

삼차원 심층 콘볼루션 신경망을 이용한 컴퓨터 단층 촬영 영상 내 폐 결절 분류

Pulmonary Nodule Classification in Computed Tomography Image Using a 3D Deep Convolutional Neural Network

| | |
|--------------------|--|
| 저자 (Authors) | 정휘진, 김범수, 이인엽, 이준현, 강재우 Hwejin Jung, Bumsoo Kim, Inyeop Lee, Junhyun Lee, Jaewoo Kang |
| 출처 (Source) | 정보과학회 컴퓨팅의 실제 논문지 24(12) , 2018.12, 699-702(4 pages) KIISE Transactions on Computing Practices 24(12) , 2018.12, 699-702(4 pages) |
| 발행처 (Publisher) | 한국정보과학회 KOREA INFORMATION SCIENCE SOCIETY |
| URL | http://www.dbpia.co.kr/journal/articleDetail?nodeId=NODE07575580 |
| APA Style | 정휘진, 김범수, 이인엽, 이준현, 강재우 (2018). 삼차원 심층 콘볼루션 신경망을 이용한 컴퓨터 단층 촬영 영상 내 폐 결절 분류. 정보과학회 컴퓨팅의 실제 논문지, 24(12), 699-702 |
| 이용정보 (Accessed) | 고려대학교 163.***.161.88 2019/09/23 18:04 (KST) |

저작권 안내

DBpia에서 제공되는 모든 저작물의 저작권은 원저작자에게 있으며, 누리미디어는 각 저작물의 내용을 보증하거나 책임을 지지 않습니다. 그리고 DBpia에서 제공되는 저작물은 DBpia와 구독계약을 체결한 기관소속 이용자 혹은 해당 저작물의 개별 구매자가 비영리적으로만 이용할 수 있습니다. 그러므로 이에 위반하여 DBpia에서 제공되는 저작물을 복제, 전송 등의 방법으로 무단 이용하는 경우 관련 법령에 따라 민, 형사상의 책임을 질 수 있습니다.

Copyright Information

Copyright of all literary works provided by DBpia belongs to the copyright holder(s) and Nurimedia does not guarantee contents of the literary work or assume responsibility for the same. In addition, the literary works provided by DBpia may only be used by the users affiliated to the institutions which executed a subscription agreement with DBpia or the individual purchasers of the literary work(s) for non-commercial purposes. Therefore, any person who illegally uses the literary works provided by DBpia by means of reproduction or transmission shall assume civil and criminal responsibility according to applicable laws and regulations.

삼차원 심층 콘볼루션 신경망을 이용한 컴퓨터 단층 촬영 영상 내 폐 결절 분류 (Pulmonary Nodule Classification in Computed Tomography Image Using a 3D Deep Convolutional Neural Network)

정 휘 진 [†] 김 범 수 ^{††} 이 인 업 ^{†††} 이 준 현 ^{††††} 강 재 우 ^{†††††}
(Hwejin Jung) (Bumsoo Kim) (Inyeop Lee) (Junhyun Lee) (Jaewoo Kang)

요 약 전 세계 암 발병의 큰 비중을 차지하는 폐암을 조기에 예방하기 위해서는 폐 결절을 찾아내 악성 여부를 검사해야 한다. 본 연구에서는 삼차원 심층 콘볼루션 신경망을 이용해 결절의 악성 여부를 판단하는 모델을 제안한다. 숏컷 연결을 이용한 모델을 사용했고, 분류 성능 향상을 위해 앙상블 기법을 이용한다. 본 모델을 LUNG Nodule Analysis 2016 대회 데이터에 적용하여 모델의 성능을 측정하고 정확도를 검증한다. 본 모델은 대회의 평가 지표인 Competition Performance Metric 기준 0.899를 기록하였고, 이는 기존 참가자들의 성능과 비교하였을 때 우수한 결과이다.

키워드: 폐 결절, 폐 암, 딥 러닝, 인공신경망

Abstract Early detection and examination of pulmonary nodules is the most effective ways to prevent lung cancer, accounting for more than a quarter of all cancer deaths. In this paper, we propose a 3D deep convolutional neural network for pulmonary nodule recognition. We use deep convolutional neural network that uses shortcut connections and the ensemble method is used to boost recognition performance. Proposed models are trained and tested on Lung Nodule Analysis 2016 competition dataset. We evaluate performance of models and verify preciseness. Proposed model produces 0.899 of Competition Performance Metric value, that is evaluation criteria of competition. It is outperforming value than that of other participants.

