



Documento rector de proyecto

1. Equipo: Rosa

2. Miembros del equipo y roles (Solo incluir a los miembros que efectivamente están trabajando en el proyecto)

| Nombre | Rol |
|-----------------------|----------------------------------|
| Daniel Hernández Mota | Mentor |
| Diego Chiza | Modelado |
| Ana Gayosso | Documentación |
| Gabriela Jiménez | Modelado |
| David Medrano | Modelado |
| Paola Peralta | Documentación |
| Patricia Román | Líder / Modelado / Documentación |
| Maria Teresa Vergara | Documentación |
| Hilario Villamar | Modelado |
| José Daniel Sacoto | Modelado |

3. Descripción del problema específico

Antecedentes

La aorta es la arteria más grande del cuerpo humano; lleva la sangre oxigenada desde el corazón hacia el resto del cuerpo y es la encargada de transportar, en promedio unos 200 millones de litros de sangre durante el tiempo de vida de un ser humano. De acuerdo a la Sociedad Interamericana de Cardiología (2021) “la tasa global de muerte por enfermedades de la aorta ha ido en aumento, de 2,49 por cada



100.000 habitantes en 1990, a 2,78 por cada 100.000 habitantes en el 2010, sobre todo en países en vías de desarrollo”.

Los pacientes con antecedentes de hipertensión arterial, hipercolesterolemia y antecedentes genéticos en edad adulta mayor (60 años en adelante) tienen un riesgo cardiovascular aumentado, es decir, son más propensos a tener accidentes cerebrovasculares, infarto agudo de miocardio, enfermedad arterial periférica y enfermedades de la aorta en general. Las enfermedades más comunes que se presentan en la aorta son los *aneurismas de aorta*, de nivel de gravedad crónica, y el *síndrome aórtico agudo* que se divide en tres enfermedades: disección de aorta, úlcera aórtica y el trombo mural.

Las enfermedades de la aorta tienen una frecuencia baja pero su mortalidad y morbilidad es muy alta, por lo tanto los pacientes adultos mayores deben someterse periódicamente a un screening de enfermedades de la aorta. Todo esto para identificar si presentan o no aneurisma de aorta abdominal como método de prevención. Para evaluar la patología aórtica abdominal se requiere realizar una ecografía, en la que se puede evaluar la aorta torácica ascendente y cayado de la aorta; sin embargo este método no permite evaluar la aorta torácica descendente, pero es suficiente para el screening inicial. Si el profesional médico identifica dilatación o anomalías de la aorta en la ecografía, el paciente debe realizarse una angiotomografía para evaluar toda la aorta.

La imagen de angiotomografía permite hacer una evaluación tridimensional de las características de la aorta respecto a diámetros, longitudes, angulaciones, tipos de variaciones anatómicas para identificar si existe la formación de placas que producen estrechamiento en arterias o vasos que irrigan al corazón, la existencia de pérdida de sangre por rompimiento de las paredes de las arterias, entre muchas otras condiciones, para tener la mejor apreciación de las imágenes de los vasos y arterias del corazón.



De acuerdo a la Revista Argentina de Radiología (2013) los métodos de contraste al interior de las arterias (intraarteriales) más usados son los contrastes yodados y de CO₂ para el uso selectivo del estudio angiográfico arterial. El uso de los métodos de contraste ha generado estudios de la comunidad médica en los que se busca determinar, entre otros, la incidencia de la enfermedad conocida como Nefropatía Inducida por Contraste yodado (NIC) debido a la exposición a estos químicos de contraste utilizados para la obtención de imágenes utilizadas en el diagnóstico. La nefropatía se define como “la condición en la cual hay un empeoramiento de función renal en los días inmediatamente posteriores a la administración intravascular de contraste en ausencia de otra causa de disfunción renal” (Gomez Herrero H., 2013).

De acuerdo al Dr. Gonzalo Pullas (2022), los pacientes con hipertensión, hipercolesterolemia, los adultos mayores tienen un riesgo aumentado de insuficiencia renal por el medio de contraste utilizado. Los pacientes con una patología de síndrome aórtico en estado agudo desarrollan insuficiencia renal por la disección aórtica en sí, la obstrucción de los orificios de entrada de la sangre a los vasos que irrigan riñones, intestino, arterias del cuello y brazos aumentan el riesgo de insuficiencia renal y requerir diálisis.

La realización de angiotomografía con soluciones de contraste yodados, aunque altamente mórbidas para los organismos con enfermedades renales de base, son necesarias para un adecuado análisis del diagnóstico y el tratamiento de los pacientes. Ciertas acciones paliativas son implementadas como preparar al paciente con soluciones intravenosas para la hidratación del riñón, pero su función de protección no siempre es efectiva en casos en los que ya existen taponamientos de los vasos de irrigación o insuficiencia renal marcada.

Problema encontrado

El uso de soluciones yodadas vía intravenosa como medio de contraste para la angiotomografía inciden en un riesgo elevado de insuficiencia renal en pacientes con enfermedades de la aorta y que tienen una función renal disminuida.



La realización de una angiotomografía con método de contraste es determinante para un adecuado diagnóstico y tratamiento de los pacientes con enfermedades de la aorta y no existe una alternativa en el mercado que genere la calidad de imágenes que se obtienen a través de este procedimiento.

