

Chest X-ray Image Dataset

성균관대학교 인공지능융합전공 이나은

데이터 셋 소개
데이터 셋이 사용된 논문
데이터 셋 활용 방안

1. 데이터 셋 소개

//

Chest X-ray Images for pneumonia detection with deep learning

//

1. Context

- 폐렴은 주로 폐포에 발생한 염증을 의미한다.
- 폐렴은 원인균에 따라 폐렴구균, 헤모필루스균 등 세균에 의해 발생하는 폐렴(Bacterial)과 인플루엔자나 메르스와 같은 바이러스에 의해 발생하는 바이러스 폐렴(Viral)으로 나눌 수 있다.
- 또한, 폐렴으로 인한 사망자가 증가하고 있어 이를 정확히 진단하고 치료하는 것은 중요하다.
- 흉부 X-ray 촬영을 통해 폐음영의 변화를 확인하여 진단할 수 있다.

1. 데이터 셋 소개

2. Content

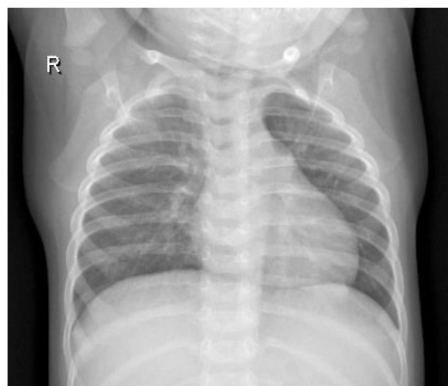
- Guangzhou Women and Children's Medical Center
- 5,865개의 Chest X-ray Images로 구성되어 있다.
- Normal 1,346 and Pneumonia 3,883
- Bacterial 2,538 and Virus 1,345
- 전체 데이터 셋의 크기 : 1.27GB

Category	Training Set (No. of Images)	Test Set (No. of Images)
Normal	1349	234
Pneumonia	3883	390
Total	5232	624

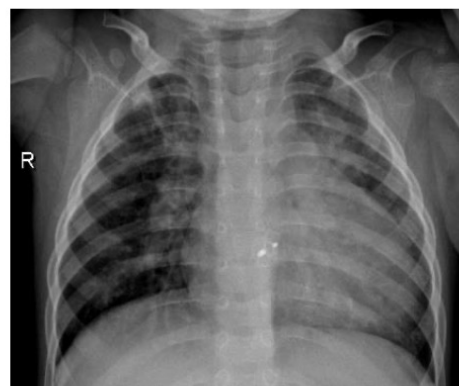
1. 데이터 셋 소개

2. Content

- 각 이미지는 "disease-randomized patient ID-image number of a patient"로 라벨링 되어있다.
- 이미지 사이즈 : 2194×2094



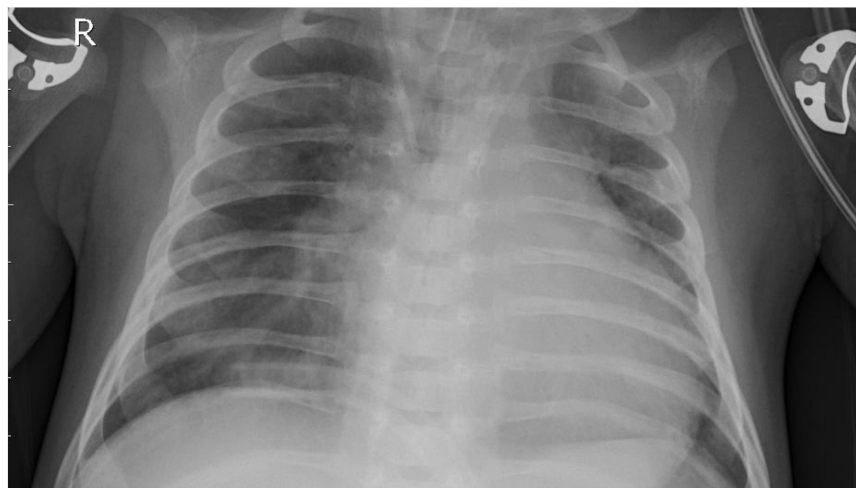
Normal



Bacterial Pneumonia



Virus Pneumonia



NORMAL-1048278-0001.jpeg

2. 관련 논문

Automated Methods for Detection and Classification Pneumonia based on X-Ray Images Using Deep Learning (2020)

