

<원저>

특이값분해 기반 동적의료영상 재구성기법의 특징 파악을 위한 시뮬레이션 연구

김도휘^{1),2)}·정영진^{1),2),3)}

¹⁾동서대학교 보건과학과·²⁾동서대학교 방사선보건환경 연구센터·³⁾동서대학교 융합방사선학과

Simulation Study for Feature Identification of Dynamic Medical Image Reconstruction Technique Based on Singular Value Decomposition

Do-Hui Kim^{1),2)}·YoungJin Jung^{1),2),3)}

¹⁾Department of Health Science, Dongseo University

²⁾Center for radiological Environment & Health Science, Dongseo University

³⁾Department of Multidisciplinary Radiological Science, Dongseo University

Abstract Positron emission tomography (PET) is widely used imaging modality for effective and accurate functional testing and medical diagnosis using radioactive isotopes. However, PET has difficulties in acquiring images with high image quality due to constraints such as the amount of radioactive isotopes injected into the patient, the detection time, the characteristics of the detector, and the patient's motion. In order to overcome this problem, we have succeeded to improve the image quality by using the dynamic image reconstruction method based on singular value decomposition. However, there is still some question about the characteristics of the proposed technique. In this study, the characteristics of reconstruction method based on singular value decomposition was estimated over computational simulation. As a result, we confirmed that the singular value decomposition based reconstruction technique distinguishes the images well when the signal - to - noise ratio of the input image is more than 20 decibels and the feature vector angle is more than 60 degrees. In addition, the proposed method to estimate the characteristics of reconstruction technique can be applied to other spatio-temporal feature based dynamic image reconstruction techniques. The deduced conclusion of this study can be useful guideline to apply medical image into SVD based dynamic image reconstruction technique to improve the accuracy of medical diagnosis.

Key Words: Singular value decomposition, Dynamic medical image, Image reconstruction, Feature analysis, Simulation

중심 단어: 특이값분해, 동적의료영상, 영상재구성, 특징분석, 모의실험

I. 서 론

정확한 의학적 진단을 위해선 좋은 화질의 의료 영상이 필수이며 상황에 따라 정적인 영상보다 동적인 영상이 요구 될 때가 있다. 동적인 의료영상을 얻을 수 있는 검사 방법은 크게 자기공명영상(magnetic resonance image; MRI), 컴

퓨터단층촬영(computed tomography; CT), 초음파검사(ultrasonography; US), 양전자방출단층촬영(positron emission tomography; PET) 이 있다.

MRI는 환자에 대한 방사선 피폭이 없으며 주로 연부조직 을 세밀히 확인할 수 있지만 폐쇄적인 공간과 진단 시 소요 되는 시간이 비교적 길고 금속보형물이 있을 경우 진단이

This work was supported by Dongseo University, "Dongseo Cluster Project" Research Fund of 2019 (DSU-2019002)

Corresponding author: YoungJin Jung, Department of Radiological Science, Dongseo University, 47, Jurey-ro, Sasang-Gu, Busan-si, Republic of Korea, 47011/ Tel: +82-51-320-2871 / E-mail: microbme@dongseo.ac.kr

Received 19 December 2018; Revised 20 March 2019; Accepted 26 April 2019

Copyright ©2019 by The Korean Journal of Radiological Science and Technology

불가할 수 있다[1]. CT는 진단 시 소요시간이 빠르지만 환자가 받는 방사선피폭이 비교적 높다[2]. US는 거의 모든 장기에 적용이 가능 하지만 피부 및 장기와 같은 연조직과 뼈나 공기 같은 부분의 밀도차이가 큰 부분은 검사가 어렵다는 단점이 있다. 예를 들어 뼈로 쌓여 있는 뇌 또는 가스가 차있는 위장관 뒤에 있는 췌장에는 초음파검사를 적용하는 것이 불가하다[3]. PET은 현대에 의료진단 분야에서 암을 가장 효과적이고 정확하게 진단할 수 있는 검사방법이다. 하지만 영상의 화질이 다른 방법들에 비하여 좋지 못하며, 방사성의약품을 생산하기 위하여 사이클로트론 시설이 필요하다는 단점이 있다[4].

이러한 단점에도 불구하고 양전자방출단층촬영은 최근 암의 진단 및 조직이나 기관의 기능성 검사뿐만 아니라 치매, 파킨슨병과 같은 질병들도 진단할 수 있도록 연구되고 있다[5-8].

일반 진료영상 분야에서는 외부에서 방사선을 환자의 몸에 투여하여 정보를 재구성 하여 영상화 하지만 양전자방출 단층촬영에서는 방사성의약품(radiopharmaceuticals)을 직접 환자의 몸에 투여하여 정보를 재구성하여 영상을 얻어 낸다.

핵의학 검사방법 중 한가지인 PET은 방사성동위원소를 표지한 화합물을 환자의 몸에 투여 한다. 이때 표지한 방사성동위원소는 β^+ 붕괴를 하는 것으로서 최종 511 keV의 에너지를 가진 2개의 γ 선(γ -ray)을 180° 각도로 방출하며 붕괴한다[9-10]. 사용하는 방사성동위원소는 ^{11}C , ^{13}N , ^{15}O 등 몇 가지의 종류가 있지만 대표적으로 ^{18}F 가 있으며, 사이클로트론에서 생산할 수 있다[4,11].

PET의 영상은 해부학적인 영상을 잘 볼 수 있는 CT나 MRI와 달리 방사성의약품의 생화학적 기전을 활용하여 생리적 기능을 확인하는데 특화되어 있어 인체의 해부학적 영상을 얻는 것은 한계가 있다. PET 영상의 이러한 단점을 보완하기 위해서 PET과 CT를 결합한 PET/CT가 개발이 되었지만 검사를 받는 환자가 X선(X-ray)과 γ 선(γ -ray)에 동시에 피폭이 되므로 받을 수 있는 총 피폭방사선량은 높아질 수밖에 없다. 따라서 인체에 투여하는 방사성의약품의 양을 제한하여야 한다. 그러므로 PET검사 시 제한된 양의 방사성의약품을 환자에게 투여하게 된다. 그에 대한 영향으로 검출기에서 검출되는 신호가 줄어들고 영상을 구성하는 데이터의 양이 부족하게 되어 일반적으로 공간분해능이 좋지 않는 영상의 결과를 만들게 된다.

