



다양한 임상 시나리오에서의 이미지 기반 예후 예측

성명 황의진

소속 서울대학교병원

2025 제4회
COMMUNITY CONFERENCE
TANGO

Target Adaptive No-code neural network
Generation and Operation framework



주관 ETRI (TANGO)

주최 과학기술정보통신부 IIIP 정보통신기획평가원

문의 parkjb@etri.re.kr / 042-860-5565

후원 LAB labup wedo tesla System
KEITI 한국전자기술연구원 AIVN SUREDATA ACRYL h 하늘소프트 TTA 한국정보통신기술협회
SNUH 고려대학교 KOREA UNIVERSITY Hongik University CAU 중앙대학교
RTst Reliable & Trustworthy

iRAIL 소개



iRAIL (innovative Radiology Artificial Intelligence Lab)

- 서울대병원의 임상의사 및 서울대 공대의 AI 엔지니어로 이루어진 의료영상인공지능 연구실
- 흉부영상의학에서 시작해 의료영상 전 범위에 대한 연구로 확장
- 세계 최초로 딥러닝 기반의 흉부 X-ray 진단 연구를 수행 및 발표



- Director: 박창민 교수님
- TANGO 활용연구 PI: 황의진 교수님



iRAIL 소개

 200+ SCI papers, 40+ patents

Radiology

ORIGINAL RESEARCH • THORACIC IMAGING

Performance of a Deep Learning Algorithm Compared with Radiologic Interpretation for Lung Cancer Detection on Chest Radiographs in a Health Screening Population

Jong Hyuk Lee, MD* • Hye Young Sun, MD* • Sunggyun Park, PhD • Hyungjin Kim, MD, PhD • Eui Jin Hwang, MD • Jin Mo Goo, MD, PhD • Chang Min Park, MD, PhD

From the Department of Radiology and Institute of Radiation Medicine, Seoul National University College of Medicine, 101 Daehak-ro, Jongno-gu, Seoul 03080, Korea (J.H.L., H.K., E.J.H., J.M.G., C.M.P.); Department of Radiology, Healthcare Research Institute, Healthcare System Gangnam Center, Seoul National University Hospital, Seoul, Korea (H.Y.S.); and Lunis Inc, Seoul, Korea (S.P.). Received March 31, 2020; revision requested May 19; revision received July 20; accepted July 30. Address correspondence to C.M.P. (e-mail: cmpark.morphus@gmail.com).

This study was supported by the Seoul National University Hospital Research Fund (grant no. 05-2019-0190).

*J.H.L. and H.Y.S. contributed equally to this work.

Conflicts of interest are listed at the end of this article.

See also the editorial by Armano in this issue.

Radiology 2020; 297:687–696 • <https://doi.org/10.1148/radiol.2020201240> • Content codes: CH, BI

Background: The performance of a deep learning algorithm for lung cancer detection on chest radiographs in a health screening population is unknown.

Purpose: To validate a commercially available deep learning algorithm for lung cancer detection on chest radiographs in a health screening population.

Materials and Methods: Out-of-sample testing of a deep learning algorithm was retrospectively performed using chest radiographs from individuals undergoing a comprehensive medical check-up between July 2008 and December 2008 (validation test). To evaluate the algorithm's performance, a gold standard was defined based on the consensus of three radiologists. Diagnostic measures, including sensitivity and false-positive rate (FPR), were calculated. The algorithm's performance was compared with that of radiologists using the McNemar test and the Moskowitz method. Additionally, the deep learning algorithm was applied to a screening cohort undergoing chest radiography between January 2008 and December 2012, and its performances were calculated.

Results: In a validation test comprising 10,285 radiographs from 10,202 individuals (mean age, 54 years \pm 11 [standard deviation]; 5,857 men) with 10 radiographs of visible lung cancer, the algorithm's AUC was 0.99 (95% confidence interval: 0.97, 1), and it showed comparable sensitivity (96% [nine of 10 radiographs]) to that of the radiologists (60% [six of 10 radiographs]; $P = .25$) with 41 per FPR (3.1% [119 of 3,775 radiographs] vs 0.3% [26 of 10,285 radiographs]; $P < .001$). In the screening cohort of 100,522 chest radiographs from 50,070 individuals (mean age, 75 years \pm 11; 28,090 men) with 47 radiographs of visible lung cancers, the algorithm's AUC was 0.97 (95% confidence interval: 0.95, 0.99), and its sensitivity and FPR were 83% (39 of 47 radiographs) and 3% (3999 of 100,478 radiographs), respectively.

Conclusion: A deep learning algorithm detected lung cancers on chest radiographs with a performance comparable to that of radiologists, which will be helpful for radiologists in healthy populations with a low prevalence of lung cancer.

© RSNAs. 2020

Online supplemental material is available for this article.

JAMA Network Open

Original Investigation | Imaging

Development and Validation of a Deep Learning-Based Automated Detection Algorithm for Major Thoracic Diseases on Chest Radiographs

Eui Jin Hwang, MD; Sunggyun Park, MS; Kwang-Nam Jin, MD; Jung Im Kim, MD; So Young Choi, MD; Jong Hyuk Lee, MD; Jin Mo Goo, MD, PhD; Jaehong Aum, PhD; Jae-Joon Yim, MD; Julian G. Cohen, MD; Gilbert R. Ferrenti, MD; Chang Min Park, MD, PhD; for the DLAD Development and Evaluation Group

Abstract

IMPORTANCE Interpretation of chest radiographs is a challenging task prone to errors, requiring expert readers. An automated system that can accurately classify chest radiographs may help streamline the clinical workflow.

