

의료영상 이미지를 이용한 유전병변 정합 알고리즘

조영복¹ · 우성희^{2*} · 이상호¹ · 한창수³

Genetic lesion matching algorithm using medical image

Young-bok Cho¹ · Sung-Hee Woo^{2*} · Sang-Ho Lee¹ · Chang-Su Han³

¹Department of Computer Science, Chungbuk National University, Chungbuk 28644, Korea

²Department of Medical Information IT&Engineering, Korea National University of Transportation, Chungbuk, 27909, Korea

³Department of R&D Center, SONOUM Inc, Chungju, 28501, Korea

요약

제안 논문에서는 의료영상 이미지를 입력받아 병변 추출이 가능한 알고리즘을 제안한다. 의료영상 이미지의 병변을 추출하기 위해 SIFT 알고리즘을 이용해 특징점들을 추출한다. 특징점의 강도를 높이기 위해 벡터 유사도를 이용해 입력 영상과 병변이미지를 정합하고 병변을 추출한다. 벡터 유사도 정합을 통해 빠르게 병변을 도출할 수 있다. 국소적인 특징점 쌍으로부터 방향 벡터를 생성하기 때문에 방향 자체는 국소적인 특징만을 나타내지만 두 영상 간에 존재하는 다른 벡터들 간의 유사도를 비교하고 전역적인 특징으로 확장될 수 있는 장점을 갖는다. 또한 병변 정합 오류율은 평균 1.02%, 처리속도는 특징점 강도 정보를 사용하지 않을 때보다 약 40%가 향상됨을 실험을 통해 보였다.

ABSTRACT

In this paper, we proposed an algorithm that can extract lesion by inputting a medical image. Feature points are extracted using SIFT algorithm to extract genetic training of medical image. To increase the intensity of the feature points, the input image and that raining image are matched using vector similarity and the lesion is extracted. The vector similarity match can quickly lead to lesions. Since the direction vector is generated from the local feature point pair, the direction itself only shows the local feature, but it has the advantage of comparing the similarity between the other vectors existing between the two images and expanding to the global feature. The experimental results show that the lesion matching error rate is 1.02% and the processing speed is improved by about 40% compared to the case of not using the feature point intensity information.

키워드 : 의료영상 이미지 정합, 특징점 추출, 정합 오류율, 특징점 유사도

Key word : Image Matching of Medical Image, Feature Point Extraction, Error Rate of Matching, Feature Point Similarity

Received 13 December 2016, Revised 14 December 2016, Accepted 25 January 2017

* Corresponding Author Sung-Hee Woo(E-mail:shwoo@ut.ac.kr, Tel:+82-43-820-5323)

Department of Medical Information IT&Engineering, Korea National University Transportation, Chnngbuk 27909, Korea

Open Access <https://doi.org/10.6109/jkiice.2017.21.5.960>

print ISSN: 2234-4772 online ISSN: 2288-4165

©This is an Open Access article distributed under the terms of the Creative Commons Attribution Non-Commercial License(<http://creativecommons.org/licenses/by-nc/3.0/>) which permits unrestricted non-commercial use, distribution, and reproduction in any medium, provided the original work is properly cited.
Copyright © The Korea Institute of Information and Communication Engineering.

I. 서론

최근 고해상도 디스플레이 기술은 빠르게 발전하고 있으며 이러한 발전과 더불어 FHD, UHD 등 고해상도 디스플레이가 사용되고 있다. 이와 더불어 의료 분야에서도 고해상도의 메디컬 이미지 활용이 높아지고 있다. 영상인식은 영상을 이용하여 객체 검출 및 추적, 객체 인식 등에 적용할 수 있다. 영상인식 방법은 템플릿 정합(template matching), 특징 정합(feature matching) 등으로 나눌 수 있고, 특징 정합은 영상에서 객체가 갖는 구별되는 특징을 추출하여 이용하는 것이다[1,2].

의료영상 생성은 영상인식의 한 응용분야로 급속한 하드웨어의 발달과 더불어 많은 응용이 이루어지고 있다. 정상 샘플데이터를 기반으로 병변 영상을 정합해 이상 징후를 추출하는 과정이다. 또한 영상기반 병변 특징점 생성 방법은 특징점 추출, 특징 묘사, 특징 정합, 영상 병합의 단계로 이루어진다. 특징점 추출은 Difference of Gaussian 영상 이용방법[3], FAST방법[4], SURF방법[5] 등이 있다.