- X-Ray Image Dataset을 8개의 모델을 사용하여 binary classification 수행
 - 8개의 모델 : CNN baseline model, VGG16, VGG19, DenseNet201, Inception_ResNet_V2, Inception_V3, Xception, Resnet50, and MobileNet_V2
- ⇒ 8개의 모델을 transfer learning을 통해 medical image dataset에 높은 정확도를 내도록 fine-tuning 수행
- Data preprocessing(min-max normalization & CLAHE) and augmentation(geometric transforms)
 - Fined tuned version of Resnet50, MobileNet_V2 and Inception_resnet_V2가 96% 이상의 높은 정확도를 보임

* CLAHE : Contrast Limited Adaptive Histogram Equalization

2. 관련 논문

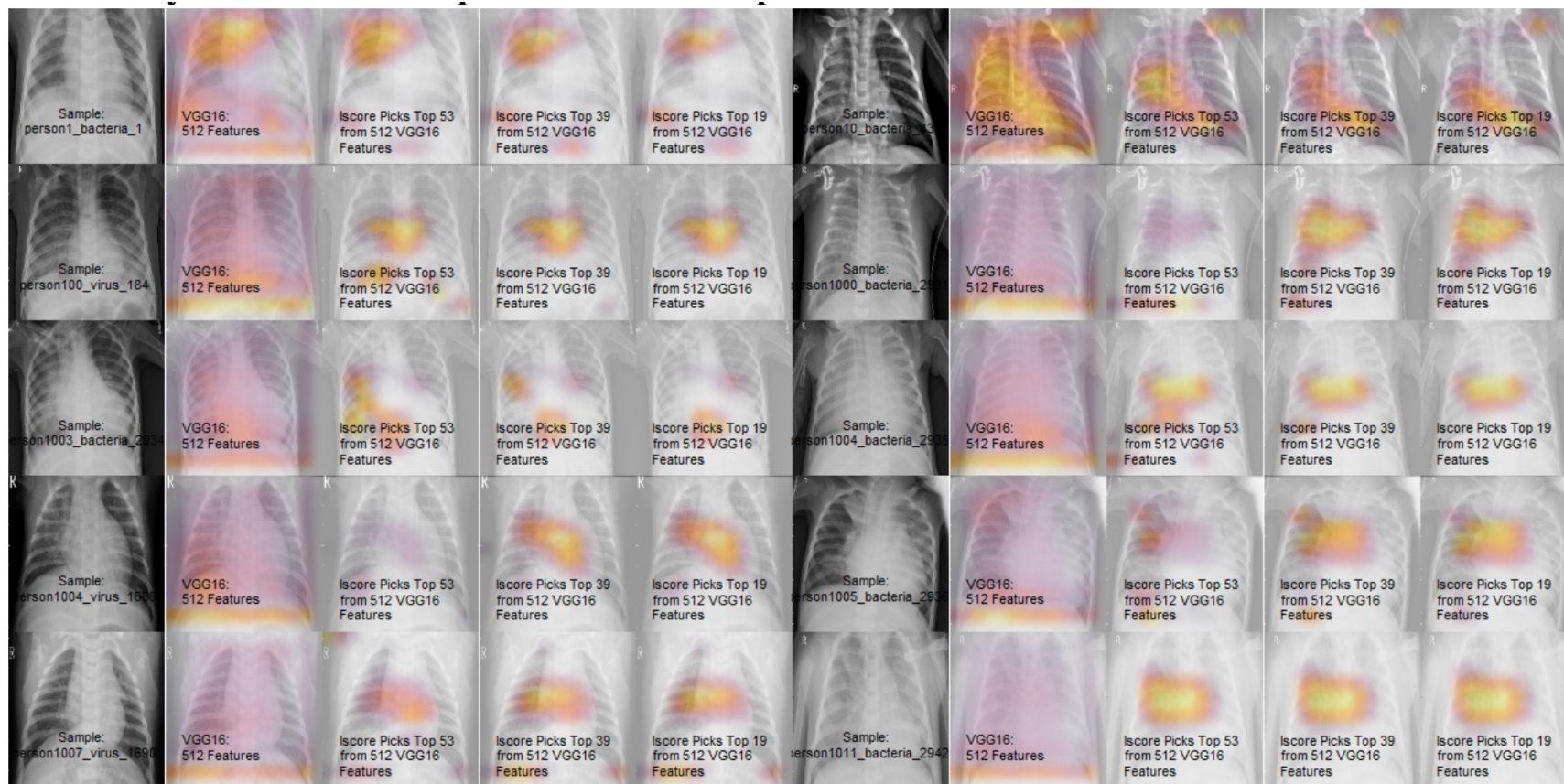
A Novel Interaction-based Methodology Towards Explainable AI with Better Understanding of Pneumonia Chest X-ray Images (2021)