OBJECTIVES To develop a deep learning-based algorithm that can classify normal and abnormal results from chest radiographs with major thoracic diseases including pulmonary malignant neoplasm, active tuberculosis, pneumonia, and pneumothorax and to validate the algorithm's performance using independent data sets.

DESIGN, SETTING, AND PARTICIPANTS This diagnostic study developed a deep learning-based algorithm using single-center data collected between November 1, 2016, and January 31, 2017. The algorithm was externally validated with multicenter data collected between May 1 and July 31, 2018. A total of 54,221 chest radiographs with normal findings from 47,917 individuals (21,556 men and 26,361 women; mean [SD] age, 51 [16] years) and 35,613 chest radiographs with abnormal findings from 44,102 individuals (8,373 men and 5,729 women; mean [SD] age, 62 [15] years) were used to develop the algorithm. The total of 486 chest radiographs with normal findings and 529 with abnormal results (1 from each participant) (248 men and 387 women; mean [SD] age, 53 [18] years) from 5 institutions were used for external validation. Fifteen physicians, including nonradiology physician-board-certified radiologists, and thoracic radiologists, participated in observer performance testing. Data were analyzed in August 2018.

EXPOSURES

Deep learning-based algorithm.

MAIN OUTCOMES AND MEASURES Image-wise classification performances measured by area under the receiver operating characteristic curve; lesion-wise localization performances measured by area under the alternative free-response receiver operating characteristic curve.

RESULTS The algorithm demonstrated a median (range) area under the curve of 0.97 (0.97–1.000) for image-wise classification and 0.972 (0.923–0.985) for lesion-wise localization; the algorithm demonstrated significantly higher performance than all 3 physician groups in both image-wise classification (0.983 vs 0.814–0.932, all $P < .005$) and lesion-wise localization (0.985 vs 0.781–0.907, all $P < .001$). Significant improvements in both image-wise classification (0.814–0.932 to 0.904–0.958, all $P < .005$) and lesion-wise localization (0.781–0.907 to 0.873–0.938, all $P < .001$) were observed in all 3 physician groups with assistance of the algorithm.

CONCLUSIONS AND RELEVANCE The algorithm consistently outperformed physicians, including thoracic radiologists, in the discrimination of chest radiographs with major thoracic diseases.

Key Points

Question Can a deep learning-based algorithm accurately discriminate abnormal chest radiograph results showing major thoracic diseases from normal chest radiograph results?

Findings In this diagnostic study of 54,221 chest radiographs with normal findings and 35,613 with abnormal findings, the deep learning-based algorithm for discrimination of chest radiographs with pulmonary malignant neoplasm, active tuberculosis, pneumonia, or pneumothorax demonstrated excellent and consistent performance throughout 5 independent data sets. The algorithm outperformed physicians, including radiologists, and enhanced physician performance when used as a second reader.

Meaning A deep learning-based algorithm may help improve diagnostic accuracy in reading chest radiographs and assist in prioritizing chest radiographs, thereby increasing workflow efficacy.

Supplemental content

Author affiliations and article information are listed at the end of this article.



ORIGINAL ARTICLE
LUNG IMAGING

Development and validation of a deep learning algorithm detecting 10 common abnormalities on chest radiographs

Ju Gang Nam,^{1,2} Minchul Kim,³ Jongchan Park,³ Eui Jin Hwang,^{1,2} Jong Hyuk Lee,^{1,2} Jung Hee Hong,^{1,2}, Jin Mo Goo,^{1,2,4} and Chang Min Park,^{1,2}

¹Dept of Radiology, Seoul National University Hospital, Seoul, Republic of Korea; ²College of Medicine, Seoul National University, Seoul, Republic of Korea; ³Lunis Inc, Seoul, Republic of Korea; ⁴Institute of Radiation Medicine, Seoul National University Medical Research Center, Seoul, Republic of Korea.

Correspondence: Chang Min Park, Dept of Radiology and Institute of Radiation Medicine, Seoul National University College of Medicine, 101 Daehak-ro, Jongno-gu, Seoul 03080, Republic of Korea. E-mail: cmpark.morphus@gmail.com

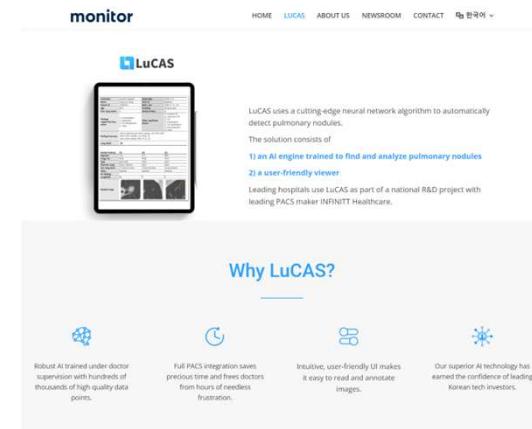
A deep learning algorithm detecting 10 common abnormalities was trained with 146,717 images and showed excellent performance on chest radiographs, helping radiologists improve their performance and advance the reporting time for critical or urgent cases. <https://doi.org/10.1183/13993003.03601-2020>.