Además, la accesibilidad a las angiotomografías es restrictiva considerando los costos ya que en la ciudad de Quito(Ecuador) alcanza un valor que oscila entre los \$800.00 para una ecografía y \$1000.00 para la angiotomografía con contraste.

4. Solución: Idea central del proyecto (Brevemente, ¿cómo pretendo resolver el problema?)

Buscar un mecanismo para disminuir el uso de los medios de contraste yodados en pacientes que requieren tomografía con contraste endovenoso, partiendo desde la tomografía simple (que no usa medio de contraste) y utilizando un modelo para el entrenamiento en la traducción de imagen a imagen -CycleGAN- que permita generar una nueva versión sintética de una imagen determinada con una modificación específica; de tal manera que el profesional médico obtenga elementos de análisis adecuados para el diagnóstico y tratamiento de enfermedades arteriales y al mismo tiempo reduzca el riesgo de daño renal por uso de medios de contraste.

Se generó una colaboración con el Hospital General de las Fuerzas Armadas en Quito, a través del Dr. Gonzalo Pullas Director de la carrera de Medicina en la Universidad de Fuerzas Armadas, para el uso de las imágenes de angiotomografías con contraste y sin contraste y su opinión técnica/médica en la comprobación de las imágenes generadas mediante el modelo.

5. Hipótesis

A través de la implementación de una solución alternativa de inteligencia artificial podremos reducir la incidencia de enfermedades renales. La obtención de imágenes de angiotomografía similares a las que involucran el uso de métodos de contraste permiten mejorar la accesibilidad a este recurso de imagen para diagnóstico y



evolución del tratamiento en pacientes con comorbilidades o funcionalidad nefrológica reducida, con un menor costo económico, eliminación de la exposición a materiales peligrosos y riesgos asociados al uso continuo de materiales para contraste.

6. Objetivos

- Entrenar, validar y evaluar un modelo CycleGAN para procesar imágenes de angiotomografía sin contraste.
- Validar la viabilidad del modelo mediante la comprobación de la exactitud de los resultados obtenidos con los comentarios del experto Dr. Gonzalo Pullas.

Resultados clave

- Imágenes de angiotomografía sin contraste modificadas similares a las que se obtendría si se aplicará contraste.
- Análisis del experto de la confiabilidad de las imágenes sin contraste modificadas vs. imágenes con contraste.

7. Justificación

La World Heart Federation en su congreso de cardiología y salud cardiovascular en México 2016 informó que en México, Brasil, Chile, Colombia, Ecuador, Perú, Venezuela, Panamá y El Salvador se estima que las enfermedades cardiovasculares afectan aproximadamente a 89.6 millones de personas en la región (o el 27.7% de la población adulta). Esto equivale a hasta 6.8 millones de años de vida saludable perdidos.

CB Insights (2019) reportó que el 86 % de las organizaciones proveedoras de asistencia de salud en Estados Unidos utilizan la inteligencia artificial (IA) en las áreas de monitoreo remoto de pacientes, genética, imagen y diagnóstico, desarrollo de medicinas, seguridad en el manejo de datos de los pacientes, técnicas de diagnóstico menos invasivas, prótesis inteligentes, entre otros. Las técnicas de machine o deep learning que son usadas actualmente en el área médica han demostrado su utilidad en mejoras de



control, seguimiento, tiempo y exactitud, por lo tanto, se demuestra la importancia de buscar aplicaciones a problemas reales de la población que se puedan mejorar o resolver utilizando estas herramientas tecnológicas.

De acuerdo al experto consultado, existe interés desde la academia y los profesionales médicos para la automatización de procesos, disminución de riesgos por actividad laboral y al mismo tiempo, la mejora en el confort y la exactitud de diagnósticos en pacientes, sobre todo en aquellos en situaciones de vulnerabilidad.

Existen estudios sobre los medios de contraste que se usan para diagnóstico que muestran potenciales efectos adversos como toxicidad renal e injuria renal aguda, conocida como nefropatía inducida por contraste. Las estimaciones realizadas por Ferreira (2017) indican una incidencia del 0 al 5% en personas con función renal normal, 12 al 27% en personas con función renal basal; medidos como un aumento absoluto ($>0,5$ mg/dl) o relativo ($>25\%$ mg/dl) de la creatinina sérica en 24-72 horas postexposición al medio de contraste. Lo que conlleva a aumento en potencial injuria renal aguda intrahospitalaria y morbilidad de la población.

8. Mercado potencial (descripción general)

La oferta de servicios de diagnóstico por imágenes y de profesionales especializados en la rama, México cuenta con 2992 cardiólogos especialistas de acuerdo a (Pagomed, 2020) y en el Ecuador existieron 625 cardiólogos mientras en equipos de diagnóstico 1003 cardiógrafos, 149 ecocardiógrafos y 22 angiógrafos y en número de pruebas de diagnósticos se realizaron 550,781 electrocardiogramas, 107,267 ecocardiogramas y 8,273 angiografías en el año 2014 de acuerdo a Estadística de Recursos y Actividades de Salud 2014 del Instituto Nacional de Estadística y Censos (INEC).

Nuestro mercado potencial se enmarca en hospitales, centros de imágenes, empresas de importación de equipos de tomografía que deseen brindar una alternativa innovadora a las opciones que se encuentran actualmente en el mercado.

