

Particle Swarm Optimization을 이용한 PET/CT와 CT영상의 정합 — Image Registration for PET/CT and CT Images with Particle Swarm Optimization —

고려대학교 방사선학과 · 고려대학교 전기전자전파공학부¹⁾ · 한국원자력의학원 방사선의학연구소²⁾
이학재 · 김용권 · 이기성 · 문국현¹⁾ · 주성관¹⁾ · 김경민²⁾ · 천기정²⁾ · 최종학 · 김창균

— 국문초록 —

영상정합 기술은 두 개 이상의 영상을 서로 맞추어, 각각의 영상이 가지고 있는 단점을 보완하여, 새로운 정보를 획득하게 하는 기술이다. 본 논문은 의료 영상간의 2D 영상 정합을 통해 환자의 점진적 병세파악에 도움을 주는 것을 목적으로 하고 있다. 서로 다른 시점과 장비로부터 얻어진 CT와 PET/CT영상을 정합하기 위하여 정확한 해부학적 정보를 제공하는 CT영상간의 정합을 먼저 수행하고 이를 통하여 얻어진 기하학적 정합파라미터들을 PET 영상에 적용하여, 독립 CT영상 위에 PET영상을 중첩하였다. 정합작업을 위해 먼저 각각의 CT영상에 대해 전처리 작업을 실시하였고, 영상의 변형은 affine 좌표변환을 이용하였다. 정합할 영상간의 유사도 평가를 위해 mutual information을 이용하였으며, 빠르고 정확한 정합을 위하여 최적화 알고리즘인 particle swarm optimization 방법을 이용하였다. 이를 통해 실제 환자의 독립 CT와 PET/CT영상을 이용하여 실험하였고, PET/CT의 영상에서 확인할 수 있었던 병소에 대한 해부학적 위치 정보가 영상정합 과정을 통해 독립 CT 영상에서도 동일한 위치에 표시됨을 확인하였다. 제안된 알고리즘은 PET/CT 뿐만 아니라 향후 도입될 SPECT/CT, MRI/PET 등 다중영상기기와 기존의 독립 CT 영상기기와와의 정합에도 폭넓게 사용될 것으로 기대된다.

중심 단어: 영상정합, Particle swarm optimization, Mutual information, PET/CT, CT

I. 서 론

일반적으로 영상정합이라 함은 두 개 이상의 영상들을 서로 맞추는 작업을 의미한다. 영상 정합에 사용되는 영상들은 서로 다른 시간, 센서 또는 관점에서 생성된 것들

로서 각기 다른 정보들을 가지고 있는데, 이러한 다양한 정보를 가진 영상간의 정합은, 각각의 영상이 가진 개별적 정보들을 융합하여 보다 많은 정보를 얻을 수 있게 된다. 실제로 운동 분석, 동영상 압축 및 물체 추적 등에 있어서 효과적인 결과를 보여주고 있고, 이에 대해 다양한 연구들이 진행되고 있다¹⁾.

그 응용 분야 중 하나인 의료 분야에서는 질병의 진단이나 장기적인 치료의 연구, 수술의 계획 및 다양한 모달리티(modality)를 가진 의료 영상 장비들 간의 영상 융합 등의 다양한 분야에서 활용이 가능한데, 이는 실제로 환자의 진료 및 치료에 있어 큰 도움을 주고 있다. 이러한 의료 영상정합은 오랜 시간 동안 영상정합에 있어 중요한

*접수일(2009년 2월 12일), 1차심사(2009년 5월 25일), 확정일(2009년 6월 3일)
- 이 논문은 교육과학기술부와 한국과학재단의 원자력연구개발사업으로 연구 지원한 (2008-04042)의 결과물입니다.

교신저자: 이기성, (136-703) 서울시 성북구 정릉동 산1번지
고려대학교 보건과학대학 방사선학과
TEL: 02-940-2825, FAX: 02-917-9074
E-mail: kisung@korea.ac.kr

위치를 차지하고 있으며, 지속적인 연구주제로 각광을 받고 있다^{2,3)}.

특히 PET이나 SPECT과 같은 핵의학기기의 등장을 통해 기능적인 영상을 얻을 수 있게 되었고, 기존의 해부학적인 영상과의 정합을 통해 질병의 진단에 있어 보다 많은 정보를 얻을 수 있게 되었다⁴⁾. 최근에는 이렇게 서로 다른 모달리티를 가진 영상들에 대한 정합의 중요성이 대두되어, PET/CT와 같이 두 영상을 한번에 얻을 수 있는 복합 장비들이 상용화되어 보급되고 있으며, 이러한 장비들의 정합 정확성을 높이기 위하여 환자의 움직임 및 호흡에 대한 보정 방법 등의 연구도 활발히 진행되고 있다⁵⁾.