Cite this article as: Nam JG, Kim M, Park J, et al. Development and validation of a deep learning algorithm detecting 10 common abnormalities on chest radiographs. Eur Respir J 2021; 57: 2003061 [https://doi.org/10.1183/13993003.03601-2020].

iRAIL 소개



기술이전, 제품 상용화



임상 현장의 AI 수요

▶ 임상 현장에서의 인공지능 교육에 대한 니즈 증가

서울대학교병원 2025

의료AI 이론·실습

통합과정

일자

2025년 9월 ~ 11월 매주 1~2회

시간

17:00 ~ 21:00

(이론 2시간+실습 3시간 또는 프로젝트 4시간)

장소

서울대학교 의과대학 내 강의실 (온라인 Zoom 생중)

*온라인 학습은 원하는 학생에게 제공

프로그램

필수 과정

선택 과정

모집 대상

서울대학교원과 소속 의료인(의사, 간호사 등), 의료기사, 전산 AI 전문인력 등 (※ 병원 소속도 가능) 또는 서울대학교 대학원생

모집 인원

50명 (성별 주제 시 성별 제한 없음)

모집 기간

2025년 8월 1일 오후 12시(한국까지)

강사

서울대학교 및 서울대학교병원 교수진

참가링크 QR

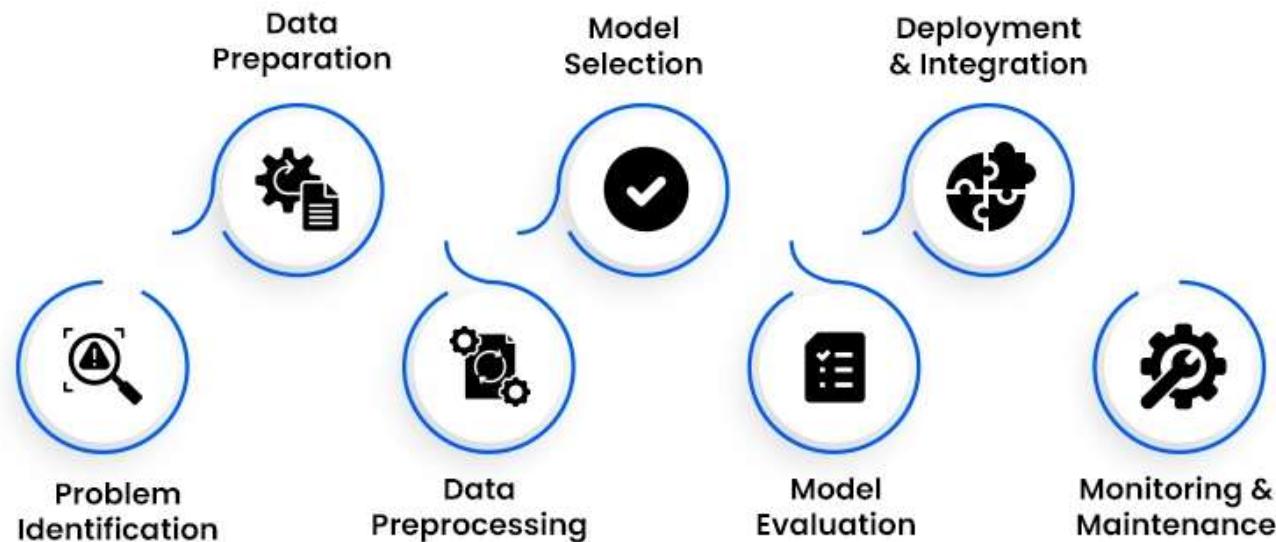
교과 과정

<div data

의료 인공지능 연구의 bottle neck

- Clinician의 아이디어가 실현 가능한지 파악하는 데에만 너무 많은 비용이 필요

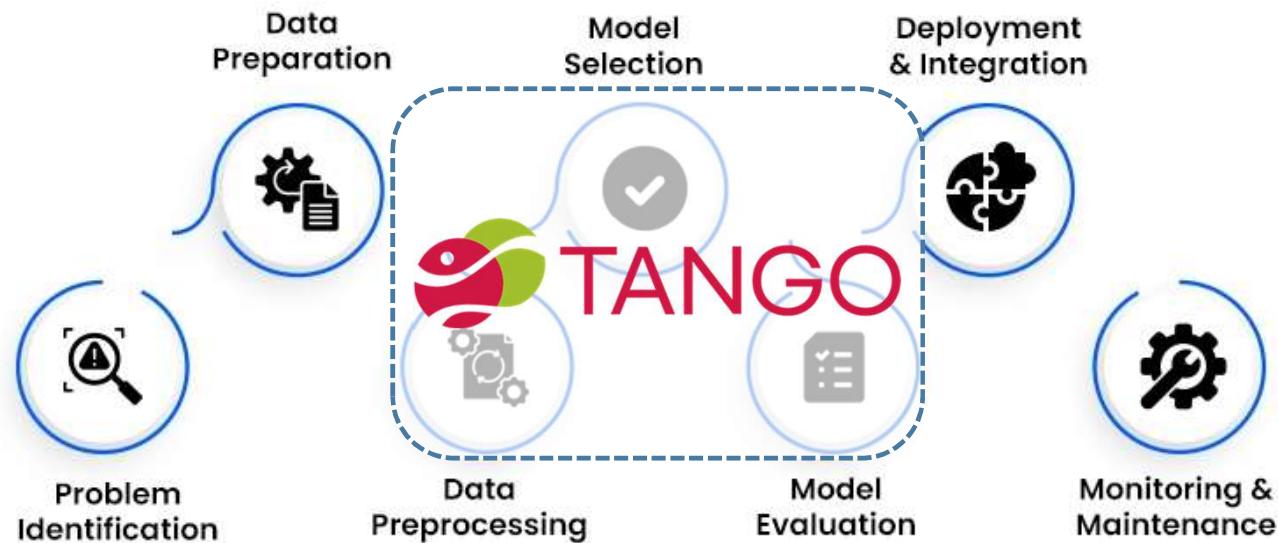
Key Stages of the AI Development Process



