Adaptabilidad
Ética
Derechos de autor
ChatGPT
Telemedicina

CURSO
INTRODUCTORIO A LA

INTELIGENCIA ARTIFICIAL EN SALUD

Dirigido a:

- Profesionales y estudiantes de la ciencia de la Salud, Ingeniería y afines.
- Público en general.

28 DE ABRIL – 30 DE JUNIO

PONENTE:

Mg. Pablo Fonseca Arroyo
Director de Carrera - Ingeniería Informática
Universidad Peruana Cayetano Heredia

TEMA:

Relevancia de la IA para la salud

Rol de los profesionales de la salud y los pacientes

- Múltiples Roles involucrados
- Digitalización del sistema de salud
- Uso de inteligencia artificial para “problemas pequeños”
- Despliegue cuidadoso
- Evaluación y adaptación

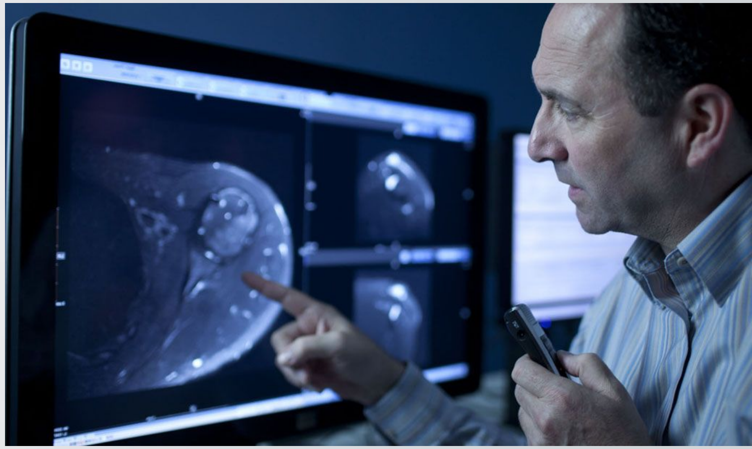
Colaboración e investigación interdisciplinaria: Caso - Rayos X de tórax

Captura

Almacenamiento

PACS

Recuperación



Visualización

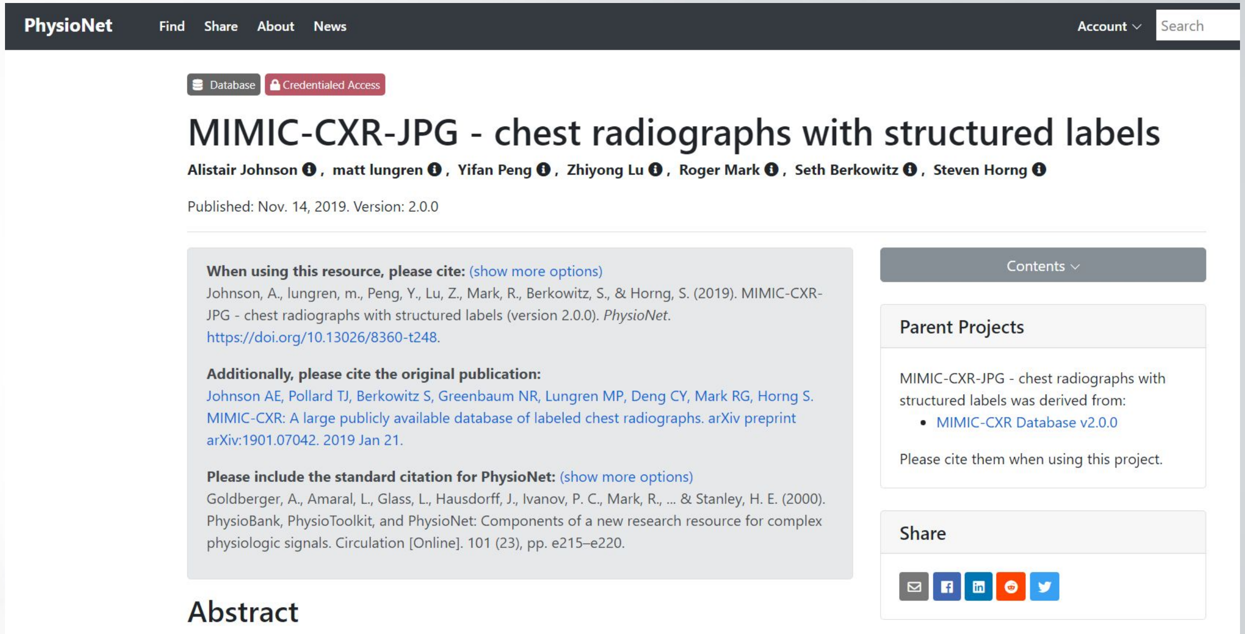
MIMIC Chest X-Ray Database (Febrero, 2019)

http://news.mit.edu/2019/mimic-chest-x-ray-database-0201

MIMIC Chest X-Ray Database (Febrero, 2019)

- Los rayos x de tórax son el estudio de imágenes más común en el mundo
- 377,110 imágenes en formato JPG (producidas de los originales en DICOM)
- Las etiquetas fueron obtenidas de 227,827 informes de radiología

Johnson, A. E., Pollard, T. J., Greenbaum, N. R., Lungren, M. P., Deng, C. Y., Peng, Y., ... & Horng, S. (2019). MIMIC-CXR-JPG, a large publicly available database of labeled chest radiographs. *arXiv preprint arXiv:1901.07042.*



https://physionet.org/content/mimic-cxr-jpg/2.0.0/

DICOM hacia JPEG

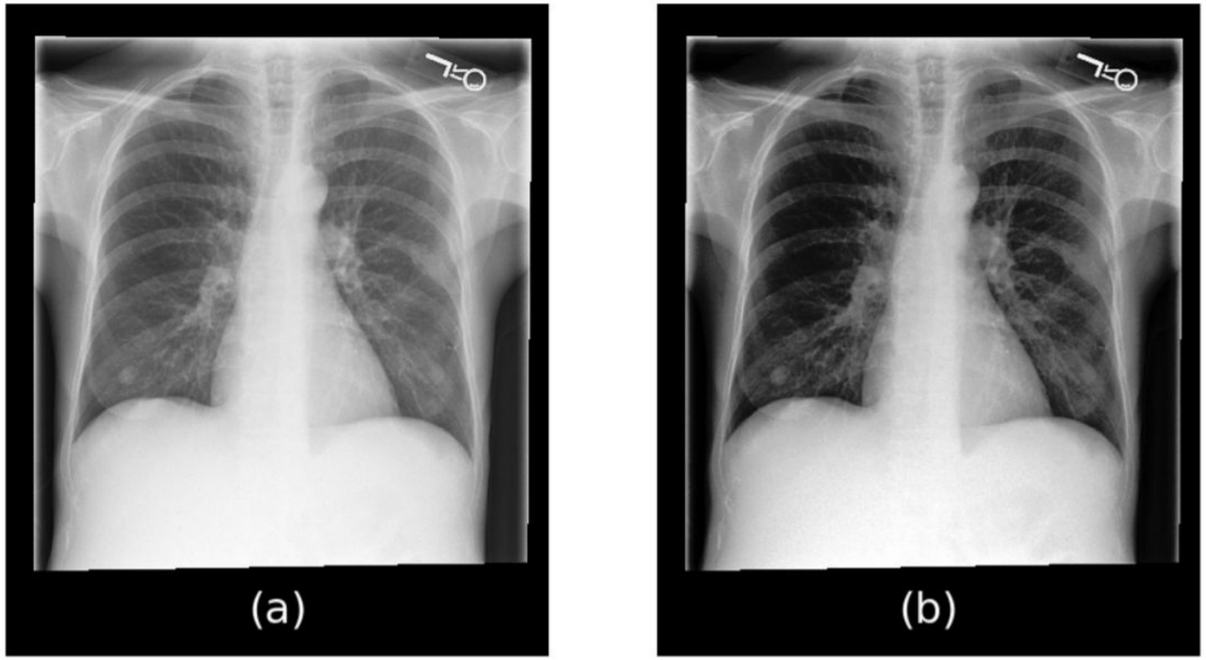


Figure 1: Example of an image converted from DICOM (a) to JPEG (b).

Johnson, A. E., Pollard, T. J., Greenbaum, N. R., Lungren, M. P., Deng, C. Y., Peng, Y., ... & Horng, S. (2019). MIMIC-CXR-JPG, a large publicly available database of labeled chest radiographs. *arXiv preprint arXiv:1901.07042*.