Keywords: pulmonary nodule, lung cancer, deep learning, convolutional neural network

· 본 연구는 정부(과학기술정보통신부)의 재원으로 한국연구재단의 지원을 받아 수행된 기초연구사업임(NRF-2016M3A9A7916996, NRF-2017M3C4A7065887)
· 이 논문은 2018 한국컴퓨터종합학술대회에서 '삼차원 심층 콘볼루션 신경망을 이용한 컴퓨터 단층 촬영 영상 내 폐 결절 분류'의 제목으로 발표된 논문을 확장한 것임

[†] 학생회원 : 고려대학교 컴퓨터전파통신공학부
hwejin23@korea.ac.kr

^{††} 비 회 원 : 고려대학교 컴퓨터전파통신공학부
meliketoy@korea.ac.kr

^{†††} 비 회 원 : 고려대학교 바이오협동과정
blackin77@korea.ac.kr

^{††††} 비 회 원 : 고려대학교 컴퓨터전파통신공학부
ljhyun38@korea.ac.kr

^{†††††} 통신회원 : 고려대학교 정보대학 교수(Korea Univ.)
kangj@korea.ac.kr
(Corresponding author임)

논문접수 : 2018년 9월 18일
(Received 18 September 2018)
논문수정 : 2018년 10월 1일
(Revised 1 October 2018)
심사완료 : 2018년 10월 2일
(Accepted 2 October 2018)

Copyright©2018 한국정보과학회 : 개인 목적이나 교육 목적인 경우, 이 저작물의 전체 또는 일부에 대한 복사본 혹은 디지털 사본의 제작을 허가합니다. 이 때, 사본은 상업적 수단으로 사용할 수 없으며 첫 페이지에 본 문구와 출처를 반드시 명시해야 합니다. 이 외의 목적으로 복제, 배포, 출판, 전송 등 모든 유형의 사용행위를 하는 경우에 대하여는 사전에 허가를 얻고 비용을 지불해야 합니다.
정보과학회 컴퓨팅의 실제 논문지 제24권 제12호(2018. 12)

1. 서론

폐암은 전 세계 남성과 여성의 암 발병의 25% 이상을 차지하는 질병이다[1]. 폐암의 진단을 위해서 악성으로 변이될 가능성이 높은 폐 결절을 조기에 찾아내고 검사하는 과정이 필요하다. 영상의학과 전문의들은 작은 구형태를 가진 폐 결절을 컴퓨터 단층 촬영(computed tomography) 영상에서 찾아내는데 심혈을 기울인다. 뿐만 아니라, 결절 후보들을 찾아냈더라도, 그것들이 실제 악성인지를 판단하는데 많은 시간과 노력을 들인다. 이런 영상의학과 전문의를 조력할 수 있는 신뢰도 높은 컴퓨터 자동 진단 시스템(computer aided diagnosis system)의 필요성이 요구된다. 고성능의 컴퓨터 자동 진단 시스템은 의사 결정 보조 도구로써 사용될 수 있고, 이는 검사에 들어가는 시간과 비용을 효과적으로 줄일 수 있다.

일반적으로, 폐암 진단을 위한 컴퓨터 자동 진단 시스템은 다음의 세 가지 요소로 구성된다: 폐 형태 묘사, 결절 후보 탐색, 위양성 결절 제거. 이 요소 가운데, 본 논문에서는 위양성 결절 제거에 초점을 맞춘다. 우리는 삼차원의 심층 콘볼루션 신경망(deep convolutional neural network)을 이용하여 결절의 악성 정도를 측정하는 모델을 제안한다. 제안하는 모델은 폐 결절 위양성 제거에서 최선의 성능을 보인다.

