

CT영상용 3차원 역학 모델 기반 폐 결절 분할 방법

윤지석*, 최태선*

3D mechanical model based pulmonary nodule segmentation in CT images

Ji-Seok Yoon*, Tae-Sun Choi*

요 약 본 논문에서는 3차원 역학 모델을 이용한 폐 결절 분할 방법을 제안한다. 제안된 폐결절 분할 방법은 세 가지 과정으로 구성된다. 첫 번째, 초기 3차원 역학 모델을 생성한다. 생성된 모델은 삼각형 메쉬로 구성되어 있고 구의 형태를 갖는다. 두 번째, 구성된 초기 모델의 점들을 변화시킨다. 세 번째, 각각의 변화에 따라 외부 에너지와 내부 에너지를 계산 한다. 내부 에너지는 형태 기반 에너지로 구성되어 있고, 외부에너지는 음영값 기반 에너지로 구성된다. 이 초기 모델을 변화시키고, 변화에 따른 에너지의 최소값을 찾는 과정을 반복한다. 모델의 에너지가 수렴되면 이를 이용하여 결절을 분할한다. 제안된 방법은 기존 방법에 비하여 정확도가 크게 개선되었다.

Abstract In this paper, a 3D mechanical model based on pulmonary nodule segmentation method is proposed. The proposed method has three main parts. First, an initial 3D mechanical model is generated. The model is made up of many triangle elements resulting in forming whole shape of the model as sphere. Second, points of the model are deformed, and finally internal and external energies according to each deformation are calculated. The internal energy is determined by the model shape, and the external energy is determined by intensity. After the model is deformed, the process of searching the minimum energy generated by the deformation is executed repetitively. If the model energy converges, the nodule is segmented by using the proposed model. The proposed method greatly improves the result compared with conventional methods.

Key Words : 3D mechanical model, external energy, internal energy, nodule segmentation

1. 서론

전 세계적으로 폐암은 다수의 환자들을 사망에 이르게 하는 주된 원인이다. 최근 5년간의 폐암환자의 생존율을 찾아보면 약 10% 미만으로 매우 낮다[1]. 그러나 암을 초기에 발견할 수 있을 경우에는 높은 생존율을 나타낸다. 하지만 효율적인 진단 시스템의 부재로 인하여 암을 초기에 진단하는 것은 매우 어렵다. 방사선사가 CT 영상을 이용하여 환자를 진단할 경우 분석해야할 정보가 너무 많아 오랜 시간이 소요된다. 이러한

단점을 보완하기 위해서는 자동화된 시스템인 컴퓨터 보조 진단 (Computer Aided Diagnosis, CAD) 시스템이 필요하다. 이 CAD 시스템에서 폐 결절을 분할하는 단계는 CAD 시스템의 불필요한 연산을 감소시킬 수 있는 중요 과정이다. 또한 이전의 결절을 진단했었던 결과에 비해 결절의 모양이 얼마나 변화했는지 비교 및 분석하기 위한 follow-up-study에서도 필수적인 과정이다.

*Corresponding Author : School of Mechatronics, Gwangju Institute of Science and Technology (GIST)(tschoi@gist.ac.kr)
Received August 3, 2015 Revised August 9, 2015 Accepted August 14, 2015