최근 특이값 분해를 기반으로 하는 영상의 질을 개선하는 방법들이 제안되고 있으나, 실제 특이값 분해를 기반으로 할 경우 어떠한 특징을 가지는 영상에 적합하고 혹은 그렇

지 않은지에 대한 분석이 이루어지지 않아서 임상 적용에 제한점으로 작용되고 있다. 본 연구에서 이러한 특이값분해를 기반으로 하는 영상 연구에 있어서 어떠한 특징을 가지는 영상에 가장 적합한지를 평가하였으며, 이를 바탕으로 특이값분해에 적합한 영상을 판별할 수 있는 근거를 제시하고자 한다.

II. 대상 및 방법

1. 연구방법

특이값분해는 신호처리 분야에서 사용하는 방법으로 선형 대수학 이론의 하나인 주성분분석을 기반으로 한다. 특이값분해는 행렬의 모든 $M \times N$ 값을 대각화(diagonal)하여 특정한 구조로 분해하는 방법이다[12]. 행렬에서 주대각선 성분 이외의 모든 성분을 0이 되게 하고, 임의의 0이 아닌 벡터 $X \in \mathbb{R}^n$ 이 $AX = \lambda X (X \neq 0)$ 을 만족한다면 고유값(eigenvalue)인 λ 와 고유벡터(eigenvector) X 를 사용하여 영상의 행렬을 분해한다[13]. 즉 방사성 의약품이 체내에 투여되면 방사성 붕괴에 따른 방사선량을 매트릭스(matrix) 구조 영상으로 나타낼 수 있다. 이것은 적층으로 구성되며 m개의 공간을 가진 영상에서 임의로 주어진 좌표에 화소가 존재한다. 각 영상마다 임의의 위치에 있는 하나의 화소는 열 벡터의 형태로 바꿀 수 있다[14]. $M \times N$ 의 크기를 가지는 영상이 있다면 n개의 영상들에서 모든 화소를 구성하는 MN 개의 벡터를 활용하여 이 영상을 분석할 수 있다. 이를 응용하여 신호와 잡음을 분리하는 방식으로 영상의 화질을 높이는 방법이다.

동적 양전자방출단층영상은 감마선을 시간에 따라 신호로 검출하는 특성으로 특이값분해 기법이 적용 가능하다. 기존에는 영상 처리 및 압축, 데이터 축소, 선형시스템의 풀이, 모델링 및 파라미터 추정, 노이즈 제거, 이상치 감지, 경향 분석 등에 활용되었다[15]. 최근 딥러닝(deep learning) 기법에서는 신경망의 학습을 위한 데이터 전송의 전송률을 높이는 목적으로 사용되고 있다. 이 밖에도 Aleksandr Shnayderman (2003, SPIE)의 연구에서는 특이값분해를 기반으로 하여 영상에 다양한 잡음으로 인해 발생하는 여러 가지 왜곡의 유형 및 수준을 측정하는데 활용하였다[16].

본 연구와 유사한 선행 연구로 F. Perderson (1994, Nuclear Medicine)이 있으나 배경의 노이즈 (background noise) 만을 제거하는 것에 효과가 있었으며, 분석에 사용하였던 컴퓨터에 한계가 있었다[13]. 그리고 Nidal K. El Abbadi (2016, IJARCC)의 연구에서는 MRI 영상에서 뇌종양을 특

이값분해를 이용하여 검출하는 방법이 기술되었다[17].

특이값분해는 데이터의 양이 클수록 효과가 좋으며 독립 성분분석과 같이 복잡한 계산 과정이 없어 메모리가 비교적 작아도 실행이 가능하여 활용도가 높다는 장점이 있다. 또한 가우시안 노이즈(gaussian noise)는 정규 분포를 가지는 노이즈로 일반적으로 랜덤(random)하게 존재하는 잡음으로 특이값분해를 이용하여 간편하게 제거할 수도 있다[12].

2. 시뮬레이션 영상의 획득

시뮬레이션 데이터는 픽셀 크기 가로(200)×세로(200), 대조도 단계 256레벨로 설정하여 Fig. 1과 같이 그린 후 매트랩(matlab, mathworks, USA), Ver. R2015a를 활용하여 3가지의 배치별로 진행하였으며, 각 도형이 갖는 TAC는 임의의 정현파 공식을 적용하여 각각 시간 축 50sec로 설정하고 도형에 투사하여 노이즈환경에 따른 각 도형의 신호크기(signal power; SP), 노이즈 파워(noise power; NP), 신호대 잡음비(SNR), 각 도형의 유사성(correlation; CORR)을 분석하였다.

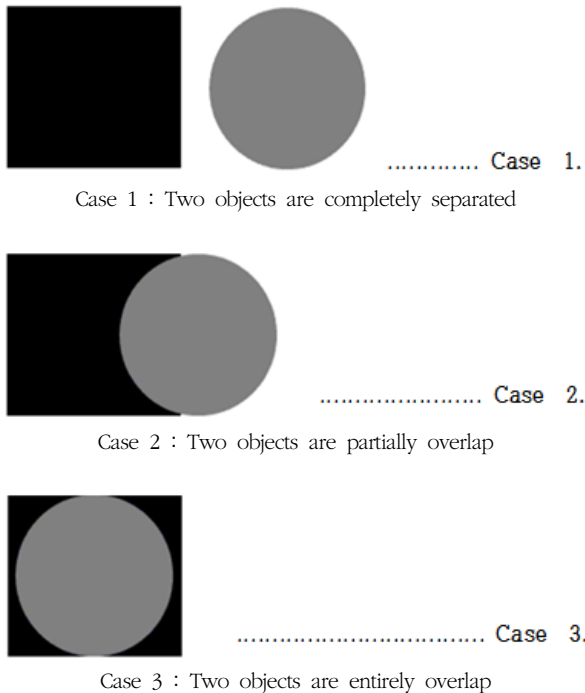


Fig 1. Simulation image condition of two objects

3. 시공간특징 추출 및 영상 재구성

시공간 데이터 분석 기법의 하나인 특이값분해는 데이터의 크기를 줄이고 혼합된 데이터에서 목적에 부합하는 특정

정보를 추출하는 연구 분야에서 활발히 사용되고 있다. 선행 연구에서는 동적양전자방출단층영상의 시간 정보를 진단에 활용하기 위해 영상의 노이즈만을 추출하여 영상의 화질을 높이는데 활용하였다. 획득한 영상을 필터 보정 역투영법 및 감쇠 보정을 시행하였다[18].

