

APRENDIZAJE PROFUNDO PARA EL DIAGNÓSTICO POR RADIOGRAFÍA DE TÓRAX EN EL DEPARTAMENTO DE EMERGENCIAS

Radiology RSNA 2019

Julio 2020

Deep Learning for Chest Radiograph Diagnosis in the Emergency Department

Eui Jin Hwang, MD • Ju Gang Nam, MD • Woo Hyeon Lim, MD • Sae Jin Park, MD • Yun Soo Jeong, MD • Ji Hee Kang, MD • Eun Kyoung Hong, MD • Taek Min Kim, MD • Jin Mo Goo, MD, PhD • Sunggyun Park, PhD • Ki Hwan Kim, MD, PhD • Chang Min Park, MD, PhD

From the Department of Radiology, Seoul National University College of Medicine, 101 Daehak-ro, Jongno-gu, Seoul 03080, Korea (E.J.H., J.G.N., W.H.L., S.J.P., Y.S.J., J.H.K., E.K.H., T.M.K., J.M.G., C.M.P.); and Lunit, Seoul, Korea (S.P., K.H.K.). Received May 30, 2019; revision requested July 29; revision received August 9; accepted September 5. **Address correspondence to** C.M.P. (e-mail: cmpark.morphius@gmail.com).

Supported by the Seoul National University Hospital research fund (grants 06-2016-3000 and 03-2019-0190) and the Seoul Research & Business Development Program (grant FI170002).

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

See also the editorial by Munera and Infante in this issue.

Radiology 2019; 293:573–580 • <https://doi.org/10.1148/radiol.2019191225> • Content codes:  

Introducción

- EEUU 2015 137 millones
- Enf resp - 2do Dx (9.8%)
- Primera línea de valoración Tx
- RxTx ER 81% (1994 - 2014)

- Rendimiento subóptimo de interpretación
- ACR radiólogos calificados disponibles para todas las Rx en ER
- En EEUU 73% de DxIm académicos no cobertura nocturna de personal
- Sistema de aprendizaje profundo ---> optimizar rendimiento

Introducción

- Rendimiento de algoritmo de aprendizaje profundo
 - > validación en contexto clínico
 - > implementación clínica
- Objetivo - evaluar rendimiento de algoritmo de aprendizaje profundo en RxTx con anomalías "clínicamente significativas" en el contexto de la sala de emergencias
- Estudio retrospectivo de un centro de atención terciaria en Seoul, Corea del Sur
- Total de 1135 pacientes

Materiales y Métodos

- Algoritmo diseñado para clasificar RxTx en cuatro grupos de patologías
 - Malignidad pulmonar
 - Tuberculosis pulmonar activa
 - Neumonía
 - Neumotórax
- 54 221 RxTx normales y 35 613 RxTx con enf Tx
- Mapa de calor ---> topografía de lesión
- S 95% E 75%
- S 92% E 95% (punto de corte de especificidad alta)