이와는 다르게 촬영한 시점이 다른 영상들을 이용하여 영상정합을 하게 되면, 시간의 흐름에 따라 달라지는 영상을 통해 환자의 점진적 병세파악이나 치료 계획 등에 필요한 정보를 얻을 수 있게 된다. 특히 최근에는 대부분의 의료기관들이 독립 핵의학 영상기기 보다 PET/CT, SPECT/CT 등 CT와 결합된 다중영상기기들을 선호하고 있는 추세이다. 그러므로 기존에 촬영된 독립 영상기기에서 얻어진 영상과 새로 도입된 다중영상기기의 영상들 간의 정합의 필요성이 더욱 중요시 되고 있다. 본 논문에서는 PET/CT 영상에서 얻을 수 있는 병소의 크기와 위치 정보를 촬영 시점과 규격이 다른 독립 CT 장비의 영상에 정합시킴으로써, 환자의 점진적 병세파악에 도움을 줄 수 있는 영상정합 알고리즘에 대하여 기술하였다.

본 연구에서는 다양한 방법의 영상 정합 중 복셀 기반의 영상정합⁶⁾을 이용하였으며, 이 방법은 일반적으로 네 개의 독립된 과정으로 구성된다. 먼저 정합의 기준이 되는 기준영상(reference image)과 영상을 변형시켜 기준 영상에 정합되도록 할 대상영상(target image)을 선정한다. 선정된 두 영상은 각기 다른 시점에 다른 장비에서 얻어진 것으로 규격이나 해상도, 관심영역 및 환자의 자세 등이 다를 수가 있다. 여기서 발생할 수 있는 다양한 문제점을 사전에 제거하기 위해 영상의 전처리 단계(① preprocessing)를 두어 두 이미지 간에 볼륨 규격을 맞추어 준다. 영상정합은 전처리가 끝난 두 영상을 이용하여 대상영상의 좌표변환(② transformation)을 실시하고, 기준영상과의 유사도(③ similarity metric)를 정량적으로 평가한 후, 좌표변환파라미터의 최적화(④ optimization)를 순환 반복하는 과정으로 구성된다(Fig. 1). 각각의 단계마다 다양한 방법들이 있고, 그 방법들의 수많은 조합에 따라 다양한 결과가 나올 수 있다.

특히 최적화는 계산량이 많은 정합 알고리즘의 고질적인 문제인 지연시간을 대폭 줄여줄 수 있는 과정으로서

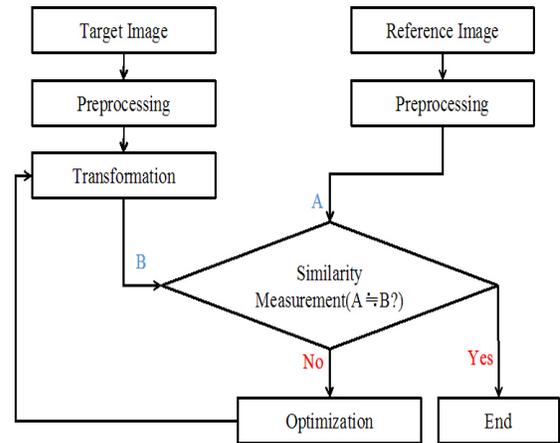


Fig. 1. Block diagram of image registration

유사도가 가장 우수한 좌표변환 파라미터의 조합을 찾기 위하여 모든 파라미터의 조합을 전부 시험하지 않고도 지능적으로 최적값에 도달하게 하는 방법이다. 본 논문에서는 인공지능 및 패턴인식분야에서 그 효율성이 입증된 Particle swarm optimization(PSO) 알고리즘⁷⁻⁹⁾을 도입하여 성공적인 결과를 보여줌으로써 의료영상에서의 PSO의 효율성을 입증하였다.

II. 대상 및 방법

본 연구는 종양이 의심되는 환자의 흉부 CT 영상과 PET/CT 영상을 대상으로 하였고, 비교적 많은 해부학적 정보를 가지고 있는 CT 영상간의 정합을 기반으로 실시하였다. 독립CT 장비의 영상을 기준영상으로 정하고, PET/CT의 CT 영상을 변환대상영상으로 선정하였으며, 두 영상간의 유사도를 증가시킬 수 있도록 대상영상을 변형시켜가며 영상정합을 실시하였다. 이렇게 정합된 대상영상의 기하학적 변형 파라미터를 이용하여 기하학적으로 변형된 PET 영상을 독립CT 영상 위에 중첩하였다.

1. 영상의 전처리

서로 다른 장비에서 다른 시점에 만들어진 의료 영상들에는 영상정합에 있어 여러 가지 어려운 문제점들을 내포하고 있다. 그래서 영상정합 작업을 하기 전에, 이러한 문제점들을 사전에 제거하고 같은 포맷을 가진 영상으로 만들어주는 전처리 과정이 필요하다.

본 논문에서 정합에 사용한 의료용 CT 영상에는 영상

정합에 있어서 불필요한 정보들을 가지고 있다. 이는 두 영상의 유사도 평가 시에 불필요한 값을 만들어 내고 이는 결과적으로 비정상적인 영상정합을 가져오게 되기 때문에 관심영역(region of interest, ROI)을 설정하여 제거하였다. 또한 CT 영상의 경우 재구성시 생성되는 아티팩트(artifact)가 있는데, 이로 인해 환자가 없는 비어 있는 공간의 픽셀 값이 '0'이 아닌 값으로 입력되어 있다. 아티팩트는 대부분 영상의 히스토그램(histogram)에서 볼 때, 낮은 픽셀 값들의 대부분을 차지한다. 그래서 전처리 과정에서는 적절한 문턱(Threshold)값 이하의 픽셀 값을 '0'으로 처리하는 방법으로 이 값들을 제거하였다. 그리고 각기 다른 장비의 영상에서 나오는 결과 영상의 경우 서로 다른 볼륨 규격을 가질 수 있는데, 이 볼륨을 갖게 만드는 작업도 전처리 작업에서 필요하다. 마지막으로 각 CT 장비 및 영상 재구성 방법에 따라 발생하는 영상의 대조도와 히스토그램의 분포도 차이는 두 영상에 히스토그램 평활화(histogram equalization)¹⁰⁾로써 감소시켰다.

