



FACULTAD DE CIENCIAS EMPRESARIALES
CARRERA PROFESIONAL DE INGENIERÍA DE
SISTEMAS DE INFORMACIÓN Y GESTIÓN

“MACHINE LEARNING PARA PREDECIR LA PROGRESIÓN DE
LA CONDICIÓN MÉDICA DE PACIENTES COVID-19 EN EL
HOSPITAL MARÍA AUXILIADORA”

Trabajo de Investigación para optar el grado académico de:
Bachiller en Ingeniería de Información y Gestión

Presentado por:

Isabel Makishi Maeireizo (0000-0003-1128-7353)

Marcos Esteban Rodríguez López (0000-0002-7722-5529)

Lima – Perú

2020

FACULTAD DE CIENCIAS EMPRESARIALES

ANEXO 6

ACTA DE APROBACIÓN DEL TRABAJO DE BACHILLER POR PROFESOR DEL CURSO

Fecha: 18 / 12 /2020

El profesor del curso evaluador del trabajo de investigación de Bachiller:

ING. JOSE AMIEL SAENZ

En el curso de:

INVESTIGACIÓN DE PROYECTOS

Luego de evaluar el trabajo de investigación de Bachiller titulado:

"MACHINE LEARNING PARA PREDECIR LA PROGRESIÓN DE LA CONDICIÓN MÉDICA DE PACIENTES COVID-19 EN EL HOSPITAL MARÍA AUXILIADORA"

Presentada por los estudiantes:

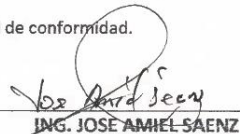
CÓDIGO	ALUMNO
100028158	MAKISHI MAEIREIZO, ISABEL
100023821	RODRIGUEZ LOPEZ, MARCOS ESTEBAN

Para optar al grado de Bachiller en: Ingeniería de Sistemas de Información y Gestión

Luego de haber evaluado el informe final del trabajo de investigación de Bachiller, concluye en calificar a:

CÓDIGO	ALUMNO	CALIFICACION	
100028158	MAKISHI MAEIREIZO, ISABEL	Aprobado (17)	Desaprobado (Nota)
100023821	RODRIGUEZ LOPEZ, MARCOS ESTEBAN	Aprobado (17)	Desaprobado (Nota)

El profesor evaluador firma en señal de conformidad.


ING. JOSE AMIEL SAENZ

INDICE DE CONTENIDO

<i>INTRODUCCION</i>	7
<i>CAPITULO I: DESCRIPCION DEL PROBLEMA</i>	9
1.1. Descripción de la realidad problemática.....	9
1.2. Objetivos del proyecto.....	9
1.2.1. Objetivo general.....	9
1.2.2. Objetivos específicos.....	9
1.3. Justificación del proyecto.....	9
1.3.1. Justificación teórica.....	9
1.3.2. Justificación metodológica.....	10
1.3.3. Justificación social.....	10
1.3.4. Justificación práctica.....	11
<i>CAPITULO II: MARCO TEORICO</i>	11
2.1. Antecedentes.....	11
2.1.1. Investigaciones Nacionales.....	12
2.1.2. Investigaciones Internacionales.....	12
2.2. Bases teóricas.....	13
2.2.1. Inteligencia artificial.....	13
2.2.1.1. ¿Qué es la IA?.....	13
2.2.1.2. Capacidades de las IA.....	16
2.2.2. Salud y Medicina.....	17
2.2.2.1. Salud y medicina en contexto de IA.....	17
2.2.2.2. Historial clínico.....	18
2.2.2.3. Registro Electrónico de Salud.....	19
2.2.2.4. Capacidades predictivas en salud mediante IA.....	19
2.2.3. Modelos Predictivos.....	21
2.2.3.1. Machine Learning.....	21
2.2.3.2. Deep Learning.....	22
2.2.4. Algoritmos.....	23
2.2.4.1. Arboles de decisión.....	23
2.2.4.2. Regresión lineal.....	24
2.2.5. SARS-Cov-2.....	26

2.2.5.1.	Virus y pandemia	26
2.2.5.2.	Características del virus	27
2.2.5.3.	Etapas y comportamiento.....	28
2.2.5.4.	Manifestaciones clínicas.....	31
2.2.5.5.	Evolución de la enfermedad	32
2.2.5.6.	Control y aislamiento.....	34
2.2.5.7.	Estrategias contra la enfermedad	35
2.2.5.8.	Machine learning como aliado estratégico	36
2.3.	Definiciones conceptuales	38
CAPITULO III: DESARROLLO DEL PROYECTO.....		39
3.1.	Arquitectura empresarial	39
3.1.1.	Arquitectura de Información (Datos).....	39
3.1.1.1.	Diagrama de Flujo de Datos (DFD) Nivel 0	39
3.1.2.	Arquitectura de Negocios (Procesos).....	39
3.1.2.1.	Estructura Organizacional	39
3.1.2.2.	Mapa de Procesos Nivel 0	40
3.1.2.3.	Mapa de Procesos Estratégicos.....	41
3.1.2.4.	Mapa de Procesos Misionales.....	41
3.1.2.5.	Mapa de Procesos de Soporte	42
3.1.2.6.	Ficha Técnica del Proceso	42
3.1.3.	Arquitectura de Aplicación	43
3.1.4.	Arquitectura Tecnológica.....	44
3.1.5.	Factibilidad Económica.....	46
CAPITULO IV: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES.....		51
4.1.	Conclusiones.....	51
4.2.	Recomendaciones.....	52
CAPITULO V: REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS		54
ANEXO		57
	Matriz de Operacionalización de Variables	57
	Matriz de consistencia	59
	Estructura Organizacional.....	60
	Flujo de caja	61