위양성 결절 제거를 위해 제안되었던 딥러닝 기반의 기존 연구를 살펴보기 위해 한다. 본 논문에서 제안하는 것처럼 삼차원 콘볼루션 신경망을 사용하여 문제를 해결한 방법이 있었다[2]. 본 연구와의 차이점은 해당 연구에서 사용한 콘볼루션 신경망의 깊이이다. 해당 연구에서는 얇은 깊이의 삼차원 콘볼루션 신경망을 사용하였다. 유사하게 얇은 신경망을 사용했지만 그 개수를 늘려서 다양한 입력 크기를 고려한 방법도 제안되었다[3]. 더 나아가 결절 위양성만 해결한게 아니라 탐색까지 처리할 수 있는 방법도 제안되었다[4,5]. 해당 연구에서는 객체 탐지를 할 수 있도록 고안된 딥러닝 모델을 사용하여 결절을 탐색한 뒤, 결절 후보들을 이차원 혹은 삼차원 콘볼루션 신경망을 사용하여 분류하였다.

2. 방법론

2.1 모델

가장 단순한 형태로 심층 콘볼루션 신경망을 설계하는 방법은 콘볼루션 계층을 단순히 하나씩 쌓아 나가는 방법이다. 하지만 이런 형태의 심층 콘볼루션 신경망은 그 깊이가 깊어짐에 따라 성능이 저하된다. 이유는 학습 시에 얇은 깊이의 콘볼루션 신경망에서는 오차역전파(error back propagation)가 잘 일어나는 반면, 깊은 심층 콘볼루션 신경망에서는 오차가 신경망을 통해 전달됨

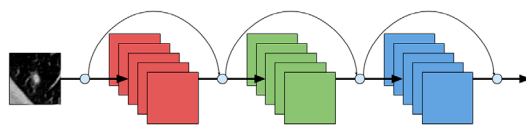


그림 1 숏컷 연결

Fig. 1 Shortcut connection

에 따라 크기가 점점 작아져서 신경망의 앞단까지 잘 전달되지 않는다. 이 현상은 기울기 값 소실 문제(vanishing gradient problem)이라고 불린다[6]. 인공 신경망 모델 성능의 저하를 가져오는 기울기 값 소실 문제 해결하기 위해 숏컷 연결(shortcut connection)이 제안되었다[7]. 숏컷 연결은 그림 1과 같이 신경망을 구성하고 있는 계층을 연결하는 통로 역할을 한다. 이전 계층의 출력을 다음 계층의 입력과 연결하여 오차가 효과적으로 전달되도록 한다.

컴퓨터 단층 촬영 영상의 특성인 삼차원 정보를 효과적으로 이용하여 결절 인식을 하기 위해서 흔히 사용되는 이차원 심층 콘볼루션 신경망이 아닌 삼차원 심층 콘볼루션 신경망을 사용하였다. 이를 위해 심층 콘볼루션 신경망 내부의 convolution이나 pooling과 같은 모든 계층을 삼차원화 하여 심층 콘볼루션 신경망이 삼차원 입력에 대해 특징을 잘 학습할 수 있도록 했다. 뿐만 아니라 먼저 언급한 shortcut connection을 각 계층 간에 연결하여 깊은 구조의 심층 콘볼루션 신경망이 표본의 특징을 효과적으로 학습할 수 있도록 했다. 표 1은 삼차원 심층 콘볼루션 신경망의 구조를 나타낸다. 콘볼

표 1 삼차원 심층 콘볼루션 신경망 구조

Table 1 Architecture of 3D deep convolutional neural network

| | | |
|--------|--------------------------|--|
| Conv_1 | 7*7*7, 64, stride 2 | |
| Conv_2 | 3*3*3 max pool, stride 2 | |
| | Block_1 | $\begin{bmatrix} 3*3*3, 64 \\ 3*3*3, 64 \end{bmatrix} * 2$ |
| Conv_3 | Block_2 | $\begin{bmatrix} 3*3*3, 64 \\ 3*3*3, 64 \end{bmatrix} * 2$ |
| | Block_1 | $\begin{bmatrix} 3*3*3, 128 \\ 3*3*3, 128 \end{bmatrix} * 2$ |
| Conv_4 | Block_2 | $\begin{bmatrix} 3*3*3, 128 \\ 3*3*3, 128 \end{bmatrix} * 2$ |
| | Block_1 | $\begin{bmatrix} 3*3*3, 256 \\ 3*3*3, 256 \end{bmatrix} * 2$ |
| Conv_5 | Block_2 | $\begin{bmatrix} 3*3*3, 256 \\ 3*3*3, 256 \end{bmatrix} * 2$ |
| | Block_1 | $\begin{bmatrix} 3*3*3, 512 \\ 3*3*3, 512 \end{bmatrix} * 2$ |
| | average pool | |
| | 1000-d fc, softmax | |

루선_2~콘볼루션_4 내부에서 각 블록이 끝나는 시점과 이전 블록이 시작되는 시점을 쏫컷 연결 통해 연결하였다.