TANGO를 활용한 Proof-of-Concept

- 아이디어의 실현 가능성을 TANGO를 활용해 빠르게 검증, Proof-of-Concept(PoC)에 활용

Key Stages of the AI Development Process



활용 예시 1. 지역사회획득폐렴 환자의 흉부 X선 기반 딥러닝 모델 개발



지역사회획득폐렴

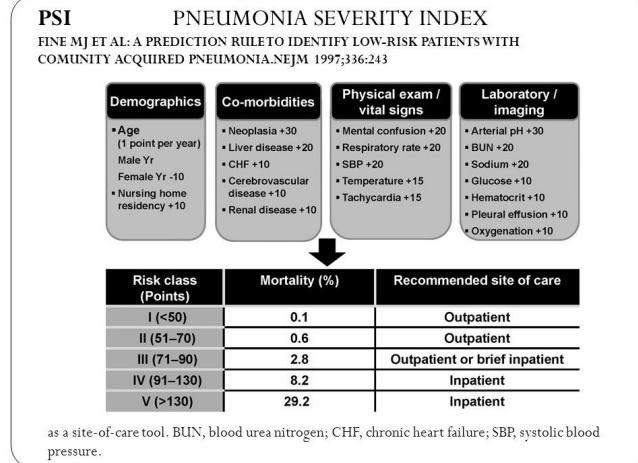
- 폐렴은 2021년 전세계 사망 240만 명(전체 3.6%)을 차지하는 주요 사망 원인 질병
- 고위험 환자 조기 입원 및 집중치료와 저위험 환자의 불필요한 입원과 침습적 치료 감소가 환자의 예후 개선 및 의료 비용 절감의 핵심**
- 이와 관련하여 임상 지표를 기반으로 위험을 평가하는 지표가 연구되어져 왔음 (CURB-65, PSI)
- 흉부 X-ray는 폐렴 진단에 필수적이며 대부분의 환자에서 촬영되지만, 위험 예측에 영상 소견을 활용하는 것은 한계가 있음

→ 인공지능 기술을 활용해 지역사회획득폐렴 환자의 흉부 X-ray에서 30일 사망 위험을 예측하는 법

Table 1. CURB-65 Scoring⁴⁶

Symptom	Points
Confusion	1
Urea: BUN >19 mg/dL (>7 mmol/L)	1
Respiratory rate ≥30 breaths/min	1
Systolic BP <90 mm Hg or diastolic BP ≤60 mm Hg	1
Age ≥65 years	1
Total	—
Score	Risk
0 or 1	1.5% mortality Outpatient care
2	9.2% mortality Inpatient versus observation admission
≥3	22% mortality Inpatient admission; consider ICU admission with score of 4 or 5

Abbreviations: BP, blood pressure; BUN, blood urea nitrogen; ICU, intensive care unit.