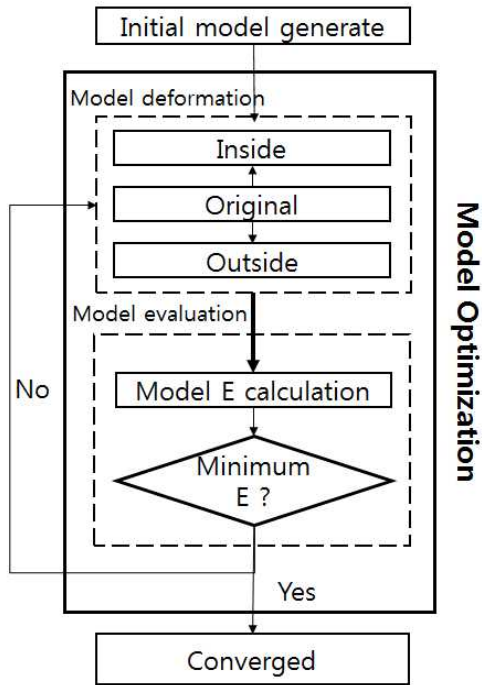


그림 1. 폐 결절 분할 방법
Fig. 1. Pulmonary nodule segmentation method

그동안 문헌상에서 폐 결절을 분할하기 위한 많은 방법이 제안되었다. 먼저 음영값을 thresholding하여 폐 결절 분할 방법을 제안하였다[2-4]. 이러한 방법들은 결절의 해부학적 정보에 많은 영향을 미치기 때문에 이러한 정보를 미리 알고 있어야 하고 영상의 질에 따라 분할 결과의 정확도가 감소되는 단점이 있다. 이러한 문제점을 극복하기 위해 active-contour model을 이용하여 분할하는 방법들이 연구되었다[5-7]. 그러나 이러한 방법들은 초기모델의 단순한 구조 및 2차원에서 분할한 결과를 이용하거나 각각의 영상간의 연결성이 낮은 단순구조의 3차원 모델을 사용하기 때문에 정확한 결과를 얻을 수 없다. 그리고 모델을 구성하는 에너지가 단순한 내부에너지 및 외부에너지를 이용하기 때문에 모델을 최적화 하는데 어려움이 있다. 이러한 단점을 보완하기 위하여 3차원 가변형 구 메쉬를 이용한 방법을 제안한다.

2. 3차원 역학 모델을 이용한 폐 결절 분할 방법

본 논문에서는 폐 CT 영상에서 폐 결절을 분할하기 위해 3차원 역학 모델을 이용한 폐 결절 분할 방법을 제안한다. 그림 1은 제안하는 분할 방법의 블록선도이다. 먼저 초기 3차원 모델을 생성한다. 생성된 모델은 구의 형태이며 삼각형 메쉬로 구성되어져 있다. 그 후 모델을 구성하는 점을 내부와 외부로 변화시키면서 각각의 변화에 따라 내부에너지 및 외부에너지를 계산한다. 내부에너지는 형태 기반 에너지이고 외부에너지는 음영값 기반 에너지이다. 모델을 변화시키고 에너지를 계산하는 과정을 모델의 에너지가 최소값에 수렴 할 때까지 반복한다. 이 수렴된 모델 CT영상에서 분할된 결절이다.

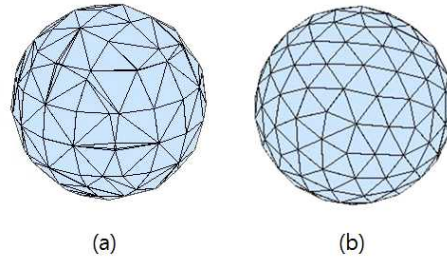


그림 2. 초기 메쉬 생성 결과: (a) Delaunay Triangulation(DT) 결과, (b) energy equilibrium 결과
Fig. 2. Initial mesh generation result: (a) Delaunay Triangulation(DT) result, (b) energy equilibrium result

2.1 초기 모델 생성

본 논문에서는 초기 모델로 삼각형 메쉬 구성된 구 형태의 역학 모델을 사용한다. 결절의 무게 중심을 기반으로 생성되며 구의 반지름의 대략적인 결절의 반지름보다 10% 크게 생성한다. 초기 모델 생성하기 위해서는 2가지 과정이 필요하다.