Construyendo “etiquetas” a partir de informes de texto semi-estructurado

- A veces los informes se encuentran en un formato semi-estructurado

Section	Report	Label
Impression	No evidence of acute cardiopulmonary process.	No Finding
Findings	The left lung is relatively well aerated and clear. The right hemithorax is markedly opacified with volume loss, circumferential pleural thickening and pleural fluid with near complete opacification of the right lung with right basal pleural catheter noted. Hydropneumothorax previously seen is not as well evaluated on this not fully upright film. Cardiac contours are somewhat obscured but unremarkable.	*No Cardiomegaly* *No Enlarged Cardiomediastinum* Pneumothorax[u] Airspace Opacity Pleural Effusion Pleural Other Support Devices
Other	Cardiac size is top normal. Bibasilar opacities, larger on the left side, could be due to atelectasis but superimposed infection cannot be excluded. If any, there is a small right pleural effusion. There is elevation of the right hemidiaphragm. There is mild vascular congestion.	*No Cardiomegaly* Atelectasis[u] Pneumonia[u] Edema[u] Airspace Opacity Pleural Effusion

Johnson, A. E., Pollard, T. J., Greenbaum, N. R., Lungren, M. P., Deng, C. Y., Peng, Y., ... & Horng, S. (2019). MIMIC-CXR-JPG, a large publicly available database of labeled chest radiographs. *arXiv preprint arXiv:1901.07042.*

Construyendo “etiquetas” a partir de informes de texto semi-estructurado

Podemos ver las frecuencias de las etiquetas en el dataset

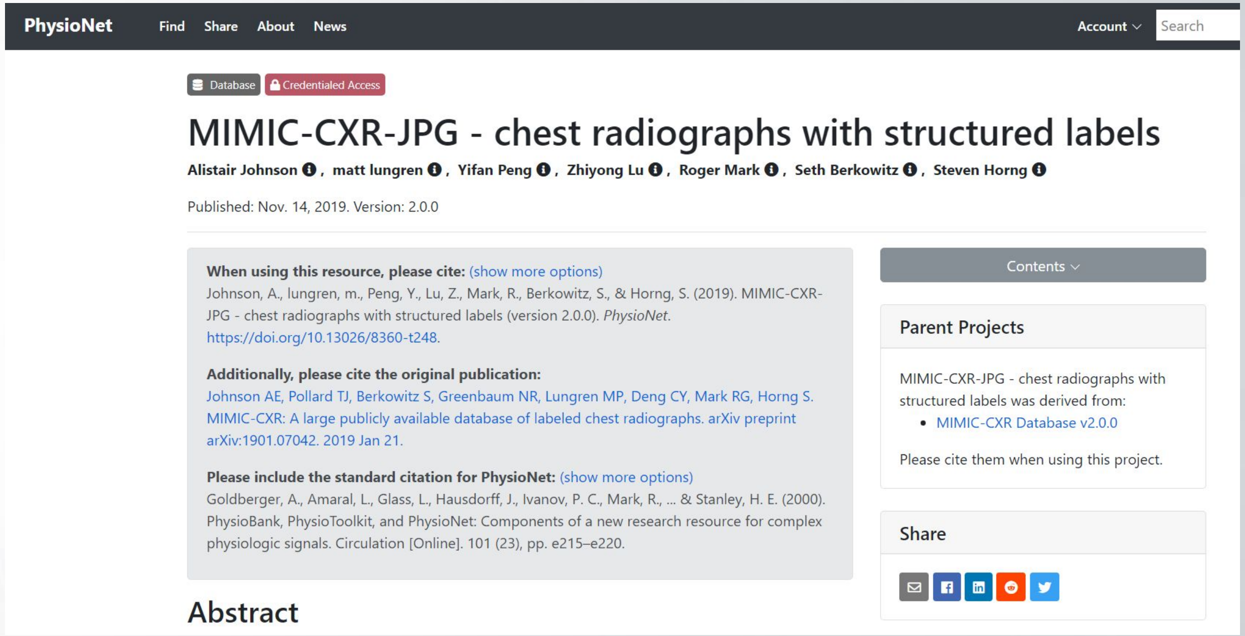
Table 2: Frequency of labels in MIMIC-CXR-JPG on the training subset of 222,750 unique radiologic studies (8 studies were not labeled).

	Positive	Negative	Uncertain	Disagreement
Atelectasis	45,088 (19.8%)	937.0 (0.4%)	9,897.0 (4.3%)	1,744 (0.8%)
Cardiomegaly	39,094 (17.2%)	15,860.0 (7.0%)	5,924.0 (2.6%)	5,924 (2.6%)
Consolidation	10,487 (4.6%)	7,939.0 (3.5%)	3,022.0 (1.3%)	1,628 (0.7%)
Edema	26,455 (11.6%)	25,246.0 (11.1%)	11,781.0 (5.2%)	2,351 (1.0%)
Enlarged Cardiomediastinum	7,004 (3.1%)	5,271.0 (2.3%)	9,307.0 (4.1%)	255 (0.1%)
Fracture	3,768 (1.7%)	880.0 (0.4%)	299.0 (0.1%)	884 (0.4%)
Lung Lesion	6,129 (2.7%)	842.0 (0.4%)	1,020.0 (0.4%)	296 (0.1%)
Lung Opacity	50,916 (22.3%)	2,868.0 (1.3%)	2,110.0 (0.9%)	2,531 (1.1%)
No Finding	75,163 (33.0%)	-	-	3,906 (1.7%)
Pleural Effusion	53,188 (23.3%)	27,072.0 (11.9%)	5,345.0 (2.3%)	1,667 (0.7%)
Pleural Other	1,961 (0.9%)	120.0 (0.1%)	728.0 (0.3%)	93 (0.0%)
Pneumonia	15,769 (6.9%)	24,205.0 (10.6%)	17,789.0 (7.8%)	1,422 (0.6%)
Pneumothorax	9,317 (4.1%)	42,335.0 (18.6%)	868.0 (0.4%)	1,328 (0.6%)
Support Devices	65,637 (28.8%)	3,070.0 (1.3%)	96.0 (0.0%)	1,831 (0.8%)

Johnson, A. E., Pollard, T. J., Greenbaum, N. R., Lungren, M. P., Deng, C. Y., Peng, Y., ... & Horng, S. (2019). MIMIC-CXR-JPG, a large publicly available database of labeled chest radiographs. *arXiv preprint arXiv:1901.07042*.

Disponibilidad de los datos

- Disponible a través de PhysioNet
- Libre acceso después de firmar un acuerdo de uso de datos
- El dataset original MIMIC-CXR contiene
  - imágenes DICOM
  - informes



Johnson, A. E., Pollard, T. J., Greenbaum, N. R., Lungren, M. P., Deng, C. Y., Peng, Y., ... & Horng, S. (2019). MIMIC-CXR-JPG, a large publicly available database of labeled chest radiographs. *arXiv preprint arXiv:1901.07042*.

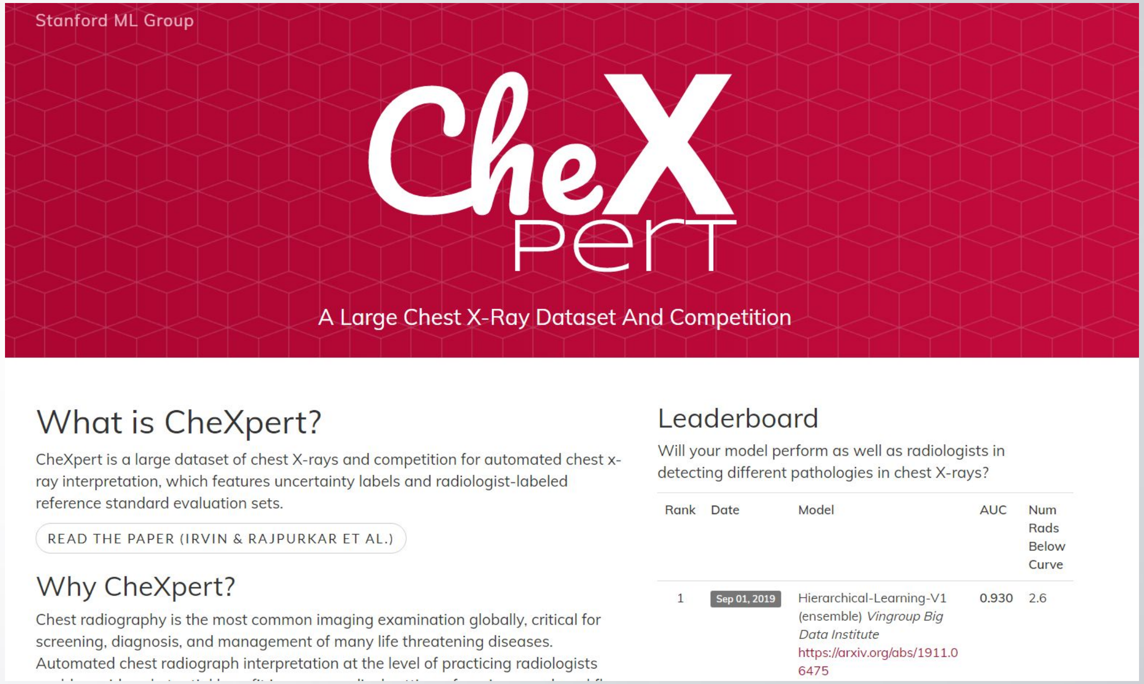
https://physionet.org/content/mimic-cxr-jpg/2.0.0/

CURSO
INTRODUCTORIO A LA
INTELIGENCIA
ARTIFICIAL
EN SALUD

insn

Base de datos: CheXPERT

- 224,316 radiografías de 65,240 pacientes
- 14 observaciones comunes



https://stanfordmlgroup.github.io/competitions/chexpert/

Irvin, J., Rajpurkar, P., Ko, M., Yu, Y., Ciurea-Ilcus, S., Chute, C., ... & Seekins, J. (2019, July). Chexpert: A large chest radiograph dataset with uncertainty labels and expert comparison. In Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence (Vol. 33, pp. 590-597).