이 가운데 FAST 방법과 SURF 방법은 다른 방법에 비해 수행속도가 빠르다. 또한 SIFT는 영상의 특징 묘사 방법으로 묘사자(descriptor)가 사용되고 있다. 특징 정합 방법으로는 최근방 정합(nearest neighbor matching) 방법을 사용하는데 이 방법은 특징 정합에 많은 시간이 요구된다[6]. 그러나 기존방식의 특징점들은 영상의 이동이나 회전, 크기의 변화, 밝기 값의 변화 등 이미지의 유사변환에 변화하지 않아 특징 정합에 많은 시간이 요구되는 문제점을 갖는다. 따라서 제안방식은 의료영상 생성의 시간을 줄이기 위해 특징 정합 단계에서 처리시간을 줄여 효율성을 향상시켰다. 특징 정합 시 처리시간을 향상시키기 위해 의료영상을 기준으로 병변 특징 강도 정보를 이용한다. 즉 추출된 특징점들에 대한 특징 강도를 사전에 계산하고 특징이 강한 특성을 가진 병변을 선별하여 특징 정합에 사용한다[7]. 병변 특징 강도가 큰 특징점들은 병변을 위한 샘플과 정합에 있어 많은 기여를 하게 되고 병변 특성을 검출하기 위해 사용되는 특징점의 개수를 최소화하여 처리 시간을 기존 방식에 비해 감소시킴으로 고해상도의 의료영상 이미지 처리에 효율적이다. 이 논문의 구성은 다음과 같다. 2장에서는 관련연구로 디지털영상에서 특징점 추출과 특징점 묘사 및 정합 기법에 대해 설명한

다. 3장에서는 이 논문에서 제안하는 의료영상을 기준으로 병변 특징 강도 정보를 활용한 의료영상에서의 병변 정합 알고리즘을 기술하고, 4장에서는 실험 및 평가한다. 마지막으로 5장에서 논문의 결론과 향후 연구에 대해 기술한다.

II. 관련연구

디지털 영상 콘텐츠의 인증과 무결성 검증을 위한 여러 데이터 은닉 기술들이 제안되어졌는데, 강인성 워터마킹보다는 주로 연성 워터마킹 기술들이 제안되었다[8,9]. 연성 워터마킹으로 삽입된 은닉 데이터는 작은 조작에도 손상되기 쉬우므로 위변조 여부 판별에 쉽게 응용 가능하기 때문이다.

2.1 특징점 추출

특징 기반 영상 인식에서는 크기 변화, 회전, 이동에 불변하는 특징점들을 추출하는 것이 매우 중요하다[5,6]. 제안 논문에서 불변 특징 기반의 파노라마 생성 방법은 그림 1과 그림 2를 기반으로 계산 시간과 정확도 면에서 우수한 헤시안 행렬(Hessian matrix)에 기반한 SURF 알고리즘[9]을 사용한다. 영상의 각 점 $p = (x, y)$ 에서 스케일(scale) σ 에서 헤시안 행렬 $H = (p, \sigma)$ 는 (식1)과 같이 정의된다.

$$H = (p, \sigma) = \begin{bmatrix} L_{xx}(x, \sigma) & L_{xy}(x, \sigma) \\ L_{xy}(x, \sigma) & L_{yy}(x, \sigma) \end{bmatrix} \quad (1)$$

(식 1)에서 $L_{xx}(x, \sigma)$ 는 영상의 각 점 p 에서 가우스 2차미분 $\frac{\sigma^2}{\sigma x^2} g(\sigma)$ 와 영상과의 컨벌루션이다. $L_{xy}(x, \sigma)$ 와 $L_{yy}(x, \sigma)$ 도 유사하게 동작한다. SURF특징점 추출 필터로 y 방향과 xy 방향의 2차 가우스 미분은 그림 1과 같다[9].

$$\det(H_x) = D_{xx}D_{yy} - (0.9D_{xy})^2 \quad (2)$$

그림 2는 그림 1을 단순화 필터로 사용해 공간 필터를 나타낼 수 있으며 고속 처리를 위해서 그림 2와 근사화하여 적분 영상을 이용해 계산한다.