첫 번째로 Delaunay Triangulation(DT)를 이용하여 구 형태의 초기 모델을 생성한다[8]. 이

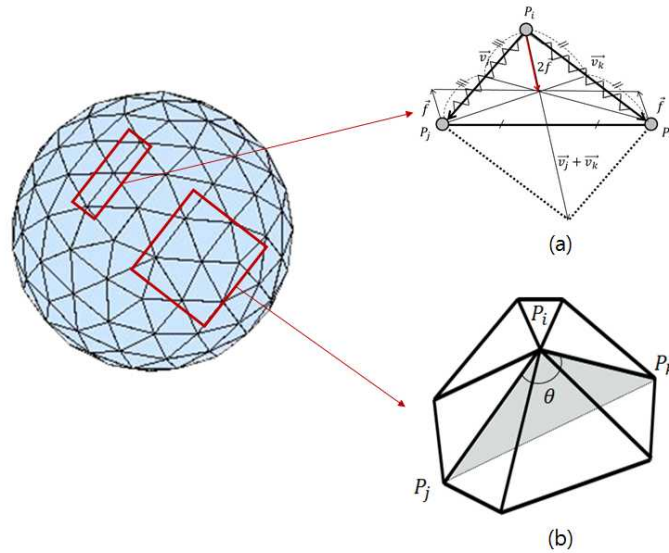


그림 3. 기본 구조 및 bending force 모델링: (a) 기본 구조가 가지는 bending force, (b) 하나의 점과 주변 점들에 의해 생성되는 bending force

Fig. 3. Basic structure and modeling of bending force: (a) bending force in basic structure, (b) bending force in one of point and nearest points

DT 값은 Euclidean Traveling Sales Person(ETSP)를 이용하여 생성한다. 이 ETSP의 경우 최소거리만 측정하여 구를 생성하기 때문에 삼각형이 일정한 형태를 띠지 않게 된다. 그렇기 때문에 energy equilibrium 과정이 필수적이다[9].

이 과정은 equilibrium 과정을 통해서 모델의 삼각형이 구의 형태로 수렴 되지 않고 구의 외부로 돌출될 경우 반작용 에너지가 생성된다. 이 에너지를 최소화시키면서 구의 표면의 돌출된 부분을 구의 형태로 수렴시킨다. 이러한 과정을 반복하면 동일한 크기의 삼각형 메쉬를 가지는 구 형태의 초기 모델이 생성된다.

2.2 모델 최적화

구성된 초기 모델은 형태기반의 내부에너지와 음영 값 기반의 외부에너지로 구성된다. 내부에너지는 형태를 어떻게 구성하는지에 대한 에너지이며 세 가지 에너지로 구성된다.

첫 번째로 각각의 점들이 스프링으로 연결되어

있기 때문에 하나의 점과 연결된 점들 간의 탄성력이 존재한다. 이러한 물리적인 힘을 모델링하기 위해서 탄성 에너지(elastic energy)를 이용한다.

$$E_{elas}(i) = \alpha \sum_{j=1}^{N_c} \frac{1}{2} k (P_i - P_j)^2 \quad (1)$$

α 는 탄성에너지 상수이고, k 는 스프링 상수이다. 그리고 식 (1)은 i 번째 점과 연결된 N_c 개의 점들 간의 거리를 이용한다.

두 번째로 하나의 점이 원래의 형태로 돌아가려고 하는 Bending force F 를 모델링하기 위해 휨 에너지(bending energy)를 이용한다. 그림 3의 (a)는 하나에 단일구조에서 bending force를 어떻게 모델링을 하는지에 대한 그림이다. 기본 구조는 삼각형 형태를 가지며 삼각형의 무게 중심 특성에 따라서 2 bending force의 합은 두 벡터의 합의 1/3의 크기를 가지는 것을 알 수 있다.

$$f_{bend} = \frac{1}{3} (\vec{v}_j + \vec{v}_k) \quad (2)$$

그림 3의 (b)는 하나의 점으로부터 생성되는

N_b 개의 점들과 연결되어있는 구조로 구성 되어 있기 때문에 한 개의 점이 여러 개의 bending force를 가지게 된다. 그렇기 때문에 각각이 모든 bending force에 대한 에너지를 더해줘야 한다. 먼저 P_i 와 연결된 모든 점들의 리스트를 얻는다. 이 리스트의 개수는 N_b 개가 존재한다. 모든 경우의 bending구조가 아닌 N_b 개의 각각의 점들을 기준으로 θ 가 2π 에 가장 가까운 bending 구조를 N_b 개를 찾는다. 찾은 각각의 구조에 대해서 휨 에너지를 더해준다.

$$E_{bend}(i) = \beta \sum_{n=1}^{N_b} f_{bend}^i(n)^2 \quad (3)$$

여기서 β 는 bending 에너지 상수이고, 각각의 bending force에 대한 에너지 값을 계산하여 더한다.