Índice de tablas

Tabla 1 Enfoques de Sistemas inteligentes, Fuente: Figura 1 (Norving, 2008).....	15
--	----

Índice de figuras

Figura 1 Uso de un modelo para hacer predicciones (Kelleher, Namee, & D'Arcy, 2015)	21
Figura 2 Red neural profunda para clasificación de dígitos (Chollet, 2018).....	23
Figura 3 Conjunto de datos y su árbol de decisión correspondiente (Alpaydin, 2014). 24	
Figura 4 Regresión lineal para evaluar el IQ de estudiantes	25
Figura 5 Representación del coronavirus (Ruiz-Bravo & Jiménez-Valera, 2020).....	27
Figura 6 Fases de contagio del covid-19.....	31
Figura 7 Diagrama de Flujo de Datos Nivel 0	39
Figura 8 Estructura Organizacional de Hospital Maria Auxiliadora	39
Figura 9 Mapa de procesos a nivel 0 del Hospital María Auxiliadora	40
Figura 10 Procesos Estratégicos del Hospital Maria Auxiliadora	41
Figura 11 Mapa de Procesos Misionales del Hospital Maria Auxiliadora.....	41
Figura 12 Mapa de procesos de soporte	42
Figura 13 Ficha técnica del proceso de Atención al Apoyo al Diagnostico y Tratamiento	43
Figura 14 <i>Arquitectura de Aplicación del Hospital Maria Auxiliadora</i>	44
Figura 15 Infraestructura Tecnológica de HMA.....	45
Figura 16 Arquitectura Tecnológica de HMA.	45
Figura 17 Arquitectura Tecnologica después de implementada la solución.....	46
Figura 18 Flujo de caja del Hospital María Auxiliadora	48
Figura 19 <i>Estadísticas de camas y sus costos</i>	49
Figura 20 Estadísticas de camas y sus gastos luego de predicción	50

INTRODUCCION

En la actividad hospitalaria tal y como se indica en el artículo “Aspectos médicos-legales de la historia clínica” (Rio, 1999), las historias clínicas son un elemento muy importante en la asistencia médica de un individuo, así también en lo concerniente a la medicina de forma colectiva o institucional; y debe encontrarse regulada bajo estándares de calidad óptimas para preservar el derecho a la salud del paciente, así como el derecho a la privacidad. También se menciona la disciplina que recae sobre los tratantes (médicos/as, enfermeros/as, otros), para no caer en incumplimientos. Otro punto importante tiene que ver con lo que contienen los historiales médicos en cuando la exploración personal, pruebas diagnósticas primarias o complementarias, juicios sobre los diagnósticos y tratamientos, así como los detalles sobre la **evolución de los pacientes**.

Por mucho tiempo se ha usado el historial clínico como la estrecha relación entre paciente y doctor/a; sin embargo, bajo este esquema se fortalece a mediados del siglo XX, como el registro de relación el usuario y atención primaria (Lanza, 2015). El modo tradicional ha sido siempre y aún se usa, la historia clínica escrita o de registro físico, esto con el tiempo y con más frecuencia se ha ido dejando en un segundo plano para optar por la historia clínica electrónica (HCE), los cuales han resuelto muchos de los inconvenientes relacionados a seguridad e integridad de la información, disponibilidad y acceso, así como para el análisis de los datos no solo a nivel individual, o institucional, sino también a nivel de grandes volúmenes de datos para estudios científicos usando ciencia computacional (Lanza, 2015).

Del monitoreo y control de las historias clínicas es trascendental incorporar la información relevante del paciente para conocer de una manera mucho más veraz y objetiva de su estado de salud. Así mismo, el paciente tiene todo el derecho a que se le entregue un documento que constate por el medio más adecuado de información en donde se indique el proceso de asistencia médica, en el ámbito de una atención especializada (Hernandez, 2006).

Las historias clínicas pueden variar de acuerdo con el centro de salud o de la normatividad en donde se realice el registro de la información. Sin embargo, para esta investigación nos centraremos en el contenido mínimo necesario: La anamnesis, exploración física, y la evolución.

CAPITULO I: DESCRIPCION DEL PROBLEMA

1.1. Descripción de la realidad problemática

1.2. Objetivos del proyecto

1.2.1. Objetivo general

Analizar la influencia de Machine Learning para predecir la progresión de la condición médica de pacientes covid-19 en el hospital María Auxiliadora.

1.2.2. Objetivos específicos

- Analizar si el pronóstico impacta en la progresión de la condición médica de pacientes covid-19 en el hospital María Auxiliadora.
- Determinar si la demografía contribuye negativamente en la progresión de la condición médica de pacientes covid-19 en el hospital María Auxiliadora.
- Establecer que los factores ambientales influyen en la progresión de la condición médica de pacientes covid-19 en el hospital María Auxiliadora.

1.3. Justificación del proyecto

1.3.1. Justificación teórica

La actual investigación es realizada con el objetivo de que aporte de alguna manera al conocimiento actual existente sobre el uso de tecnologías predictivas, como un instrumento para una atención médica óptima, cuyos resultados podrían ser incorporados al conocimiento de las ciencias médicas, ya que se estaría evidenciando que el uso de tecnologías de predicción mejora de una manera eficiente la atención de pacientes hospitalizados.

La medicina del futuro no es solo genómica, si no que va más allá de lo que actualmente se ofrece como el brindar tratamientos adecuados con dosis adecuadas en un momento oportuno y tal vez así se pueda tener prácticas médicas como respuestas concretas a problemas particulares (Beriain, 2019).