2.2 앙상블

성능 향상을 위해 여러 모델의 결과를 조합하는 앙상블 기법을 사용했다. 일반적으로 앙상블 모델의 수를 늘리거나, 다양한 구조의 모델을 앙상블 맴버로 사용하면 성능이 향상된다. 이를 위해서 다수의 학습 과정이 필요하다. 하지만 본 연구에서 사용한 데이터셋의 크기가 매우 크고, 모델의 파라미터가 많아 학습시키는데 시간이 많이 소요되기 때문에, 일반적인 앙상블 방법이 아닌 에폭(epoch) 앙상블 방법을 사용한다[8,9]. 이를 위해 매 에폭이 끝날 때마다 모델을 저장하고, 그 각각의 모델들을 앙상블 맴버로 사용한다. 최종적인 결과는 각 모델들의 결과를 평균내어 얻는다.

3. 실험

3.1 학습 데이터의 구성

모델의 결절 인식 성능을 평가하기 위해 LUnG Nodule Analysis 2016 (LUNA16) Challenge에서 공개한 데이터를 사용했다[10]. Challenge 주최 측은 888장의 컴퓨터 단층 촬영 영상을 공개했고, 추가적으로 미리 선정된 결절 후보군의 CT 영상 내의 위치를 공개하여 결절 인식에 사용할 수 있도록 하였다. 결절 후보군은 1,557개의 양성 결절 표본과 753,418개의 위양성 결절 표본으로 구성되어 있다. 본 연구에서는 각각을 양성표와 음성표본으로 가정하고 사용하였다.

3.2 전처리

먼저, 모델의 입력을 구성하기 위해 총 754,975개의 결절 후보를 주최 측에서 제공한 위치 좌표를 중심으로 각각을 컴퓨터 단층 촬영 영상에서 64*64*64와 48*48*48의 크기로 잘라냈다. 그 후, 모델의 과적합(overfitting)을 야기할 수 있는 데이터의 비대칭적인 분포가 가지는 문제를 해결하기 위해 양성 표본에는 augmentation을 적용하고, 음성 표본에는 다운 표본화(down sampling)를 적용했다. 모델을 학습시키는 매 에폭(epoch)마다 양성 표본은 X, Y, Z축을 기준으로 무작위 회전하여 표본 수 기준으로 100배가 될 때까지 그 수를 늘렸고 음성 표본은 100배가 된 양성 표본의 수에 맞춰 무작위로 다운 표본화를 적용했다.

3.3 평가 지표

LUNA16 주최 측은 성능 평가 지표로 Competition Performance Metric (CPM)을 제시했다. CPM은 0.125, 0.25, 0.5, 1, 2, 4, 8의 위양성 값에서 평균 민감도를 측정하고 그 일곱개의 값을 평균 낸 값이다. 공정한 평가를 위해 동일한 지표를 사용하여 성능을 비교했다. 학습과 검증을 위해서 LUNA16 주최 측이 권고한 10-겹 교차검증법(10-fold cross validation)을 사용했다.

3.4 결과

표 2에서 보이는 것처럼, 인풋 크기 64*64*64 인공신경망은 CPM 점수 기준 0.875, 48*48*48 크기의 인공신경망은 0.871의 성능을 기록했다. 뿐만 아니라 이 두 구조의 인공신경망을 학습시키면서 매 에폭마다 저장한 모델들을 앙상블 한 결과는 0.899의 높은 수치를 기록했다. 이는 대회에 참가한 참가팀들 중 상위권에 기록되는 점수이다. 대부분의 참가자들이 사용한 이차원 심층 콘볼루션 신경망이나 얇은 깊이의 삼차원 콘볼루션 신경망에 비해 삼차원 심층 콘볼루션 신경망이 삼차원 영상에서 결절의 정보를 잘 추출하고, 그 정보를 결절을 인식하는데 효과적으로 사용한다는 것을 결과를 통해 알 수 있다.