마지막으로 점들이 중심으로부터 얼마나 떨어져 있는지에 대한 모델링하기 위해 인력 에너지 (Attraction energy)를 이용한다.

$$E_{att}(i) = \gamma \frac{d_i}{d_{avr}} \quad (4)$$

d_i 는 P_i 와 중심과의 거리이고 d_{avr} 는 모든 점들의 평균값이다. 이 에너지는 점들이 거리들의 표준편차와 평균 그리고 skewness 값의 합보다 d_i 가 클 경우 그 점의 위치가 메쉬를 구성 하는데 있어서 안정되어 있지 않고 중심으로부터 인력을 받고 있기 때문에 이러한 경우에만 에너지를 계산한다.

외부에너지는 영상의 음영값으로 구성된 에너지로서 2가지의 에너지 값을 모델링한다.

첫 번째로 점이 가지는 음영값을 이용하여 점이 가지는 순수한 에너지를 모델링한다.

$$E_{int}(i) = \delta I(P_i) + \epsilon \frac{\sum_{m=1}^{27} I(P_m)}{27} \quad (5)$$

위의 식 (4)에서 δ 와 ϵ 이 두 개의 상수는 음영값 에너지의 상수이다. 식 (4)의 첫 번째 항은 점 P_i 의 음영값이고, 두 번째 항은 점 P_i 의 주

변의 26-connected neighborhood를 이용하여 기준점 P_i 를 포함한 27개의 음영값들의 평균값을 이용한다.

두 번째로 점 P_i 를 기준으로 주변 26개의 점들에 대한 음영값 변화를 모델링한다.

$$E_{diff}(i) = \zeta \|\nabla I(P_i)\| + \eta \frac{\sum_{m=1}^{27} |I(P_m) - I(P_i)|}{27} \quad (6)$$

위의 식 (5)에서 ζ 와 η 이 두 개의 상수는 음영값 변화 에너지에 대한 상수이다. 첫 번째 항은 점 P_i 의 gradient 값의 크기를 이용하고, 두 번째 항은 점 P_i 를 기준으로 주변 26개의 점들에 대한 대조 값들의 합의 평균을 이용하여 모델링한다.

이렇게 구성된 에너지를 이용하여 먼저 초기의 모델을 구성하는 에너지의 크기를 계산한다. 그리고 모델의 중심을 기준으로 내부방향과 외부방향 그리고 원래의 위치에 대한 3가지 에너지 값을 계산한 후에 계산된 결과 중에 모델을 구성하는 에너지의 크기가 가장 작은 방향으로 이동하게 된다. 이러한 과정은 모델을 구성하는 각각의 점들의 변화가 5%이하가 될 때까지 반복한다.