1.3.2. Justificación metodológica

El uso de tecnologías predictivas para las ciencias médicas y biológicas indaga distintas áreas de aplicación que pueden ser materia de investigación por la ciencia, una vez demostradas su confiabilidad y aplicabilidad, pueden ser usados para otras enfermedades con posibles riesgos de pandemia o que tengan etapas de agudización definidas, así como en procesos de atención temprana de pacientes.

Para tareas que requieran un grupo de instrucciones específicas o implementen algoritmos que definan reglas para que se deban seguir. Esto es una tarea que requiere ser programada para obtener el mayor rendimiento. Es por ello que el Machine Learning se orienta a la búsqueda de instrucciones probabilísticas como una manera de resolver problemas completos y que requieran grandes volúmenes de datos (Ayodele, 2010).

1.3.3. Justificación social

La actual investigación es realizada con el objetivo de mejorar las condiciones en las que los pacientes COVID-19 son evaluados en los centros hospitalarios, para mejorar la atención temprana, evitando que los pacientes lleguen a etapas agudas de la enfermedad; vía tecnologías de predicción.

La sociedad se beneficia sobre todo debido a que los centros hospitalarios pueden tomar mejores decisiones y en etapas tempranas. Tal y como se desarrolla en el artículo “La inteligencia artificial y sus aplicaciones en medicina II: importancia actual y aplicaciones prácticas”, en el sentido de cómo la inteligencia artificial (IA) y en sus distintas formas ha ayudado a predecir con un grado de exactitud adecuado múltiples tipos de cáncer, infecciones; tomando como base los datos de imágenes digitalizadas, así como también los datos de historias clínicas (Tomas, 2020).

1.3.4. Justificación práctica

La actual investigación es realizada debido a la necesidad de que pueda mejorarse las estrategias de atención hospitalaria y un mejor monitoreo de los pacientes COVID-19 que tiene características pandémicas, mediante el uso de tecnologías predictivas.

Usar Inteligencia Artificial (IA) como herramienta para combatir la pandemia debe de considerarse como una estrategia de diagnóstico para el apoyo en intervenciones consideradas no farmacológicas.

Múltiples investigaciones demuestran que el aprendizaje continuado y repetitivo de los programas informáticos, pueden ser aplicados a distintos tipos de enfermedades, por ejemplo, la empresa FDNA mediante su programa informático de reconocimiento facial ayuda a identificar sospechas de más de 8,000 enfermedades raras (Tomas, 2020).

CAPITULO II: MARCO TEORICO

2.1. Antecedentes

2.1.1. Investigaciones Nacionales

En el artículo titulado “Inteligencia artificial como apoyo a intervenciones no farmacológicas para combatir la COVID-19” (Rodríguez, Salazar, & Cámara, 2020) con el objetivo de contextualizar las tecnologías de inteligencia artificial y sus contribuciones a la lucha contra el COVID-19, entre las que se encuentran el machine learning, deep learning, natural procesing language. Para ello se realizó una búsqueda en diversas bibliografías sobre las diferentes herramientas que existen de Inteligencia Artificial, de los cuales 17 has sido usadas en los países de: China, Holanda, India, Estados Unidos y Canadá; las tecnologías fueron agrupadas por los autores en cinco diferentes ángulos para ayudar en la lucha contra la pandemia, los cuales son: pronóstico, detección temprana, tratamiento y control, uso de paneles de datos. Lo que consideramos más oportuno para la presente investigación es el enfoque de pronóstico, el cual tiene como principal finalidad centrarse en la asistencia y en una mejor planificación de recursos médicos, prioritariamente en pacientes en estado crítico o que requieran de algún tipo de atención más personalizada.

2.1.2. Investigaciones Internacionales

En el artículo científico titulado “Using machine learning of clinical data to diagnostic COVID-19: a systematic review and meta-analysis” (Li, y otros, 2020) con el objetivo de generar un modelo más preciso de detección de COVID-19 basados en los síntomas del paciente y los exámenes de rutina aplicando machine learning para reanalizar datos de COVID-19. Para tales efectos se recolectaron 151

estudios publicados y de acceso público, teniendo como resultado un total de 42 variables clínicas diferentes, de los cuales se organizó en 21 categorías y otras 21 se organizaron en variables del tipo continua, que se identificaron en uno o más estudios. Algunas de las variables fueron correspondientes al género de hombres en 49,49% (194 pacientes) y mujeres en 50,1% (198 pacientes), así como la variable del nivel de linfocitos de 86 pacientes (48,86%) con nivel bajo, 73 pacientes (41.47%) con nivel normal, y 17 pacientes (9,65%) con nivel elevado. En base a los resultados se pudo evidenciar diferentes asociaciones desconocidas entre variables clínicas, incluyendo la correlación del género masculino con respecto a los niveles de linfocitos y neutrófilos elevados. Además, se halló que los pacientes infectados con el SARS-CoV-2 podrían clasificarse en subcategorías de acuerdo a ciertas características como el género, síntomas presentados y nivel de sérico celular inmune. El modelo entrenado pudo obtener resultados de sensibilidad del 92,5 % y especificidad de 97,9 % diferenciando entre pacientes con SARS-CoV-2 respecto de pacientes detectados con Influenza. Se demostró que el entrenamiento de métodos computacionales de grandes conjuntos de datos podría producir modelos de diagnóstico COVID-19 con resultados más precisos para mitigar el impacto de falta de pruebas.

2.2. Bases teóricas

2.2.1. Inteligencia artificial

2.2.1.1. ¿Qué es la IA?

La inteligencia artificial es una ciencia que podría considerarse de reciente expansión, esto a comparación de otras ciencias que tienen cientos de años de estudio y aplicación. El término IA, se empieza a mencionar alrededor de los años 1956, poco después de la segunda guerra mundial y es junto a la biología molecular un campo atractivo para estudiantes de ciencias debido a que muchos consideran que la IA tiene mucho por explorar en distintos ámbitos (Norving, 2008).