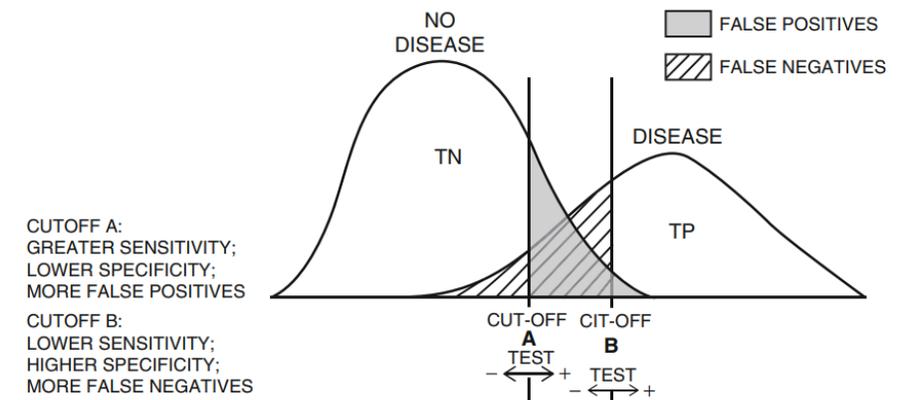


Figure 5.3 Different test cutoff points and false positives and false negatives

Conceptos de estadística

- **Sensitivity:** “I know my patient has the disease. What is the chance that the test will show that my patient has it?”
- **Specificity:** “I know my patient doesn’t have the disease. What is the chance that the test will show that my patient doesn’t have it?”
- **PPV:** “I just got a positive test result back on my patient. What is the chance that my patient actually has the disease?”
- **NPV:** “I just got a negative test result back on my patient. What is the chance that my patient actually doesn’t have the disease?”

Materiales y métodos

- Inclusión

RxTx ER

Período Ene 1 - Mar 31, 2017

- Exclusión

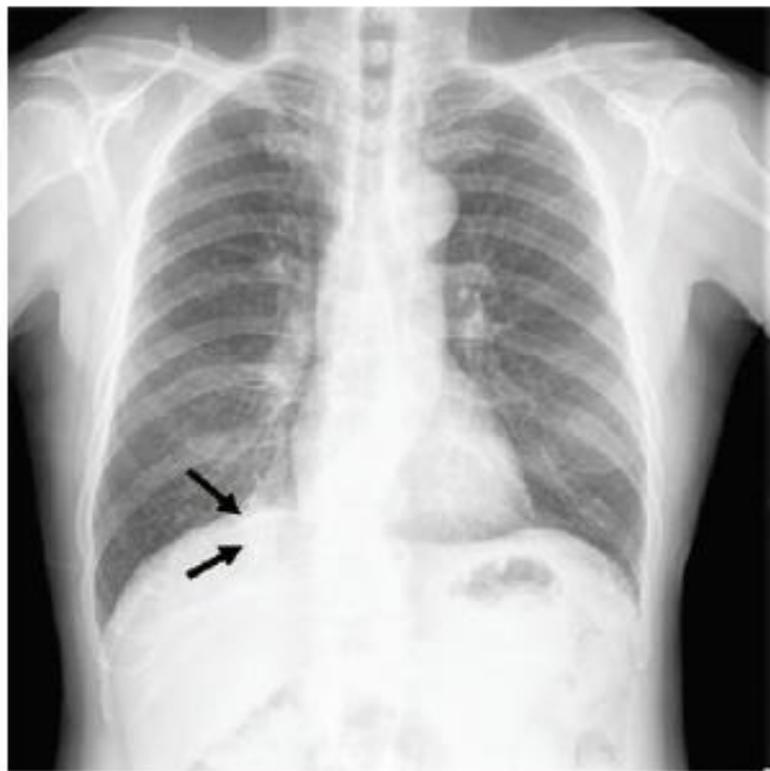
RxTx previa

Table 2: Clinically Relevant Abnormalities on Abnormal Radiographs

Abnormality	No. of Patients (<i>n</i> = 256)	No. of Patients with CT Examinations (<i>n</i> = 79)
Pulmonary parenchymal diseases		
Pneumonia	69 (27)	36
Pulmonary edema	32 (12)	9
Parenchymal infiltration with indeterminate nature	30 (12)	6
Pulmonary nodule or mass with indeterminate nature	18 (7)	0
Pulmonary tuberculosis suspected from radiographs	15 (6)	2
Interstitial lung disease	9 (3)	3
Primary lung cancer	9 (4)	6
Pulmonary metastasis	8 (4)	3
Bacteriologically proven pulmonary tuberculosis	7 (3)	2
Giant bulla	1 (0.4)	0
Pleural diseases		
Pleural effusion without parenchymal abnormality	34 (13)	7
Pneumothorax	7 (3)	2
Mediastinal diseases		
Clinically significant cardiomegaly	4 (2)	0
Acute aortic syndrome	4 (2)	2
Mediastinal mass	2 (1)	1
Other diseases		
Rib fracture without other abnormality	5 (2)	2
Small bowel obstruction	1 (0.4)	0
Scoliosis	1 (0.4)	0

Note.—Numbers in parentheses are percentages.