활용 예시 1. 지역사회획득폐렴 환자의 흉부 X선 기반 딥러닝 모델 개발

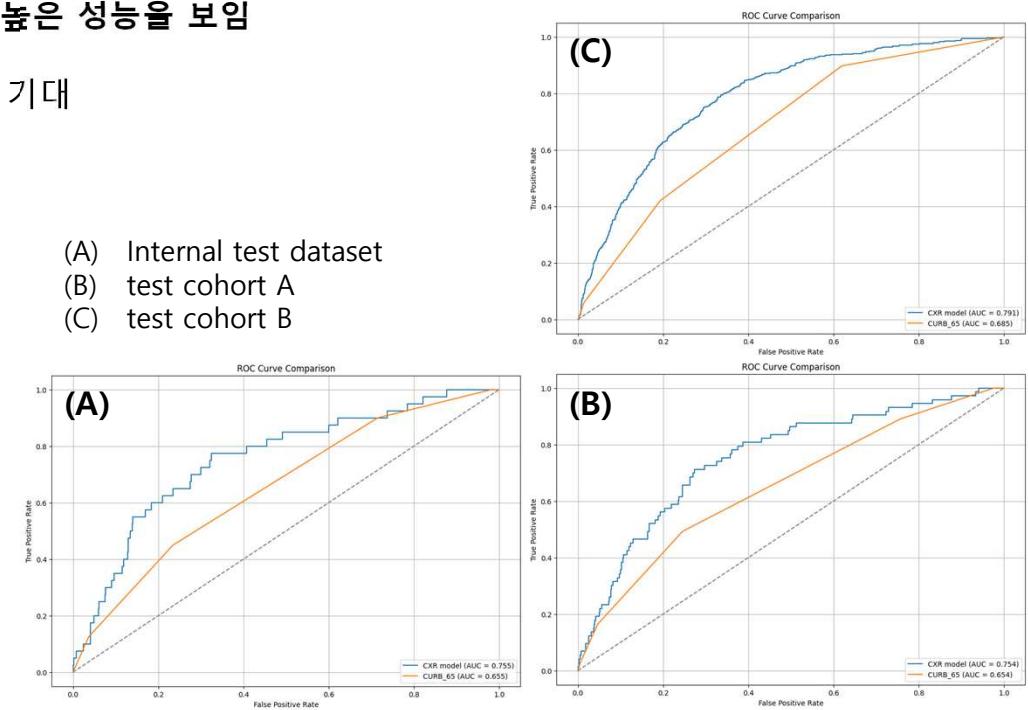


흉부 X선 기반 30일 사망률 예측 모델 개발

- 서울대병원 응급실에 내원한 폐렴 환자의 흉부 X선 데이터를 활용해 30일 사망 위험을 예측하는 딥러닝 모델 개발
 - 기존의 위험 예측 지표인 CURB-65와 비교했을 때 유의하게 더 높은 성능을 보임
- 폐렴 환자의 사망 위험 예측을 통한 치료 방침 결정 도구로 활용 기대

	Internal test dataset (n=696)	Test cohort A (n=996)	Test cohort B (n=4,703)
Area under receiver operating characteristic curve			
CXR model	0.76 (0.68–0.83)	0.75 (0.70–0.81)	0.79 (0.77–0.81)
CURB-65	0.65 (0.57–0.73)	0.66 (0.59–0.72)	0.69 (0.66–0.71)
Harrell's C-index			
CXR model	0.69 (0.65–0.73)	0.66 (0.63–0.69)	0.74 (0.72–0.75)
CURB-65	0.61 (0.57–0.65)	0.60 (0.56–0.63)	0.66 (0.64–0.67)

- (A) Internal test dataset
 (B) test cohort A
 (C) test cohort B



활용 예시 2. 건강검진 수검자의 6년 이내 폐암 발생 위험 예측을 위한 흉부 X선 기반 딥러닝 모델 개발

폐암

- 폐암은 여러 암종 중 사망률 1위 질환으로 전체 암사망 20% 이상을 차지하고 있음
- 2019년부터 국가암검진사업에 폐암 고위험군 대상 저선량 흉부 CT 검사가 추가됨
- 고위험군 현행 기준(연령, 흡연력)으로는 고위험 대상 누락과 불필요한 검진 발생

암종	검진대상	검진주기	검진방법
위암	40세 이상 남녀	2년	위내시경검사
간암	40세 이상 남녀 간암발생고위험군 (간경변증이나 B형 간염 바이러스 항원 또는 C형 간염바이러스 항체 양성으로 확인된 자)	6개월	간초음파검사 + 혈청알파胎아단백검사
대장암	50세 이상 남녀	1년	분변암탈검사 : 이상소견시 대장내시경검사
유방암	40세 이상 여성	2년	유방촬영술
자궁경부암	20세 이상 여성	2년	자궁경부세포검사
폐암	54세 이상 74세 이하의 남여 中 폐암 발생 고위험군	2년	저선량흉부 CT



활용 예시 2. 건강검진 수검자의 6년 이내 폐암 발생 위험 예측을 위한 흉부 X선 기반 딥러닝 모델 개발

폐암 위험도 예측 모델 사례 및 흉부 X선 영상의 활용 가능성

- 폐암 고위험군 대상자 선별의 중요도가 높아 연령과 흡연력 이외 다양한 폐암의 위험인자를 반영한 위험 예측 모델 연구가 꾸준하게 이루어짐
- PLCOall2014:** 임상 정보를 바탕으로 6년 내 폐암 발생 위험을 예측하는 다변량 모델 (흡연자, 비흡연자 모두 적용)
- 흉부 X선 검사는 폐암 예측에 필요한 정보를 내포하고 있을 것으로 기대되며, 일반적으로 가장 자주 시행되는 영상 검사임을 고려할 때 예측 도구로써 활용도 높을 것으로 예상됨

→ 인공지능 기술을 활용해 건강검진 수검자의 흉부 X-ray에서 6년 이내 폐암 발생 위험을 예측할 수 있을까?