Sin embargo, la IA propiamente dicha no tiene un término único universal debido a los enfoques humanos y racionales de muchos autores, divididos en cuatro enfoques principales, lo cual genera ciertos desencuentros. Los defensores del enfoque humano indican que debería ser una ciencia con enfoque empírico mediante la aplicación de hipótesis y confirmación experimental. Los defensores del enfoque racional indican una combinación de matemática e ingeniería (Norving, 2008).

A continuación, se hace una revisión de los cuatro enfoques:

Sistemas que piensan como humanos	Sistemas que piensan racionalmente
“El nuevo y excitante esfuerzo de hacer que los computadores piensen... máquinas con mentes, en el más amplio sentido literal” (Haugeland, 1985). “[La automatización de] actividades que vinculamos con procesos de pensamiento humano, actividades como la toma de decisiones, evolución de	“El estudio de las facultades mentales mediante el uso de modelos computacionales” (Charniak y McDermott, 1985). “El estudio de los cálculos que hacen posible percibir, razonar y actuar” (Winston, 1992).

problemas, aprendizaje” (Bellman, 1978).	
Sistemas que actúan como humanos	Sistemas que actúan racionalmente
<p>“El arte de desarrollar máquinas con capacidad para realizar funciones que cuando son realizadas por personas requieren de inteligencia” (Kurzweil, 1990).</p> <p>“El estudio de cómo lograr que las computadoras realicen tareas que, por el momento, los humanos hacen mejor” (Rich y Knight, 1991).</p>	<p>“La inteligencia computacional es el estudio del diseño de agentes inteligentes” (Poole et al., 1998).</p> <p>“IA... está relacionada con conductas inteligentes de artefactos” (Nilsson, 1998).</p>

Tabla 1 Enfoques de sistemas inteligentes, Fuente: Figura 1 (Norving, 2008)

La IA debe entenderse en su contexto más profundo con respecto a lo que realmente se busca con esta ciencia, y eso se debe conocer sus fundamentos:

- Filosofía (comienzos del año 428 a.c a la actualidad)
- Matemáticas (comienzos del año 800 aproximadamente a la actualidad)
- Neurociencia (comienzos del año 1861 a la actualidad)
- Psicología (comienzos del año 1897 a la actualidad)
- Lingüística (comienzos del año 1957 a la actualidad)

Otros fundamentos de aplicación:

- Economía (comienzos del año 1776 a la actualidad)
- Ingeniería computacional (comienzos del año 1940 a la actualidad)
- Teoría sobre el control y la cibernética (comienzos del año 1948 a la actualidad)

2.2.1.2. Capacidades de las IA

Las capacidades y su madurez dependen del campo al que nos vayamos a referir y a sus posibles subcampos; sin embargo, de forma general podemos mencionar algunas capacidades relevantes según Stuart Russell en su libro “Inteligencia artificial: un enfoque moderno”, para tener una idea de los campos en los cuales las capacidades de las IA han tenido un mejor desempeño, y podemos mencionar los siguientes:

- **Planificación autónoma:** El programa de la NASA Agente Remoto fue el primer programa de planificación remota en realizar el control planificado de las operaciones de una nave espacial.
- **Planificación logística:** Las fuerzas Norte Americanas durante la guerra del Golfo Pérsico 1991 desarrollo DART (Dynamic Analysis and Replacing Tool) para planificar la logística de transporte.
- **Control autónomo:** Principalmente se han desarrollado sistemas para medios de transporte, como el sistema de visión ALVYNN, el cual dirigió un auto durante 2,800 millas representando un 98% de autonomía requiriendo de un humano solo en el 2% de veces para el manejo en salida de vías.
- **Juegos:** El caso más reconocido a nivel mundial es el de Deep blue de la empresa IBM el cual venció al campeón

a nivel mundial en aquel entonces en un juego de ajedrez tomando decisiones que no habían sido realizadas por ningún computador hasta entonces.

Más recientemente en los últimos años, la IA se ha ido introduciendo en los juegos en línea de modo multijugador, haciendo que los personajes y jugadas sean realizadas autónomamente por un software de IA.

- **Diagnosis:** Programas de análisis probabilístico para nodos linfáticos han llegado a un nivel similar al de médicos muy experimentados.
- **Robótica:** Sistemas de visión computacional como asistentes. Para cirugías en implantes como por ejemplo de cadera. Otros campos son el sector industrial.
- **Procesamiento de lenguaje y resolución de problemas:** Sistemas de resolución de problemas que contemplan datos históricos y obtención de datos en línea para resolver por ejemplo crucigramas basados en la pista que le es asignado en los recuadros.

2.2.2. Salud y Medicina

2.2.2.1. Salud y medicina en contexto de IA

La complejidad en los sistemas de salud para muchos países incluso los que son considerados de “primer mundo”, reside en su capacidad de optimizar sus recursos disponibles y mejoras en la atención de los pacientes. Es en ese contexto que a inteligencia artificial se muestra como un aliado

estratégico en salud y medicina debido a que muchos de sus métodos pueden ser utilizados para adoptar mejores decisiones a favor de todo nivel de la población analizando grandes volúmenes de datos o empleando sistemas expertos, incluso el procesamiento del lenguaje natural (PLN) (Organización Panamericana de la Salud (OPS), 2018).

Las IA no pretenden reemplazar el trabajo de los profesionales de la salud; el papel más importante en los que se busca su desempeño es en ayudar a la toma de decisiones en la atención de los pacientes y todo lo que conlleva a ese fin, entendiendo la atención del paciente no solo en consultas y/o tratamiento, sino también en el contexto preventivo y diagnóstico probabilístico; mediante sistemas inteligentes que ayuden a encontrar tratamientos individualizados. Esto se lograría con sistemas de aprendizaje profundo y aprendizaje automatizado, más aun teniendo en cuenta la gran acumulación de información y los medios digitales disponibles (Organización Panamericana de la Salud (OPS), 2018).