4. 특성 파악용 TAC 데이터 생성

시공간 특징 추출 기법을 통한 SVD의 특성을 파악하기 위해서 다양한 패턴의 시계열 TAC의 데이터 생성이 필요하다. 특히, 시공간 영상 특징들 사이의 관계를 표현하고, 이를 정량적으로 나타낼 수 있는 데이터는, 향후 SVD 및 그 이외의 다양한 시공간 특징 기법의 특성을 파악하는데 필수적이다. 이를 위해서, 다차원 TAC 특징들 사이의 관계를 계산하고, 이에 따른 제안한 방법의 영상 재구성 기법이 가지는 특징들을 파악해 보았다.

시계열 데이터는 선형성을 가지는 정현파 방정식만을 이용하여 크기, 위상, 주파수를 무작위로 선정하여 두 벡터 사이의 각도를 계산 후, 특정 관계 조건에 일치하는 경우 TAC 시계열 시뮬레이션 데이터로 선정 및 활용하였다. 시뮬레이션 데이터 선정은 다음의 Table 1과 같이 하였다.

Table 1. Selection of simulation data

Degrees between two vectors	Number of The Linear Equation		
	Case 1	Case 2	Case 3
90) $X \geq 80$	596 EA	619 EA	544 EA
80) $X \geq 70$	1279 EA	1219 EA	1207 EA
70) $X \geq 60$	1245 EA	1260 EA	1242 EA
60) $X \geq 50$	1323 EA	1320 EA	1328 EA
50) $X \geq 40$	1504 EA	1505 EA	1505 EA
40) $X \geq 30$	1080 EA	1067 EA	989 EA
30) $X \geq 20$	996 EA	884 EA	967 EA

각각의 시뮬레이션 데이터는 위의 조건에 따라 최대 1,505개의 trial로 생성하였으며, 그 공식은 아래와 같다.

$$\text{정현파 공식 : } V_{(t)} = V_m \sin(\omega t + \theta)$$

여기서 $V_{(t)}$ 는 t 시점에서의 TAC 시계열 데이터의 값을 의미하고 V_m 은 정현파의 크기, ω 는 각속도, t 는 시점(시간) 그리고 θ 는 위상(phase)을 나타낸다. 위 수식에서 신호의 크기, 각속도, 위상 3가지를 랜덤하게 선정하여 가상의 데이터를 생성하였다. 여기서 각속도의 변화폭은 $0 \sim 30^\circ$

로 제한하였으며, 위상의 제한폭도 0~90°로 제한하였다. 이는 정현파 특성상 90°이상의 위상변화는 반복적인 특징을 만들 수 있는 점과 각속도의 지나친 차이는 주파수의 큰 차이를 만들어 실제적인 PET TAC의 특성과는 너무 차이 나기 때문이다. 또한, 고차원의 특징 벡터는 서로 다른 동적 영상을 따로 분리하여 노이즈 없이 구성된 동적영상에서 추출된 특징 벡터를 사용하였다.

5. 벡터의 특징들 사이의 관계

본 연구에서 사용되는 시공간 특징은 4차원으로 영상이나 그림으로 표현하기 난해한 고차원 데이터의 특징을 가지게 된다. 비록 고차원 데이터들을 영상이나 그래프로 표현하기 어려운 면이 있으나, 고차원 특징벡터들 사이의 유사성 관계를 벡터연산으로 나타낼 수 있다. 이를 위해서, 벡터의 내적(inner product)이 본 연구에서 활용되었다. 벡터의 내적은 두 특징벡터가 가지는 유사성 관계를 특징벡터 사이의 각도 계산해 줄 수 있어, 서로 다른 시공간 특징벡터들 사이의 관계를 정량적으로 평가하는데 적합하다. 벡터의 내적 공식은 아래와 같다(식 1, 2, 3). 여기서 두 특징벡터 사이의 각도가 0°이면, 두 특징 벡터는 완벽히 동일한 특성을 가지는 것을 나타내며, 90° 이면 서로 완전히 다른 특징을 말한다. 90°인 경우의 특징을 직교성(orthogonality)로 표현하기도 한다.

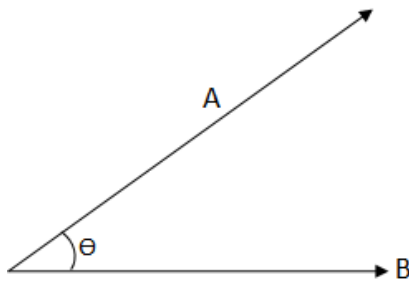


Fig 2. random Vector illustration

$$\vec{A} \cdot \vec{B} = \|\vec{A}\| \|\vec{B}\| \cos \theta \quad \text{식 1.}$$

$$\cos \theta = \frac{\vec{A} \cdot \vec{B}}{\|\vec{A}\| \|\vec{B}\|} \quad \text{식 2.}$$

$$\theta = \cos^{-1} \left(\frac{\vec{A} \cdot \vec{B}}{\|\vec{A}\| \|\vec{B}\|} \right) \quad \text{식 3.}$$

수식 (1)~(3)과 같이 두 벡터의 내적 공식은 두-벡터 사이의 각도 계산을 유도할 수 있다. 이러한 두 벡터의 각도는

두 시공간 특징 벡터의 관계를 나타내주는 주요한 지표로 활용되게 된다.

6. 노이즈 파워 (Noise power) 계산

본 시뮬레이션 연구에서, 각 영상의 특징을 이해하기 위해서는 신호의 파워 뿐만 아니라 영상에 첨가된 노이즈 파워(noise power)의 특징도 함께 이해해야 할 필요가 있다. 본 연구에서는 노이즈의 파워를 계산하기 위해서 아래와 같이 정의된 수식 (4)를 채용하였다.

$$SC = \sum_{x=1}^{200} \sum_{y=1}^{200} \sum_{z=1}^{50} (estimated\ volume - original\ volume)^2$$

[intensity range = 0 ~ 255]

$$noise\ power = 10 \log_{10} SC \quad \text{식 4.}$$

여기서, *estimated volume*은 SVD를 거친 PET 영상의 시뮬레이션 결과로 원본 영상에서 가지고 있는 노이즈의 특성도 일부 포함하고 있는 것으로 예상된다. *original volume*은 노이즈가 포함되지 않은 영상으로 실제 *estimated volume*이 *original volume*에 가까워지게 되면 전체적인 노이즈의 파워는 작아지게 되고, 그 반대의 경우에는 노이즈의 파워가 커지게 된다. 다만, 노이즈의 파워의 크기 변화가 상당히 큰 영역을 걸쳐 나타난다. 이를 쉽게 이해하기 위해서 노이즈의 파워는 dB 단위로 변환하여 나타내게 된다.