3. 실험 결과

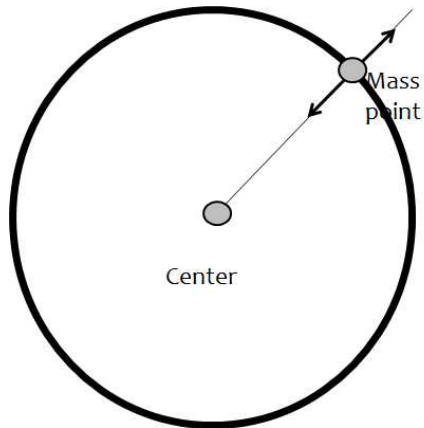


그림 4. 모델 변형 방법
Fig. 4. method of the model deformation

본 논문에서 제안된 3차원 역학 모델을 이용한 폐 결절분할 시스템을 검증하기 위해서 흉부 CT 데이터베이스인 Lung Image Database Consortium- m(LIDC)를 사용하였다 [10]. LIDC 내부 데이터는 Digital Imaging and Communication (DICOM) 영상과 영상의학자들의 주석이 달린 XML을 통해서 결절의 위치와 크기에 대한 정보와 결절이 존재하는 부분의 영상을 얻은 후에 제안한 알고리즘을 적용한다. 사용한 데이터는 10개의 CT영상으로부터 얻은 결절 10개를 이용한다. 일반적인 방법을 이용한 결과, D. Cascio et. al. (2012)이 제안한 Stable 3D Mass- spring Model(SMSM)을 이용한 방법 [11], 그리고 본 논문에서 제안한 방법 간의 결과를 비교 하였다. 그림 5는 결절 영상 입력에 대한 제안하는 방법의 결과 영상이다. 기존의 방법은 내부만 분할을 하였고, SMSM 방법은 결절의 하단부가 약간 잘려진 결과를 얻었지만 제안하는 방법은 그렇지 않았으며 혈관과 붙어 있는 부분을 효과적으로 제거하였다.

표 1은 세가지 역학 모델들에 대한 결과이다. 이를 검증하기 위해서 3가지 검증 방법을 사용하였다[12]. 먼저 결절의 볼륨에 대한 정보를 비교하기 위해서 RAVD (Relative absolute volume difference) 와 VOE(Volumetric overlap error)를 이용하였다.

$$RAVD = \frac{|V_{target} - V_{ref}|}{V_{ref}} \times 100\% \quad (7)$$

표 1. 3가지 역학 모델에 대한 RAVD, VOE, ASSD 결과

Table 1. RAVD, VOE, ASSD results about three of the mechanical models results

	RAVD(%)			VOE(%)			ASSD(mm)		
	General	SMSM	Proposed	General	SMSM	Proposed	General	SMSM	Proposed
Min	0.1156	9.3522	3.2174	40.6222	31.7460	25.3532	0.4425	0.4101	0.3923
Max	251.3743	97.6439	200.1940	99.9833	99.8897	99.8321	14.2982	14.1552	13.8725
Median	80.1542	71.4281	41.5320	80.5212	77.9329	44.2134	1.1532	1.1211	0.7354
Std	32.1527	16.1529	33.8231	15.6235	13.4248	17.4502	3.8152	3.7835	3.6947
Avr	73.2195	72.9365	46.4521	74.6520	76.1215	52.0529	2.7992	2.7815	2.3169

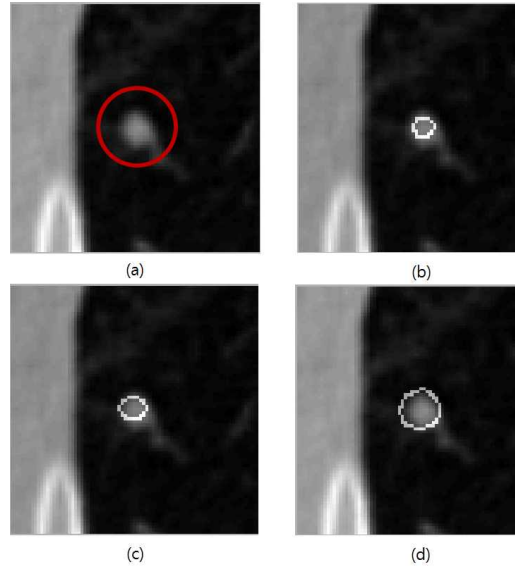


그림 5. 결절 영상 및 제안하는 방법 결과, (a) 결절 영상, (b) 기존의 방법을 적용한 결과, (c) SMSM를 적용한 결과 (d) 제안한 방법을 적용한 결과 Fig. 5. Nodule image and deformable model's results (a) Nodule image, (b) Conventional method result, (c)SMSM result, (d) Proposed method result

$$VOE = (1 - \frac{V_{target} \cap V_{ref}}{V_{target} \cup V_{ref}}) \times 100\% \quad (8)$$

V_{target} 은 제안하는 모델로 인해 분할된 결절의 볼륨이고 V_{ref} 는 원래 결절의 볼륨이다. 여기서 RAVD는 볼륨의 크기가 원래의 결절과 얼마만큼의 차이가 나는가에 대한 결과값이고, VOE는 결절이 얼마나 겹쳐지는지에 대한 결과

이다.