2.2.2.2. Historial clínico

Este documento físico o digital, se genera cuando se tiene contacto por primera vez con un sistema de salud, ya sea por motivos de alguna enfermedad u otro tipo de control. Una de las primeras veces que una historia clínica es utilizada es en el nacimiento de una persona y se requiere llevar un control pediátrico en los cuales se datos como sexo, peso, talla, etc.

La historia clínica propiamente dicha y en un contexto hospitalario se origina cuando un **paciente requiere una atención ante patologías**, traumatismos, fiebre o dolores, o algún tratamiento.

“La historia clínica es el conjunto de documentos relativos al proceso de asistencia y estado de salud de una persona realizado por un profesional sanitario”.

Martinez Hernandez, Juan (Hernandez, 2006)

2.2.2.3. Registro Electrónico de Salud

El registro Electrónico de Salud o Electronic Health Record (EHR), es una versión digitalizada de información que se recopila respecto de una historia clínica, el cual permite extraer información de una manera rápida y con precisión para los profesionales médicos autorizados. Un ejemplo de los beneficios de las EHR se dio durante la gestión de brotes del Ébola, convirtiéndose en una herramienta efectiva en la salud. Sin embargo, la efectividad de esta herramienta está estrechamente ligada a su nivel de implementación y uso en los centros de salud sobre todo en salud pública; el cual debe tener apoyo de un marco legal claro y sobre todo su utilización de manera correcta por parte de los profesionales de la salud (Juli, Anton, Rodriguez, & Clcántara, 2020).

2.2.2.4. Capacidades predictivas en salud mediante IA

Las IA ha ido mejorando su rendimiento de predicción y cada vez con mejores algoritmos que usan mejor los recursos de hardware y software para los fines de mejor procesamiento.

En ese contexto en el artículo “Inteligencia Artificial como apoyo a las intervenciones no farmacológicas para combatir la COVID-19” (Rodríguez, Salazar, & Cámara, 2020), hace una recopilación bibliográfica de las herramientas de IA y sus enfoques entre los cuales se categoriza en:

- Detección temprana de brotes: Se menciona como un análisis de las búsquedas de términos en plataformas digitales se logró enviar una alerta global de la pandemia provocada por el COVID-19.
- Detección de la enfermedad: Se menciona el uso de algoritmos de aprendizaje profundo usando tomografías de tórax con anomalías características del Sars-CoV-2 para el diagnóstico de la enfermedad.
- Pronóstico de pacientes: Se menciona el uso de IA con la finalidad de centrar el pronóstico de la asistencia y planificación en el uso de los recursos médicos solo en pacientes con estado de salud críticos. Para ello se necesita del acceso a información digitalizada para entrenar un modelo predictivo.
- Dashboard de datos: Se menciona la implementación de paneles de datos que permitan visualizar incidencias con respecto a la pandemia con actualizaciones en tiempo

real de forma que se realice el seguimiento del genoma del virus a nivel mundial donde se comparten secuencias y sus mutaciones.

- Tratamiento y control: Se menciona el uso de algoritmos computacionales para búsqueda e identificación rápida de posibles fármacos que puedan contribuir a desarrollar un medicamento o vacuna. Otros usos de la IA en este enfoque se basan en tecnologías de visualización artificial como cámaras con infrarrojo que detectan el nivel de temperatura corporal. Otro uso de este enfoque se indica en un sistema de rastreo con códigos QR que realiza el seguimiento de los casos y contagios.

2.2.3. Modelos Predictivos

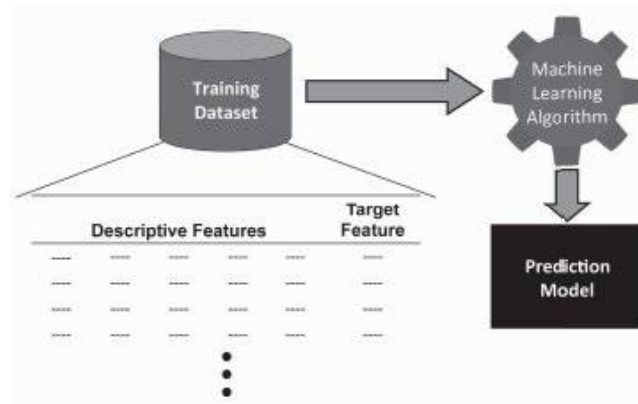
2.2.3.1. Machine Learning

Este tipo de Inteligencia Artificial extrae patrones de conjuntos de datos o datasets. En cuanto al uso de Machine Learning para predicción una de las formas usadas en el aprendizaje supervisado; esto debido a que esta técnica permite aprender con respecto a las relaciones entre características descriptivas o basados en datos de ejemplos o datos históricos previos. Un punto interesante es que este tipo de modelo puede usarse en predicciones de otras instancias o modelos (Kelleher, Namee, & D'Arcy, 2015).