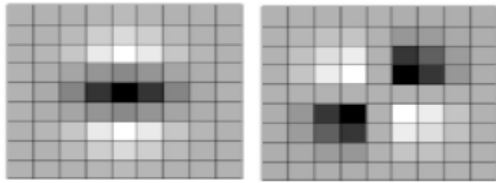


Fig 1. The gaussian second order partial derivatives in y-direction and xy-direction

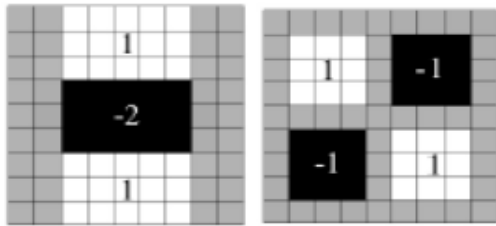


Fig. 2 Approximations thereof using box filters

2.2. 특징점 묘사 및 정합

추출된 특징점들은 정합을 위해 특징 묘사자(descriptor)[10]인 SIFT[1-4]로 특징을 특징벡터로 표현된다. 벡터로 표현된 특징점 주위에 대해 영상의 기울기(gradient)의 크기와 방향을 구한다. 방향 불변 특징을 얻기 위해 묘사자의 좌표와 기울기 방향들은 특징점의 방향에 대해 상대적인 회전을 구한다. 이들을 4개의 영역으로 나눈 후 방향 히스토그램에 따라 누적시켜 방향 히스토그램을 구한다. 두 영상 간의 이동, 회전, 크기변화의 파라미터를 구하기 위해서 특징점들의 정합을 통해서 이루어진다. 두 영상 간의 각 특징점들의 정합은 최근방 정합(nearest neighbor matching)[9]으로 수행되는데, 최근방은 불변 묘사자 벡터들간의 유클리드 거리가 최소인 특징점을 의미한다. 새롭게 추가된 의료영상을 표준영상과 결합해 질병정보를 추출하여 병변을 생성하기 위해서는 2단계의 정합 단계를 거친다. 1차 정합에서는 영상간의 모든 특징점들을 서로 비교하는 것이다. 이렇게 얻어진 결과는 최근방 비정합법(nearest neighbor ratio matching strategy)[1,2]을 적용하여 정합 결과를 얻는다. 1차 정합의 결과는 전체 특징점들은 비정합점(outlier)이 존재하므로 정합점(inlier)을 선정하는 2차 정합을 진행하게 된다. 1차 정합 결과 전체에 대해 정합점을 선정하는 것은 시간이 오래 걸리는 것이므로 RANSAC 알고리즘[10,11]을 이용한다. RANSAC은 비정합점(outlier)에 매우 둔감한 장점을 가지지만, 정합

점의 개수에 비해 비정합점 개수의 비율이 너무 크면 정합에 실패한다. 또한 기존의 outlier 제거 단계에 쓰이는 RANSAC 알고리즘은 대응점 집합에서 수학적으로 가장 적합한 모델을 추정하여 대응 품질을 높이는 알고리즘이다. RANSAC은 데이터 집합에 포함된 outlier의 수와 관계없이 높은 정확도로 consensus가 높은 데이터를 추정한다. 그러나 무작위로 샘플링하는 방식 탓에 같은 데이터 집합에서도 각기 다른 결과가 나올 수 있고 outlier의 수에 따라 검증 횟수가 늘어나 처리 시간이 정확도와 비례한다는 단점이 있다. 2차 정합의 결과는 두 영상에서 공통으로 나타나는 객체 간에 서로 대응되는 특징점들이다. 이들 대응점들에 대해 최소 자승법을 이용하여 투영 변환 행렬(perspective transformation matrix)인 (식 3)과 같이 정합 파라미터 a,b,c,d,e,f,g,h를 구한다. 구해진 투영 변환 행렬을 이용하여 의료 영상을 생성한다[10,11].

$$\begin{bmatrix} X \\ Y \\ 1 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} a & b & c \\ d & e & f \\ g & h & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} x \\ y \\ 1 \end{bmatrix} \quad (3)$$

III. 특징점 강도를 이용한 의료이미지 기반 병변 정합 알고리즘

이진화는 입력된 영상을 흰색과 검정색의 두 가지 색상으로 표현하여 물체와 배경을 분리해 내는 기법으로 그림 3과 같이 분류할 수 있다. 하나의 임계값을 가지는 Single threshold와 2개 이상의 임계값을 가지는 Multi-threshold 방법으로 분류할 수 있으며, Single threshold를 이용하여 전체 이미지를 이진화하는 Global threshold와 전체 영상을 작은 블록으로 나누어서 각 블록마다 하나의 임계값을 사용하는 Local threshold 기법으로 나눌 수 있다[3].