Construyendo “etiquetas” a partir de informes de texto semi-estructurado

Podemos ver las frecuencias de las etiquetas en el dataset

Pathology	Positive (%)	Uncertain (%)	Negative (%)
No Finding	16627 (8.86)	0 (0.0)	171014 (91.14)
Enlarged Cardiom.	9020 (4.81)	10148 (5.41)	168473 (89.78)
Cardiomegaly	23002 (12.26)	6597 (3.52)	158042 (84.23)
Lung Lesion	6856 (3.65)	1071 (0.57)	179714 (95.78)
Lung Opacity	92669 (49.39)	4341 (2.31)	90631 (48.3)
Edema	48905 (26.06)	11571 (6.17)	127165 (67.77)
Consolidation	12730 (6.78)	23976 (12.78)	150935 (80.44)
Pneumonia	4576 (2.44)	15658 (8.34)	167407 (89.22)
Atelectasis	29333 (15.63)	29377 (15.66)	128931 (68.71)
Pneumothorax	17313 (9.23)	2663 (1.42)	167665 (89.35)
Pleural Effusion	75696 (40.34)	9419 (5.02)	102526 (54.64)
Pleural Other	2441 (1.3)	1771 (0.94)	183429 (97.76)
Fracture	7270 (3.87)	484 (0.26)	179887 (95.87)
Support Devices	105831 (56.4)	898 (0.48)	80912 (43.12)

Table 1: The CheXpert dataset consists of 14 labeled observations. We report the number of studies which contain these observations in the training set.

Irvin, J., Rajpurkar, P., Ko, M., Yu, Y., Ciurea-Ilcus, S., Chute, C., ... & Seekins, J. (2019, July). Chexpert: A large chest radiograph dataset with uncertainty labels and expert comparison. In Proceedings of the AAAI Conference on Artificial Intelligence (Vol. 33, pp. 590-597).

Detectar casos fuera-de-la-distribución de entrenamiento

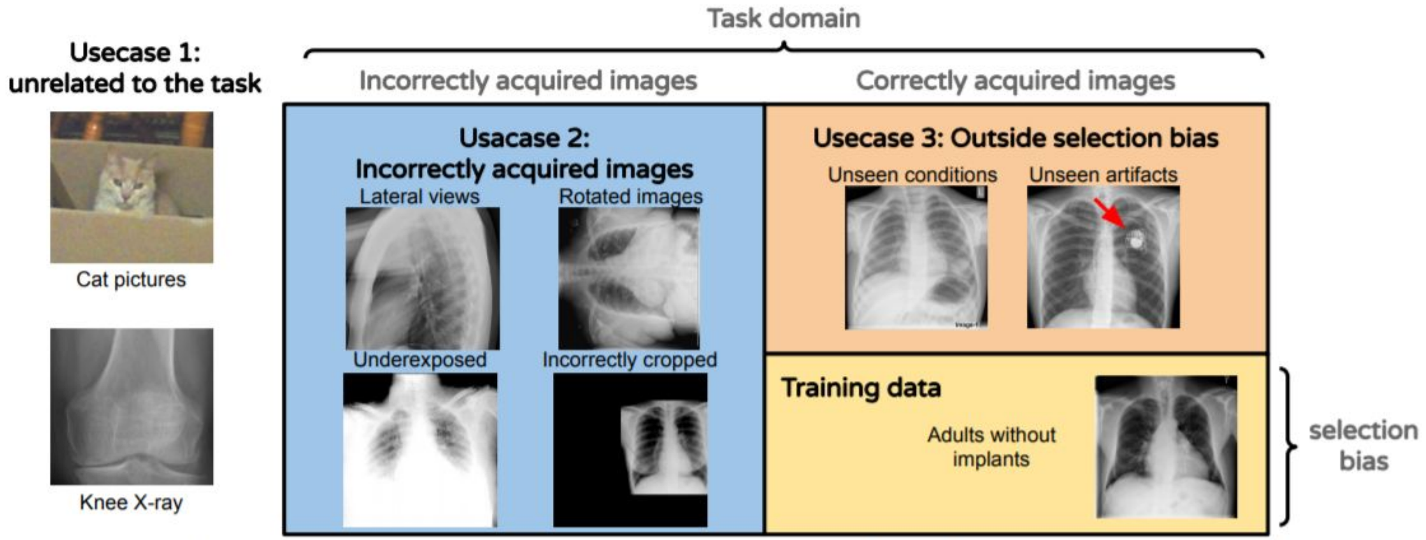


Figure 1: The three use-cases shown in relation to each other. The training data is sampled iid from the *In* data distribution. 1. Inputs that are unrelated to the task. 2. Inputs which are incorrectly prepared 3. Inputs that are unseen due to a selection bias in the training distribution.

Cao, T., Huang, C., Hui, D. Y. T., & Cohen, J. P. (2020). **A Benchmark of Medical Out of Distribution Detection**. *arXiv preprint arXiv:2007.04250*.

Explicación de la decisión

- Una vez identificados los casos que pertenecen a la distribución de entrenamiento, el algoritmo produce un mapa de calor para atribuir una explicación de las regiones que generan la predicción

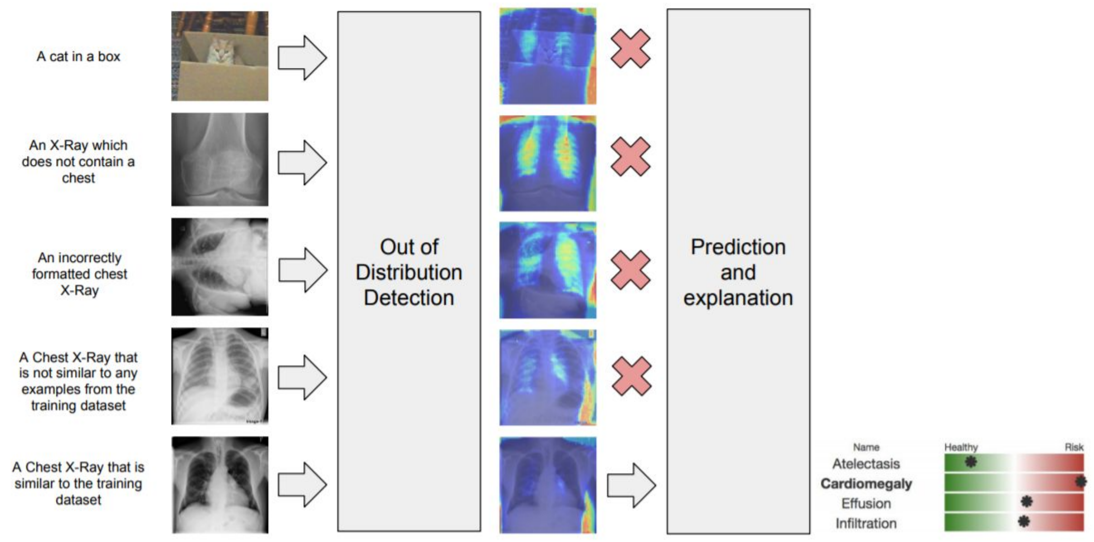
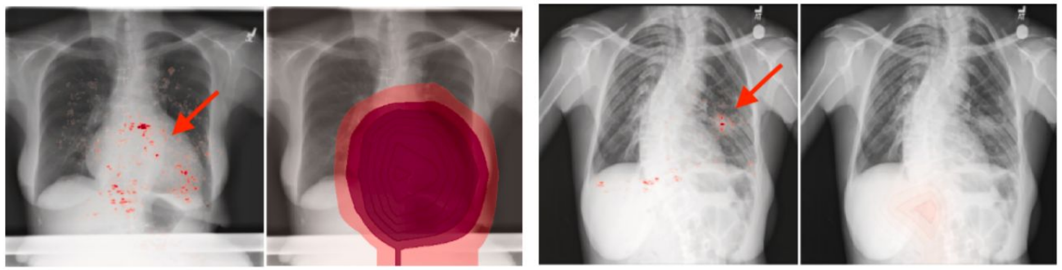


Figure 2: The use cases of an out-of-distribution detection method. Using a reconstruction loss we can visualize where the error occurs on the image. Only images which are similar to those in the training distribution are allowed to be processed.

Cohen, J. P., Bertin, P., & Frappier, V. (2019). **Chester: A Web Delivered Locally Computed Chest X-Ray Disease Prediction System**. *arXiv preprint arXiv:1901.11210*.

Explicación de la decisión

- Una vez identificados los casos que pertenecen a la distribución de entrenamiento, el algoritmo produce un mapa de calor para atribuir una explicación de las regiones que generan la predicción



(a) Cardiomegaly (b) Nodule

Figure 7: Example of localization using the two different mappings on two images. In each subfigure Left: Saliency Map. Right: Class Activation Map. The more red a region is the more of an impact of that region. Transparent pixels have negligible impact on the prediction.

Cohen, J. P., Bertin, P., & Frappier, V. (2019). **Chester: A Web Delivered Locally Computed Chest X-Ray Disease Prediction System**. *arXiv preprint arXiv:1901.11210*.