Esto se muestra en dos pasos separados:

Figura 1

Uso de un modelo para hacer predicciones (Kelleher, Namee, & D'Arcy, 2015)



(a) Learning a model from a set of historical instances



(b) Using a model to make predictions

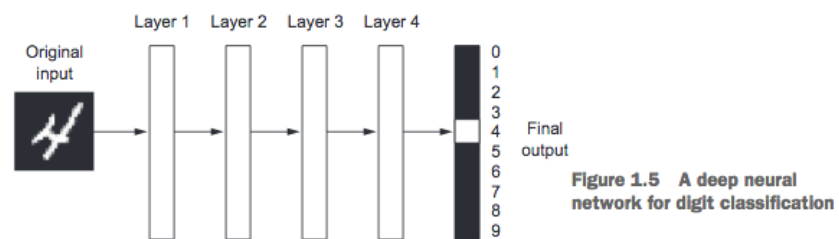
2.2.3.2. Deep Learning

Es un subcampo de machine learning, es decir una nueva forma de aprendizaje representativo de datos que hacen énfasis con respecto al aprendizaje de entre capas sucesivas de representaciones que son cada vez mucho más significativas. El Deep Learning no se refiere a algún tipo de conocimiento académico, sino al nivel de las capas representativas con las que haya conformado el modelo, es decir que tan profundas vayan las capas definidas. Otro nombre apropiado para este campo puede llegar a ser “aprendizaje de capas representativas” y “aprendizaje jerárquico representativo”. Este tipo de Inteligencia Artificial modelo puede involucrar desde unos cuantos, hasta cientos

de miles de capas sucesivas, las cuales aprenden de los datos que se les proporciona. El aprendizaje de las capas se lleva a cabo vía los modelos llamados redes neuronales (neural networks), en capas puestas literalmente unas por sobre otras. En cuanto al término de red neural propiamente dicho, proviene de la neuro biología; sin embargo y pese a que esta Inteligencia Artificial toma conceptos sobre en el entendimiento del cerebro, el Deep Learning no tiene se puede definir como un modelo del cerebro en términos prácticos (Chollet, 2018).

Figura 2

Red neural profunda para clasificación de dígitos (Chollet, 2018)



2.2.4. Algoritmos

2.2.4.1. Árboles de decisión

Los árboles de decisión son modelos parametrizados en toda su extensión de ramas que aprende basado en un conjunto de datos, para que posteriormente ese mismo modelo sirva para el ingreso de cualquier dato de prueba. En una estimación no paramétrica dividimos el espacio de ingreso dentro de las regiones locales, definidos por una instancia de medida como la norma Euclides (Euclidean norm) o normal vectorial, y por cada entrada,

el correspondiente modelo local computacional desde los datos de entrenamiento en la región utilizada. En el modelo de instancia base se da una entrada identificando los datos locales definiendo el modelo local. Los árboles de decisión son modelos basados en jerarquías (ramas o nodos y hojas o terminales) de la categoría de Inteligencia Artificial de aprendizaje supervisado; por lo cual las regiones son identificadas en secuencias de divisiones recursivos que buscan tener un número de pasos menos extensos hasta llegar a una hoja terminal (Alpaydin, 2014).

Figura 3

Conjunto de datos y su árbol de decisión correspondiente (Alpaydin, 2014)

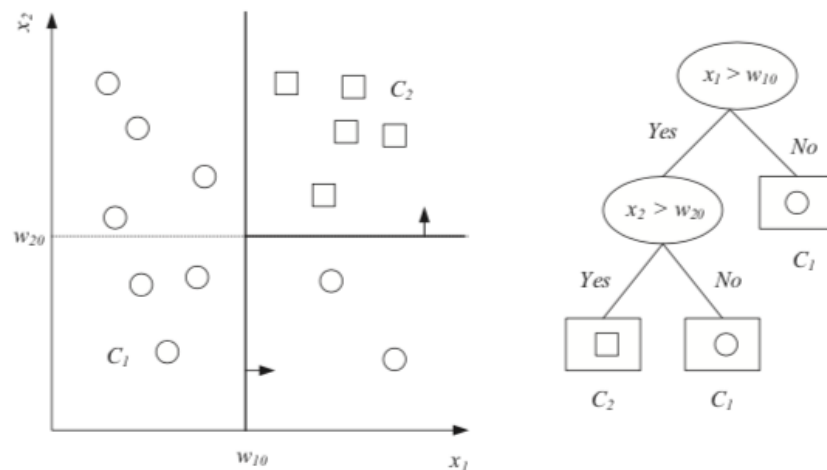


Figure 9.1 Example of a dataset and the corresponding decision tree. Oval nodes are the decision nodes and rectangles are leaf nodes. The univariate decision node splits along one axis, and successive splits are orthogonal to each other. After the first split, $\{x|x_1 < w_{10}\}$ is pure and is not split further.

2.2.4.2. Regresión lineal

Este tipo de algoritmos sea tal vez una de las más comunes, simples y que miden de una manera certeza las relaciones que tienen ciertas variables continuas, y debido a su naturaleza orientado a la estadística se entiende mejor al realizar ejemplos de una manera práctica. Los modelos que se basan en este algoritmo son por lo general usados de maneras similares, tanto en el tema de decisiones, proponer teorías y realizar investigación científica, cuando se lleva a cabo para medicina en general y/o desordenes particulares a nivel mental. La aplicación de métodos más complejos tiene la posibilidad de obtener mejores resultados, pero a costa de la transparencia a nivel de la interpretación y ejecución interna, debido a que el aprendizaje genera toda una red muy compleja para la comprensión de un humano. Usando regresión lineal puede requerir una explicación menos prominente para predicciones empleando este algoritmo; mientras que usando otro métodos mas complejos la predicción se hace enfasis en cuanto a la explicación. Por ello un modelo basado en regresión lineal es ideal para la medicina estadística y posiblemente siga ese camino (Mechelli & Vieira, 2020).