2. 좌표변환

영상의 좌표변환(transformation)은 크게 rigid Body 변환, affine변환, non-rigid body변환의 세 가지 방법으로 분류할 수 있다. rigid Body변환은 영상의 좌표변환에 있어서, 이동(translation)과 회전(rotation)만을 이용하여 처리하는 방법이다. 하지만 우리가 사용해야 하는 CT 영상들은 두 가지 방법만으로는 정합을 할 수 없다. 그래서 affine 변환 방법을 이용하였다. affine 변환은 rigid body변환에 크기(scale)와 기울임(shear)의 변화를 더하여 처리하는 방법이다. 이 변환은 <Fig. 2>와 같이 행렬(matrix)로서 표현이 가능하다^{11,12)}.

그 외에도 다양한 non-rigid body 좌표변환 방법들이 있는데, 이는 affine 좌표변환 방법에 비하여 다양한 변형을 줄 수 있다. 영상정합에는 non-rigid body 좌표변환 방법¹³⁾에 대한 연구도 많이 진행되고 있으나, 파라미터의 수가 많아 최적화 알고리즘 적용에 어려움이 많고, 계산을 위한 자원을 많이 필요하게 된다. 하지만 affine 좌표변환을 이용하면 적은 파라미터를 가지고도 효과적인 좌표변환이 가능하여 본 연구에서는 많은 영상정합 연구에서 사용되는 affine 좌표변환을 이용하여 영상정합을 실시하였다.

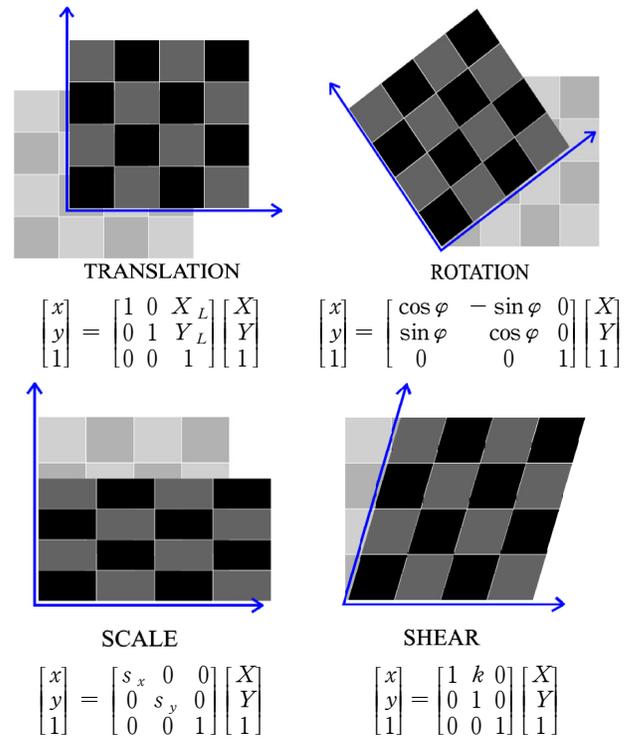


Fig. 2. Four methods of affine transformation and transformation matrix(x, y : result coordinate, X, Y : original coordinate, X_L, Y_L : translation parameter, ϕ : rotation parameter, S_x, S_y : scale parameter, k : shear parameter)

3. 유사도의 정량적 평가

영상정합에 있어서 유사도 정량적 평가(similarity metric)는 매우 중요하다. 유사도의 정량적 평가란 영상들이 얼마나 정확히 맞추어졌는지 그 값을 정량적인 수치로 표현하는 알고리즘인데, 의료 영상정합에 있어 가장 효과적이라고 알려진 방법 중 하나가 바로 Mutual Information(MI)이다¹⁴⁾. MI는 정보이론에서 나온 것으로서, 서로 다른 대상에서 두 대상이 함께 가지고 있는 정보량을 통계적으로 계산하는 방법이다. Shannon entropy에 따르면, 대상에서 각각의 이벤트(event)가 나타날 확률을 p_1, \dots, p_m 이라 할 때, 영상이 가지고 있는 정보량(entropy) H 는 아래와 같은 식으로 구할 수 있다.

$$H = \sum_i p_i \log \frac{1}{p_i}$$

이 때 두 영상이 모두 가진 유사정보량(joint entropy) $H(A, B)$ 는 아래의 식으로 정의된다.

$$H(A, B) = - \sum_{i,j} p(i, j) \log p(i, j)$$

이 두 식을 이용하여 두 영상간의 MI를 구할 수 있는데, 이를 수식으로 표현하면 아래와 같다.