Variables	Model	
	PLCO participants sampled	PLCOparticipants only Ever-smokers only
Age ↑ (per one year)	Odds Ratio (95% CI, p-value)	Odds Ratio (95% CI, p-value)
Race/ethnicity (self-reported)	1.081 (1.057 to 1.105; p < 0.001)	1.083 (1.061 to 1.105; p < 0.001)
White	Referent group	Referent group
Black	1.484 (1.083 to 2.033; p = 0.014)	1.379 (1.009 to 1.885; p = 0.044)
Hispanic	0.475 (0.195 to 1.160; p = 0.102)	0.440 (0.181 to 1.073; p = 0.071)
Asian	0.627 (0.332 to 1.185; p = 0.150)	0.592 (0.323 to 1.085; p = 0.090)
Native Hawaiian or Pacific Islander	1	0.256 (0.036 to 1.838; p = 0.175)
American Indian or Alaskan Native	2.793 (0.992 to 7.862; p = 0.052)	2.591 (0.926 to 7.246; p = 0.070)
Education ↑ (years)	0.929 (0.595 to 1.262; p = 0.009)	0.934 (0.594 to 1.264; p = 0.009)
Body mass index ↑ (weight in kilograms/height in meters squared)	0.978 (0.955 to 1.991; p = 0.009)	0.971 (0.954 to 1.990; p = 0.001)
Chronic obstructive pulmonary disease (yes vs. no)	1.427 (1.169 to 1.781; p = 0.001)	1.419 (1.153 to 1.730; p = 0.001)
Personal history of cancer (yes vs. no)	1.582 (1.172 to 2.128; p = 0.003)	1.623 (1.219 to 2.162; p = 0.001)
Family history of lung cancer (yes vs. no)	1.799 (1.471 to 2.200; p < 0.001)	1.796 (1.479 to 2.182; p < 0.001)
Smoking status (former=0, current=1)	1.297 (1.047 to 1.605; p = 0.017)	Referent group
Former smoker (yes vs. no)	Not applicable	10.082 (7.060 to 14.397; p < 0.001)
Current smoker (yes vs. no)	Not applicable	17.995 (11.276 to 28.710; p < 0.001)
Smoking intensity (average cigarettes/day)	p < 0.001 ‡	p < 0.001 §
Smoking duration (per year)	1.032 (1.014 to 1.051; p = 0.001)	1.031 (1.013 to 1.049; p = 0.001)
Smoking quit-time	0.970 (0.950 to 0.990; p = 0.003)	0.968 (0.949 to 0.988; p = 0.002)
Model constant	-4.532506 (unexponentiated)	-6.84088 (unexponentiated)
P _c , P _{cv} , P _{cvv} , P _{cvvv} , P _{cvvvv} , P _{cvvvvv} , P _{cvvvvvv}	ROC AUC (95% CI)	ROC AUC (95% CI)
AUC in PLCO control (development) arm (ever- + never-smokers)	0.803 (0.782 to 0.813) (smokers only, n=36286)	0.859 (0.845 to 0.872) (all, n=68706)
AUC in PLCO intervention (validation) arm (ever- + never-smokers)	0.797 (0.782 to 0.813) (smokers only, n=37332)	0.845 (0.833 to 0.861) (all, n=70540)
AUC in PLCO never-smokers in control & Intervention arms	Not applicable	0.662 (0.607 to 0.709) (n=65711)
Predictive Performance – Calibration – Cox Recalibration in PLCO Intervention Arm		
Recalibrated test statistic to adjust the intercept of the original model intercept	-0.131 (-0.394 to 0.132; p = 0.14)	-0.138 (-0.361 to 0.084; p = 0.223)
Recalibration factor to multiply the original model logit	0.946 (0.874 to 1.018; p = 0.33)	0.944 (0.888 to 1.000; p = 0.0502)
Predictive Performance – Calibration – Median & 90 th percentile absolute error		
PLCO control (development) arm (ever- + never-smokers)	0.0087, 0.04	0.0002, 0.0005
PLCO intervention (validation) arm (ever- + never-smokers)	0.0092, 0.04	0.0003, 0.0014
PLCO never-smokers in control & intervention arms	Not applicable	0.0002, 0.0003

Clinical variables: age, race, education, BMI, COPD, personal history of cancer, smoking status, smoking intensity, smoking duration, smoking quit-time,

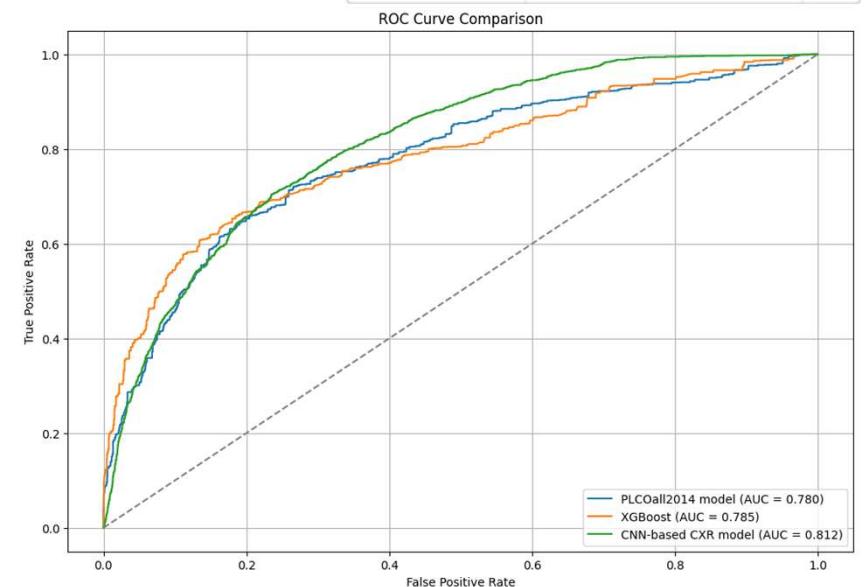
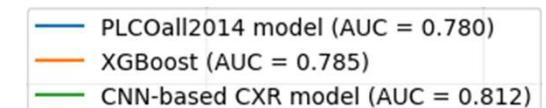
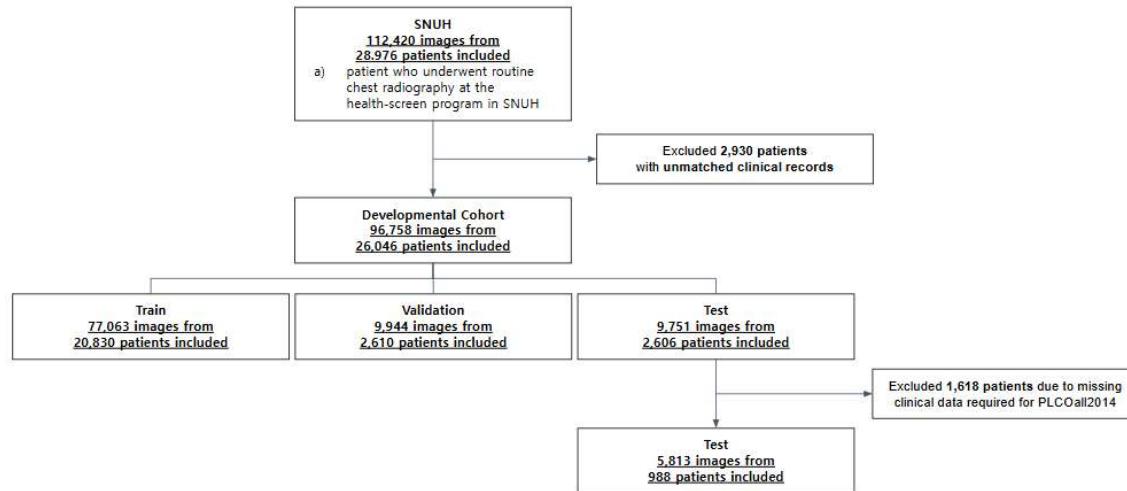
활용 예시 2. 건강검진 수검자의 6년 이내 폐암 발생 위험 예측을 위한 흉부 X선 기반 딥러닝 모델 개발