Caso: Rayos de X de tórax

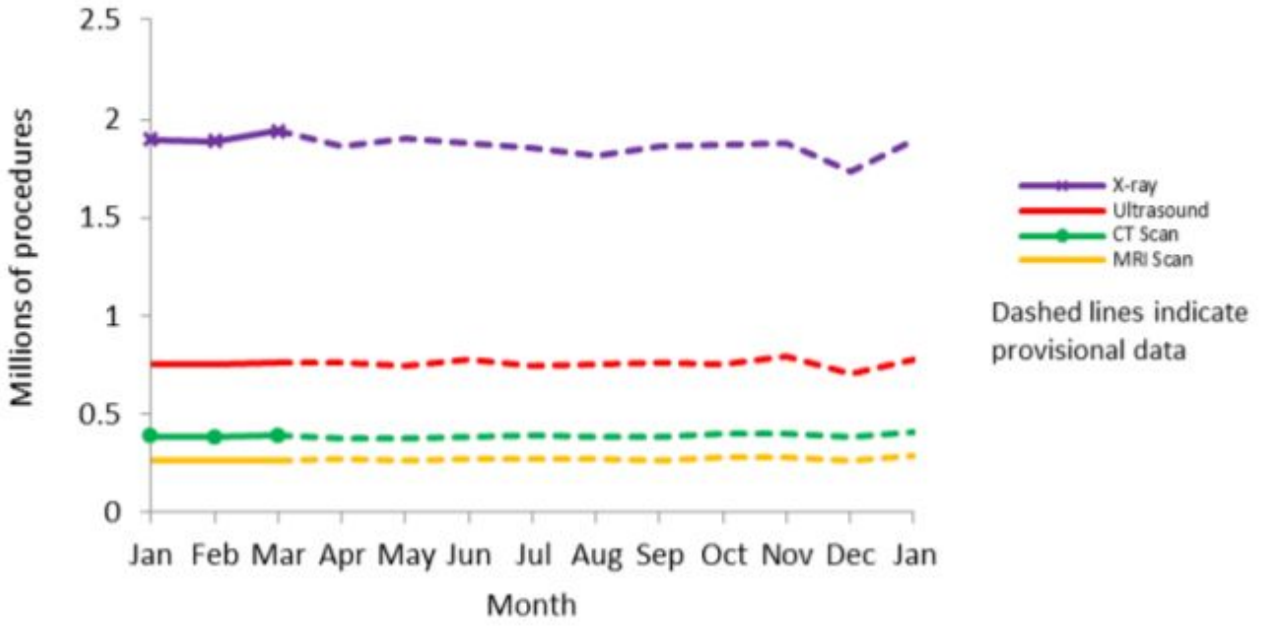
Chester the AI Radiology Assistant

MLMED
Machine Learning and Medicine Lab

Mila Medical

Caso: Rayos de X de tórax

Graph 1: NHS imaging activity in England, January 2016 to January 2017



Further information on the tests included in these tables is given in the glossary section. Full break-downs by modality, provider and referral source setting are given in Tables 1a – 6j (separate excel files), available from http://www.england.nhs.uk/statistics/statistical-work-areas/diagnostic-imaging-dataset/

https://www.england.nhs.uk/statistics/wp-content/uploads/sites/2/2016/08/Provisional-Monthly-Diagnostic-Imaging-Dataset-Statistics-2017-05-18.pdf

Caso: Rayos X de tórax

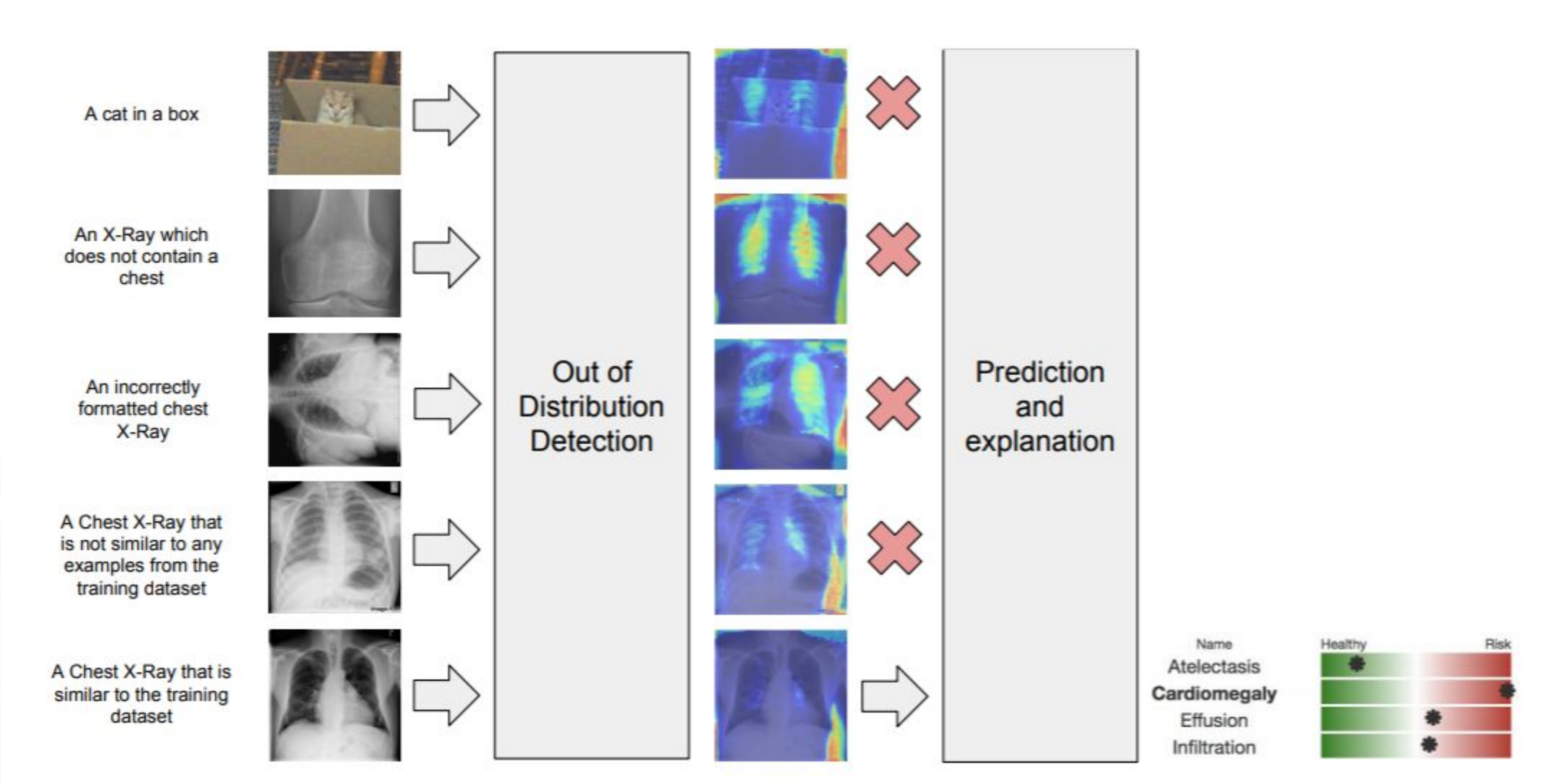
Table 1: Count of imaging activity in England, on NHS Patients, January 2016 to January 2017

	X-ray	Ultrasound	CT Scan	MRI	Fluoro-scopy	Nuclear Medicine	PET-CT Scans	SPECT Scans	Medical Photography	% organisations included	Total[1]
Jan	1,896,235	754,355	385,185	265,765	84,910	36,365	9,080	2,195	2,255	100.0%	**3,436,350**
Feb	1,890,215	755,055	380,125	262,350	86,225	36,900	9,635	2,350	2,405	100.0%	**3,425,255**
Mar	1,941,805	760,560	388,385	263,115	86,385	35,735	9,400	2,270	1,875	99.4%	**3,489,530**
Apr[2]	1,860,290	762,845	378,340	268,375	86,005	35,205	10,570	2,270	2,620	97.1%	**3,406,525**
May	1,907,055	745,505	372,615	260,365	84,365	33,405	10,200	2,125	2,520	95.4%	**3,418,160**
Jun	1,883,265	775,225	383,720	268,640	90,095	35,995	10,755	2,215	2,535	97.1%	**3,452,440**
Jul	1,859,080	747,505	389,340	271,520	85,845	34,435	10,020	2,715	2,130	98.9%	**3,402,590**
Aug	1,814,660	756,390	387,305	269,330	85,630	34,285	10,495	2,730	2,430	98.3%	**3,363,255**
Sep	1,861,830	763,710	387,390	266,965	87,920	34,715	10,770	2,820	2,700	98.9%	**3,418,820**
Oct	1,874,155	757,355	398,325	277,650	85,615	34,765	10,870	2,780	2,545	98.9%	**3,444,050**
Nov	1,877,695	793,925	400,815	282,440	91,105	36,720	11,300	3,115	2,765	98.3%	**3,499,885**
Dec	1,734,760	706,835	384,650	260,600	78,655	31,365	10,265	2,625	2,395	97.7%	**3,212,150**
Jan	1,893,240	774,325	404,050	283,345	85,410	34,690	11,355	3,000	2,915	96.0%	**3,492,320**
Total[3]	**22,398,045**	**9,099,225**	**4,655,065**	**3,234,690**	**1,033,250**	**418,220**	**125,640**	**31,015**	**29,835**	-	**41,024,980**