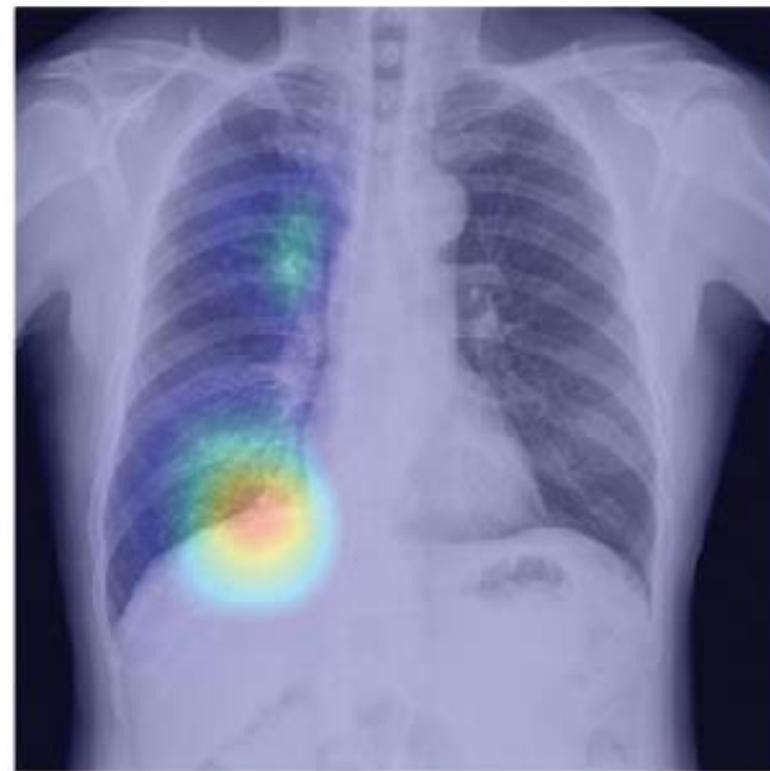
FIGURA 2



a.

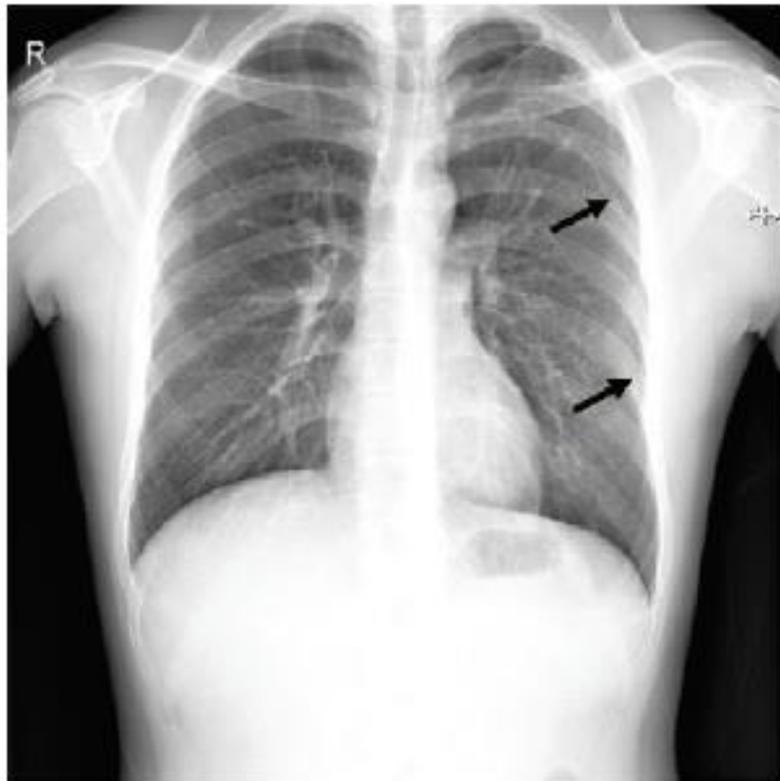


b.