흉부 X선 기반 폐암 발생 위험 예측 모델 개발

- 서울대병원 건강증진센터 건강검진 수검자의 흉부 X선 데이터를 활용해 6년 이내 폐암 발생 위험을 예측하는 딥러닝 모델 개발
- 기존의 위험 예측 지표인 PLCOall2014 모델과 비교했을 때 유의하게 더 높은 성능을 보임

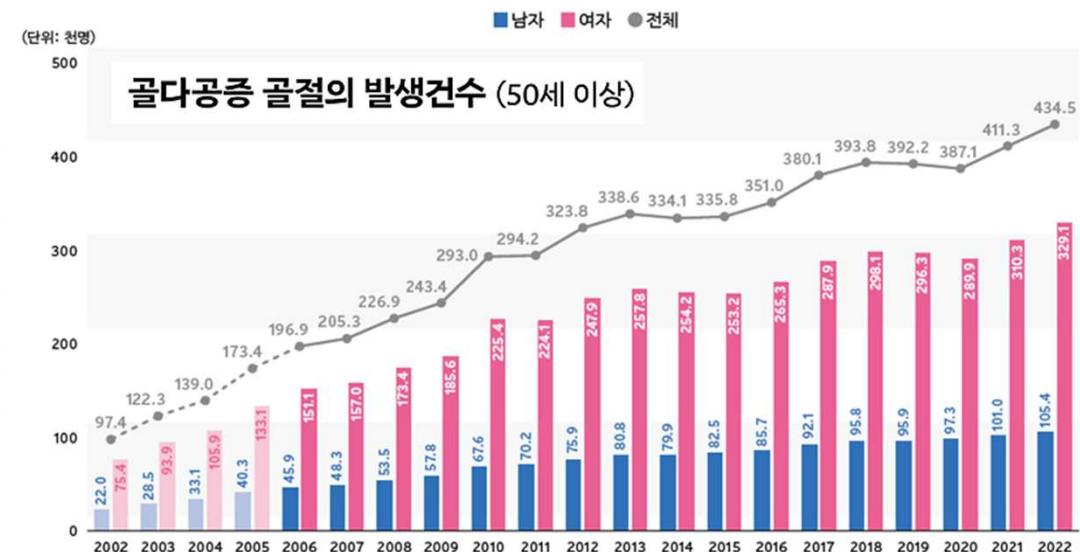
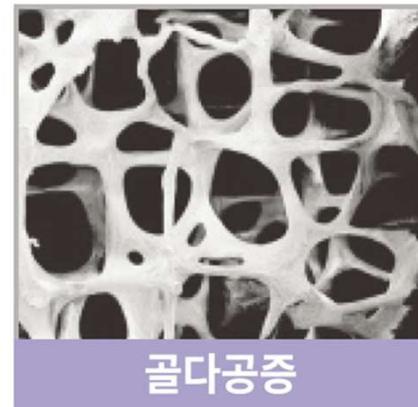
→ 폐암 발생 위험 예측을 통한 폐암검진 대상자 선정의 최적화 기대



활용 예시 3. 골밀도 검사자의 골다공증성 골절 발생 위험 예측을 위한

골다공증성 골절

- 골다공증성 골절은 넘어지는 정도의 약한 충격으로도 발생하는 골절
- 고령화 사회로 진행하면서 환자 증가, 연간 1조 5천억원 규모의 사회적 비용 소요
- 50세 이상 여성 10명 중 3~4명 골절 위험군이지만 선별에 특수검사 필요해 진단 및 치료 시작 어려움



활용 예시 3. 골밀도 검사자의 골다공증성 골절 발생 위험 예측을 위한



기준 골절 예측 도구: 골밀도 검사와 FRAX

- 예방을 위해 위험군 선별하여 치료를 수행하는 것이 중요
 - 골밀도 검사 촬영으로 골밀도를 파악해 FRAX로 위험도 예측
 - 골밀도 검사 촬영은 건강 검진 목적으로 시행 받는 환자군 제한적, 기회검진 가능성 낮음**
- 흔히 시행되는 흉부 X-ray를 인공지능으로 분석해 골다공증성 골절 발생 위험을 예측할 수 있지 않을까?