1. Total calculated as the sum of all activity for that month. Totals may not always equal the sum of the parts due to rounding. Activity not matched to a known organisation is omitted.
2. Data from April 2016 onwards are provisional and may be subject to change.
3. Total row represents a rolling 12 month total and does not include activity from the earliest month in the table. Totals may not always equal the sum of the parts due to rounding.

https://www.england.nhs.uk/statistics/wp-content/uploads/sites/2/2016/08/Provisional-Monthly-Diagnostic-Imaging-Dataset-Statistics-2017-05-18.pdf

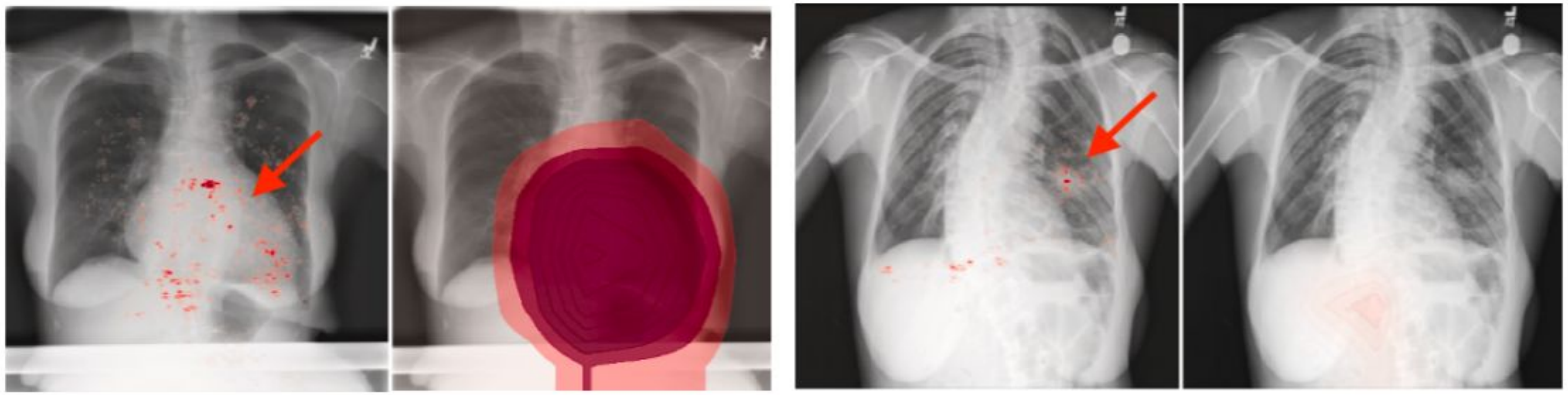
Caso: Rayos de X de tórax



Caso: Rayos de X de tórax

Disease	ChestX-ray14 Wang et al. (2017) DenseNet-50	CheXNet Rajpurkar et al. (2017) DenseNet-121	CheXNet Py3 Weng et al. (2017) DenseNet-121	CheXNet Ours 45d rot 15%trans/15%scale DenseNet-121
Atelectasis	0.71	0.80	0.81 ± 0.01	0.84 ± 0.01
Cardiomegaly	0.80	0.92	0.90 ± 0.01	0.92 ± 0.01
Effusion	0.78	0.86	0.87 ± 0.01	0.88 ± 0.01
Infiltration	0.60	0.73	0.70 ± 0.01	0.73 ± 0.01
Mass	0.70	0.86	0.82 ± 0.01	0.87 ± 0.01
Nodule	0.67	0.78	0.74 ± 0.01	0.79 ± 0.01
Pneumonia	0.63	0.76	0.76 ± 0.02	0.72 ± 0.04
Pneumothorax	0.80	0.88	0.83 ± 0.01	0.86 ± 0.01
Consolidation	0.70	0.79	0.79 ± 0.01	0.81 ± 0.01
Edema	0.83	0.88	0.86 ± 0.01	0.91 ± 0.01
Emphysema	0.81	0.93	0.89 ± 0.01	0.93 ± 0.01
Fibrosis	0.76	0.80	0.78 ± 0.01	0.78 ± 0.01
Pleural Thickening	0.70	0.80	0.75 ± 0.01	0.81 ± 0.01
Hernia	0.76	0.91	0.88 ± 0.03	0.83 ± 0.07

Caso: Rayos de X de tórax



(a) Cardiomegaly (b) Nodule

Figure 7: Example of localization using the two different mappings on two images. In each subfigure Left: Saliency Map. Right: Class Activation Map. The more red a region is the more of an impact of that region. Transparent pixels have negligible impact on the prediction.

Oportunidades y desafíos para la innovación: Integración

Cada Perfil de Integración IHE describe una necesidad clínica de integración de sistemas y la solución para llevarla a cabo. Define también los componentes funcionales, a los que llamaremos Actores IHE, y específica con el mayor grado de detalle posible las transacciones que cada Actor deberá llevar a cabo, basadas siempre en estándares como el de Digital Imaging and Communication in Medicine (**DICOM)** y Health Level 7 (**HL7**).

http://www.ihe-e.org/index.php/que-es-ihe

¿Qué es un perfil de integración?

Cada Perfil de Integración IHE describe una necesidad clínica de integración de sistemas y la solución para llevarla a cabo. Define también los componentes funcionales, a los que llamaremos Actores IHE, y específica con el mayor grado de detalle posible las transacciones que cada Actor deberá llevar a cabo, basadas siempre en estándares como el de Digital Imaging and Communication in Medicine (**DICOM**) y Health Level 7 (**HL7**).

http://www.ihe-e.org/index.php/que-es-ihe

¿Qué es un perfil de integración?

La verdadera motivación de las herramientas

Cada Perfil de Integración IHE describe una necesidad clínica de integración de sistemas y la solución para llevarla a cabo. Define también los componentes funcionales, a los que llamaremos Actores IHE, y específica con el mayor grado de detalle posible las transacciones que cada Actor deberá llevar a cabo, basadas siempre en estándares como el de Digital Imaging and Communication in Medicine (**DICOM**) y Health Level 7 (**HL7**).

http://www.ihe-e.org/index.php/que-es-ihe

¿Qué es HL7?

- Health Level 7 - un estándar para intercambio de mensajes de informática médica

¿Qué es DICOM?

- D.I.C.O.M. son las siglas (en inglés) de **Estándar para el Tratamiento Digitales de Imágenes y Comunicaciones en Medicina** y fue establecido en 1992
- Basado en el estándar ACR-NEMA, publicado por primera vez en 1985
- DICOM 3.0 muestra que es la evolución de ACR-NEMA 1.0 y 2.0

DICOM Conformance Statement

- El Documento **DICOM Conformance Statement** es como un contrato.
- Muestra todas las clases SOP soportada por el producto.
- Describe detalles de la implementación.

Comunicación DICOM

- El protocolo permite dos equipos que soportan “DICOM” comunicarse: negociación e intercambio
- La negociación es importante para saber si el receptor puede manejar el tipo de mensaje.

PACS

Es un sistema de almacenamiento y comunicación de imágenes (médicas)