$$I(A, B) = H(A) + H(B) - H(A, B)$$

MI $I(A, B)$ 가 가장 커질수록 두 영상간의 정합이 잘 이루어졌음을 의미하게 되고, 이 값을 최대화하기 위해서는 유사정보량 $H(A, B)$ 를 최소화하여야 한다. MI는 뛰어난 성능을 보여주지만, 유사도 비교 시 정합을 위하여 접치는 부분이 크지 않은 경우에도 큰 값을 기록할 가능성이 있다. 이러한 문제점을 개선하기 위한 방법으로 normalized mutual information(NMI)이 널리 사용되고 있으며, 그 식은 아래와 같이 정의된다^{15,16)}.

$$I(A, B) = \frac{H(A) + H(B)}{H(A, B)}$$

위의 과정을 통해 서로간의 비교영역이 넓은 경우에 가중치를 줄 수 있게 되고, 이를 통해 객체간의 유사도를 잘 반영할 수 있게 된다.

이 이외에도 MSE(Mean Square Error), sequential search, fourier methods 및 correlation methods 등 다양한 방법들이 영상의 유사도를 평가하는데 활용되고 있다²⁾.

본 논문에서는 다양한 유사도 평가 방법 중 MAD (Mean absolute difference), correlation coefficient, NMI의 세 가지에 대해서 비교 및 분석을 실시하였으며 그 결과를 <Fig. 3~5>에서 도식화하였다. 각각의 그래프에서 가로축은 affine좌표변환에 필요한 파라미터의 변화량이며, 세로축은 그에 따른 유사도 평가함수의 결과이다. 영상의 이동, 회전, 크기, 기울임의 변화를 통해, 각각의 유사도 평가함수가 영상의 정합된 정도를 얼마나 잘 표현해 낼 수 있는지 비교한 것이다. 사용되는 영상에 따라 그 결과의 차이가 있을 수 있지만, <Fig. 3~5>는 실제 본 논문에서 영상정합에 사용하였던 CT영상을 이용하여 얻은 결과이다.

<Fig. 3~5>의 분석 결과를 볼 때, 세 가지 방법 모두 회전에서는 일정한 범위 안에서 찾아야 할 파라미터를 비교적 잘 표현해 내고 있음을 알 수 있다. 하지만 affine

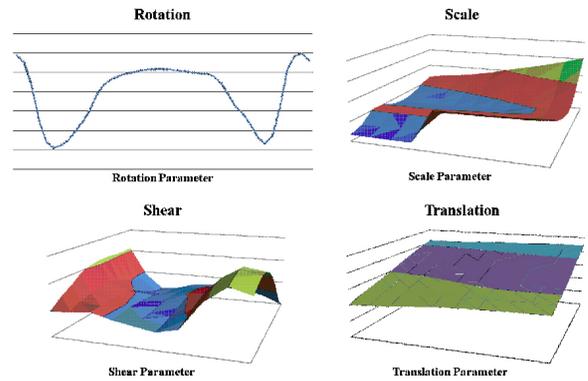


Fig. 3. Correlation coefficient result according to affine transformation(Maximum point means best matching parameter)

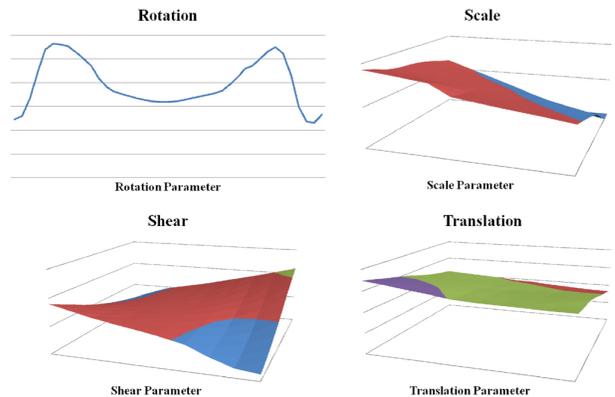


Fig. 4. MAD(Mean Absolute Difference) result according to affine transformation(Minimum point means best matching parameter)

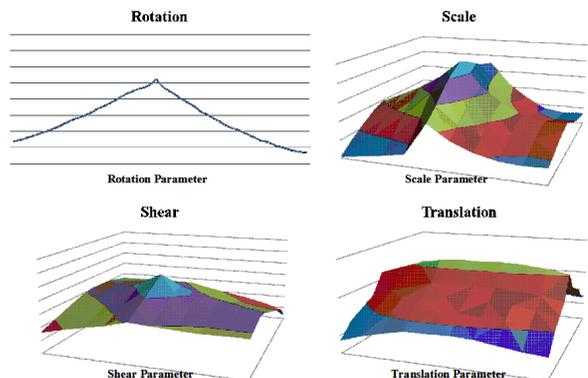


Fig. 5. NMI(Normalized Mutual Information) result according to affine transformation(Maximum point means best matching parameter)

변환에 필요한 다른 요소들을 고려하여 볼 때, MAD나 correlation에 비해 MI가 영상정합 시 찾아야 하는 최적 파라미터 값을 가장 잘 표현해 내고 있음을 확인할 수 있다.