7. 신호 대 잡음비(SNR) 계산

핵의학에서는 영상을 얻기 위해 최종 감마선을 발생하는 방사성의약품을 사용한다. 발생하는 감마선에 대한 신호는 특정한 시간 동안에는 데이터를 얻기에 충분한 양이며 포아송 (poisson) 분포의 특성에 따라 정규분포를 나타낸다. 정규분포는 가우스분포라고도 하며 특정한 평균값을 기준으로 나타나는 정규분포의 잡음을 가우스잡음이라 한다. 포아송분포를 나타내는 영상은 측정 데이터의 평균값과 분산(표준편차의 제곱)이 같은 값을 갖는다는 특징이 있다. 그렇기 때문에 특정 데이터의 분산 값을 측정하지 못하더라도 평균치를 사용하여 분산 값을 계산하는 것이 가능하고 데이터의 신호 대 잡음비를 계산할 수 있다. 측정값이 높을수록 신호 대 잡음비가 높아지며 감마선에 대한 검출이 많을수록 영상화에 좋은 데이터를 획득할 수 있다. 본 연구에서는 수식 (5)와 같이 SNR을 계산하였다.

측정된 영상의 SNR 계산

$$SNR_{SC} = \frac{original\ volume^2}{(estimated\ volume - original\ volume)^2}$$

$$SNR = 10\log_{10} SNR_{SC} \quad \text{식 5.}$$

III. 결 과

시공간 특징은 4차원을 넘어선 고차원의 특징 벡터로 나타낼 수 있다. 이러한 고차원의 특징 벡터는 벡터의 내적연산을 응용하여 각각의 특징벡터 사이의 유사성을 각도(degree)로 나타낼 수 있다. 본 연구에서는 Fig. 1에 나와 있는 3가지 경우의 이미지를 고차원의 특징 벡터들 사이의 유사성을 조건

별로 분류하여 영상에 미치는 영향을 조사하였다.

1. Case 1

Fig. 3은 'Case 1'과 같은 형태로 구성된 가상의 4차원 PET 데이터를 분석한 결과이다. 본 결과에서는 두 특징 벡터의 유사성이 0~59° 사이까지는 불확실한 결과를 유도하는 패턴을 확인할 수 있으며, 60° 이상의 특징벡터 사이 각도를 가질 경우에 서로 다른 특징을 가지는 영상을 잘 분리해 내는 결과를 확인할 수 있다.

2. Case 2

Fig. 4는 Fig. 3과 같은 방법으로 데이터를 분석한 결과이며, Fig. 3과 유사한 결과를 확인할 수 있다.