Figura 4

Regresión lineal para evaluar el IQ de estudiantes

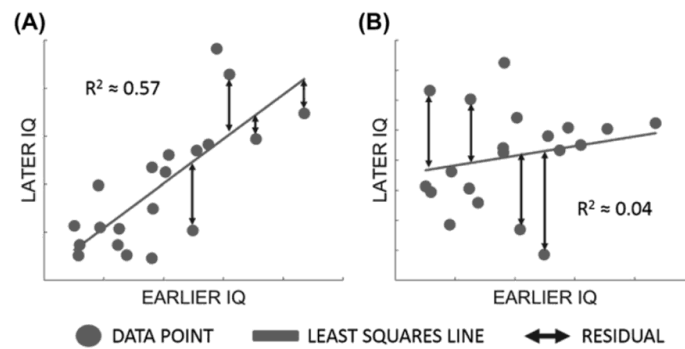


FIGURE 4.1 Scatter plots of earlier intelligence quotient (IQ) versus later IQ. (A) An example in which the relationship is relatively strong; earlier IQ explains around 57% of the variance in later IQ. (B) An example in which the relationship is weak; earlier IQ explains around 4% of the variance in later IQ.

2.2.5. SARS-Cov-2

2.2.5.1. Virus y pandemia

Los registros iniciales del coronavirus de procedencia humana fueron identificados datan de los años 60's. En el año 1960 en Inglaterra se estudió el caso de la muestra denominada B814 de una persona con resfriado de un virus con capacidad de conservar su nivel de infección a lo largo de sucesivos pases entre distintos voluntarios, pero que su replicación no era detectada. En 1968, un grupo de profesionales virólogos reconoció que las cepas que fueron aisladas de animales constituían un grupo que podría ser distinguible, proponiendo el nombre de coronavirus, considerando el aspecto sus características en los viriones conformado por una capa de proyecciones redondeadas (Ruiz-Bravo & Jiménez-Valera, 2020).

A comienzos de diciembre del 2019, en Wuhan la capital de la provincia de Hubei en China, se fueron

identificando los primeros casos de neumonía, el cual se trataba de un patógeno de ARN usualmente denominado coronavirus del síndrome respiratorio agudo severo 2 (SARS-CoV-2), debido a su parecido con el SARS-CoV (1). La Organización Mundial de la Salud (OMS), dio a conocer la enfermedad como pandemia debido a su rápida propagación, y sus niveles de gravedad (Juli, Anton, Rodriguez, & Clcántara, 2020). Hasta el 09 de diciembre del 2020 se contabilizaban un total de 68 812 210 casos confirmados a nivel mundial, y en el Perú en las mismas fechas se contabilizaban un total de 973 912 casos confirmados; en el caso de fallecimientos se contabilizaban 1 567 297 fallecimientos a nivel mundial, y en el Perú en las mismas fechas se contabilizaban un total de 36 274 fallecimientos.

2.2.5.2. Características del virus

El coronavirus es un virón con una envoltura de forma esférica, con una medida de 120 nm de diámetro; tiene un genoma de RNA monocateriano, con polaridad positiva el cual que, con la medida de 27 a 38 kilobases, es uno de los mayores entre virus de tipo RNA; y la nucleocápside (Ruiz-Bravo & Jiménez-Valera, 2020).

Figura 5

Representación del coronavirus (Ruiz-Bravo & Jiménez-Valera, 2020)

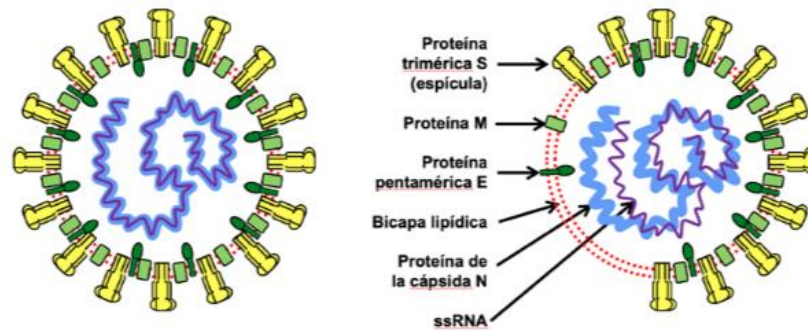


Figura 2. Representación esquemática de un coronavirus. ssRNA, "single strand RNA" (RNA monocatenario)

La transmisión de este nuevo virus se realiza de **persona a persona** por medio del contacto cercano y secreciones con personas infectadas, principalmente en gotas respiratorias (expulsadas al hablar o toser), estas gotas con tamaños menores (< 5um), se mantienen en el aire por largos periodos de tiempo, formando gases de aerosol, por lo cual el contagio podría darse por la respiración de las gotas o por el contacto con superficies que mantienen el virus, sobre todo cuando se hace contacto con las mucosas de la boca, nariz y ojos; esto se ha ido comprobando mediante experimentos de laboratorio, en los cuales también se determinó de forma general que el virus es sensible ante productos de desinfección y antisépticos como el alcohol de 70° o lejía de uso casero (Ruiz-Bravo & Jiménez-Valera, 2020).

2.2.5.3. Etapas y comportamiento

El nuevo coronavirus es una enfermedad relativamente nueva a pesar de que tiene variantes identificadas desde los

años 60's. Sin embargo, los estudios ya existentes, sumados a los que se han realizado durante el periodo de la pandemia en el 2020 van ayudado a clarificar mejores detalles del comportamiento del virus.