4. 좌표변환 파라미터의 최적화

영상정합은 상당히 많은 계산 자원(computing resource)을 차지하는 작업이다. 최근의 의료영상에서는 보다 높은 해상도와 3D 영상을 요구하는 수요가 늘어남에 따라, 영상정합에 필요한 계산 시간은 더욱 늘어나게 되었다. 고성능 하드웨어의 등장으로 인해 어느 정도 계산 시간을 단축하게는 되었으나, 효과적인 최적화 알고리즘을 이용하여 효율적인 계산을 하는 것이 영상정합에 있어 꼭 필요한 요소 중 하나라고 할 수 있다.

(Fig. 6)에서 가로축은 Affine 좌표변환 중 Scale의 파라미터 변화를 의미하며, 세로축은 그에 따른 NMI 값을 의미한다. 즉, 대상영상의 Scale 변화에 따른 두 영상 간의 NMI 변화를 보여주는 그래프인데, 여기서 볼 때 NMI 값이 가장 높은 지점이 바로 가장 영상정합이 잘 된 영상이라고 볼 수 있다. 이 지점은 주어진 파라미터의 모든 경우의 수를 계산하여 찾아내는 방법(Greedy Searching)을 이용할 수도 있지만, 이 경우 영상정합에 필요한 계산량이 너무 많아지게 되어, 고해상도 또는 3D영상 등에서는 활용하기가 어려운 문제가 있다. 그래서 모든 경우의 수를 전부 찾는 대신, 필요한 결과 값을 보다 빠르고 정확하게 찾아내는 것이 바로 최적화(optimization) 작업의 목적인 것이다.

최적화에도 여러 가지 방법이 있는데 본 논문에서는 Particle Swarm Optimization(PSO)⁷⁾ 알고리즘을 이용하여 영상 정합에 활용하였다. 이 이론은 주로 먹이를 찾는 동물들의 움직임에 비교하여 설명하는데, 각각의 개체들이 경험해 온 최적의 해와 전체 무리가 가지고 있는 최

적의 해를 공유하여, 비교하고 서로 업데이트하는 과정을 통해, 최적의 해를 찾아가는 알고리즘으로 빠른 수렴속도와 적은 매개변수의 사용으로 여러 분야에서 적용이 가능하다는 장점을 가지고 있다. PSO의 구체적인 과정을 유사코드(pseudo-code)로 표현하면 아래와 같다⁸⁾.

1. D차원(구하고자 하는 파라미터의 수)에 랜덤(random)하게 속도와 위치를 가진 particle들의 행렬을 생성한다.
2. D개의 변수를 최소화 할 수 있는 함수에 적용한다.
3. 각각의 particle들이 저장한 지금까지의 최적의 해 $PBEST[d]$ 와 현재의 값(current value)과의 크기를 비교하여 작으면 $PBEST[d]$ 를 업데이트 하고, $PBEST[d]$ 에 현재의 위치(position)를 저장한다.
4. 현재까지 무리가 저장하고 있던 최적값($PBEST[GBEST]$)과 현재 값을 비교하여 현재 값이 더 작을 경우, $GBEST$ 에 particle의 배열 번호(array index)를 저장한다.
5. 아래의 공식을 이용하여 각 particle들의 속도를 변화시킨다.

$$V[d] = V[d] + AccConst * rand() * (PBESTx[d] - PresentX[d]) + AccConst * rand() * (PBESTx[GBEST][d] - PresentX[d])$$
 AccConst : 가중치
6. $PresentX[d] + v[d]$ 로 particle들을 이동하고, 최적화된 결과가 나올 때까지 단계 2로 돌아가 위의 작업을 반복한다.

위의 유사코드에서 가중치(AccConst)를 조정하면 결과값의 수렴속도를 조절할 수 있게 된다. 수렴속도를 빠르게 하면 지역적 최소값(local minima)에 빠질 확률도 함께 증가하게 되고, 반대로 하면 국부적인 탐색으로 인해 전체적인 수렴 속도가 느려지게 된다.

PSO의 단계적 계산 과정을 반복시행하면 평가 함수가 최소값에 점점 더 가까워져 질 수 있도록 좌표변환의 파라미터들이 진화해가게 되는데 이는 실제 영상정합에 있어서 두 영상의 유사도가 점점 높아져가는 결과를 가져다준다.