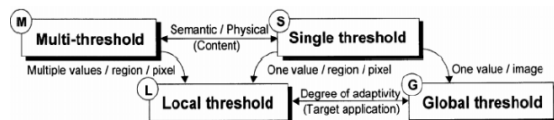


Fig. 3 Binary classification

Global threshold에서는 임계값이 영상 전체에 대하여 적용되는 전역적 값이기 때문에 임계값을 어떻게 결정하는가에 따라서 이진화 성능이 크게 좌우된다. Global 방법의 경우 알고리즘 자체가 간단하며, 단순한 영상에서는 효율적으로 사용될 수 있으나, 잡영이 심한 영상이나, 전경과 배경간의 명암 변화가 있는 영상에서는 효율이 떨어진다. 히스토그램에서 peak와 valley가 분명한 이미지에서 잘 작동되며, 다시 말해 히스토그램이 bimodal이나 multimodal을 보일 때 좋은 성능을 보인다. 반면에 히스토그램이 unimodal형태이거나 그에 가까운 분포를 보일 경우에는 성능이 떨어진다. 반복선택법의 경우 대략적인 임계 값에서 출발하여 점차 반복적으로 이 추정 값을 향상시키는 방법으로서 임계값의 처음 추정치를 선정한다. 제안방식은 SIFT 알고리즘을 이용하여 특징점들을 추출하고 이를 효과적으로 정합할 수 있는 벡터 유사도 기법을 제안한다. 입력된 의료영상에서 특징점 추출을 위해 SIFT알고리즘을 이용해 의료영상의 이동, 회전, 크기 변형에 강한 특징점을 효과적인 추출이 가능하다. 벡터는 제안 방식의 전체적인 이미지 처리를 위한 구성도를 나타낸 것이다.

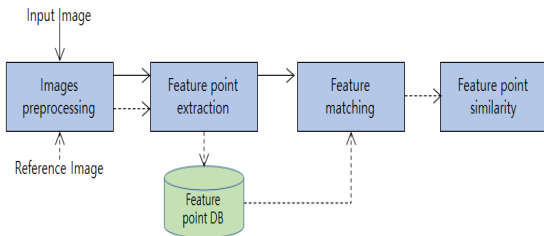


Fig. 4 Image process for proposed scheme

그림 4와 같이 입력이미지에서 추출한 병변 특징과 병변 데이터베이스에 저장된 병변이미지 특징을 정합해 병변을 추출하여 판별한다. 병변은 특징점 쌍들로 생성된 병변 특징 유사도를 이용한다. SIFT알고리즘에 의해 질의 영상에서 추출된 특징점은 이미 데이터베이스에 저장된 참조 영상의 특징점들과 쌍을 이루게 되고 이들 특징점 쌍을 연결하는 방향 벡터를 생성한다. 제안논문에서 병변이미지 정합 시 추출된 방향 벡터들은 유사한 방향과 크기를 갖게 된다고 가정한다. 제안 논문에서는 이진화 분류기법을 이용해 정상 이미지와 병변징후 의료영상 이미지를 정합한다.

3.1. 특징점 추출

정상 의료영상 이미지와 병변징후를 갖는 영상사이의 특징점들의 정합에서 특징점들의 수가 많아질수록 정합에 필요한 처리시간은 길어진다. 따라서 제안논문에서는 영상이미지의 병변 특징점들 중에서 특징 강도 정보(feature strength information)를 계산하여 강도가 약한 특징점들을 제거함으로써 정합의 처리 속도를 향상시킨다. 또한 고속 정합 알고리즘은 계산량을 줄이기 위해 탐색 영역에 포함되는 특정한 패턴들의 몇몇 탐색 점들만 조사하여 특징점 벡터를 찾지 때문에 국부적인(local minima problem) 탐색을 하게 되거나 일부 탐색 점들을 블록 정합 대상에서 제외시키므로 복원된 영상의 화질 저하를 초래하는 문제점을 갖는다. 제안 논문에서 사용되는 특징강도 S는 (식 4)와 같이 정의된다.