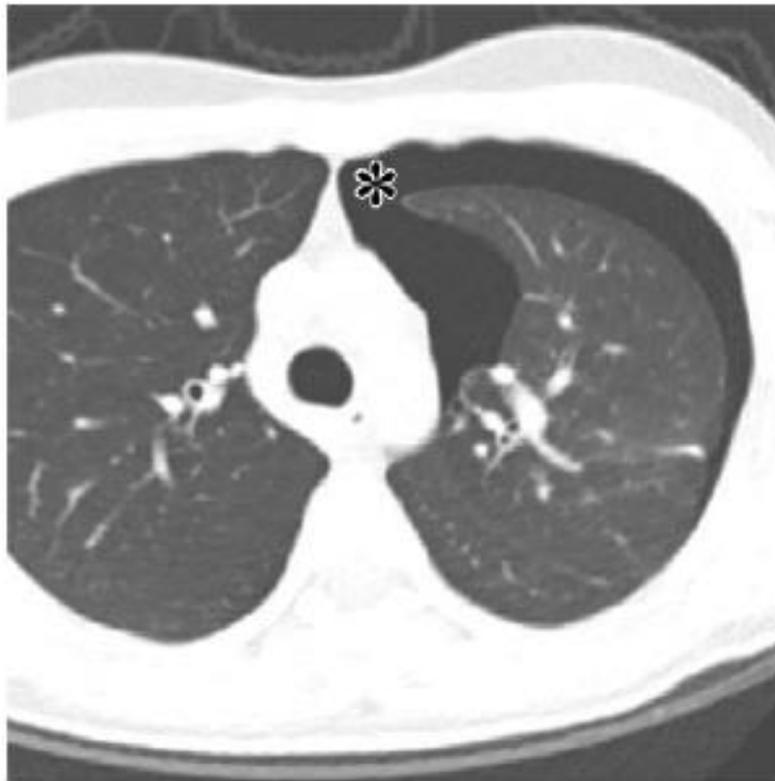


c.

FIGURA 3



a.

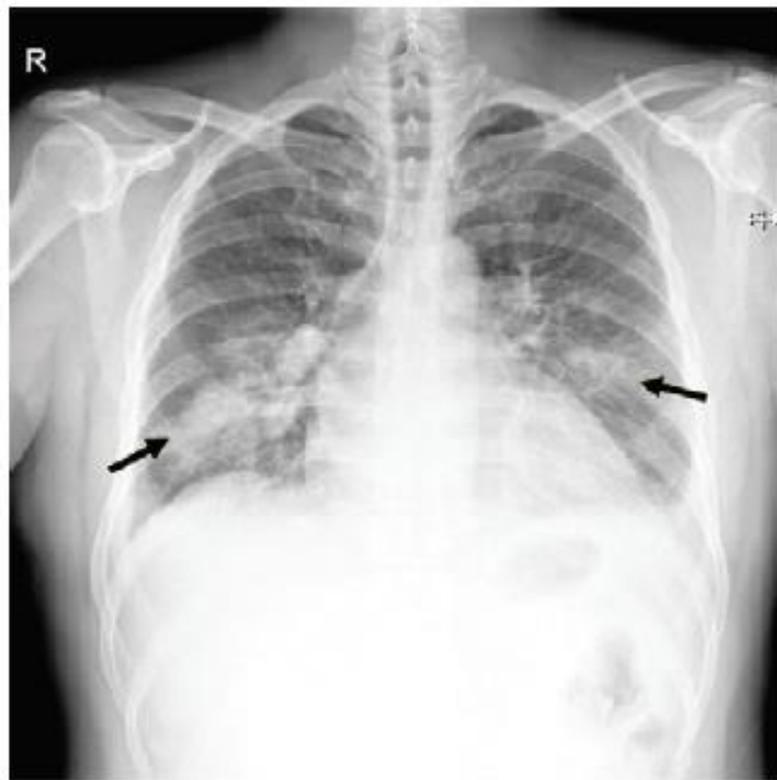


b.