결절의 표면이 원래 결절의 표면과 얼마만큼의 거리차이가 나는지를 비교하기 위해서 ASSD (Average symmetric surface distance)를 이용하였다. 그림 6은 ASSD를 구하는 기본적인 원리로서 초록색 윤곽선이 기준이 되며 붉은색 윤곽선과의 최소 거리를 찾는다.

$$ASSD = \frac{\sum_{t=1}^{N_t} [\min_r d(t,r)] + \sum_{r=1}^{N_r} [\min_t d(r,t)]}{N_t + N_r} \quad (9)$$

위 식에서 $\min_r d(t,r)$ 은 실제 결절의 표면과 제안하는 모델을 이용하여 분할한 결절 표면과의 최소거리이다. $\min_t d(r,t)$ 는 제안하는 모델을 이용하여 분할한 결절의 표면과 원래 결절의 표면과의 최소거리이다. N_t 는 제안하는 모델을 이용하여 분할한 결절의 표면을 구성하는 점들의 총 개수이고, N_r 은 원래 결절의 표면을 구성하는 점들의 총 개수이다.

RAVD의 평균값과 중간값은 각각 73.2195 / 80.1542 (%), 72.9365 / 71.4281 (%), 46.4521 / 41.5320 (%)을 나타내었고, VOE의 평균값과 중간값은 74.6520 / 80.5212 (%), 76.1215 / 77.9329 (%), 52.0529 / 44.2134(%)을 나타내었다. 그리고 ASSD의 평균값과 중간값은 2.7992 / 1.1532 (mm), 2.7815 / 1.1211 (mm) 2.3169 / 0.7354 (mm)를 나타내었다.

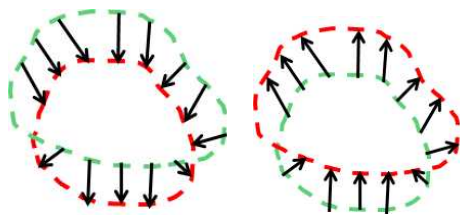


그림 6. Average symmetric surface distance(ASSD)의 기본적인 원리

Fig. 6. Principle of the Average symmetric surface distance(ASSD)

4. 결론

본 논문에서는 폐 CT 영상에서 폐결절을 분할하기 위하여 3차원 역학 모델을 이용하는 방법을 제안하였다. 제안한 시스템은 폐 CT 영상에서 폐 결절 부분을 분할하였다. 다른 방법과 비교하기 위해 일반적으로 사용하는 역학 모델을 이용한 분할 방법 및 SMSM을 이용한 방법과 비교하였다. 분할 한 결과는 RAVD, VOE ASSD를 통해 검증하였다. 제안한 방법은 기존의 분할 방법에 비해 뛰어난 성능을 보여준다.

REFERENCES

[1] Cancer research UK, "Cancer survival statistics for common cancers", <http://www.cancerresearchuk.org/cancer-info/cancerstats/survival/common-cancers/>.

[2] W.J. Kostis, A.P. Reeves, D.F. Yankelevitz, and C.I. Henschke, "Threedimensional segmentation and growth-rate estimation of small pulmonary nodules in helical ct images," Medical Imaging, IEEE Transactions on, vol. 22, no. 10, pp.1259-1274, 2003.

[3] Rafael Wiemker and Andre Zwartkruis, "Optimal thresholding for 3D segmentation of pulmonary nodules in high resolution CT," International Congress Series, vol. 1230, pp. 653-658, 2001.

[4] J Dehmeshki, H Amin, M Valdivieso, and X Ye, "Segmentation of pulmonary nodules in thoracic CT scans: a region growing approach," IEEE transactions on medical imaging, vol. 27, no. 4, pp. 467-80, 2008.