$$S = \iint S_H(x,y)S_G(x,y)S_F(x,y)d_xd_y \quad (4)$$

$$S_H = \det(H)/\det(H_x)_{\max}$$

$$S_G(x,y) = \frac{1}{\sqrt{2\pi}\sigma} \exp\left\{-\frac{x^2+y^2}{2\sigma^2}\right\}$$

$$S_F(x,y) = \begin{cases} 1, & \text{feature point} \\ 0, & \text{otherwise} \end{cases}$$

위 주어진 S_H 는 영상의 각 점 x 에서 (식 2)의 값에 영상에서 (식 2)의 최대값으로 나눈 값이고, S_G 는 가우스 분포 함수로 가우스 필터로 사용된다. 가우스 필터는 각 특징점에 적용해 주변의 특징점의 수가 많으면 많을수록 큰 값을 나타내게 되며 특징점 중에서 특징강도 S 의 값이 작으면 제거하게 된다.

3.2. 특징점 정합

특징점 정합은 두 단계로 이루어진다. 첫 번째 단계는 가장 가까운 두 특징점들 간의 거리의 비율을 이용한다. 이 비율은 (식 5)를 이용해 특징 벡터 간의 유클리디안 거리로 특징벡터간의 유클리디안 거리를 나타낸다.

$$r = \frac{\|V_{r1} - V_q\|}{\|V_{r2} - V_q\|} \quad (5)$$

SIFT 특징 벡터는 128차원의 특징 값들로 구성되어

있으므로, 두 SIFT 특징 벡터간의 유사도는 대응되는 성분들끼리 유클리디안 거리로 계산할 수 있다. V_q 는 질의 영상에서 추출된 특징점 q 의 특징 벡터, $V_{r,1}$ 은 참조 영상의 특징점들 중에서 V_q 와 가장 유사한 특징 벡터, $V_{r,2}$ 는 참조 영상의 특징점들 중에서 V_q 와 두 번째로 유사한 특징 벡터를 나타낸다. (식 5)에서 r 이 작을 수록 질의 영상에서 추출한 특징점이 참조 영상에서 추출된 최적합 특징점과의 거리가 차 순위의 특징점간의 거리에 비하여 훨씬 가깝다는 것을 의미하는 것으로, 최적합 특징점과의 일치도가 높다는 것을 나타낸다. 다음 단계는 대응되는 두 특징점들 간의 기하학적 거리를 제한하여 잘못 짝 지워진 특징점 쌍을 제거하는 것이다. 일반적으로 참조 영상과 질의 영상은 시차를 두고 획득되기 때문에 두 영상 간에는 위치 및 회전 변형이 발생하지만, 영상을 획득할 때 적절한 제어를 통해 이러한 변형을 최소화하거나 전처리 과정에서 이러한 변형을 보정하게 된다. 그럼에도 불구하고 이러한 변형을 완전하게 해소할 수는 없으므로 동일 위치에서 발생하는 특징점이 참조 영상과 질의 영상에서 약간의 위치 변화가 발생하게 된다. 입력 이미지와 참조이미지가 위치 변화가 발생할 수 있다. 따라서 제안 논문에서는 이러한 위치 변화를 고려해 (식 6)과 같이 대응되는 두 특징점 간의 최대 유클리디안 거리를 임계값 이내에 제한한다.

$$(x_1 - x_2)^2 + (y_1 - y_2)^2 < T_d \quad (6)$$

병변 특징점 정합을 통해 입력영상의 특징점들과 일대일로 대응되는 참조 영상의 특징점들을 추출한다. 두 영상이 서로 동일한 특징값을 갖게 되면 추출 벡터의 길이와 방향이 불균일하기 때문에 추출한 방향 벡터들의 유사도를 측정하여 인식한다.

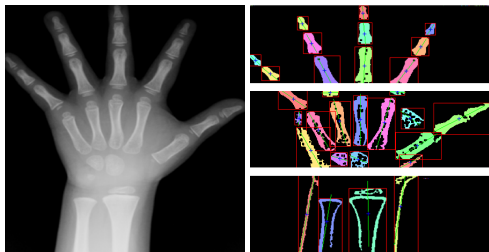


Fig. 5 Feature point extraction based similarity

두 영상간의 유사도와 두 벡터간의 유사도가 임계값 T_s 보다 큰 벡터 쌍의 개수로 표현한다. 그림 5는 두 영상간의 유사도를 이용한 특징값 기반 정합이미지 추출 결과이다.

