

심층밀집신경망을 리용한 폐장X-ray화상의 한가지 질병증후분석방법

리철영, 최일수

위대한 령도자 김정일동지께서는 다음과 같이 교시하시였다.

《과학과 기술이 매우 빨리 발전하고있는 오늘의 현실은 기초과학을 발전시킬것을 더욱 절실하게 요구하고있습니다.》(《김정일선집》 증보판 제11권 138페이지)

론문에서는 한가지 대표적인 심층신경망인 밀집신경망(DenseNet)의 구조를 변형하여 질병증후의 위치정보를 보존하는 새로운 망을 구성하고 그것을 리용한 한가지 질병증후 분석방법을 제기하고 실험을 통하여 효과성을 검증하였다.

선행연구[1]에서는 대표적인 폐장X-ray화상자료모임 ChestX-ray14에서 AlexNet, GoogleNet, VGGNet, ResNet를 학습시킨 결과 ResNet-50에서 가장 높은 0.738의 AUROC값을 얻어냈으며 심층신경망이 폐장X-ray화상질병증후분석에서 비교적 높은 성능을 낸다는 것을 실험적으로 론증하였다.

선행연구[2]에서는 폐장X-ray화상처리를 위한 심층신경망으로 한가지 밀집신경망인 DenseNet-121을 리용하였으며 질병증후표식사이의 상관을 추출하는 순환신경망을 제안하였다. 론문에서는 일반적인 천연색화상분류에 리용하는 DenseNet-121을 흑백색화상을 분류하도록 간소화하였다. 론문에서는 이 두가지 망을 결합하여 폐장X-ray화상의 질병증후 진단을 진행함으로써 0.802의 AUROC값을 얻었다.

선행연구[3]에서는 흑백화상인 폐장X-ray화상을 RGB화상으로 변환하여 DenseNet-121[4]을 리용한 전이학습(transfer learning)을 진행하고 ChestX-ray14자료모임에서 실험을 진행하였다.

선행한 방법들에서는 심층신경망을 리용하여 추출되는 7×7크기의 특성지도들에 전역평균선택연산을 진행하고 질병증후의 가지수에 따르는 전결합층을 리용하여 출력벡터를 얻어낸다. 하지만 이 방법은 질병증후분석과 같이 분류대상의 위치가 분산되어있는 경우에는 오히려 분류성능에 영향을 주게 된다.

론문에서는 밀집신경망 DenseNet-121[4]에서 전결합층대신 합성적층을 리용하여 합성적층으로만 이루어진 망으로 구조를 변경함으로써 질병증후의 위치정보를 보존하는 모형을 제안하고 실험을 통하여 그 효과성을 검증하였다.

밀집신경망은 여러개의 중첩층들이 밀집련결되어있는 4개의 밀집블록들을 통과하여 얻은 특성지도들을 리용하여 화상의 분류를 진행한다. 일반적으로 모형의 입력화상은 224×224화소크기의 RGB화상이다.

폐장X-ray화상은 8bit흑백화상이다. 론문에서는 DenseNet-121을 리용한 전이학습을 위하여 폐장X-ray화상을 RGB화상으로 변환하고 훈련을 위한 화상전처리를 진행한다.

① 우선 화상을 256×256화소크기로 척도변환을 진행하고 RGB화상으로 화상을 변환하고 색정규화를 진행한다.[3]

② 또한 다음의 자료증식을 리용한다.

1) 따내기

$$f_{crop}: x_{i+s, j+t} \mapsto x'_{i, j}, i, j = \overline{1, 224}, s, t \in \{n \in \mathbf{N} \mid 0 \leq n \leq 32\}$$

$$x_{i, j}: X \in \mathbf{R}^{256 \times 256}, x'_{i, j}: X' \in \mathbf{R}^{224 \times 224}$$

ㄴ) 수평 뒤집기

$$f_{h-flip}: x_{i, j} \mapsto x'_{i, 224-j}, i, j = \overline{1, 224}$$

논문에서는 밀집신경망에서 특징추출부분을 동결시킨 후 새롭게 제안한 합성적층을 5~10세대만큼 훈련시킨 후 동결을 해제하고 전체 모형에 대한 훈련을 진행한다.

