 벡터들 간에 최단 거리를 갖는 데이터를 사용함으로써 템플릿 기반 정합의 인식률을 향상시킬 수 있었다. 마지막으로, 기존 방법에서 영상의 상, 하, 좌, 우의 모든 위치에 대해 정합을 수

행하는 대신, 제안하는 방법에서 위치 판별을 우선적으로 하여 단 한 번의 정
합으로 매칭 점을 도출함으로써 알고리즘 수행 속도를 향상 시킬 수 있었다.

Ⅵ. 결 론

X-ray 디텍터로부터 얻은 순수 DR 영상은 특징이 뚜렷하지 않고 잡음이 존재하는 등 영상의 화질과 가독성 측면에서 한계가 발생한다. X-ray 영상에 다양한 영상처리 과정을 거쳐 화질을 개선시키지만 일반적인 영상처리 기법으로는 X-ray 영상의 완벽한 보정이 어렵다. 본 논문에서는 X-ray 영상의 특성을 고려하여 개선된 형태의 영상처리 알고리즘을 제안하였다. 제안 방법은 사용자 개입의 최소화와 알고리즘의 성능 향상을 목적으로 하였다. 본 논문에서 제안한 상세 내용은 다음과 같다.

첫 번째 제안 방법으로서, 퍼지 논리를 이용하여 대비제한 적응 히스토그램 평활화(CLAHE)의 파라미터인 한계점을 자동으로 결정하는 방법을 제안하였다. X-ray 영상은 주파수 영역에서 화소 값의 변화율이 작은 저주파 성질이 강하다. 따라서 화소 차를 뚜렷하게 하기 위한 명암 대비 향상 기법이 중요하게 작용한다. 대비제한 적응 히스토그램 평활화는 K. Zuidveld가 제안한 지역적 명암 대비 향상 기법으로, 의료 영상 강화를 목적으로 개발되었다. 이 기법은 타 명암 대비 향상 기법에 비해 뛰어난 성능을 자랑하지만 대비 강화 정도를 결정하는 한계점 파라미터의 영향을 크게 받는다.

본 논문에서는 CLAHE의 한계점 파라미터를 결정하기 위해 퍼지 논리를 도입함으로써 중요도에 비례한 명암 대비 강화를 가능하게 하였다. 그 결과, 관심 영역인 피부 영역의 명암 대비 효과를 유지하면서 비 관심 영역인 공기 영역의 명암 대비를 최소화하여 영상의 선명도를 증가시켰다. 또한, 초점이 비 관심 영역으로 분산되는 것을 억제하고 비 관심 영역의 잡음을 완화하였다. 추가적으로, 블록 간의 경계를 없애기 위해 기존 4개의 블록에 대한 히스토그램 맵 보간법을 발전시켜 9개의 블록을 사용하였다. 그 결과 밝기 값의 차이가 뚜렷한 블록이 인접한 경우 발생하는 얼룩을 제거할 수 있었다.

두 번째 제안 방법으로서, 주성분 분석을 이용하여 속도와 정확도를 향상시킨 자동 스티칭 방법을 제안하였다. X-ray 영상은 장비의 시야각 제약으로 임상에서 단일 촬영을 통해 얻을 수 있는 진찰 범위가 제한적이다. 따라서 전

신에 해당하는 고해상도의 영상을 얻기 위해 여러 장의 X-ray 영상을 합성하는 영상 스티칭 기법이 요구된다. 자동 스티칭 기법은 정합을 통하여 영상의 중첩 영역을 탐색하고, 탐색된 중첩 영역을 기준으로 하나의 영상으로 합성하는 방법이다. 기존 정합 기법을 저주파 성질이 강한 X-ray 영상에 그대로 도입할 경우 낮은 정확도를 보인다. 그에 따라 본 논문에서는 정합을 수행하기에 앞서 두 개 이상의 입력 영상에 대해서 상, 하 또는 좌, 우의 위치를 우선적으로 판별한 뒤에 스티칭을 수행하는 자동 스티칭 알고리즘을 제안하였다. 입력 영상에 대한 위치 판별을 위해 주성분 분석과 k-NN 알고리즘을 이용하였으며, 템플릿 기반 정합의 유사도 측정을 위한 템플릿 영상으로 주성분 분석을 통해 추출한 특징 벡터 간에 유사도가 가장 높은 훈련 영상을 사용하였다. 또한, 알고리즘의 수행 성능을 위하여 주성분 분석과 템플릿 기반 정합에서는 입력 영상의 축소 본을 사용하였다.