IV. 실험 및 결과

4.1. 실험환경

제안 논문에서 의료영상을 기준으로 병변 정합에서 병변의 특징 강도를 이용한 정합 속도 향상 효과를 알아보기 위해 320×240 크기 수골 영상을 기준으로 실험하였다. 실험환경은 표 1과 같다.

Table. 1 Type of medical image, resolution and bit depth

Division	Contents
CPU Processor	Intel processor 3.4Ghz 64bit
Memory	32GB
Tool	MS Visual Studio2015
Number of Images	8

영상처리를 위해 입력값으로 5×5 크기의 마스크내의 검은 픽셀들의 그레이 값을 이용한다. 두 장의 영상에 대해 SURF 알고리즘으로 특징점들을 구한 후 특징강도 정보를 적용한 결과이다. 두 영상에 대해 특징강도를 이용하지 않은 SURF 알고리즘의 결과와 제안한 방법을 적용한 결과를 비교한 것이다. 제안한 방법은 SURF 알고리즘에 비해 추출된 특징점 수가 적지만 1차 정합된 특징점의 수가 많은 결과를 보였다. 이것은 정합에 사용된 특징점들이 더 크게 기여했음을 나타낸다. 추출된 특징점의 수가 적음으로 인해 정합 처리 시간이 줄어든 결과를 보였다.

Table. 2 Comparison of the number of feature points and the time cost of matching process for Fig. 4 & Fig. 5

Processing Method	number of feature points (Number)	number of feature point after first 1st matching	process time after 1st matching
SURF	3,088 2,994	34%	1.81sec
Proposed Method	2,414 1,781	37%	1.02sec

표 2에서는 특징점 추출과 특징점 정합과 정합 실행 시간을 SURF와 특징점 정합을 이용한 제안 방식을 비교한 것이다. 실험 결과 제안 방식은 정합 시간이 SURF보다 0.7ms 빠름을 보였다. 그림 6은 각 입력이미지에 대한 페이로드와 입력 시간, 이미지 정합 인증 시간을 비교한 결과이다.

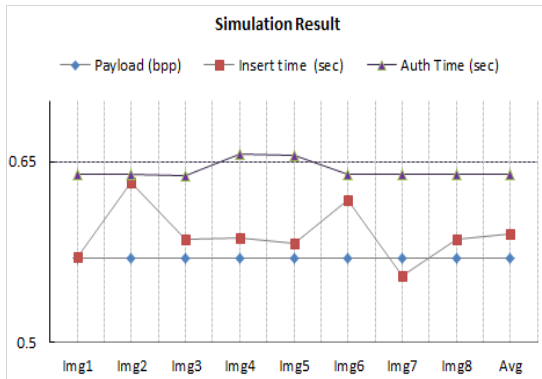


Fig. 6 Simulation result

이미지 처리에 대한 영상에 따라 동일 오류율은 평균 1.02%로 나타났고 각 영상의 표준편차는 1.22%로 나타났다.

V. 결 론

제안 논문에서는 특징 기반 영상 정합에서 특징 강도를 적용하는 방법을 제안하였다. SURF 알고리즘으로 특징점들을 추출한 후, 특징 강도 정보를 계산하여 특징 강도가 강한 특징점들을 선택하여 특징 정합에 사용하였다. 특징점 강도를 높이기 위해 특징점 쌍간의 기하학적 거리 제한을 통해 대응하는 특징점 쌍을 효과적으로 추출하였다. 영상 이미지의 병변에서 추출된 국소적인 특징점 쌍으로부터 방향 벡터를 생성하기 때문에 병변의 국소적인 특징만을 나타낸다. 또한 두 영상간에 존재하는 다른 벡터들 간의 유사도를 비교함으로써 전역적인 특징으로 확장가능하다는 장점을 갖는다. 또한 기존 방식들과 비교해 병변 정합 오류율은 평균 1.02% 향상되었다. 특징 강도 정보를 사용함으로써 의미 있는 특징들을 선별할 수 있게 되어 처리 시간을 줄일 수 있

었다. 실험에서 320x240 크기의 수골 x-ray 영상에 대해 제안한 방법은 특징 강도 정보를 사용하지 않았을 때보다 약 40% 이상 처리 속도의 향상을 보였다. 앞으로 제안한 특징 강도 정보를 의료영상데이터를 기준으로 다양한 영상 정합에 적용하는 연구가 필요하다고 판단된다.