이때 마지막 합성적층은 다음과 같은 평균과 표준편차를 가지는 정규분포에 따르는 우연량으로 초기화를 진행한다.

$$\mu = 0, \sigma = \sqrt{2/(n_{in} + n_{out})}$$

n_{in} 은 층의 입력연결개수, n_{out} 는 층의 출력연결개수이다.

논문에서는 다음으로 종전의 밀집신경망의 전결합층을 리용한 분류대신 다음의 합성적층 (2)(그림)를 리용하여 질병증후분석을 진행하였다.

① 1×1합성적층

$$conv_{1 \times 1}: y_{i, j, k} = \sum_{k'=1}^{1024} x_{i, j, k', l'} \times w_{k', k}, k = \overline{1, 1024}$$

1024×1024

전면폐장 ⇒ 분석화상추출 ⇒ 3×224×224 입력화상 ⇒ 합성적층(1) ⇒ 특성지도 ⇒ X-ray화상

⇒ 밀집블록 (1, 2, 3, 4) ⇒ 1024×7×7 특성지도 ⇒ 합성적층(2) ⇒ 14×7×7 특성지도 ⇒ 선택층 ⇒

⇒ 특성벡터 ⇒ 시그모이드층 ⇒ 결과예측벡터

그림. 논문에서 제안한 모형

② 3×3합성적층

$$conv_{3 \times 3}: y_{i, j, k} = \sum_{l=1}^3 \sum_{m=1}^3 \sum_{k'=1}^{1024} x_{i+l-2, j+m-2, k'} \times w_{l, m, k', k}, k = \overline{1, 14}$$

x 는 입력, y 는 출력, w 는 무게행렬, $x_{i, j, k}$ 는 입력의 k 번째 특성지도의 i 행 j 렬의 원소, $y_{i, j, k}$ 는 출력의 k 번째 특성지도의 i 행 j 렬의 원소, $w_{l, m, k', k}$ 는 입력의 k' 번째 특성지도에서 출력의 k 번째 특성지도에로의 합성적층무게의 l 행 m 렬의 원소이다.

여기서 선택층으로는 다음과 같은 전역최대선택층을 리용하였다.

$$GMP: y_k = \max_{i, j} x_{i, j, k}$$

질병증후의 예측확률은 다음의 시그모이드함수에 의해 계산된다.

$$\hat{p}^{(i)} = \sigma(x_k) = \frac{1}{1 + \exp(-x_k)}, k = \overline{1, 14}$$

그리고 출력이 매 질병증후에 대해 그것이 존재하는가 안하는가 하는 2진분류문제이므로 오차함수로는 2진교차엔트로피를 쓴다.[3]

$$J(\theta) = -\frac{1}{m} \sum_{i=1}^m [y^{(i)} \log(\hat{p}^{(i)}) + (1 - y^{(i)}) \log(1 - \hat{p}^{(i)})]$$

경사하강법을 리용하여 학습을 진행한다.

화상분류문제에서는 일반적으로 분류를 진행할 대상의 위치를 정확하게 얻는것이 중요하게 제기되지 않는다. 그러나 논문에서 연구를 진행한 X-ray화상의 질병증후분석에서는 매 질병증후의 존재성과 함께 해당 위치를 얻는것도 중요한 문제로 제기된다.

일반적인 화상분류문제와 다르게 폐장X-ray화상에서의 질병증후분석문제에서는 1개의 화상에 여러가지의 질병증후들이 동시에 나타나게 된다.