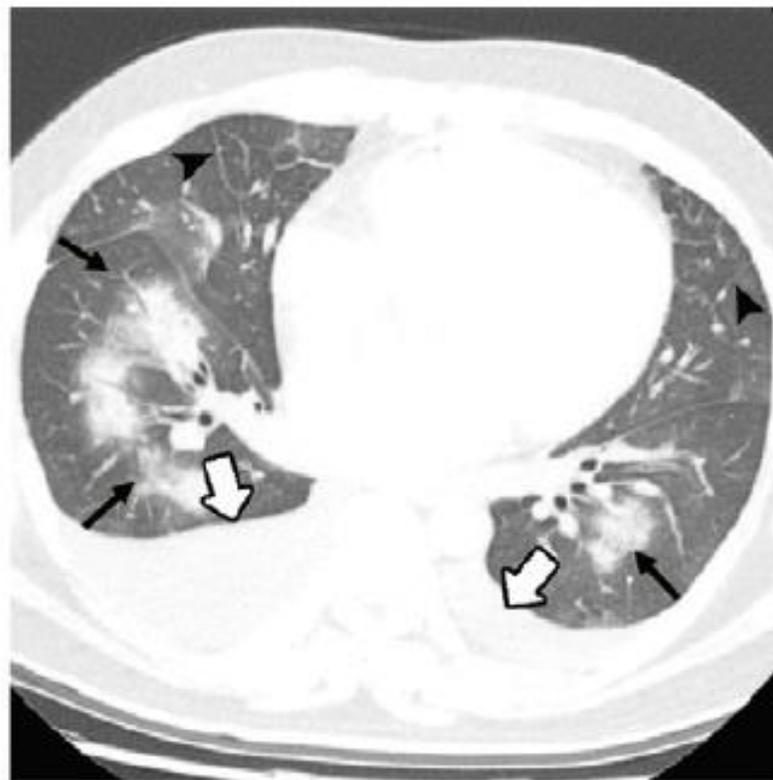


c.

FIGURA 4



a.

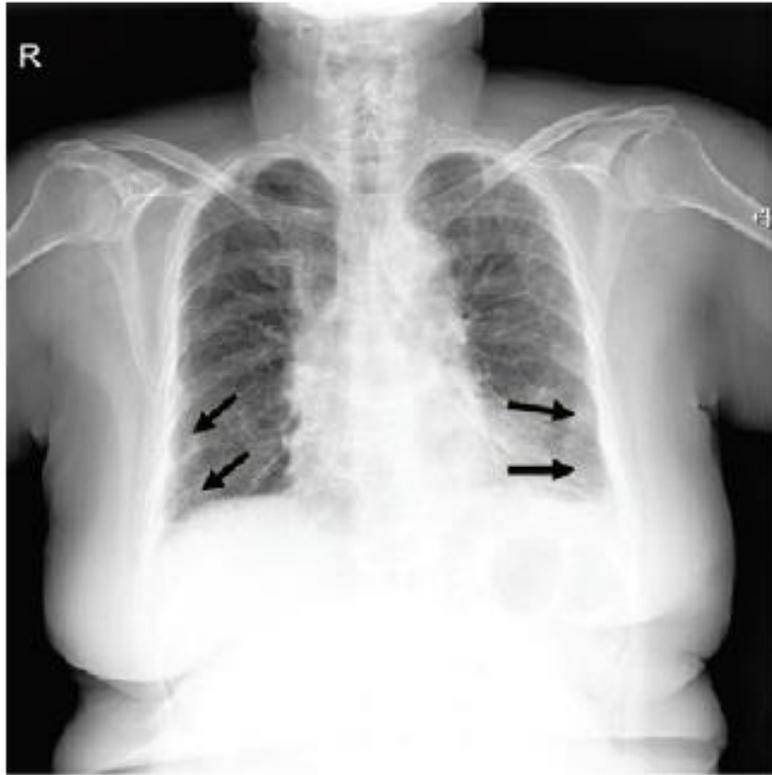


b.