ACKNOWLEDGMENTS

This research was supported by the MSIP (Ministry of Science, ICT and Future Planning), Korea, under the 2016070793 support program S0805-16-1013 supervised by the NIPA(National IT Industry Promotion Agency)

REFERENCES

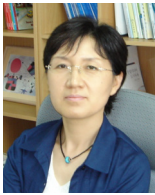
- [1] D. G. Lowe, "Distinctive Image Features from Scale-Invariant Keypoints," *International Journal of Computer Vision*, vol. 60, no. 2, pp. 91-110, November 2004.
- [2] M. Brown and D. G. Lowe, "Invariant Features from Interest Point Groups", *In Proceedings of the 13th British Machine Vision Conference*, vol. 4, pp.253-262, 2002.
- [3] D. G. Lowe, "Object Recognition from Local Scale-Invariant Features," *in proceedings of the seventh IEEE international conference on*, Greece, vol. 2, pp.1150-1157, 1999.
- [4] L. Zhang, L. Zhang, D. Zhang, and H. Zhu, "Online Finger-knuckle-print Verification for Personal Authentication," *International Journal of Pattern Recognition*, vol. 43, no. 7, pp. 2560-2571, July 2010.
- [5] L. Zhang, L. Zhang, and D. Zhang, "Monogenic Code: A Novel Fast Feature Coding Algorithm with Applications to Finger Knuckle-Print Recognition," *in Proceedings of I Emerging Techniques and Challenges for Hand-Based Biometrics(ETCHB) 2010 International Workshop on IEEE*, pp. 1-4, 2010.
- [6] M. Brown and G. L. David, "Automatic Panoramic Image Stitching using Invariant Features," *International Journal of Computer Vision*, vol. 74, no. 1, pp. 59-73, August 2007.

- [7] M. Brown, R. Szeliski, and S. Winder, "Multi-image matching using multi-scale oriented patches," in *Proceeding Computer Vision and Pattern Recognition, 2005. CVPR 2005. IEEE Computer Society Conference on*, vol. 1, 2005.
- [8] H. Bay, A. Ess, T. Tinne, and L. V. Gool, "Speeded-Up Robust Features (SURF)," *International Journal of Computer Vision and Image Understanding*, vol. 110, no. 3, pp. 346-359, June 2008.
- [9] Z. Li, K. Wang, and W. Zuo, "Finger-Knuckle Print Recognition using Local Orientation Feature Based on Steerable Filter," in *Proceeding International Conference on Intelligent Computing. Springer Berlin Heidelberg*, pp. 224-230, 2012.
- [10] S. Aoyama, K. Ito, and T. Aoki, "Finger-knuckle-print Recognition using BLPOC based local block matching," *In Proceedings of the Pattern Recognition(ACPR)2011 First Asian Conference on. IEEE*, pp. 525-529, 2011.
- [11] L. Zhang, L. Zhang, D. Zhang, and H. Zhu, "Ensemble of Local and Global Information for Finger-knuckle-print Recognition," *International Journal of Pattern Recognition*, vol. 44, no. 9, pp. 1990-1998, September 2011.



조영복(Young-Bok Cho)

2005: 충북대학교 전자계산학과 공학석사,
2012: 충북대학교 전자계산학과 공학박사
2016: 충북대학교 의학과 박사과정수료
현재: 충북대학교 초빙교수
※ 관심분야: 의료영상처리, 정보보안, 의료정보보호
Email : bogicho@cbnu.ac.kr



우성희(Sung-Hee Woo)

1993: 충북대학교 전자계산학과 이학석사,
1999: 충북대학교 전자계산학과 이학박사
현재: 한국교통대학교 의료정보공학과 교수
※ 관심분야: 침입차단 및 방지, 의료정보보호, 정보보안, 컴퓨터네트워크
Email : shwoo@ut.ac.kr



이상호(Sang-Ho Lee)

1989: 숭실대학교 전자계산학과 공학박사,
현재: 충북대학교 소프트웨어학과 교수
※ 관심분야: 컴퓨터네트워크, 정보보호, 데이터통신
Email : shlee@cbnu.ac.kr



한창수(Chang-su Han)

2014년 2월 세명대학교 정보통신학부 이학사,
2016년 8월 충북대학교 컴퓨터과학과 공학석사,
현재: (주)소노엠 기업부설연구소 주임연구원
※ 관심분야: 컴퓨터네트워크, 센서네트워크, 네트워크보안, 의료영상처리
Email : changsuhan1@gmail.com