또한 질병증후의 위치가 흩어져있으며 위치정보가 질병증후분석에 중요한 작용을 한다. 그러므로 일반적인 화상분류문제의 분류기를 리용하면 폐장X-ray화상의 특징추출과정에 얻어진 위치정보의 손실을 가져오게 되며 이것은 질병증후분석에 영향을 주게 된다.

논문에서는 전결합층을 리용하지 않고 2개의 중첩층과 최대선택층을 리용하여 폐장X-ray화상에서 질병증후의 위치정보를 보존하면서 질병증후분석을 진행하고 실험을 통하여 효과성을 검증한다.

폐장X-ray화상자료모임 ChestX-ray14[1]는 3만여명의 서로 다른 환자들의 폐장X-ray화상 11만 2천여장으로 구성되어있다. 이 자료모임에서 표식자료는 화상에 따르는 전자병력서의 설명문에 대한 자연언어처리과정을 통하여 그 정확도와 재현률이 약 90%로서 F1점수가 0.9이다.

ChestX-ray14자료모임에서의 성능평가를 표 1에 보여준다.

표 1. ChestX-ray14자료모임에서의 성능평가

모형	훈련화상수	검증화상수	평균AUROC
선행연구[1]의 모형	78 468	33 652	0.738
선행연구[2]의 모형	78 468	33 652	0.802
선행연구[3]의 모형	78 468	33 652	0.840
제안한 모형	78 468	33 652	0.848

여기서 평가지표는 매 질병에 따르는 AUROC(Area Under Receiver Operating Characteristic 수신기응답특성곡선의 아래면적)의 평균이다. 이 자료모임과 또 다른 폐장X-ray화상자료모임인 mimic-cxr의 화상들을 합쳐 새로운 자료모임을 구성한다. 이 자료모임의 표식자료는 전문가들이 진행한 진단에 기초하고있다. 새 자료모임은 정확도가 97%, 재현률이 95%로서 F1점수가 0.96이며 이 자료모임에서도 성능평가를 진행하였다.(표 2)

표 2. 새로 구축한 자료모임에서의 성능평가

모형	훈련화상수	검증화상수	평균AUROC	F1점수
선행연구[3]의 모형	124 273	54 857	0.874	0.402
논문에서 제안한 모형	124 273	54 857	0.887	0.452

새 자료모임에는 62 827명의 환자의 179 130장의 폐장X-ray화상을 포함하고있다.

자료모임을 훈련자료 70%, 검증자료 30%로 가르고 훈련 및 검증을 진행한다. 훈련자료와 검증자료사이에서 환자는 중복되지 않는다.

훈련은 묶음크기는 64개, 전체 반복회수는 100세대로 설정하고 진행하였다. 최량화알고리즘으로는 적응적모멘트최량화알고리즘(Adam Optimizer)을 리용하였으며 이동평균파라미터는 각각 0.9, 0.999로, 무계감쇠파라미터는 10^{-5} 으로 설정한다. 초기학습률은 10^{-3} 으로 정하고 5세대의 훈련동안에 검증자료에서의 손실이 감소하지 않으면 학습률을 1/10로 줄

이도록 설정하였다.

표 1, 2로부터 논문에서 제안한 모형이 두가지 평가지표에서 더 좋은 성능을 가진다는 것을 알 수 있다.

참 고 문 헌

- [1] X. Wang et al.; arXiv:1705.02315, 2017.
- [2] Y. Li et al.; arXiv:1710.10501, 2017.
- [3] P. Rajpurkar et al.; arXiv:1711.05225, 2017.
- [4] H. Gao et al.; arXiv:2001.02394, 2020.

주체109(2020)년 12월 5일 원고접수

A Method of Diagnosing Diseases Syndrome on Chest X-ray Images Using Deep Dense Neural Network

Ri Chol Yong, Choe Il Su

In this paper, we propose a method of diagnosing diseases on Chest X-ray images using Deep Dense Neural Network and illustrate it through experiments. The results demonstrate that our method is efficient.

Keyword: dense neural network