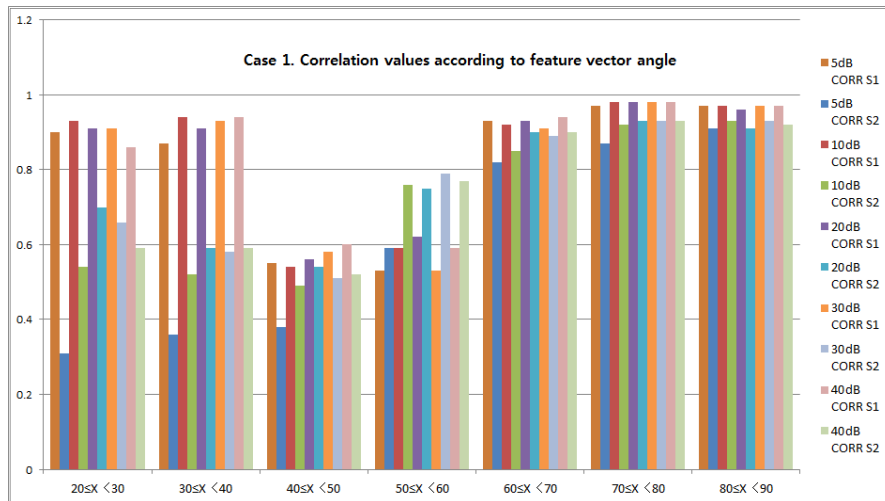


Fig. 3. Case 1, Correlation values according to feature vector angle

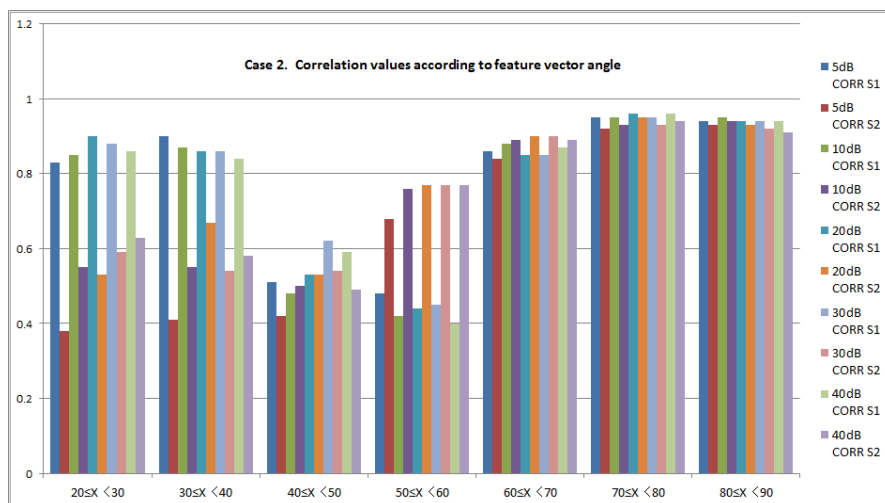


Fig. 4. Case 2, Correlation values according to feature vector angle

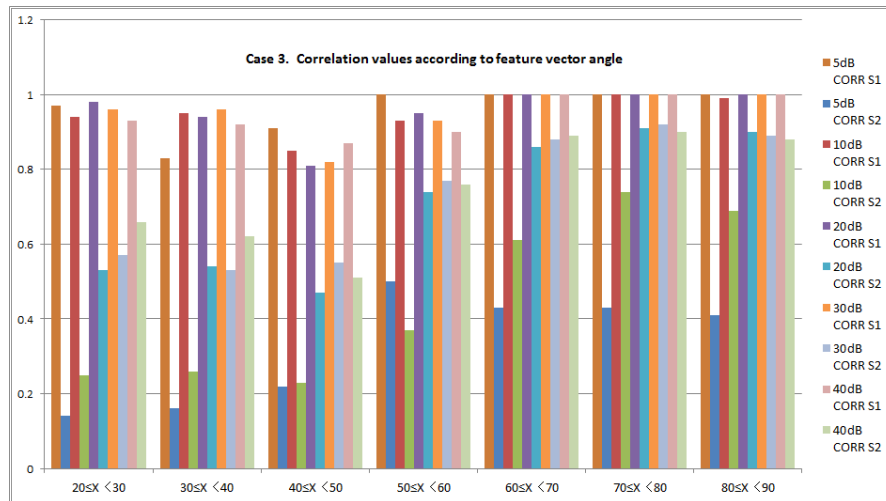


Fig 5. Case 3, Correlation values according to feature vector angle

3. Case 3

Fig. 5와 같이 ‘Case 3’으로 구성된 형태의 가상의 4차원 PET 데이터를 분석할 경우에는 전체 영역에서 불확실성이 높아지는 것을 확인할 수 있다. 이 경우 영상의 SNR이 20 dB를 초과할 경우에만 정확한 영상의 분리가 이루어짐을 확인할 수 있다.

4. TAC 특성에 따른 결과

시물레이션 결과, 특이값분해 기반 동적영상 재구성기법은 입력영상의 신호 대 잡음비(SNR)가 20dB 이상이고 TAC 특징벡터 각도가 60° 이상일 때 입력영상과 출력영상의 관심지역 유사성이 높은 것을 알 수 있었다. 또한 입력 영상의 신호 대 잡음비의 단계가 30dB 이상에서는 노이즈파워(NP)가 ‘-’값을 보였으며, 입력 SNR의 단계가 낮더라도 TAC 특징벡터 각도가 60° 이상이면 영상의 유사성은 크게 개선됨을 확인할 수 있었다.

IV. 고 찰

양전자방출단층촬영은 동적의료영상을 얻을 수 있으며, 암의 진단이나 조직, 기관의 기능성 검사도 할 수 있는 검사 방법이다. 하지만 동적의료영상을 얻을 수 있는 다른 검사 방법들에 비해 영상의 화질이 떨어진다는 단점이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위해 의료영상 재구성 기법을 활용하여 노이즈를 줄이는 방법이 사용된다. 의료영상 재구성 기법 중 특이값분해 기법은 원래 신호처리 분야에서 사용하던

방법이지만 선행 논문[18, 19] 연구결과에서 영상의 질을 향상시켜 의료영상 재구성 기법으로서 활용될 수 있음을 증명하였다. 그러나 어떠한 영상이 특이값분해 기법에 적합한지에 대한 판단기준이 없기 때문에, 임상 영상 적용에 있어서 제한점으로 작용되어 왔다.

본 연구는 동적 의료영상 재구성기법 중 특이값분해의 특징을 파악하고자 하였다. 연구를 하면서 시물레이션의 수학적 연산량이 방대하여 결과를 도출하기까지 많은 시간이 소요됐다. 실제의 진단 이미지를 본 연구의 방법에 적용한다면 더욱더 많은 시간이 걸릴 것이다. 따라서 이를 해결하기 위해서는 고성능 연산전용 컴퓨터가 필요하다.

또한, 연구에서는 실제 임상데이터를 사용하지 못하고 임의로 만든 동적 영상을 사용하여 시물레이션을 하였다. 이러한 방법이 실제 방대한 임상데이터에 적용 되었을 때 제대로 된 영상의 분석이 될지는 추가적인 연구가 필요하다.

특이값분해는 주성분분석(PCA)를 기반으로 영상을 재구성하며 수학적으로 영상에서 두 특징벡터가 수직일 때에는 영상을 분리해낼 수 있지만 기울기가 비슷하거나 평행일 때에는 분리가 어렵다는 제약사항이 있다. 이러한 문제를 개선할 방법을 찾는 것도 하나의 과제일 것이다.

양전자방출단층촬영 (PET)은 다른 동적의료영상진단방법이 할 수 없는 검사가 가능하기 때문에 꼭 필요한 검사방법이며 화질에 대한 연구가 지속적으로 이루어진다면 임상적 활용도가 높아질 것으로 생각된다. 추후 연구에서는 위와 같은 문제들을 고려하여 연구한다면 보다 빠르고 정확한 알고리즘 개발과 영상 재구성 방법에 기여할 수 있을 것으로 생각된다.

V. 결 론

특이값분해 기반 의료영상 재구성 기법의 특성에 대한 연구가 없어 어떠한 상태의 영상이 적용되었을 때 좋은 결과를 나타내는지에 대한 특성파악이 이루어지지 않았다. 따라서 본 연구에서는 특이값분해 기반 영상 재구성 기법에 대해 다양한 시뮬레이션 방법을 적용하여 특성을 파악하고자 하였다. 본 연구 결과에서, 신호 대 잡음비(SNR)가 20dB 이상이고 TAC 특징벡터 각도가 60° 이상인 영상을 적용하였을 때 최대의 효과가 있음을 알 수 있었으며 입력 영상의 신호 대 잡음비의 단계가 낮더라도 TAC 특징벡터 각도가 60° 이상이면 영상의 유사성은 크게 개선됨을 확인할 수 있었다.

이를 통한 연구방법과 결과들은 특이값분해 외에도 다른 시공간 특징 기법에도 적용할 수 있어 앞으로 이루어질 화질개선 및 이에 대한 영상 재구성기법 연구에 활용되어 연구 활성화에 기여하고자 하며, 최종적으로 동적의료영상의 화질개선에 활용하여 진단의 정확성을 향상시킬 수 있을 것으로 사료된다.