9. Identificación de clientes/consumidor y usuarios

| Cientes/ Consumidores | Usuarios |
|--|---|
| <ul style="list-style-type: none">• Hospitales.• Empresas que venden equipos para la toma de exámenes de angiotomografía. | <ul style="list-style-type: none">• Médicos.• Técnicos de laboratorio que realizan toma de imágenes. |

Figura 1. Identificación de clientes/consumidores y usuarios

10. Descripción de las fuentes de información (datos)

A continuación se presenta un análisis breve de los conjuntos de datos usados y el contenido del mismo para el entrenamiento del modelo de procesamiento de imágenes de angiotomografía:

a. Descripción de los sets y sus variables, tipo de dato y origen

Los conjuntos de datos obtenidos corresponden a una colaboración con el Hospital General de las Fuerzas Armadas en Quito, a través del Dr. Gonzalo Pullas Director de la carrera de Medicina en la Universidad de Fuerzas Armadas. Las imágenes disponibles son de tamaños variados en escala de grises, pero el modelo convierte cada imagen a un tamaño cuadrado de 128x128. Un ejemplo de estas imágenes es el siguiente; la primera imagen es con contraste y la segunda sin contraste.

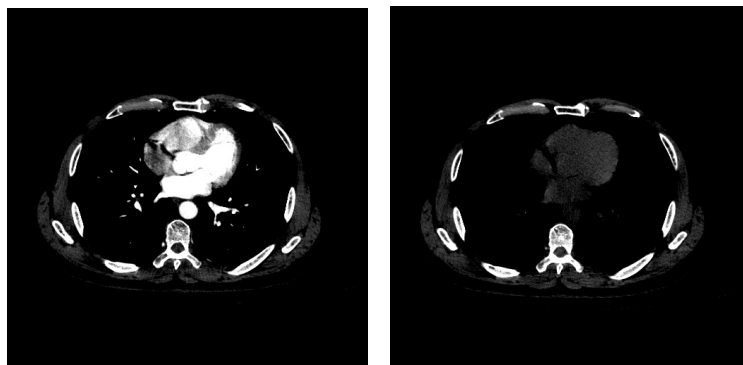


Figura 2. Angiotomografía con contraste vs. Angiotomografía sin contraste

Estos conjuntos son de pacientes reales y fueron autorizados por el experto para el entrenamiento y evaluación de nuestro modelo. Corresponden a 18 pacientes anónimos cada uno con un promedio de 22700 imágenes de angiotomografías realizadas con contraste / sin contraste divididos en la siguiente estructura:

| Study date | Date of birth | Patient ID | Modality | Study description | Accession number | Exam ID | Referring physician | Images | Source |
|------------------------|---------------|----------------|----------|-------------------|------------------|----------------|--------------------------|--------|----------|
| 5/11/2020 8:41:21 AM | | 156462 | CT | TORAX C | | 22037 | PART | 1003 | DCM4CHEE |
| 1/29/2020 2:28:31 PM | 1/1/1957 | 53929301 | CT | ANGIOTAC ABD... | 934005 | 37008 | MEDICO AUTORIZADO CL... | 1443 | DCM4CHEE |
| 10/14/2019 11:09:26 AM | | 275619 | CT | | | 1338 | DR. MORAN | 895 | DCM4CHEE |
| 7/17/2019 4:46:31 PM | 5/10/1979 | 1600397150 | CT | ANGIOTOMOGR... | 1043340 | 2826 | DR. RICARDO MAURICIO ... | 1138 | DCM4CHEE |
| 4/24/2019 10:38:04 AM | | 1702384916 | CT | | | 40359 | | 1949 | DCM4CHEE |
| 8/16/2018 3:08:22 PM | 10/31/1975 | 1713706883 | CT | ANGIOTOMOGR... | 883647 | 97875 | DR. JUAN CARLOS GUER... | 955 | DCM4CHEE |
| 4/17/2018 5:43:07 PM | 4/17/1965 | 7804 | CT | Abdomen^ABD... | | 1 | | 1158 | DCM4CHEE |
| 3/23/2018 11:55:06 AM | 8/26/1972 | 0201155892 | CT | ANGIOTOMOGR... | 814234 | 96879 | DR. SANTIAGO JAVIER V... | 872 | DCM4CHEE |
| 3/21/2018 8:08:46 AM | 5/30/1971 | 1711925832 | CT | TOMOGRFIA A... | 5025501 | 5025501 | 0 | 1398 | DCM4CHEE |
| 2/27/2018 10:15:58 AM | 2/27/1950 | 1702867597 | CT\SR | Vascular^ANGI... | | 1 | DR. GONZALO PULLAS | 1618 | DCM4CHEE |
| 8/7/2017 4:08:27 PM | 10/3/1972 | CC1306579655 | CT | ANGIO TC DE A... | 935027 | 71430 | ROSALES ARROBA RICAR... | 1781 | DCM4CHEE |
| 4/10/2017 11:05:45 AM | | 67563 | CT | | 34434 | 34434 | | 1234 | DCM4CHEE |
| 3/3/2017 11:15:06 AM | | 205646 | CT | | 33532 | 33532 | | 1102 | DCM4CHEE |
| 9/26/2016 3:35:38 PM | | 34943 | CT | | 30418 | 30418 | | 1693 | DCM4CHEE |
| 7/6/2016 10:14:35 AM | 7/6/1947 | 1987345012 | CT | Abdomen^URO... | | 1 | | 482 | DCM4CHEE |
| 5/9/2016 9:20:45 AM | | 214230 | CT\SR | ANGIOTOX-ABD... | | 12221 | | 1467 | DCM4CHEE |
| 2/20/2016 8:24:27 AM | | 319021 | CT | | 29746 | 29746 | | 183 | DCM4CHEE |
| 2/4/2016 8:03:22 AM | 2/4/1940 | CE514654AE | CT | Vascular^AGOI... | | 1 | | 2352 | DCM4CHEE |
| 1/1/2001 11:55:43 AM | 1/1/1900 | 11788773431343 | CR | Ellenbogen | 11788773431341 | 11788773431341 | Dr. Anonymous | 2 | DCM4CHEE |
| 1/1/2001 11:37:02 AM | 1/1/1900 | 11788761116033 | CT | CT Abdomen | 11788761116031 | 11788761116134 | Dr. Anonymous | 7 | DCM4CHEE |