표 2 CPM 점수를 이용한 성능 비교
Table 2 Performance comparison using CPM value

| Participant | CPM Value |
|-------------------|--------------|
| Ensemble | 0.899 |
| MILAB_RESCAD | 0.889 |
| JianPeiCAD | 0.889 |
| Shortcut64 | 0.875 |
| Shortcut48 | 0.871 |
| realize | 0.852 |
| JackFPR_ma | 0.847 |
| masakam | 0.846 |
| DIAG_CONVNET [5] | 0.838 |
| CUMedVis [4] | 0.827 |
| HEFPR | 0.818 |
| wresnet | 0.807 |
| [3] | 0.790 |
| LUNA16CAD2 | 0.788 |
| eva14 | 0.778 |
| [2] | 0.735 |
| iitm03 | 0.644 |
| LungNess | 0.637 |

4. 결론 및 향후 연구

본 연구에서는 삼차원 심층 신경망을 이용한 컴퓨터 단층 촬영 영상의 폐 결절 분류를 하는 방법에 대해서 다루었다. 뿐만아니라 공개 데이터를 이용하여 성능을 측정하여 본 삼차원 심층 신경망의 정확성을 입증하였다. 향후 연구로는, 다양한 구조의 심층 신경망을 구성하여 학습해 봄으로써 심층 신경망 구조에 따른 폐 결절 분류 정확도 차이를 살펴보고자 한다.

References

- [1] Siegel et al., Cancer statistics, 2016. CA: a cancer journal for clinicians 66.1, 7-30, 2016.

- [2] Dobrenkii, A., Kuleev, R., Khan, A., Rivera, A.R., Khattak, A.M., Large residual multiple view 3d cnn for false positive reduction in pulmonary nodule detection, *Computational Intelligence in Bioinformatics and Computational Biology*, 2017.
- [3] Xie, H., Yng, D., Sum, N., Chen, Z., Zhang, Y., Automated pulmonary nodule detection in ct images using deep convolutional neural networks, *Pattern Recognition* 85, 109-119, 2019.
- [4] Ding, J., Li, A., Hu, Z., Wang, L., Accurate pulmonary nodule detection in computed tomography images using deep convolutional neural networks, *International Conference on Medical Image Computing and computer-Assisted Intervention*, pp.559-567, 2017.
- [5] Dou, Q., Chen, H., Yu, L., Qin, J., Heng, P., Multilevel contextual 3-d cnns for false positive reduction in pulmonary nodule detection, *IEEE Transactions on Biomedical Engineering*, vol. 64, no. 7, pp. 1558-1567, 2017.
- [6] He, Kaiming, et al., Deep residual learning for image recognition, *Proc. of the IEEE conference on computer vision and pattern recognition*, 2016.
- [7] Rumelhart, D.E., Hinton, G.E., Williams, R.J., Learning representations by back-propagating errors, *nature* 323, 1986.
- [8] Chen, H., Lundberg, S., Lee, S., Checkpoint ensembles: Ensemble methods from a single training process, *arXiv preprint: 1704.00109*, 2017.
- [9] Ju, C., Bibaut, A., van der Laan, M. The relative performance of ensemble methods with deep convolutional neural networks for image classification, *Journal of Applied Statistics*, pp. 1-19, 2018.
- [10] Setio, Arnaud Arinder Adiyoso, et al., Validation, comparison and combination of algorithms for automatic detection of pulmonary nodules in computed tomography images: the LUNA 16 challenge, *Medical image analysis*, 42, 1-13, 2017.



이 인 엽

2017년 고려대학교 컴퓨터학과(학사). 2017년~현재 고려대학교 바이오정보학협동과정 석사과정



이 준 현

2018년 고려대학교 바이오의공학부(학사) 2018년~현재 고려대학교 컴퓨터 전파통신공학과 박사과정



강 재 우

1994년 고려대학교 컴퓨터공학과(학사) 1996년 University of Colorado at Boulder 컴퓨터공학과(석사). 2003년 University of Wisconsin Madison 컴퓨터학과(박사). 2003년~2006년 North Carolina State University 컴퓨터학과 조교수 2006년~2013년 고려대학교 정보통신대학 컴퓨터통신공학부 부교수. 2006년~현재 고려대학교 정보대학 컴퓨터학과 교수



정 휘 진

2013년 고려대학교 산업공학과(학사) 2013년~현재 고려대학교 컴퓨터전파통신공학과 박사과정



김 범 수

2016년 고려대학교 정보대학(학사). 2016년~현재 고려대학교 컴퓨터전파통신공학과 박사과정