III. 결 과

1. 의료 영상을 이용한 영상정합 실험 결과

위에서 서술한 NMI와 PSO를 이용하여 실제 2D 영상

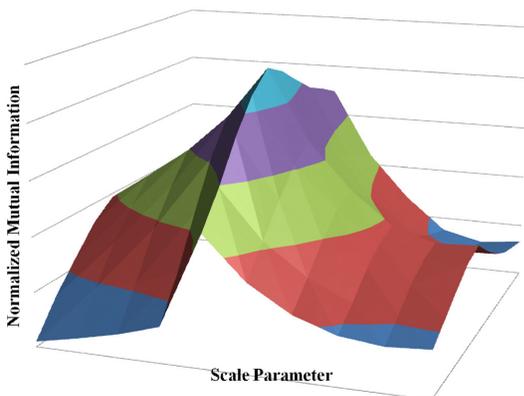


Fig. 6. NMI result according to scale parameter

정합 소프트웨어를 개발하였고, 환자의 흉부 영상을 대상으로 영상정합 실험을 실시하여 <Fig. 7>에 그 결과를 나열하였다. (a)와 (b)의 영상은 환자의 독립 CT와 PET/CT 영상이다. (b)의 PET/CT영상을 보면 폐의 왼쪽부분에 질병이 의심 되는 병소를 발견할 수 있다. 하지만 이 두 가지의 영상을 보면 환자가 촬영할 때의 자세 및 영상에서 환자의 몸통 부분의 크기 및 위치가 상당히 다름을 알 수 있다. 이 때 두 개의 영상을 정합 작업 없이 독립 CT 영상에 기존의 PET영상을 중첩하게 되면, (c)영상처럼 ROI가 서로 불일치되는(화살표) 영상을 얻게 된다. 하지만 본 연구에서 개발한 알고리즘을 이용하여 영상정합을 실시한 결과 (d)영상처럼 독립 CT 영상에서도 질병의 의심 위치와, PET 영상에서의 질병이 의심되는 위치(화살표)가 일치하는 영상을 얻을 수 있게 되었으며, 이를 통해 연구의 목적이었던 환자의 점진적 병세 파악 및 수술과 치료에 필요한 올바른 정보를 제공해 줄 수 있게 되었다.

2. PSO의 수렴 성능 평가

PSO 알고리즘이 최소값을 찾는 최적화 알고리즘이고, NMI는 값이 클수록 영상의 유사도가 높아지는 것을 의미하므로, 본 논문에서는 유사도평가 함수를 아래와 같이 일부 변형시켜 적용하였다.

$$iNMI = \frac{1}{NMI}$$

<Fig. 8>의 가로축은 위에서 설명한 PSO의 과정 중 반복(iteration)수를 나타내고, 세로축은 그에 따른 유사도 평가 함수(iNMI)의 변화 값을 나타낸다. 이는 PSO의 반복 과정이 진행됨에 따라, 각 particle들이 다차원 공간을 이동해 다니면서, affine변환에 필요한 6개 파라미터들의 최적값, 즉 iNMI가 최소화될 수 있는 값을 찾아 수렴해가는 것을 의미하며, 이렇게 진화되어 가는 값을 통해 대상영상이 기준영상에 유사하게 변화되는 결과를 얻게 된다.

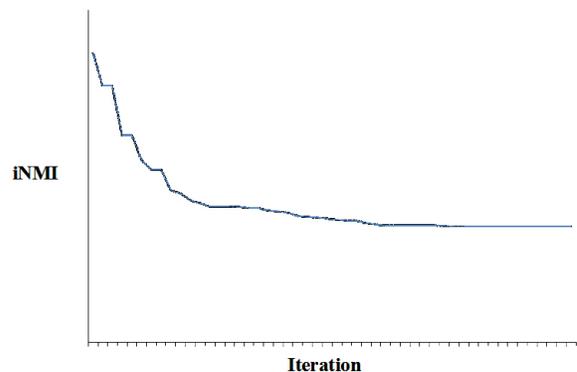


Fig. 8. iNMI result chart according to iteration of PSO

	Reference image (a)	Target image (b)	Mismatched (c)	Matched (d)
Transverse Image				
Coronal Image				

Fig. 7. Transverse and coronal images for image registration test. Each images has been inverted to show the gray-scale image clearly. (a) Stand-alone CT image (b) PET/CT image (c) Mismatched image (d) Matched image [(a)(b) CT image : 512×512 pixels, (b) PET image : 168×168 pixels, (c)(d) result image : 512×512 pixels]

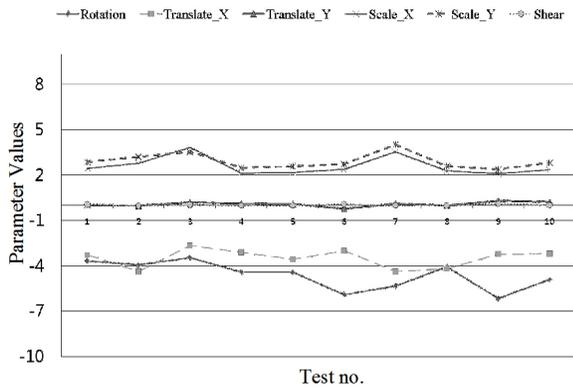


Fig. 9. Reproducibility test result of PSO

3. PSO 재현성 평가

〈Fig. 9〉는 같은 CT영상을 가지고 PSO를 이용하여 동일한 영상정합 실험을 10회 반복한 재현성 실험의 결과이다. 그래프에서 가로축은 실험한 횟수이며, 세로축은 실험의 결과인 최적화된 좌표변환 파라미터 값을 의미한다. 실험에 앞서 affine변환에 필요한 6개의 파라미터들의 최적값을 PSO를 이용하여 찾아가는 실험을 반복하였으며, 이 때 사용된 Particle의 개수는 5개, 최적값을 구하는데 필요한 반복할 수 있는 회수를 10회로 제한하였다. 이는 particle의 개수가 많을수록, 그리고 반복회수가 많을수록 최적화의 과정에서 계산량이 많아지게 되어, 더욱 정확하게 결과에 수렴해가는 특성이 있기 때문에, 동일하게 주어진 자원(resource) 내에서 PSO의 특성을 비교하기 위해 위의 제한을 두었다.