Figura 3. Repositorio de imágenes de Angiotomografía para el modelo a utilizar

Se usó el sistema PACS (Picture Archiving Communication System), el cual es un sistema que agiliza procesos de obtención, distribución y almacenamiento de imágenes médicas, siendo un visor en la nube para la subida y visualización de imágenes de angiotomografía.

El modelo necesita los siguientes parámetros, que fueron configurados de la siguiente manera:

Hiperparámetros utilizados:

$n_epochs = 4000$ (épocas)

Hiperparámetros for Adam optimizer

$lr=0.0002$ (tasa de aprendizaje)

$\beta_1=0.5$

$\beta_2=0.999$ # default value

11. Selección del modelo

En un principio se intentó trabajar el modelo con un simple Gan pero se encontraron problemas debido a que no existe paridad entre las imágenes. Nos fue imposible generar un modelo a partir de esto, por lo cual se continuó investigando otro modelo parecido.

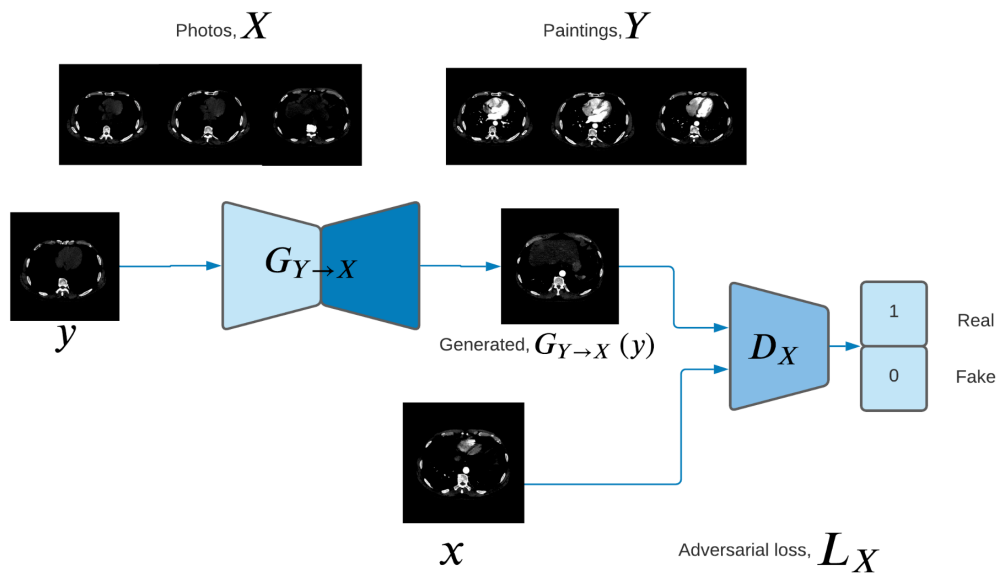


Figura 4. Estructura del modelo CycleGAN aplicado a la transformación de imágenes de Angiotomografía

Las Redes Generativas Adversarias es la opción para generar nuevas imágenes a partir del entrenamiento del generador y es el discriminador es el que trabaja para realizar la validación. Las Redes Generativas Adversarias son 2 redes neuronales separadas que trabajan de forma separada, la primera para generar las imágenes y la segunda para realizar una discriminación y realizar una validación de la imagen generada. De las redes GAN, estamos utilizando CycleGAN, permite Image to Image Traslation, lo que nos interesa es generar CT contrastados de un CT simple.

El discriminador, la mitad del tiempo ingresamos imágenes reales y la otra mitad imágenes falsas, el discriminador se entrena para que pueda diferenciar si es una imagen



buena o no. El discriminador trabaja en la clasificación de lo que se manda del generador y aprende que es falso o correcto. El generador va aprendiendo del resultado del discriminador y cuando el generador se encuentra entrenado, ya no es necesario el discriminador. El generador crea imágenes nuevas y no son exactamente nuevas. En las Cycle GAN tenemos una tomografía computarizada (TC) sin contraste y se genera una nueva imagen sintetizada y que se genere el TC con contraste. Iniciamos con un Set X y se transforma para que pueda pertenecer al Set Y. Vamos a realizar generadores para entrar al Set X y que pueda parecer al Set Y.