[5] Riccardo Boscolo, Matthew S. Brown, and Michael F. McNitt-Gray, "Medical image segmentation with knowledge-guided robust

- active contours," *RadioGraphics*, vol. 22, no. 2, pp. 437-448, 2002.
- [6] Ted W. Way, Lubomir M. Hadjiiski, Berkman Sahiner, Heang-Ping Chan, Philip N. Cascade, Ella A. Kazerooni, Naama Bogot, and Chuan Zhou, "Computer-aided diagnosis of pulmonary nodules on ct scans: Segmentation and classification using 3d active contours," *Medical Physics*, vol. 33, no. 7, pp. 2323- 2337, 2006.
- [7] Ning Xu, Narendra Ahuja, and Ravi Bansal, "Object segmentation using graph cuts based active contours," *Computer Vision and Image Understanding*, vol. 107, no. 3, pp. 210-224, 2007.
- [8] D.T. Lee and B.J. Schachter, "Two algorithms for constructing a delaunay triangulation," *International Journal of Computer & Information Sciences*, vol. 9, no.3, pp. 219-242, 1980.
- [9] P. Persson and G. Strang, "A simple mesh generator in matlab," *SIAM Review*, vol. 46, no. 2, pp. 329-345, 2004.
- [10] Samuel G. Armato, III, Geoffrey McLennan, Luc Bidaut, Michael F. McNitt-Gray, Charles R. Meyer, Anthony P. Reeves, Binsheng Zhao, Denise R. Aberle, Claudia I. Henschke, Eric A. Hoffman, Ella A. Kazerooni, Heber MacMahon1, Edwin J. R. van Beek, David Yankelevitz, Alberto M. Biancardi, Peyton H. Bland, Matthew S. Brown, Roger M. Engelmann, Gary E. Laderach, Daniel Max, Richard C. Pais, David P.-Y. Qing, Rachael Y. Roberts1, Amanda R. Smith9, Adam Starkey, Poonam Batra, Philip Caligiuri, Ali Farooqi, Gregory W. Gladish, C. Matilda Jude, Reginald F. Munden, Iva Petkovska, Leslie E. Quint, Lawrence H. Schwartz, Baskaran Sundaram, Lori E. Dodd, Charles Fenimore, David Gur, Nicholas Petrick, John Freymann, Justin Kirby, Brian Hughes, Alessi Vande Castele, Sangeeta Gupte, Maha Sallam, Michael D. Heath, Michael H. Kuhn, Ekta Dharaiya, Richard Burns, David S. Fryd, Marcos Salganicoff, Vikram Anand, Uri Shreter, Stephen Vastagh, Barbara Y. Croft, and Laurence P. Clarke, "The Lung Image Database Consortium (LIDC) and Image Database Resource Initiative (IDRI): A Completed Reference Database of Lung Nodules on CT Scans", *Medical Physics*, Volume 38, Issue 2, pp. 915-931 ,2011.
- [11] D. Cascio, R.Magro, F.Fauci, M.Iacomi, G.Raso, "Automatic detection of lung nodules in CT datasets based on stable 3D mass - spring models " *Computers in Biology and Medicine* 42, pp, 1098 - 1109, 2012.
- [12] Jia-Yin Zhou, Damon W. K. Wong, Feng Ding, Sudhakar K. Venkatesh, Qi Tian, Ying-Yi Qi, Wei Xiong, Jimmy J. Liu, Wee-Kheng Leow, "Liver tumour segmentation using contrast-enhanced multi-detector CT data: performance benchmarking of three semiautomated methods", *European Radiology*, Volume 20, Issue 7, pp 1738-1748, 2010

저자약력

윤 지 석(Ji-Seok Yoon)

[학생회원]



2012년 2월: 금오공대 전자공학부
(공학사)
2014년 8월 : 광주과학기술원 기전
공학부 (공학석사)
2014년 9월- 현재 : 광주과학기술
원 기전공학부 박사과정

<관심분야>

영상처리, 영상분할, 의료영상처리,
영상통신

최 태 선(Tae-Sun Choi)

[중신회원]



1976년 2월 : 서울대학교 공과대학
전기공학과 (공학사)
1979년 2월 : 한국과학기술원 전기
및 전자공학과 (공학석사)
1996년 3월 ~ 현재 : 광주과학기술
원 기전공학부 교수 재임
2000년 6월: IEEE Third Millenium
Medal 수상
2003년 9월: 대한전자공학회 해동상
수상

<관심분야>

영상처리, 컴퓨터비전, 의료영상처
리, 영상통신