골절 위험도 계산

골밀도를 알고 있는 경우 10년 내 골절 위험도 계산을 위하여 아래의 질문에 대답하여 주십시오.

국가: 영국	이름 / 아이디: <input type="text"/>	위험 요인에 대하여
질문 사항:		
1. 출생의 시대 (40-90년 사이) 또는 날짜 나이 : 생년월일 :	10. 이차성 골다공증 <input checked="" type="radio"/> 아니오 <input type="radio"/> 예	
2. 성별 <input type="radio"/> 남성 <input checked="" type="radio"/> 여성	11. 하루 3단위 이상의 술 <input checked="" type="radio"/> 아니오 <input type="radio"/> 예	
3. 체중 (kg) <input type="text"/>	12. 대퇴골 경부 (BMD) (g/cm ²) <input type="text"/> 선택 BMD <input type="button" value="맑은"/> <input type="button" value="계산"/>	
4. 신장 (cm) <input type="text"/>		
5. 이전의 골절 병력 <input checked="" type="radio"/> 아니오 <input type="radio"/> 예		
6. 부모님의 고관절 골절 <input checked="" type="radio"/> 아니오 <input type="radio"/> 예		
7. 현재 흡연 <input checked="" type="radio"/> 아니오 <input type="radio"/> 예		
8. 스테로이드 제제 <input checked="" type="radio"/> 아니오 <input type="radio"/> 예		
9. 류마티스 관절염 <input checked="" type="radio"/> 아니오 <input type="radio"/> 예		



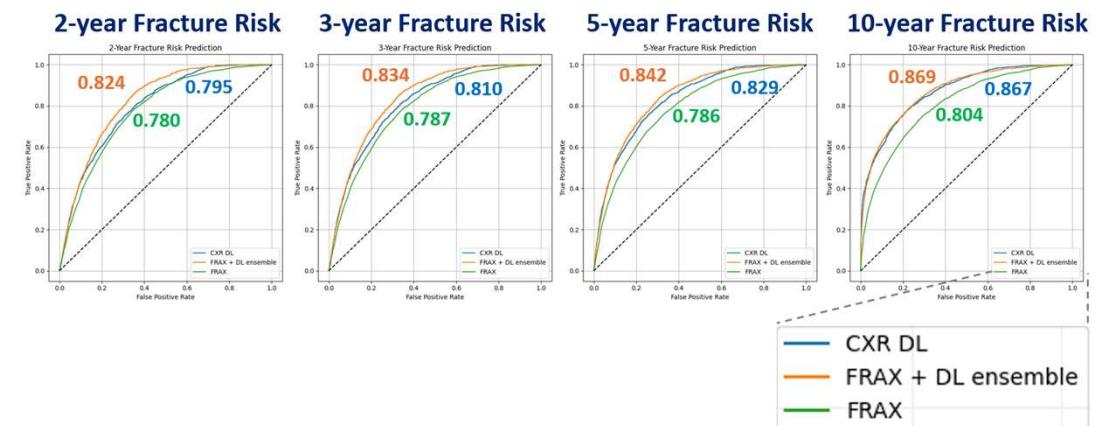
활용 예시 3. 골밀도 검사자의 골다공증성 골절 발생 위험 예측을 위한

흉부 X선 기반 딥러닝 모델 개발

- 서울대병원 흉부 X선 데이터를 활용해 골다공증성 골절 발생 위험을 예측하는 딥러닝 모델 개발
 - 기존에 임상에서 활용되던 **FRAX**에 비해 유의하게 더 높은 성능 보이는 것을 확인
- 건강검진 등에서 촬영한 흉부 X선 활용해 골절 위험군 미리 선별 및 치료 가능할 것으로 기대



	C-index	2y-AUROC	3y-AUROC	5y-AUROC	10y-AUROC
Internal test set (n=5,000)					
CXR DL	0.867±0.012*	0.878±0.016*	0.887±0.014*	0.886±0.014*	0.899±0.014*
FRAX + DL ensemble	0.859±0.014*	0.869±0.016*	0.873±0.014*	0.874±0.012*	0.892±0.012*
FRAX	0.800±0.016	0.805±0.024	0.804±0.022	0.805±0.020	0.832±0.020
External test sets (n=37,865)					
CXR DL	0.788±0.006*	0.795±0.006*	0.810±0.006*	0.829±0.007*	0.867±0.007*
FRAX + DL ensemble	0.811±0.006*	0.824±0.006*	0.834±0.006*	0.842±0.007*	0.869±0.007*
FRAX	0.772±0.006	0.780±0.007	0.787±0.007	0.786±0.007	0.804±0.006





감사합니다.



주 관 ETRI (TANGO)

주 최 과학기술정보통신부 IITP 정보통신기획평가원

문 의 parkjb@etri.re.kr / 042-860-5565

후 원



KEITI 한국전자기술연구원



한국정보통신기술협회
Telecommunications Technology Association