Las imágenes disponibles no son pareadas, es decir, son imágenes del mismo paciente pero no son tomadas al mismo tiempo, por lo que la aorta no se encuentra exactamente en la misma posición, razón por la cual se opta por escoger CycleGan, que permite aprender a mapear de un dominio X a un dominio Y sin tener que encontrar imágenes exactamente iguales para que el modelo lo transforme, usando un enfoque no supervisado. La estructura de la red utilizada está compuesta por discriminadores y generadores como cualquier GAN. Si el discriminador logra clasificar entre real/generado es premiado, mientras el generador es penalizado y debe actualizar sus parámetros del modelo. Si el generador logra engañar al discriminador, es premiado, el discriminador es penalizado y actualiza sus parámetros del modelo. Una breve explicación consiste en que el modelo general contiene dos submodelos Gan.

El modelo parte de imágenes “sin contraste” las cuales se convierten a “con contraste”, el discriminador evalúa si la imagen es generada o es real y actualiza los parámetros del generador y del discriminador. El modelo contiene dos funciones de mapeo $G: X \rightarrow Y$ y $F: Y \rightarrow X$, y sus discriminadores adversativos D_Y y D_X . D_Y fomenta que G traslade X (imágenes sin contraste) en salidas indistinguibles del dominio Y (imágenes con contraste), y viceversa para D_X y F .

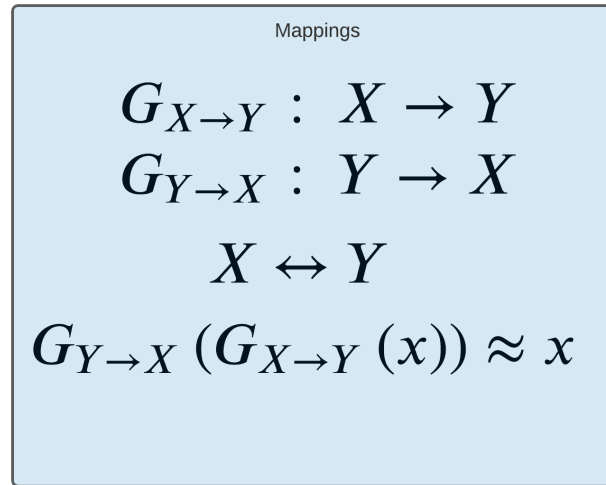


Figura 5. Función de Mapeo G - F

El objetivo será entrenar a los generadores para que aprendan a transformar una imagen del dominio X (imágenes sin contraste) y que parezca que vienen del dominio Y (imágenes con contraste). Los discriminadores son responsables de clasificar imágenes como reales o falsas (tanto para imágenes con contraste como imágenes sin contraste). Los generadores son responsables de generar imágenes falsas que sean convincentes.

Los pasos para definir y entrenar el CycleGAN son:

1. Armar los data sets iniciales: definición de sets de entrenamiento, validación y testeo. Se utilizarán 12 pacientes para entrenamiento, 3 para validación y 3 para testeo. La definición de cuáles pacientes irán a cada grupo se hará de manera aleatoria. Para cada paciente se dispone de un grupo de imágenes sin contraste y un grupo de imágenes con contraste. Cada grupo de imágenes corresponde a un estudio y cada imagen corresponde a un corte. Se dispone de 22,500 imágenes en promedio.
2. Subir las imágenes utilizando la librería PyTorch para leer las imágenes de un directorio específico.
3. Definir los modelos del discriminador y del generador.
4. Definir los Hiperparámetros. Se definirá el número de épocas de entrenamiento partiendo de 4,000. La tasa de aprendizaje definida inicialmente es 0.0002.



5. Calcular las métricas. Se calcularán las pérdidas adversas y de consistencia del ciclo para la red del generador y el discriminador.
6. Evaluar el modelo revisando la gráfica de las pérdidas de generador y discriminador en X y Y, y las imágenes generadas.

Entrenamiento del CycleGAN

Para un grupo de imágenes reales de un dataset X y Y, el entrenamiento sigue los pasos:

Entrenar los discriminadores:

- Calcular la pérdida del discriminador D_X en las imágenes reales sin contraste
- Generar falsas imágenes que se vean como el Dominio X (imágenes sin contraste) basadas en imágenes reales en el dominio Y (imágenes contraste).
- Calcular las pérdidas falsas para D_X
- Calcular las pérdidas totales, ejecutar la red de ciclo de propagación y optimización de D_X
- Repetir los pasos anteriores para el dominio de Y.

Entrenamiento de los generadores:

- Generar imágenes falsas que se vean como el dominio X (imágenes sin contraste) basadas en imágenes reales en el dominio Y (imágenes con contraste)
- Calcular las pérdidas del Generador D_X basado en cómo responde al falso X
- Generar las imágenes Y' reconstruidas, basadas en las imágenes X falsas creadas en el paso 1
- Calcular la pérdida del ciclo de consistencia al comparar las reconstrucciones con las imágenes reales Y
- Repetir los pasos anteriores solo intercambiando dominios
- Sumarizar todas las pérdidas del generador y de la reconstrucción de imágenes para luego ejecutar la red de ciclo de propagación y la optimización.

El modelo utilizado es CycleGan con pre-procesamiento de imágenes de escala - 1 a 1 para la entrada del modelo. Los discriminadores son redes convolucionales con 5 capas que receptan imágenes de 128x128. Las 4 capas son de clasificación y una capa de discriminación. El generador utiliza tres capas convolucionales y seis bloques residuales. Para cálculo de las pérdidas tanto reales como falsas se está utilizando el proceso del error cuadrático medio (mean squared error).