REFERENCES

- [1] Sprawls P. Online Edition: Magnetic Resonance Imaging Principles, Methods and techniques. Sprawls Educational Foundation, Emory University; 2018.
- [2] Brenner DJ, Hall EJ. Computed Tomography — An Increasing Source of Radiation Exposure — NEJM. N Engl J Med [Internet]. 2007;357:2277–84. Available from: <http://www.nejm.org/doi/full/10.1056/nejmra072149D>.
- [3] Llamas-Ivarez AM, Tenza-Lozano EM, Latour-Pérez J. Accuracy of Lung Ultrasonography in the Diagnosis of Pneumonia in Adults: Systematic Review and Meta-Analysis. Chest [Internet]. 2017;151(2):374–82. Available from: <http://dx.doi.org/10.1016/j.chest.2016.10.039>
- [4] Bateman TM. Advantages and disadvantages of PET and SPECT in a busy clinical practice. J Nucl Cardiol. 2012;19:S3–11.
- [5] Cohen AD, Klunk WE. Early detection of Alzheimer's disease using PiB and FDG PET. Neurobiol Dis [Internet]. 2014;72:117–22. Available from: <http://dx.doi.org/10.1016/j.nbd.2014.05.001>
- [6] Zippo AG, Castiglioni I, Borsa VM, Biella GEM. The Compression Flow as a Measure to Estimate the Brain Connectivity Changes in Resting State fMRI and 18F-DG-PET Alzheimer's Disease Connectomes. Front Comput Neurosci [Internet]. 2015;9:148. Available from: <http://journal.frontiersin.org/Article/10.3389/fncom.2015.00148/abstract>
- [7] Jokinen P. PET and MR imaging in parkinson's disease patients with cognitive impairment. Turun Yliopisto university of Turku; 2011.
- [8] Ishii K, Willoch F, Minoshima S, Drzezga A, Ficarò EP, Cross DJ, et al. Statistical brain mapping of 18F-FDG PET in Alzheimer's disease: validation of anatomic standardization for atrophied brains. J Nucl Med [Internet]. 2001;42(4):548–57. Available from: <http://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/11337540>
- [9] Bailey DL, Humm JL, Todd-Pokropek A, van Aswegen A. Nuclear Medicine Physics: A Handbook for Teachers and Students [Internet]. International Atomic Energy Agency; 2014. Available from: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pubmed/19692982>
- [10] Ziegler SI. Positron emission tomography: Principles, technology, and recent developments. Nucl Phys A. 2005;752(1–4 SPEC. ISS.):679–87.
- [11] Carlsson J, Aronsson EF, Hietala SO, Stigbrand T, Tennvall J. Tumour therapy with radionuclides: assessment of progress and problems. Radiother Oncol. 2003;66:107–17.
- [12] Praus P. Water quality assessment using SVD-based principal component analysis of hydrological data. Water SA. 2005;31(4):417–22.
- [13] Pedersen F, Bergström M, Bengtsson E, Långström B. Principal component analysis of dynamic positron emission tomography images. Eur J Nucl Med. 1994;21(12):1285–92.
- [14] Andrews HC, Patterson CL. Singular Value Decompositions And Digital Image Processing. IEEE Trans Acoust. 1976;24(1):26–53.
- [15] Gonzalez RC, Woods RE. Digital Image Processing. 3rd ed. New Jersey, USA: Prentice Hall; 2008.
- [16] Shnayderman A, Gusev A, Eskicioglu AM.

- Multidimensional image quality measure using Singular Value Decomposition. In: SPIE-IS&T Electronic Imaging. 2004. Available from: <https://doi.org/10.1117/12.530554>
- [17] Abbadi NK El, Kadhim NE. Brain Tumor Classification Based on Singular Value Decomposition. *Ijarcece* [Internet]. 2016;5(8):553-7. Available from: [http://ijarcece.com/upload/2016/august-16/IJARCCCE 116.pdf](http://ijarcece.com/upload/2016/august-16/IJARCCCE%20116.pdf)
- [18] Pyeon DY, Kim JS, Baek CH, Jung YJ. Singular Value Decomposition based Noise Reduction Technique for Dynamic PET Image : Preliminary study. *J Radiol Sci Technol*. 2016;39(2):227-36.
- [19] Park HY, Pyeon D, Kim DH, Jung Y. Dynamic Computed Tomography based on Spatio-temporal Analysis in Acute Stroke : Preliminary Study. *J Radiol Sci Technol*. 2016;39(4):543-7.

Appendix

아래의 표는 특정 신호 대 잡음비 단계에서 각도별 입력 데이터 수, 출력 영상의 관심지역 신호 크기(SP), 노이즈 크기의 합(NP), 신호 대 잡음비(SNR), 출력 영상과 입력영상의 관심지역 유사성(CORR) 순으로 정리하였다.

Table 2. Case 1, simulation result for SNR 5dB

Case 1.	Angle condition	trials	mean of SP	mean of SP	mean of NP	SNR (dB)	CORR S1 (TAC)	CORR S2 (TAC)
			S1 (dB)	S2 (dB)	Total (dB)			
Image SNR Level 5dB	90) $X \geq 80$	117	10.41	10.41	19.08	1.12	0.97	0.91
	80) $X \geq 70$	239	10.85	10.85	19.08	1.17	0.97	0.87
	70) $X \geq 60$	219	10.46	10.46	19.08	1.23	0.93	0.82
	60) $X \geq 50$	263	9.50	9.51	19.08	1.35	0.53	0.59
	50) $X \geq 40$	301	9.62	9.62	19.08	1.37	0.55	0.38
	40) $X \geq 30$	204	9.85	9.86	19.08	1.21	0.87	0.36
	30) $X \geq 20$	192	10.13	10.14	18.98	1.32	0.90	0.31

Table 3. Case 1, simulation result for SNR 10dB

Case 1.	Angle condition	trials	mean of SP	mean of SP	mean of NP	SNR (dB)	CORR S1 (TAC)	CORR S2 (TAC)
			S1 (dB)	S2 (dB)	Total (dB)			
Image SNR Level 10dB	90) $X \geq 80$	135	9.98	9.99	14.08	2.84	0.97	0.93
	80) $X \geq 70$	232	10.53	10.53	14.08	2.97	0.98	0.92
	70) $X \geq 60$	247	9.71	9.71	14.08	3.01	0.92	0.85
	60) $X \geq 50$	279	9.03	9.03	14.08	3.23	0.59	0.76
	50) $X \geq 40$	301	9.00	9.00	14.04	3.35	0.54	0.49
	40) $X \geq 30$	220	9.31	9.32	14.08	3.05	0.94	0.52
	30) $X \geq 20$	200	9.62	9.62	14.08	3.14	0.93	0.54