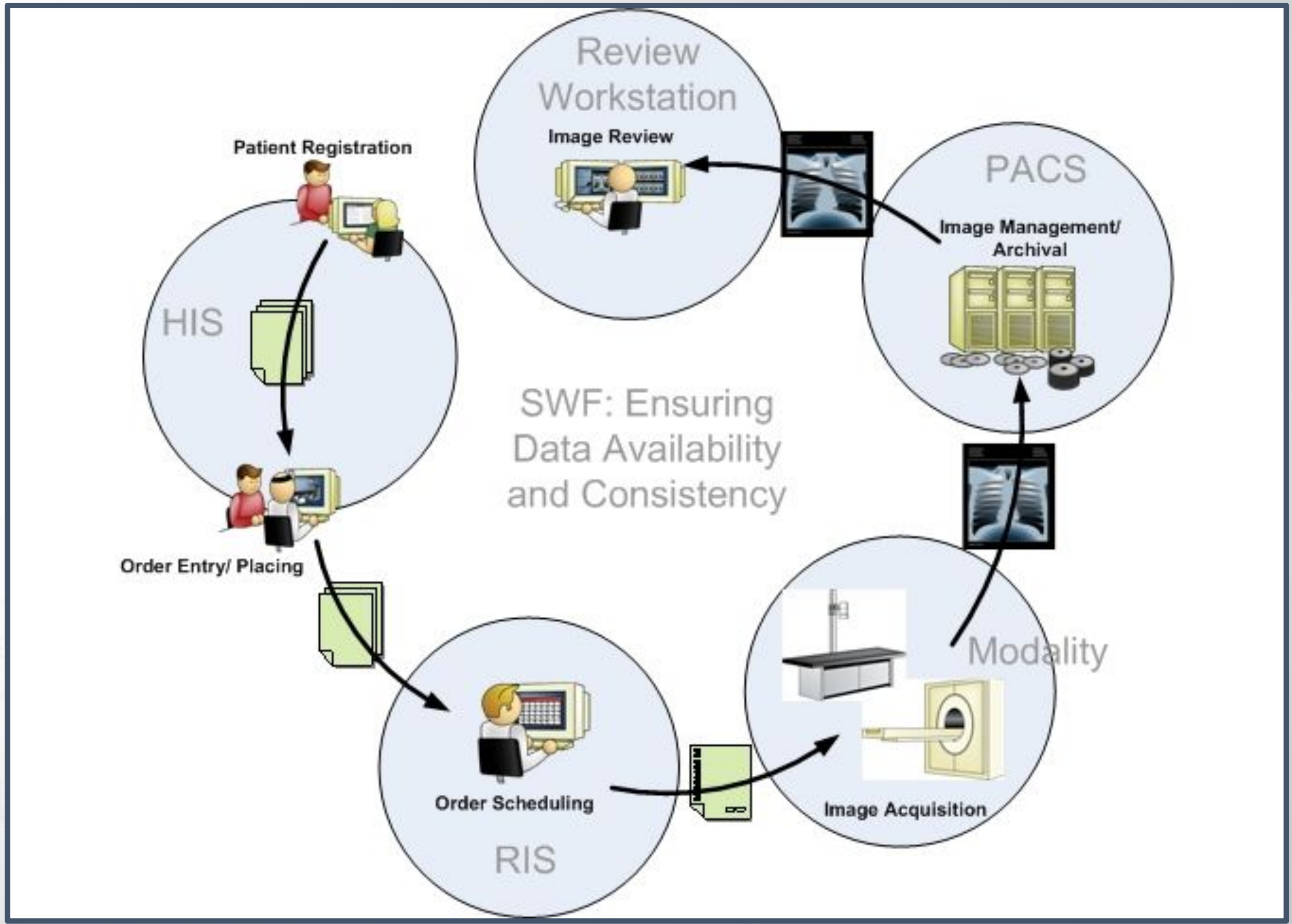
PACS

PICTURE
ARCHIVING AND
COMMUNICATION
SYSTEM

PACS

PICTURE
ARCHIVING AND
COMMUNICATION
SYSTEM

Scheduled Workshop



https://wiki.ihe.net/index.php/Scheduled_Workflow

Ecosistemas de Sistemas Informáticos en Salud

HIS