12. Descripción de la solución (alcance)

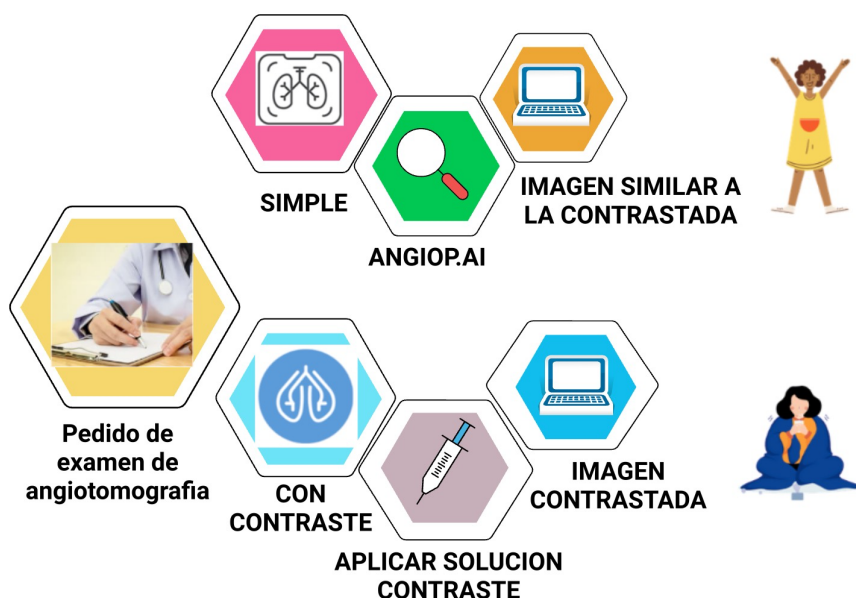


Figura 6. Proceso de toma de angiografía simple y con contraste

La angiografía con contraste requiere la aplicación de soluciones de contraste yodadas intravenosas para la adecuada identificación de las estructuras de la aorta en las imágenes obtenidas.

ANGIOP.AI permite procesar imágenes de tomografía computarizada simple (sin contraste) y transformarlas en imágenes similares a las que se obtendrían usando métodos de contraste. El paciente no está expuesto a las soluciones de contraste yodadas intravenosas que pueden tener un efecto dañino a su salud.



13. Propuesta de valor

ANGIOP.AI es la primera herramienta que facilita la diagnosis de disfuncionalidades arteriales disminuyendo el riesgo en pacientes con enfermedades nefrológicas previas, comorbilidades o edad avanzada, de exponerse a medios de contraste que pueden degenerar su condición de salud, permitiendo además mayor accesibilidad al reducir los costos asociados.

14. Nombre detallado del proyecto.

Sistema de Transformación de Imágenes de Angiotomografía. Entrenamiento, validación y evaluación de un modelo CycleGAN para generar imágenes de angiotomografías sin contraste transformadas que tengan un valor para el diagnóstico de enfermedades arteriales, sin la utilización de medios de contraste.

15. Nombre corto o comercial del proyecto.

ANGIOP.AI



16. Impacto social principal

La concepción de este proyecto es la de generar avances significativos en el análisis de imágenes médicas mediante modelos de análisis de inteligencia artificial para angiotomografías, brindando una alternativa de imágenes que pueda significar un menor impacto para la salud de los pacientes que por su diagnóstico y estado general requieren realizarse éste tipo de análisis utilizando medios de contraste de manera recurrente; a la par, un menor gasto en términos económicos puede ser considerado un resultado indirecto por la diferencia significativa en el valor de la angiotomografía contrastada / sin contraste.



17. Impacto hacia los Objetivos de Desarrollo Sostenible.

A continuación se detalla cómo el proyecto impacta en los objetivos de Desarrollo Sostenible que las Naciones Unidas ha desarrollado con miras a cumplirse en el 2030.



Objetivo 3: Garantizar una vida sana y promover el bienestar para todos en todas las edades

3.4 Para 2030, reducir en un tercio la mortalidad prematura por enfermedades no transmisibles mediante la prevención y el tratamiento y promover la salud mental y el bienestar.

Un diagnóstico oportuno, minimizando la exposición a sustancias que puedan generar problemas de salud paralelos es una línea de investigación médica en la actualidad. ANGIOP.AI disminuye la exposición de medios de contraste en pacientes que requieren angiogramas de manera continua, evitando el riesgo de acentuar enfermedades preexistentes y generar otras afecciones por causa de exposiciones prolongadas.

3.8 Lograr la cobertura sanitaria universal, en particular la protección contra los riesgos financieros, el acceso a servicios de salud esenciales de calidad y el acceso a medicamentos y vacunas seguros, eficaces, asequibles y de calidad para todos.

ANGIOP.AI brinda la oportunidad de ser replicado y mejorado al ser de código abierto; sus validaciones y aplicaciones puedan generar el acceso a imágenes de angiogramas para un diagnóstico confiable y oportuno sin la exposición a medios de contraste; democratizando su acceso y disminuyendo los costos económicos asociados.

3.9 Para 2030, reducir sustancialmente el número de muertes y enfermedades producidas por productos químicos peligrosos y la contaminación del aire, el agua y el suelo.