Table 4. Case 1, simulation result for SNR 20dB

Case 1.	Angle condition	trials	mean of SP	mean of SP	mean of NP	SNR (dB)	CORR S1 (TAC)	CORR S2 (TAC)
			S1 (dB)	S2 (dB)	Total (dB)			
Image SNR Level 20dB	90) $X \geq 80$	108	9.74	9.74	4.05	10.02	0.96	0.91
	80) $X \geq 70$	252	10.33	10.33	4.09	10.36	0.98	0.93
	70) $X \geq 60$	237	9.83	9.83	4.09	10.47	0.93	0.90
	60) $X \geq 50$	234	8.72	8.72	4.09	10.89	0.62	0.75
	50) $X \geq 40$	301	8.85	8.86	4.09	10.97	0.56	0.54
	40) $X \geq 30$	218	9.10	9.10	4.09	10.45	0.91	0.59
	30) $X \geq 20$	179	9.55	9.56	4.09	10.77	0.91	0.70

Table 5. Case 1, simulation result for SNR 30dB

Case 1.	Angle condition	trials	mean of SP	mean of SP	mean of NP	SNR (dB)	CORR S1 (TAC)	CORR S2 (TAC)
			S1 (dB)	S2 (dB)	Total (dB)			
Image SNR Level 30dB	90) $X \geq 80$	111	9.86	9.86	-5.83	19.61	0.97	0.93
	80) $X \geq 70$	255	10.36	10.36	-5.83	19.87	0.98	0.93
	70) $X \geq 60$	254	9.64	9.64	-5.83	19.99	0.91	0.89
	60) $X \geq 50$	260	8.71	8.71	-5.83	20.39	0.53	0.79
	50) $X \geq 40$	301	8.65	8.65	-5.83	20.51	0.58	0.51
	40) $X \geq 30$	204	8.94	8.95	-5.81	19.80	0.93	0.58
	30) $X \geq 20$	223	9.35	9.36	-5.83	20.20	0.91	0.66

Table 6. Case 1, simulation result for SNR 40dB

Case 1.	Angle condition	trials	mean of SP S1 (dB)	mean of SP S2 (dB)	mean of NP Total (dB)	SNR (dB)	CORR S1 (TAC)	CORR S2 (TAC)
Image SNR Level 40dB	90) $X \geq 80$	125	9.84	9.84	-15.15	28.89	0.97	0.92
	80) $X \geq 70$	301	10.30	10.31	-15.15	29.14	0.98	0.93
	70) $X \geq 60$	288	9.84	9.84	-15.15	29.26	0.94	0.90
	60) $X \geq 50$	287	8.59	8.59	-15.15	29.68	0.59	0.77
	50) $X \geq 40$	300	8.72	8.72	-15.15	29.70	0.60	0.52
	40) $X \geq 30$	234	8.96	8.96	-15.15	29.15	0.94	0.59
	30) $X \geq 20$	202	9.38	9.38	-15.15	29.64	0.86	0.59

Table 7. Case 2, simulation result for SNR 5dB

Case 2.	Angle condition	trials	mean of SP S1 (dB)	mean of SP S2 (dB)	mean of NP Total (dB)	SNR (dB)	CORR S1 (TAC)	CORR S2 (TAC)
Image SNR Level 5dB	90) $X \geq 80$	127	12.15	12.19	19.08	1.37	0.94	0.93
	80) $X \geq 70$	212	12.31	12.34	18.99	1.42	0.95	0.92
	70) $X \geq 60$	239	11.98	12.02	19.08	1.46	0.86	0.84
	60) $X \geq 50$	254	11.04	11.08	19.08	1.55	0.48	0.68
	50) $X \geq 40$	301	11.05	11.09	19.08	1.58	0.51	0.42
	40) $X \geq 30$	183	11.32	11.36	19.08	1.44	0.90	0.41
	30) $X \geq 20$	169	11.62	11.66	19.08	1.57	0.83	0.38

Table 8. Case 2, simulation result for SNR 10dB

Case 2.	Angle condition	trials	mean of SP S1 (dB)	mean of SP S2 (dB)	mean of NP Total (dB)	SNR (dB)	CORR S1 (TAC)	CORR S2 (TAC)
Image SNR Level 10dB	90) $X \geq 80$	145	11.95	11.99	14.08	3.40	0.95	0.94
	80) $X \geq 70$	265	12.13	12.17	14.08	3.48	0.95	0.93
	70) $X \geq 60$	258	11.59	11.63	14.08	3.55	0.88	0.89
	60) $X \geq 50$	291	10.46	10.50	14.08	3.69	0.42	0.76
	50) $X \geq 40$	301	10.57	10.62	14.04	3.80	0.48	0.50
	40) $X \geq 30$	233	10.79	10.84	14.08	3.47	0.87	0.55
	30) $X \geq 20$	185	11.28	11.32	14.08	3.71	0.85	0.55

Table 9. Case 2, simulation result for SNR 20dB

Case 2.	Angle condition	trials	mean of SP S1 (dB)	mean of SP S2 (dB)	mean of NP Total (dB)	SNR (dB)	CORR S1 (TAC)	CORR S2 (TAC)
Image SNR Level 20dB	90) $X \geq 80$	109	11.57	11.61	4.09	11.00	0.94	0.93
	80) $X \geq 70$	232	12.23	12.27	4.09	11.28	0.96	0.95
	70) $X \geq 60$	245	11.54	11.58	4.07	11.31	0.85	0.90
	60) $X \geq 50$	253	10.43	10.47	4.09	11.60	0.44	0.77
	50) $X \geq 40$	301	10.52	10.56	4.09	11.67	0.53	0.53
	40) $X \geq 30$	216	10.86	10.90	4.09	11.23	0.86	0.67
	30) $X \geq 20$	150	11.09	11.13	4.09	11.59	0.90	0.53