실험 결과, 템플릿 기반 정합에 앞서 입력 영상의 위치를 판단함으로써 템플릿 기반 정합에서 발생하는 오 인식을 감소 할 수 있었으며, 템플릿 기반 정합에 사용되는 템플릿 영상으로 두 입력 영상 간의 유사도가 높은 영상을 사용함으로써 템플릿 기반 정합의 정확도를 향상시킬 수 있었다. 또한, 입력 영상 간의 위치를 미리 판단함으로써 단 한 번의 템플릿 기반 정합을 수행할 수 있도록 하여 가속화가 가능하였다.

참 고 문 헌

1. 국내문헌

박세윤, 박성진, 이정진, 신준석, 신영길. (2014). “3차원 다중 치과 CT 영상의 고화질 스티칭 기법”. 『한국멀티미디어학회논문지』. 17(10): 1205-1212.

오일석. (2008). 『패턴인식』. 교보문고.

2. 국외문헌

Beohar, R. Sahu, P. (2013). Performance Analysis of Underwater Image Enhancement with CLAHE 2D Median Filtering Technique On the Basis Of SNR, RMS Error, Mean Brightness. *International Journal of Engineering and Innovative Technology*. 3(2) : 525-528.

Chaudhary, C. Patil, M. K. (2013). Review of Image Enhancement Techniques using Histogram Equalization. *International Journal of Application or Innovation in Engineering of Management*, 2(5); 343-349.

Duan, J. Qiu, G. (2004). Novel Histogram processing for Colour Image Enhancement. *proceeding of the Third International Conference on Image and Graphics*. 55-58.

Etta, D. Zong, S. Hemminger, B. M. DeLuca, M. Johnston, R. E. Muller, K. Braeuning, M. P. and Pizer, S. M. (1998). Contrast

- Limited Adaptive Histogram Equalization Image Processing to Improve the Detection of Simulated Spiculations in Dense Mammograms. *Journal of Digital Imaging*. 11(4) : 193–200.
- Gooßen, A. Schlüter, M. Pralow, T. and Grigat, R. R. (2008). A Stitching Algorithm for Automatic Registration of Digital Radiographs. *Lecture Notes in Computer Science*. 5112: 854–862.
- Gooßen, A. Schlüter, M. Hensel, M. Pralow, T. and Grigat, R. R. (2008). Ruler-Based Automatic Stitching of Spatially Overlapping Radiographs. *Bildverarbeitung für die Medizin 2008*.
- Goyal, S. Seema, (2011). Region Based Contrast Limited Adaptive HE with Additive Gradient for Contrast Enhancement of Medical Images (MRI). *International Journal of Soft Computing and Engineering*. 1(4) : 254–257.
- Grag, R. Mittal, B. and Grag, S. (2011). Histogram Equalization Techniques For Image Enhancement. *International Journal of Electronics & Communication Technology*. 2(1): 107–111.
- Harris, C. Stephens, M. (1998). A Combined Corner and Edge Detector. *Proceedings of the 4th Alvey Vision Conference*. 147–151.
- Kandel, A. Langholz, G. (1993). Fuzzy Control Systems, *CRC Press*.
- Kaur, M. Kaur, J. and Kaur, J. (2011). Survey of Contrast Enhancement Techniques based on Histogram Equalization. *International Journal of Advanced Computer Science and Application*. 2(7) : 137–141.