Apoyados en las publicaciones de Bueno (2021), Figueroa (2013) y Sanchez (2011) en los que se ha estudiado las patologías desarrolladas como consecuencia del uso de métodos de contraste de Sulfato de Bario y yodados, así como a incidencia de Neuropatías Inducidas por Contraste (función del riñón que ya está dañada empeora a los pocos días de la administración de material de contraste) sobre todo en pacientes con enfermedades previas que tienen una función nefropática disminuida; se puede considerar que la aplicación de ANGIOP.AI podría disminuir la exposición y por ende la causalidad asociada a estas dolencias al no tener que aplicar medios de contraste para la toma de imágenes.

3.b Apoyar las actividades de investigación y desarrollo de vacunas y medicamentos para las enfermedades transmisibles y no transmisibles que afectan primordialmente a los países en desarrollo y facilitar el acceso a medicamentos y vacunas esenciales asequibles de conformidad con la Declaración de Doha relativa al Acuerdo sobre los ADPIC y la Salud Pública, en la que se afirma el derecho de los países en desarrollo a utilizar al máximo las disposiciones del Acuerdo sobre los Aspectos de los Derechos de Propiedad Intelectual Relacionados con el Comercio en lo relativo a la flexibilidad para proteger la salud pública y, en particular, proporcionar acceso a los medicamentos para todos

ANGIOP.AI tiene como objetivo evitar el uso de medios de contraste para la contribución de diagnósticos; a pesar de que el producto final no es medicación alguna, la disminución en el uso de estos productos químicos podría generar la disponibilidad de recursos como el yodo para otro tipo de tratamientos o incluso para el mismo uso, pero en un porcentaje menor.



Objetivo 6: Garantizar la disponibilidad de agua y su gestión sostenible y el saneamiento para todos

6.3 De aquí a 2030, mejorar la calidad del agua reduciendo la contaminación, eliminando el vertimiento y minimizando la emisión de productos químicos y materiales peligrosos, reduciendo



a la mitad el porcentaje de aguas residuales sin tratar y aumentando considerablemente el reciclado y la reutilización sin riesgos a nivel mundial.

Si bien las naciones latinoamericanas han mejorado sus políticas de control de contaminación de cuerpos hídricos, no es menos cierto que persiste una incidencia de vertimiento de sustancias de origen farmacéutico sin tratamiento previo. Un ejemplo se delineó en la caracterización físico-química de las aguas vertidas en el sistema de alcantarillado en Colombia (Gil, A et al, 2012) en el que se encontró metales pesados, medios de contraste, entre otros. Lamentablemente, los métodos de tratamiento avanzado de aguas, como la oxidación avanzada, “exhibieron eficiencias de remoción no más altas del 14%” para los medios de contraste de rayos X yodados. (Gil, A et al, 2012).

Nuevamente, una sensibilidad adecuada del proyecto ANGIOP.AI, que permita al profesional de la salud obtener imágenes de angiogramas confiables para realizar un diagnóstico sin la necesidad de métodos de contraste, reduce la contaminación de las aguas de las instalaciones sanitarias y su necesidad de tratamientos.



Objetivo 12: Garantizar modalidades de consumo y producción sostenibles

12.4 De aquí a 2030, lograr la gestión ecológicamente racional de los productos químicos y de todos los desechos a lo largo de su ciclo de vida, de conformidad con los marcos internacionales convenidos, y reducir significativamente su liberación a la atmósfera, el agua y el suelo a fin de minimizar sus efectos adversos en la salud humana y el medio ambiente.

La adecuada disposición final de los desechos peligrosos minimiza situaciones de riesgo que puedan generar deterioro ambiental o impacto en la salud humana, especialmente de las personas encargadas de su manejo intermedio y final. La legislación mexicana y ecuatoriana cuentan con normativa aplicable para la gestión de desechos sanitarios entre los que se incluyen desechos peligrosos como los sobrantes de los medios de contraste yodados. Si bien existen alternativas innovadoras de reciente introducción para el reciclaje



y la economía circular de los medios de contraste yodados usados en el diagnóstico, como por ejemplo el programa impulsado por el Hospital Universitario Central de Asturias en España (Farmacosalud, 2021); no es menos cierto que una sensibilidad adecuada de ANGIOP.AI, generará la disminución en el uso del yodo, y por lo tanto un impacto en la generación de desechos ligados a su utilización.

18. Línea de tiempo

A continuación se presenta el diagrama de las tareas y reuniones efectuados durante el ciclo de vida del proyecto ANGIOP.AI hasta su presentación final:

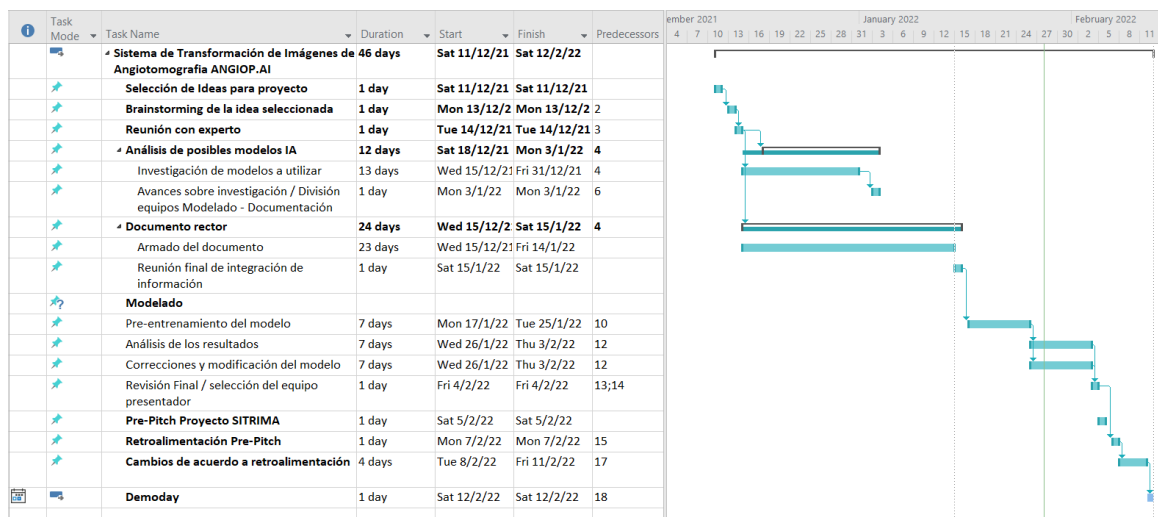


Figura 7. Diagrama Gantt proyecto ANGIOP.AI

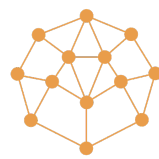
19. Fuentes

Acr. R. (2019) Angiografía coronaria por TC (ACTC). Radiologyinfo.Org.
<https://www.radiologyinfo.org/es/info/angiocoroct>.

Bueno, D. (2021) Modificación de la creatinina sérica después de la aplicación de medios de contraste yodado en tomografía del Hospital de Emergencias José Casimiro Ulloa. Universidad Científica.
<https://repositorio.cientifica.edu.pe/handle/20.500.12805/1906>.



- CB Insights (2019) From Drug R&D To Diagnostics: 90+ Artificial Intelligence Startups In Healthcare. <https://www.cbinsights.com/research/artificial-intelligence-startups-healthcare/>
- Cueva Torres, Dr., F. (2021). Epidemiología y Manejo de las Enfermedades de la Aorta – SIAC. Sociedad Interamericana de Cardiología. <https://www.siacardio.com/academia/lideresemergentes/editorialesle/epidemiologia-y-manejo-de-las-enfermedades-de-la-aorta/>
- Farmacosalud (2021) El reciclaje de los medios de contraste yodados usados en el diagnóstico por imagen, una iniciativa pionera. <https://farmacosalud.com/el-reciclaje-de-los-medios-de-contraste-yodados-usados-en-el-diagnostico-por-imagen-una-iniciativa-pionera/>
- Ferreira, J (2017) Actualidad en nefropatía por medio de contraste. Universidad Pontificia Bolivariana, Medellín - Colombia. ELSEVIER Volumen 14 Número 2 <https://www.elsevier.es/es-revista-nefrologia-latinoamericana-265-articulo-actualidad-nefropatia-por-medio-contraste-S2444903217300185>
- Figuerola, J. (2013) Factores de riesgo de la nefrotoxicidad por medio de contraste en pacientes del Hospital Nacional PNP Luis N. Sáenz: noviembre del 2010 a abril del 2011. Universidad Mayor de San Marcos. Lima Perú. <https://cybertesis.unmsm.edu.pe/handle/20.500.12672/12932>
- Gil, A, Soto, A, Usma, J, Gutierrez, D. (2012) Contaminantes emergentes en aguas, efectos y posibles tratamientos. Producción + Limpia - Julio - Diciembre de 2012. Vol.7, No.2 - p63.
- INEC (2020) Ecuador - Estadística de Recursos y Actividades de Salud 2014 https://anda.inec.gob.ec/anda/index.php/catalog/770/related_materials
- Lu, L., Wang, X., Carneiro, G., & Yang, L. (2019). Deep Learning and Convolutional Neural Networks for Medical Imaging and Clinical Informatics (1.a ed., Vol. 1). Bethesda Research Lab. <https://doi.org/10.1007/978-3-030-13969-8>
- Mayo Clinic (2021) Coartación de la aorta. <https://www.mayoclinic.org/es-es/diseases-conditions/coarctation-of-the-aorta/symptoms-causes/syc-20352529#:~:text=La%20aorta%20es%20la%20arteria,a%20trav%C3%A9s%20de%20la%20aorta.>



Saturdays.AI

Naciones Unidas (2022) Objetivos de Desarrollo Sostenible
<https://www.un.org/sustainabledevelopment/es/>

Sanchez, C, Benavides, B. (2011) Incidencia de nefropatía asociada a medio de contraste en pacientes sometidos a angiografía coronaria en el Hospital Militar Central de Bogotá en el periodo de junio a diciembre del 2009.
<https://repository.unimilitar.edu.co/bitstream/handle/10654/10299/SanchezMarrugoCarolinalsabel2011.pdf?sequence=2&isAllowed=y>

Pullas, G. (2022). Entrevista concedida a los participantes del equipo rosa en el marco del proyecto ANGIOP.AI, Quito - Ecuador.
https://drive.google.com/drive/folders/189l_saBIAZY3kmvoidCUe-aYlqQYV4Zx