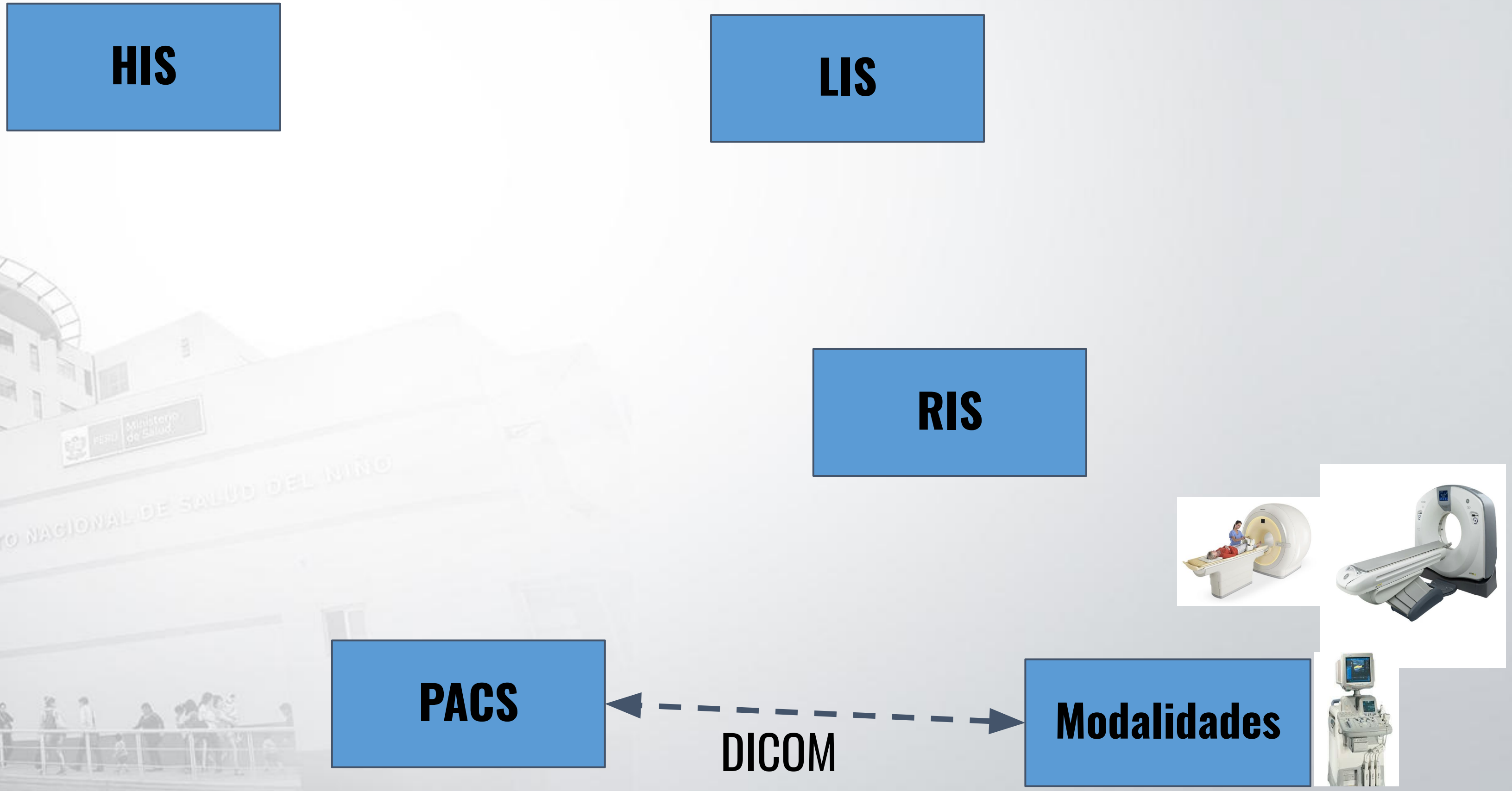
LIS

RIS

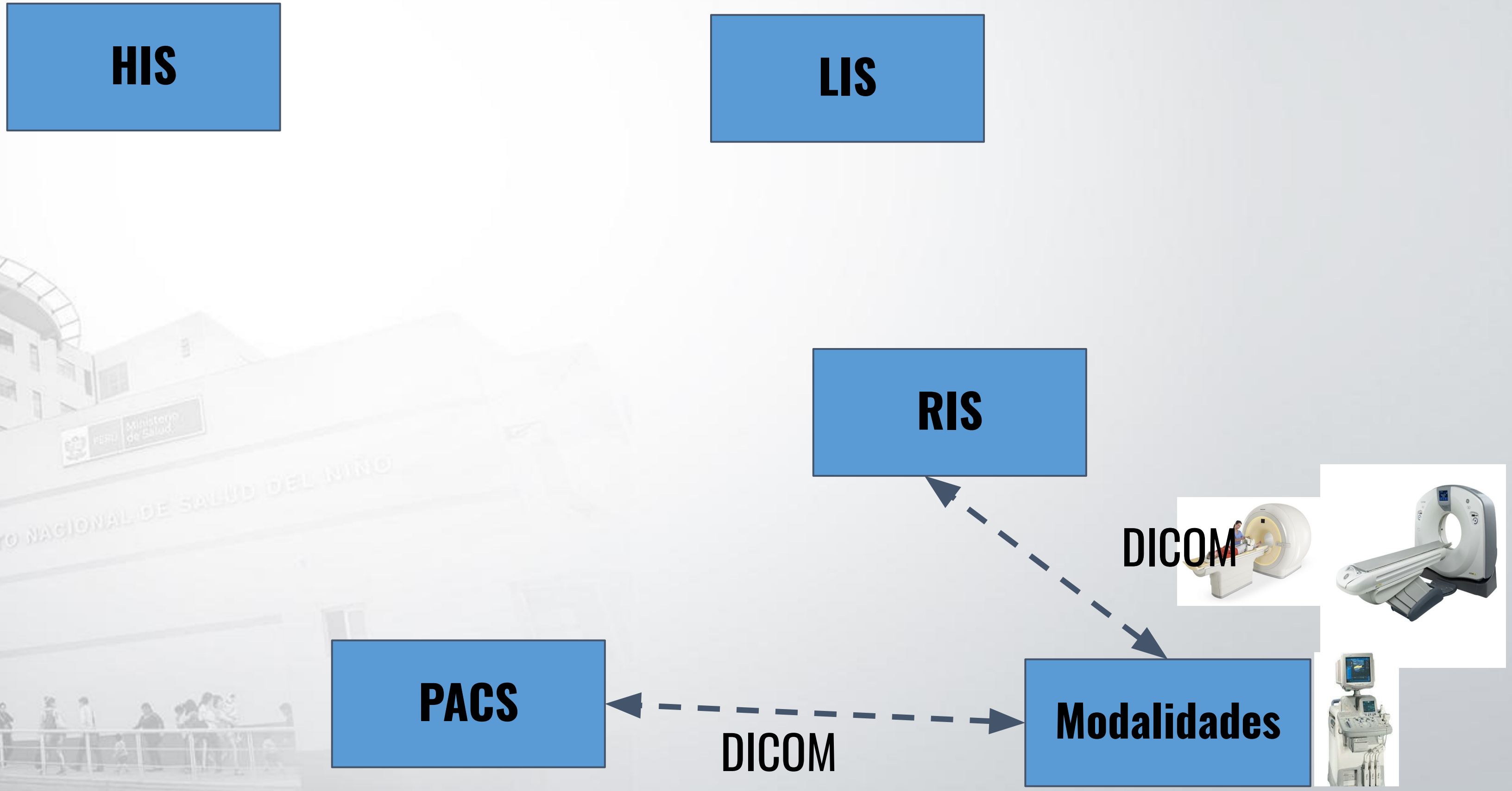
PACS

Modalidades

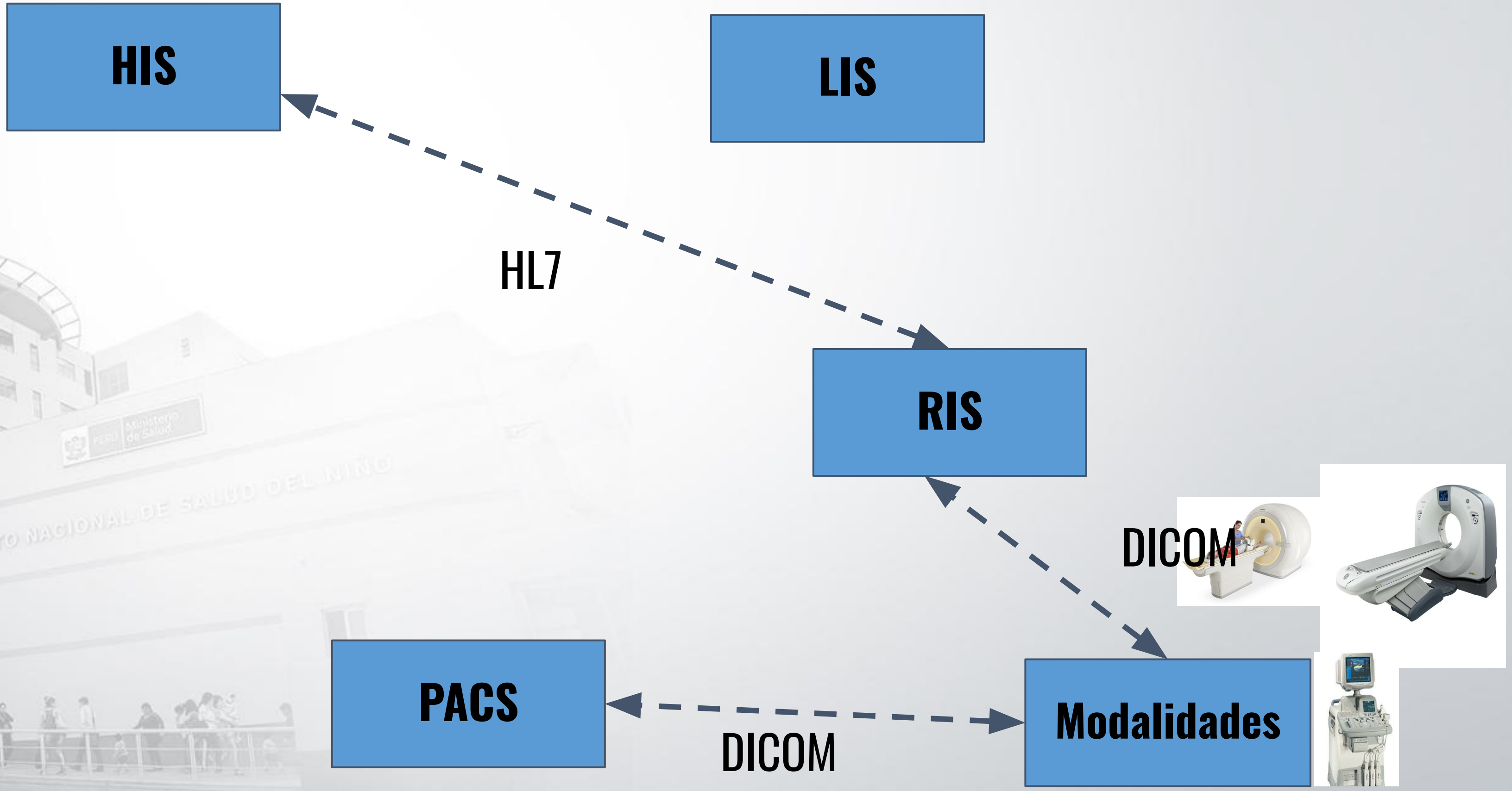
Ecosistemas de Sistemas Informáticos en Salud



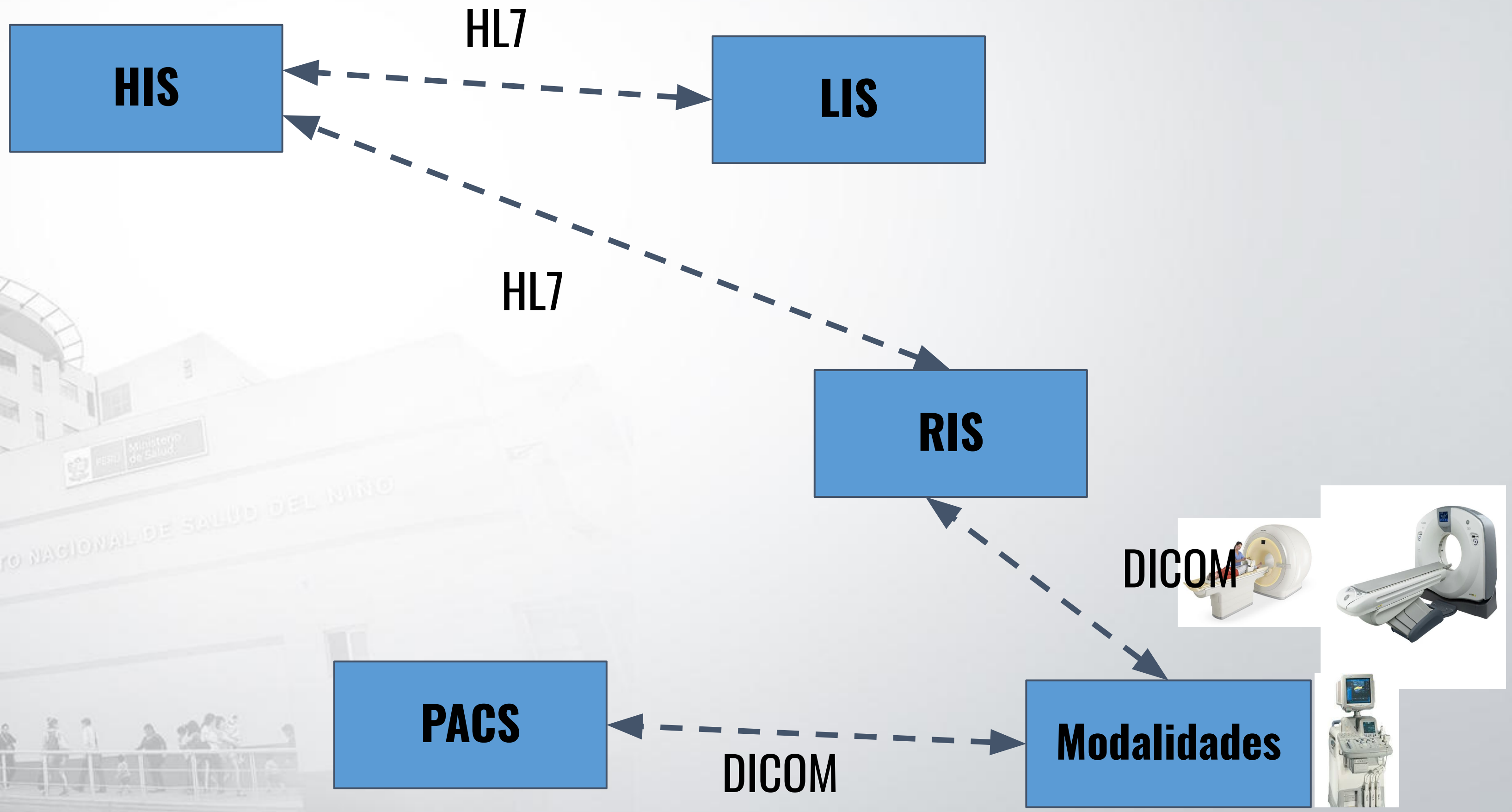
Ecosistemas de Sistemas Informáticos en Salud