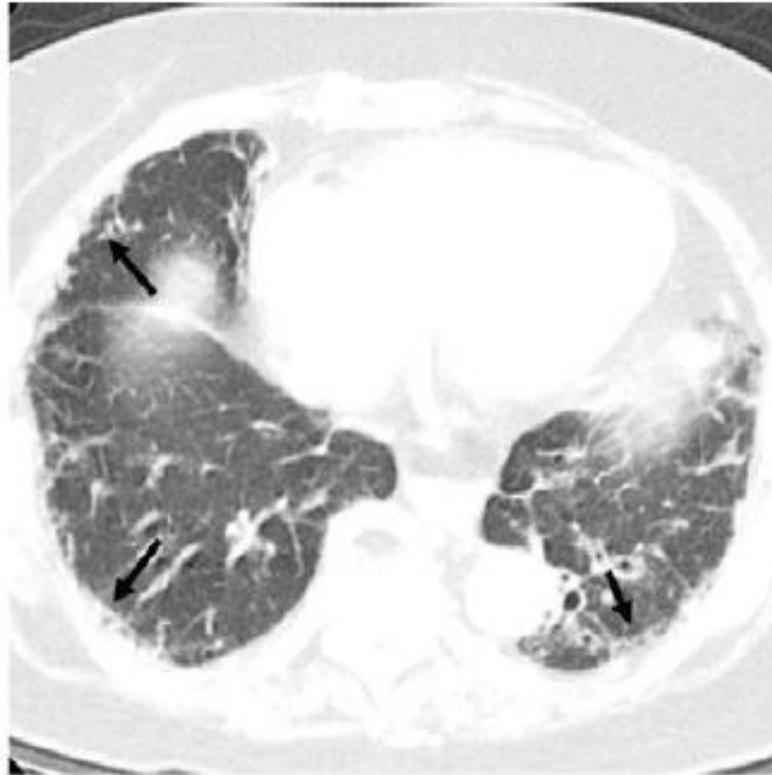


c.

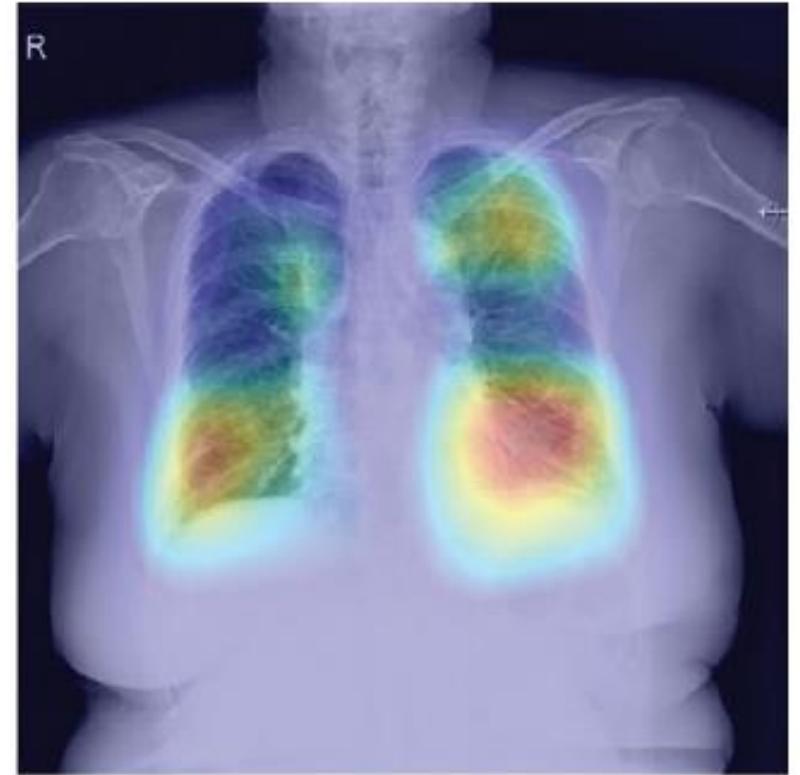
FIGURA 5



a.



b.



c.