Table 10. Case 2, simulation result for SNR 30dB

Case 2.	Angle condition	trials	mean of SP S1 (dB)	mean of SP S2 (dB)	mean of NP Total (dB)	SNR (dB)	CORR S1 (TAC)	CORR S2 (TAC)
Image SNR Level 30dB	90)X≥80	133	11.55	11.59	-5.84	20.61	0.94	0.92
	80)X≥70	244	11.99	12.03	-5.84	20.85	0.95	0.93
	70)X≥60	245	11.48	11.52	-5.84	20.99	0.85	0.90
	60)X≥50	269	10.40	10.44	-5.84	21.19	0.45	0.77
	50)X≥40	301	10.53	10.58	-5.84	21.17	0.62	0.54
	40)X≥30	223	10.75	10.79	-5.84	20.89	0.86	0.54
	30)X≥20	183	10.92	10.96	-5.81	21.00	0.88	0.59

Table 11. Case 2, simulation result for SNR 40dB

Case 2.	Angle condition	trials	mean of SP S1 (dB)	mean of SP S2 (dB)	mean of NP Total (dB)	SNR (dB)	CORR S1 (TAC)	CORR S2 (TAC)
Image SNR Level 40dB	90)X≥80	105	11.58	11.62	-15.21	29.94	0.94	0.91
	80)X≥70	266	12.20	12.24	-15.21	30.26	0.96	0.94
	70)X≥60	273	11.52	11.56	-15.21	30.30	0.87	0.89
	60)X≥50	253	10.25	10.29	-15.15	30.36	0.40	0.77
	50)X≥40	301	10.42	10.47	-15.21	30.61	0.59	0.49
	40)X≥30	212	10.70	10.75	-15.21	30.22	0.84	0.58
	30)X≥20	197	10.99	11.03	-15.21	30.41	0.86	0.63

Table 12. Case 3, simulation result for SNR 5dB

Case 3.	Angle condition	trials	mean of SP S1 (dB)	mean of SP S2 (dB)	mean of NP Total (dB)	SNR (dB)	CORR S1 (TAC)	CORR S2 (TAC)
Image SNR Level 5dB	90)X≥80	103	9.64	9.70	19.08	3.43	1.00	0.41
	80)X≥70	235	10.62	10.68	19.08	3.37	1.00	0.43
	70)X≥60	218	11.47	11.53	19.08	3.45	1.00	0.43
	60)X≥50	236	11.32	11.37	19.08	3.70	1.00	0.50
	50)X≥40	301	10.53	10.58	19.08	4.12	0.91	0.22
	40)X≥30	195	10.81	10.86	19.08	4.33	0.83	0.16
	30)X≥20	200	11.08	11.13	18.98	3.80	0.97	0.14

Table 13. Case 3, simulation result for SNR 10dB

Case 3.	Angle condition	trials	mean of SP S1 (dB)	mean of SP S2 (dB)	mean of NP Total (dB)	SNR (dB)	CORR S1 (TAC)	CORR S2 (TAC)
Image SNR Level 10dB	90)X≥80	108	9.98	10.05	13.95	6.62	0.99	0.69
	80)X≥70	263	11.10	11.16	14.08	6.86	1.00	0.74
	70)X≥60	277	10.76	10.82	14.08	7.15	1.00	0.61
	60)X≥50	253	10.14	10.19	14.08	7.84	0.93	0.37
	50)X≥40	301	10.35	10.41	14.08	7.98	0.85	0.23
	40)X≥30	176	10.68	10.73	14.08	7.47	0.95	0.26
	30)X≥20	202	11.14	11.19	14.08	7.69	0.94	0.25

Table 14. Case 3, simulation result for SNR 20dB

Case 3.	Angle condition	trials	mean of SP S1 (dB)	mean of SP S2 (dB)	mean of NP Total (dB)	SNR (dB)	CORR S1 (TAC)	CORR S2 (TAC)
Image SNR Level 20dB	90)X≥80	106	9.98	10.05	4.08	15.88	1.00	0.90
	80)X≥70	240	10.93	10.99	4.08	15.99	1.00	0.91
	70)X≥60	262	10.55	10.61	4.08	16.34	1.00	0.86
	60)X≥50	279	9.96	10.02	4.08	17.01	0.95	0.74
	50)X≥40	301	10.07	10.12	4.07	17.17	0.81	0.47
	40)X≥30	194	10.53	10.58	4.08	16.69	0.94	0.54
	30)X≥20	181	11.03	11.08	4.08	17.02	0.98	0.53

Table 15. Case 3, simulation result for SNR 30dB

Case 3.	Angle condition	trials	mean of SP S1 (dB)	mean of SP S2 (dB)	mean of NP Total (dB)	SNR (dB)	CORR S1 (TAC)	CORR S2 (TAC)
Image SNR Level 30dB	90)X≥80	100	9.96	10.03	-5.92	25.64	1.00	0.89
	80)X≥70	216	10.83	10.89	-5.92	25.83	1.00	0.92
	70)X≥60	222	10.72	10.78	-5.92	26.28	1.00	0.88
	60)X≥50	271	9.85	9.91	-5.92	27.12	0.93	0.77
	50)X≥40	301	10.11	10.16	-5.92	27.31	0.82	0.55
	40)X≥30	198	10.35	10.40	-5.92	26.51	0.96	0.53
	30)X≥20	179	10.73	10.78	-5.88	26.60	0.96	0.57

Table 16. Case 3, simulation result for SNR 40dB

Case 3.	Angle condition	trials	mean of SP S1 (dB)	mean of SP S2 (dB)	mean of NP Total (dB)	SNR (dB)	CORR S1 (TAC)	CORR S2 (TAC)
Image SNR Level 40dB	90)X≥80	127	9.78	9.85	-15.92	35.69	1.00	0.88
	80)X≥70	253	10.77	10.83	-15.92	35.82	1.00	0.90
	70)X≥60	263	10.69	10.75	-15.92	36.27	1.00	0.89
	60)X≥50	289	10.00	10.05	-15.92	36.97	0.90	0.76
	50)X≥40	301	10.10	10.15	-15.92	37.20	0.87	0.51
	40)X≥30	226	10.53	10.59	-15.85	36.45	0.92	0.62
	30)X≥20	205	11.01	11.06	-15.92	36.91	0.93	0.66