PSO는 랜덤 함수를 사용하여 particle들의 위치를 결정하기 때문에, 동일 실험을 하여도 결과가 유동적일 수 있다. 〈Fig. 9〉에서 회전 파라미터의 결과가 다른 파라미터보다 유동적으로 나타난 것은 각각의 파라미터의 단위가 동일하지 않아, 위의 실험에서 다른 파라미터에 비해 넓은 공간에서 최적값을 찾게 되어 나타난 결과이다. 그러나 위의 결과를 종합해 볼 때 PSO는 비교적 빠른 시간(10회 반복)에 찾고자 하는 해의 근사값을 찾아내는 것을 확인할 수 있었으며, 여러 차례 동일한 실험을 반복하여도 실험마다 큰 차이가 없이 일정한 범위 내에서 결과가 수렴하는 것을 확인하였다.

4. PSO 계산속도 평가

최적화 알고리즘을 도입한 가장 큰 이유 중의 하나인 처리 속도적인 측면에서도 PSO는 뛰어난 결과를 보여준

다. 예를 들어 영상의 변환에 있어서 회전의 범위를 $\pm 10^\circ$ 로 하여 각각 1° 씩 변화시켜가고, 이동의 범위를 x, y축 모두 ± 20 픽셀로 각 1픽셀씩, Scale의 범위를 x, y축 모두 2~3배 범위에서 0.1배씩, Shear의 범위를 $\pm 10\%$ 로 1%씩 변환하며 각각의 유사도 함수 결과를 비교하려면, 모든 파라미터 조합에 대한 경우의 수는 약 32,000,000개가 된다. 이를 실제로 C++ 코드로 구현하여, 각각의 의료 영상 이미지(512*512 픽셀)에 대해 매 경우의 수마다 대상영상을 변환하고, 두 영상간의 NMI 값을 구하여 비교하려면, Intel Core2 Duo 2.1Ghz CPU와 1.5 GB Memory를 가진 System에서 그 최적값을 구하는데 약 870시간이 소요된다. 하지만 이를 같은 시스템에서 PSO를 이용하여 구현하면, 지역적 최소값에 빠지는 경우를 제외하였을 때, 구하고자 하는 최적값의 근사값을 약 27초 만에 찾을 수 있게 된다. 즉, 동일한 결과를 얻기 위하여 처리시간이 약 100,000배 이상 단축될 수 있다. PSO 최적화의 또 다른 장점은 Greedy Searching에서의 최소 변화 단위에 비해 더 세밀한 간격을 가진 파라미터 결과 값을 얻음으로써 보다 정확한 최적화가 가능하다는 것이다.

IV. 고 찰

일반적으로 영상정합은 크게 두 가지로 방법으로 구분되어 진다. 그 첫 번째는 영상의 특징(feature)에 기반을 둔 방법이다. 이 방법은 영상의 특정한 부분에 대해서 사전 분할(pre-segmentation)이나 영상데이터에 대한 표식(marker)이 필요한 단점이 있다. 두 번째는 복셀(voxel)에 기반을 두는 방법으로, 볼륨의 각 원소에 해당하는 픽셀 값을 이용하여 영상을 정합하는 방법이다. 이 방법은 분할이나 표식이 필요하지 않아 환자의 불편을 줄여주고, 대부분의 영상에 직접적으로 적용할 수 있으며, 완전 자동화를 가능케 하는 등의 장점이 있어 본 연구에서는 이 방법을 토대로 영상정합을 실시하였다.

본 연구는 시점과 볼륨 규격이 다른 2D 의료영상을 이용한 정합을 통해 환자의 점진적 병세파악에 필요한 알고리즘을 개발을 목표로 하였다. 선행 연구한 이론들을 토대로 실제 소프트웨어를 구현하였고, 이를 이용하여 환자의 흉부 영상을 바탕으로 실험을 실시하였다. 또한 다양한 유사도 평가함수에 대해 연구하고 실제 의료 영상에 적용하여 실험하였으며, 최적화 이론 중 PSO를 이용하여 실제 소프트웨어를 개발하였다. 또한 개발한 소프트웨어

를 통해 제안한 알고리즘의 성능을 평가 및 분석하였다.

실제 개발한 소프트웨어를 바탕으로 종양이 의심되는 환자의 흉부 2D 영상을 이용하여 실험한 결과, 영상의 유사도 평가 방법에 있어서는 MAD나 correlation coefficient에 비해 NMI가 뛰어난 결과를 보여주었다. 이 결과를 토대로 한 PSO 알고리즘의 실험 결과, 뛰어난 재현성과 함께 처리 시간을 greedy searching에 비해 약 100,000배나 단축시키는 결과를 얻을 수 있었다.

본 연구에서는 여러 환자의 case data나 CT 및 PET/CT 이외의 다른 모달리티를 가진 영상 data를 가지고 실험하지 못한 여건상의 한계가 있다. 그러나 제안된 영상정합의 기반골격과 처리 속도 및 재연성이 검증된 알고리즘은 향후 연구의 주제가 될 3D 영상의 정합이나, MRI/PET 및 SPECT/CT 등 다양한 모달리티의 의료 영상 간 영상정합에 있어서도 높은 효과가 있을 것으로 기대된다.