Resultados

Algoritmo

S 81.6% - 88.7%

E 69.6% - 90.3%

Residentes de radiología

S 65.6% (menor)

E 98.1% (mayor)

Tras reinterpretación con algoritmos (residentes)

S 73.4% (mejor)

E 94.3% (menor)

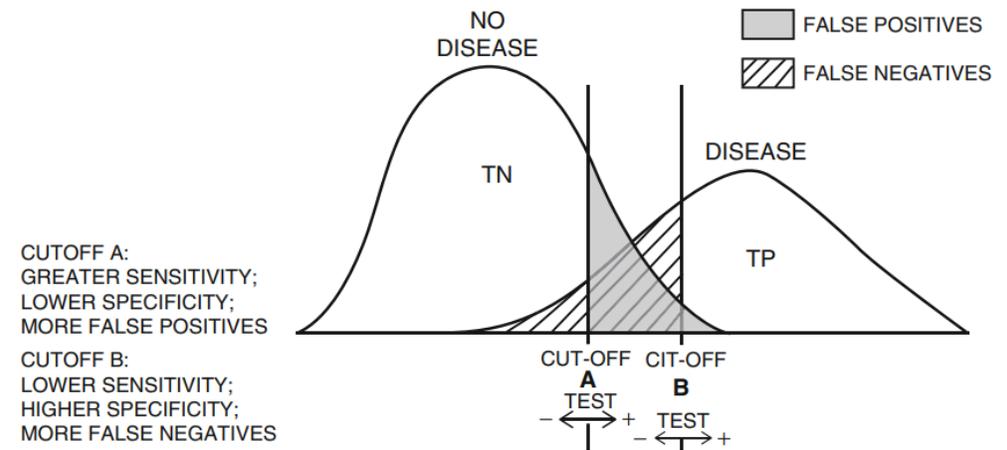


Figure 5.3 Different test cutoff points and false positives and false negatives

Discusión

- S y NPV de residentes mejoraron
- E y PPV disminuyeron
- Énfasis en tamizaje y rol superior de la sensibilidad en ER
- Reducir los falsos negativos por interpretación (triage)
- Aumentar el rendimiento

Discusión

- Método robusto e independiente de edad, sexo y proyección Rx
- Rendimiento mayor ante síntomas respiratorios
- Menor rendimiento ante Rx con hallazgos --> discordia / debate
- Limitaciones
 - Institución única
 - No tiempo real (retrospectivo)
 - Residentes

Conclusión

Algoritmo de aprendizaje profundo para RxTx en la sala de emergencias

Mayor rendimiento diagnóstico para identificar anomalías clínicamente significativas

Ayudaron en mejorar la sensibilidad de la evaluación del residente de radiología

Bibliografía externa consultada

Rao G. Remembering the meanings of sensitivity, specificity, and predictive values. J Fam Pract 2004 January;53(1):53. Disponible en línea en: <https://www.mdedge.com/familymedicine/article/65505/practice-management/remembering-meanings-sensitivity-specificity-and>

Qeadan F. Cutoff Point and Its Effects of Sensitivity and Specificity. Biostatistics and Epidemiology: A Primer for Health Professionals, págs. 140 - 142. Department of Internal Medicine, Division of Epidemiology, Biostatistics, & Preventive Medicine, University of New Mexico Health Sciences Center, Albuquerque, New Mexico. Disponible en línea en: http://www.mathalpha.com/PH-538/cutoff_point.pdf