- Transfer learning에서 다른 데이터셋으로 사전 훈련된 모델을 사용하는 것은 Chest X-ray 데이터에는 맞지 않을 수 있다. 그래서 어떤 필터가 X-ray data의 중요한 정보를 capture 할 수 있는지를 아는 것은 중요하다.
- 그러나 어떤 feature가 중요한 지를 알 수 없고 이는 사전 학습된 CNN model의 설명가능성을 저하시킨다.
- 또한, 기존의 XAI method는 visualization에 초점을 두어서 explainability & interpretability 에 대한 정확한 정의가 필요하다.
- Interaction-based feature selection methodology incorporating the notion of **Influence Score (I-score)**

$$I = \sum_{j \in \mathcal{P}} n_j^2 (\bar{Y}_j - \bar{Y})^2,$$

2. 관련 논문

- I-score를 통해 large-scale dataset에서 informative and influential local information를 설명할 수 있다.
- 높은 I-score일수록 local information이 predictivity의 더 높은 lower bound를 가진다.



High I-score
Less # of features

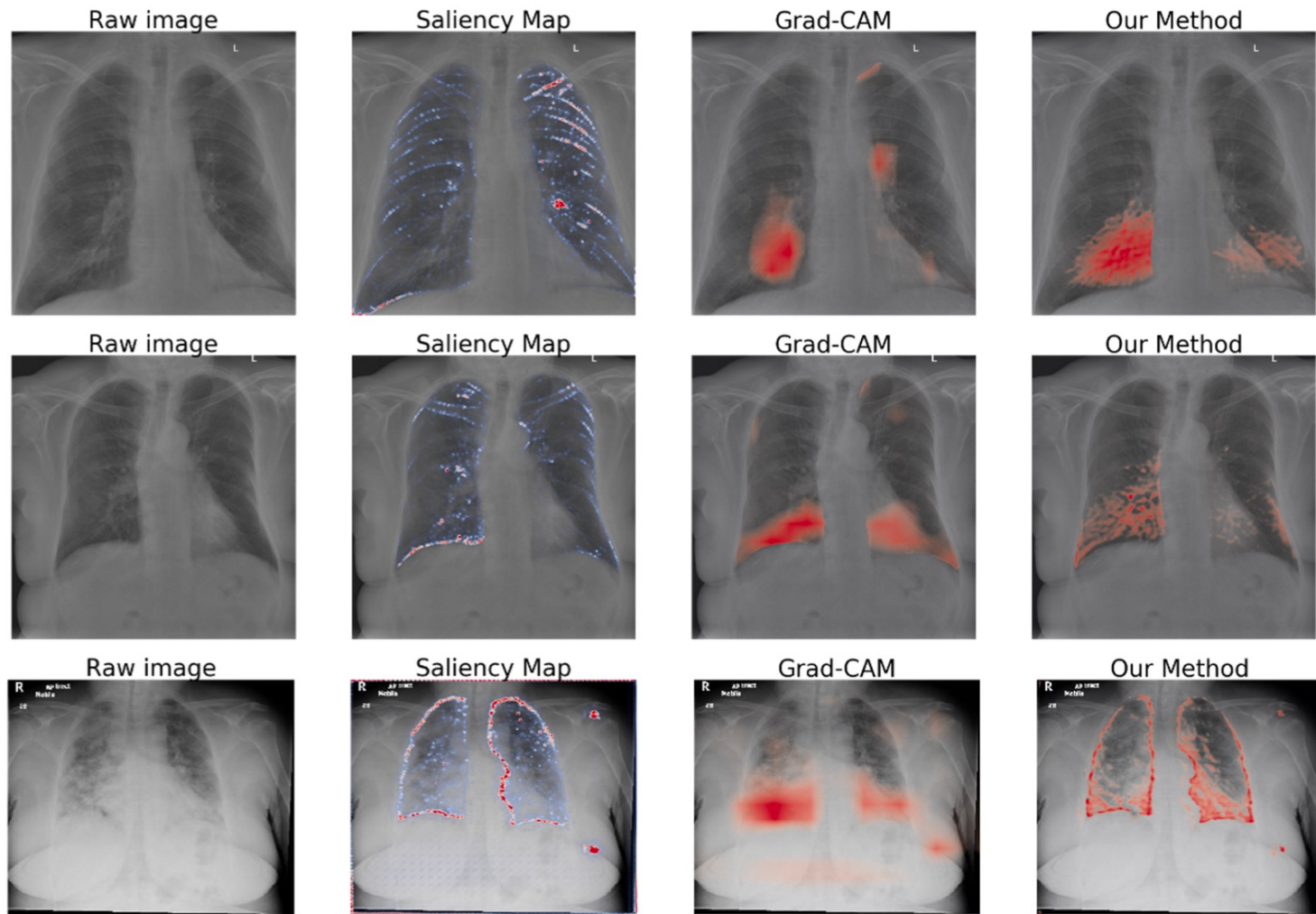
2. 관련 논문

CXR-Net: An Encoder-Decoder-encoder Multitask Deep Neural Network for Explainable and Accurate Diagnosis of COVID-19 pneumonia with Chest X-ray Images (2021)

- 기존의 visual explanation methods는 noisy하거나 부정확하여 진단 목적에는 부적합하다.
 - 본 논문에서는 "A novel explainable deep learning framework (CXRNet)"을 제안한다.
- ⇒ 정확한 COVID-19 pneumonia detection with an enhanced pixel-level visual explanation from CXR images
- CXRNet 은 "Encoder-Decoder-Encoder multitask architecture" 를 기반으로 하여 classification 과 explanation을 가능하게 한다.

2. 관련 논문

- Encoder : input image feature
- Decoder : extracted feature input image와 동일한 사이즈로
- Encoder : extract feature from image
- 기존의 방법보다 높은 accuracy
좀 더 정확한 visualization image



Classification

A.I. Explanation

3. 데이터 셋 활용 방안

- 기존에 읽었던 BAPPS 논문을 참고하여 데이터 셋 구축
- 관련 논문들 참고하여 classification/explanation이 모두 가능한 모델 개발
- BAPPS : Berkely-Adobe Perceptual Patch Similarity Dataset
- -> 인간에 visual perception에 상응하는 데이터 셋 구축

감사합니다