V. 결 론

본 연구에서 제안한 알고리즘은 반복횟수의 제한 속에서도, 높은 재현성과 빠른 수렴 시간을 보였으며, 이는 최근 사용되고 있는 고해상도 영상이나, 3D 영상 등 정보의 용량이 큰 환경 속에서도 적용 가능성을 보여주었다. 이러한 연구를 통해 전처리, 좌표변환, 유사도 평가, 최적화로 이루어지는 알고리즘을 이용한 영상정합의 골격을 갖출 수 있게 되었고, 실제 의료 영상을 바탕으로 한 실험을 통해 제안한 알고리즘의 적용 가능성을 확인하였다. 본 논문의 제안된 알고리즘은 MRI/PET, SPECT/CT 등 향후 도입될 다른 다중영상기기에도 폭넓게 사용될 수 있을 것으로 기대된다.

참 고 문 헌

1. Jan Kybic, M. Unser : Fast Parametric Elastic Image Registration, IEEE Transaction on Image Processing, Vol. 12, No. 11, November 2003
2. Lisa G. Brown : A Survey of Image Registration Techniques, ACM Computing Surveys, Vol. 24, No. 4, December 1992
3. Senthil Periaswamy : Medical Image Registration with Partial Data, Medical Image Analysis, No. 10, pp.452-464, 2006
4. Calvin R. Maurer, Jr. and J. Michael Fitzpatrick : A Review of medical Image Registration, American Association of Neurological Surgeons, 1993, pp.17-44, January 1993
5. 이상근 : PET/CT 영상 움직임 보정, 대한핵의학회 Nucl Med Mol Imaging, Vol. 42, No. 2, Apr 2008
6. 은정휘, 권성민, 나중범, 선택적 영역의 상호정보를 이용한 고속 의료 영상 정합, 대한의용생체공학회 추계학술대회, pp.103-106, Seoul, November 2002
7. James Kennedy and Russell Eberhart Particle Swarm Optimization, in Proc. of the IEEE Int. Conf. on Neural Networks, Piscataway, NJ, pp.1942-1948, 1995
8. Russell Eberhart : A New Optimizer Using Particle Swarm Theory, Micro Machine and Human Science, '95 Proceeding of the Sixth International Symposium on Page 39-43, Oct, 1995
9. M.G.H. Omran, A.P. Engelbrecht and A. Salman : Particle Swarm Optimization for Pattern Recognition and Image Processing, Studies in Computational Intelligence 34, 125-151, 2006
10. Rafael C. Gonzalez, Richard E. Woods : Digital Image Processing, second edition, Prentice Hall, 91-94, 2001
11. Petra A. van den Elsen, Evert-Jan D. Pol : Medical Image Matching, - Review with classification, IEEE engineering in medicine and biology, 26-39, March 1993
12. Derek L G Hill, Philipp G Batchelor, Mark Holden and David J Hawkes : Medical Image Registration, Physics in Medicine and Biology, 46(2001) R1-45
13. Yaun Y. Tang, Ching Y. Suen : Image Transformation Approach to Nonlinear Shape Restoration, IEEE Transaction on Systems, Man and Cybernetics, Vol. 23, No. 1, January/February 1993
14. C.E. Shannon, A mathematical theory of communication, Bell system Technical Journal, vol.

27. pp.379–423/623–656, 1948
15. Mahua Bhattacharya, Arpita Das : Mutil Resolution Medical Image Registration Using Maximization of Mutual Information and Optimization by Genetic Algorithm, IEEE Nuclear Science Symposium Conference Record, M13–125, 2007
16. Josien P. W. Pluim, J.B. Antoine Maintz and Max A. Viergever : Mutual information based registration of medical images : a survey, IEEE Transaction on Medical Imaging, Vol. 22, 986–1004, Aug. 2003

• Abstract

Image Registration for PET/CT and CT Images with Particle Swarm Optimization

Hak-Jae Lee · Yong-Kwon Kim · Ki-Sung Lee · Guk-Hyun Moon¹⁾ · Sung-Kwan Joo¹⁾
Kyeong-Min Kim²⁾ · Gi-Jeong Cheon²⁾ · Jong-Hak Choi · Chang-Kyun Kim

Radiology Science, Korea University

¹⁾*School of Electrical Engineering, Korea University*

²⁾*Research Institute of Radiological and Medical Science, Korea Institute of Radiological and Medical Sciences*

Image registration is a fundamental task in image processing used to match two or more images. It gives new information to the radiologists by matching images from different modalities. The objective of this study is to develop 2D image registration algorithm for PET/CT and CT images acquired by different systems at different times. We matched two CT images first (one from standalone CT and the other from PET/CT) that contain affluent anatomical information. Then, we geometrically transformed PET image according to the results of transformation parameters calculated by the previous step. We have used Affine transform to match the target and reference images. For the similarity measure, mutual information was explored. Use of particle swarm algorithm optimized the performance by finding the best matched parameter set within a reasonable amount of time. The results show good agreements of the images between PET/CT and CT. We expect the proposed algorithm can be used not only for PET/CT and CT image registration but also for different multi-modality imaging systems such as SPECT/CT, MRI/PET and so on.

Key Words : Image registration, Particle swarm optimization, Mutual information, PET/CT, CT