- Kim, S. J. Min, B. S. Lim, D. K. Lee, J. H. (2013). A Novel Method of Determining Parameters of CLAHE Based on Image Entropy. *International Journal of Software Engineering and Its Applications*. 7(5): 113–120.
- Lowe, D. G. (2004). Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints. *International Journal of Computer Vision*. 60(2) : 91–110.
- Moravec, H. P. (1980). *Obstacle Avoidance and Navigation in the Real World by a Seeing Robot Rover*. Doctor's Thesis of Carnegie-Mellon University.
- Mahalakshmi, T. Muthaiah, R. and Swaminathan, P. (2012). Review Article: An Overview of Template Matching Technique in Image Processing. *Research Journal of Applied Sciences, Engineering and Technology*. 4(24): 5469–5473.
- Piser, S. M. Austin, J. D. Perry, J. R. and Safrit, H. D. (1986). Adaptive Histogram Equalization for Automatic Contrast Enhancement of Medical Images. *Application of Optical Instrumentation in Medicine XIV and Picture Archiving and Communication Systems*.
- Pizer, S. M. Amburn, E. P. Austin, J. D. Cromartie, R. Geselowits, A. Greer, T. Romeny, B. T. H. Zimmerman, J. B. and Zuiderveld, K. (1987). Adaptive Histogram Equalization and Its Variations. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*. 355–368.
- Ren, Y. Wu, S. Wang, M. Cen, Z. (2014). Study on Construction of a Medical X-Ray Direct Digital Radiography System and Hybrid Preprocessing Method. *Computational and Mathematical*

Methods in Medicine.

- Rosten, E. Porter, R. Drummond, T. (2006). A Machine Learning Approach to Corner Detection. *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*. 32(1) : 105–119.
- Sharma, D. P. (2013). Intensity Transformation using Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization. *International Journal of Engineering Research*. 2(4) : 282–285.
- Siddique, M. (2009). *Fuzzy Decision Making using Max–Min Method and Minimization of Regret Method(MMR)*. Master's Thesis of Blekinge Institute of Technology School of Engineering.
- Sladoje, N. (2007). *Fuzzy Sets and Fuzzy Technique*. Centre for Image Analysis Uppsala University.
- Stefano, L. D. Mattoccia, S. Tombari, F. (2004). An algorithm for efficient and exhaustive template matching. *Image Analysis and Recognition*. 3211: 408–415.
- Yoon, H. Han, Y. and Hahn, H. (2009). Contrast Enhancement Using a Density based Sub–histogram Equalization Technique. *Journal of the Institute of Electronics Engineers of Korea*. 46(1) : 10–21.
- Yussof, W. N. J. H. W. Hitam, M. S. Awalludin, E. A. and Bachok, Z. (2013). Performing Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization Technique on Combined Color Models for Underwater Image Enhancement. *International Journal of Interactive Digital Media*. 1(1): 1–6.
- Zuiderveld, K. (1994). *Graphics Gems IV*, Academic Press.

ABSTRACT

The Processing for X-ray Images Using Fuzzy Logic and Principal Component Analysis

Cho, Hyun-Ji

Major in Information System Engineering

Dept. of Information System Engineering

The Graduate School

Hansung University

The digital radiography image has limitation in image quality and readability. Since there is noise and the feature is unclear. For the image quality improvement, various image processing algorithms have been applied. However, the general image processing methods have limitation in X-ray image correction. In this paper, we propose an improved image processing algorithm exploiting the characteristics of the X-ray images. The proposed method performs the post-processing using fuzzy logic and principal component analysis. As a result, a user interaction is minimized and the performance of algorithm is improved. Details of proposed methods in this paper are as follows.

First, we propose an automatic method of determining the clip limit of the Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization(CLAHE) using fuzzy logic. X-ray image has a low-frequency characteristic in the frequency domain. Therefore, the contrast enhancement techniques to distinguish the difference between the pixel brightness are important. The

existing CLAHE which is most popular one of the local enhancement techniques has been developed for medical imaging enhancement. This technique is superior in performance compared to other contrast enhancement techniques. But, it is greatly influenced by the clip limit. In this paper, we propose a method of determining a clip limit for each block automatically. In order to quantify the importance of each block, we introduced the fuzzy logic. Experimental results show that the proposed method improves image quality and minimize the user interaction.

Second, we propose an automatic stitching method using the Principal Component Analysis(PCA). In X-ray image for clinical diagnosis, the size of the imaging region taken by one shot is limited due to the field-of-view of the equipment. Therefore, in order to obtain a high-resolution image including large regions such as a whole body, the image stitching technique is required. The image stitching technique is divided into automatic and manual stitching. The automatic stitching technique is preferred clinically because it minimizes the user interaction. However, it is relatively slow and less accurate. In this paper, we propose a high-performance automatic stitching technique which determines the position between the input images first. In order to extract features of input images, we introduced PCA. Experimental results show that the proposed method improves the performance and accuracy of the automatic stitching.

keywords : X-ray, medical image processing, Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization, Automatic Stitching, Fuzzy Logic, Principal Component Analysis