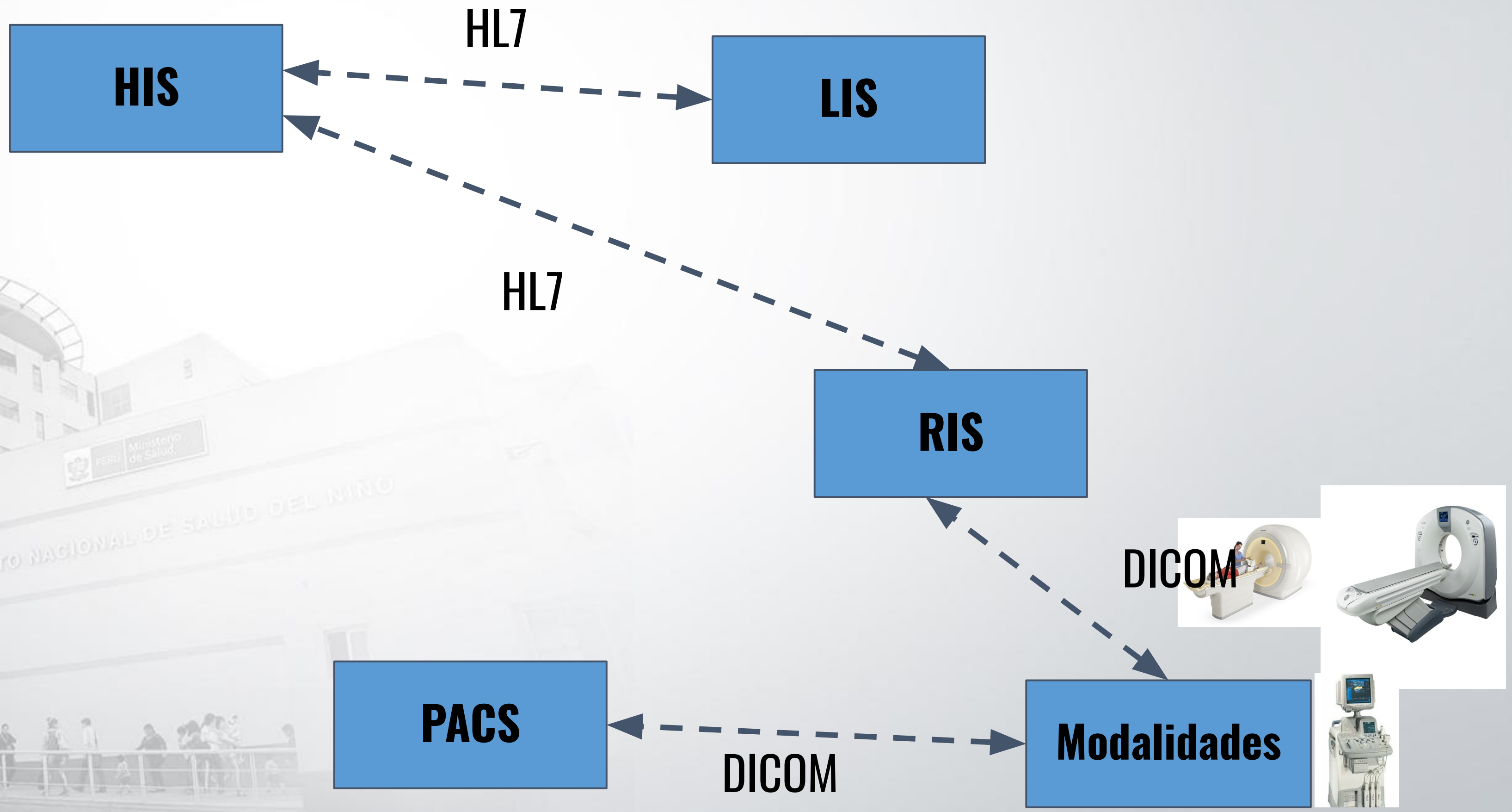
Ecosistemas de Sistemas Informáticos en Salud



Ecosistemas de Sistemas Informáticos en Salud



Ecosistemas de Sistemas Informáticos en Salud

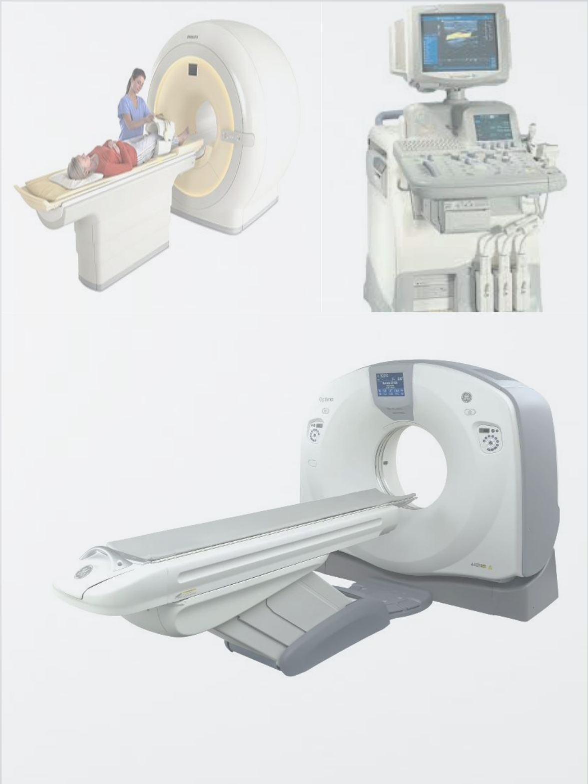


Ecosistemas de Sistemas Informáticos en Salud

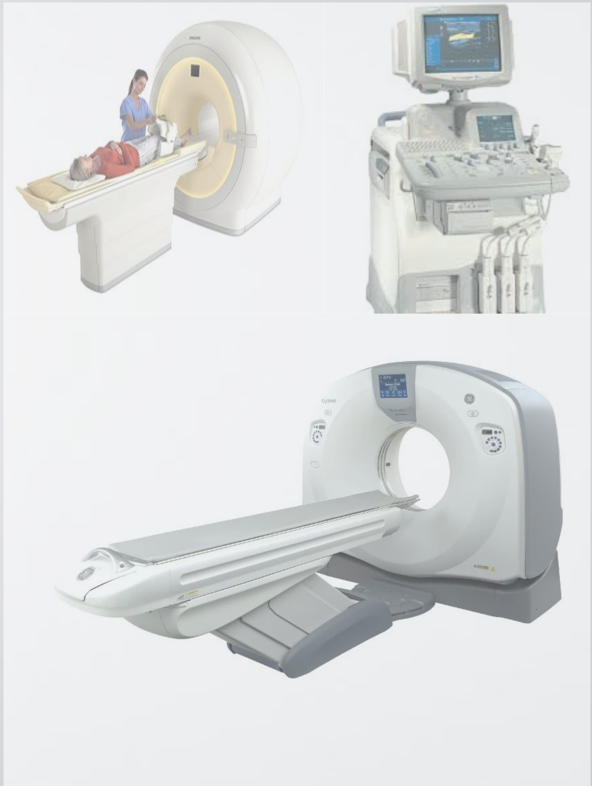
HIS

Base de Datos

RIS



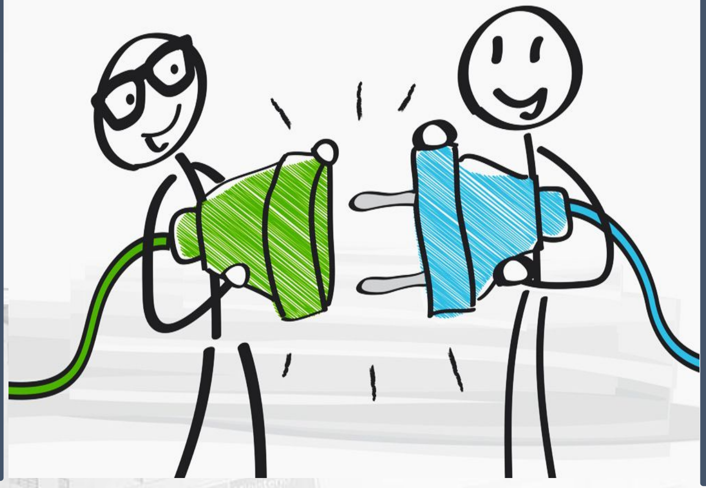
Ecosistemas de Sistemas Informáticos en Salud



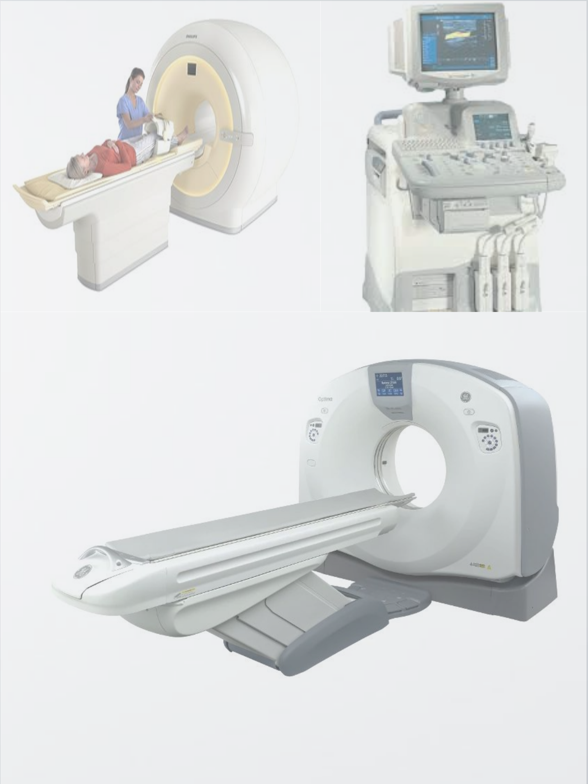
Ecosistemas de Sistemas Informáticos en Salud

HIS

Base de Datos



RIS



BROKER

BROKER

insn
Instituto Nacional de Salud del Niño
San Borja

GRACIAS…