Para ello en el “Manual de prevención y Tratamiento del COVID-19” (LIANG, 2020), se revisa la clasificación clínica de la enfermedad en los siguientes:

- Casos Leves: los cuales presentan síntomas leves y no se presenta síntomas de neumonía.
- Casos Moderados: los cuales presentan una sintomatología como fiebre, y problemas en las vías respiratorias, etc. Además, presentan síntomas iniciales de neumonía.
- Casos graves: generalmente adultos con síntomas como: frecuencia respiratoria mayor o igual a 30 respiraciones/min; saturación de oxígeno menor o igual a 90 % en reposo; nivel de presión arterial parcial en la oxigenación (PaO₂) / nivel de concentración en el oxígeno (FiO₂) menor o igual a 300 mmHg. En los casos de pacientes con mayor a 50 % en la evolución relacionadas a lesiones dentro de las próximas 24 - 48 horas en imágenes de pruebas pulmonar.
- Casos críticos: pacientes con manifestaciones de fallo respiratorio que requiere el uso de ventilación de forma mecanizada para respirar; problemas en otros órganos

que requiera que el paciente ingrese a unidad de cuidados intensivos (UCI). Estos casos pueden subdividirse de acuerdo con el índice de oxigenación y el nivel de distensibilidad en el sistema respiratorio:

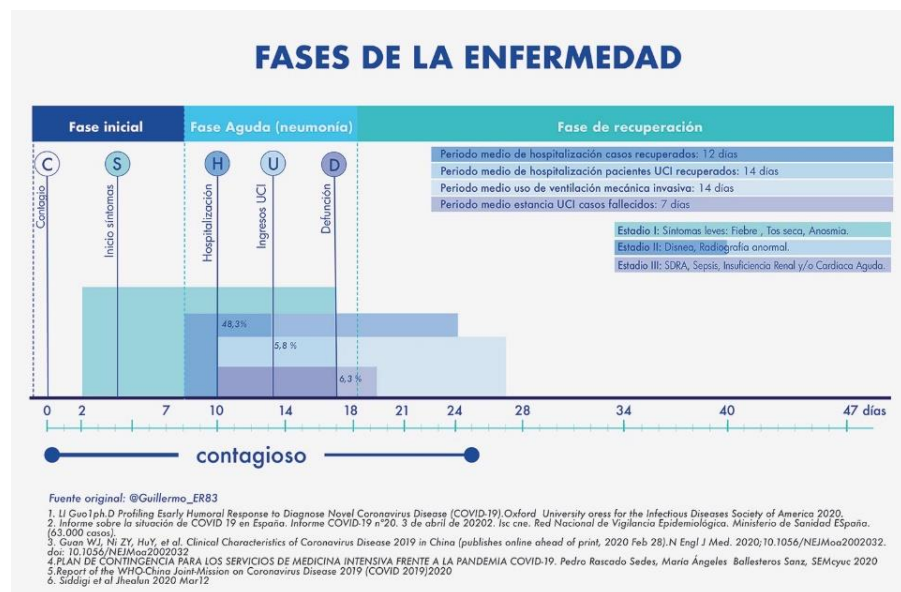
- Fase temprana: Índice de oxigenación menor a 100 mmHg o igual a 150 mmHg; distensibilidad del sistema respiratorio mayor o igual a 30 mL/cmH₂O; sin tener insuficiencia en otros órganos aparte de los pulmones. En este punto la persona tiene la posibilidad de recuperación con un tratamiento médico adecuado.
- Fase intermedia: Índice de oxigenación menor a 60 mmHg o igual a 100 mmHg; Distensibilidad del sistema respiratorio mayor a 30 mL/cmH₂O o igual a 15 mL/cmH₂O. En este punto el paciente puede complicarse por algún tipo de anomalía de nivel grave o leve en algún otro órgano.
- Fase tardía: que tiene un nivel de oxigenación menor o igual a 60 mmHg; distensibilidad en el sistema de respiración menor a 15 mL/cmH₂O; un nivel de consolidación difuso de ambos pulmones el cual necesita del uso de la técnica ECMO; nivel de insuficiencia en otros órganos. En este punto la posibilidad de morir aumenta de una manera considerable.

En el caso de su forma de comportarse en el sentido del contagio propiamente dicho dentro de la sociedad y teniendo como factor de contagio a las personas, esta enfermedad presenta las siguientes fases:

- Fase inicial: Contagio, Inicio de síntomas.
- Fase aguda (neumonía): Hospitalización, Ingreso a UCI, Defunción.
- Fase de recuperación

Figura 6

Fases de contagio del covid-19



2.2.5.4. Manifestaciones clínicas

En el “Manual de prevención y Tratamiento del COVID-19” (LIANG, 2020), para el nuevo coronavirus es posible definir las siguientes manifestaciones:

- Fiebre y/o síntomas respiratorios.

- En las imágenes de tomografía computarizada (TC), se muestra múltiples sombras parcheadas y cambios de intensidades se dan temprano, particularmente en la zona de la periferia pulmonar; estas opacidades e infiltraciones pueden darse en los dos pulmones; en los casos considerados como graves, pueden tener una consolidación a nivel pulmonar y derrame pleural de tipo raro.
- El recuento del nivel de glóbulos blancos en la etapa inicial tiene valores normales o disminuidos.

Otros síntomas se basan en dependiendo de los casos:

- Casos leves: Fiebre, Tos seca, Anosmia.
- Casos graves: Disnea, Radiografía anormal.
- Casos críticos: SDRA, Sepsis, Insuficiencia Renal y/o Cardíaca aguda.

2.2.5.5. Evolución de la enfermedad

El nuevo coronavirus como se ha tratado en este documento tiene distintas fases y sus características propias en cada una de ellas; sin embargo es importante saber de igual manera cuál es su comportamiento en cuanto a la evolución de la sintomatología del paciente entre aquellas fases del virus y sobre todo los periodos de evolución del virus, de manera que permitan entender las acciones que se puedan realizar por parte de los profesionales de la salud y

las estrategias que puedan ayudar a mitigar que los pacientes lleguen a una etapa crítica de la enfermedad.

El SARS-CoV-2 tiene por lo general un periodo de incubación de alrededor de 5 días posterior al primer contacto con el virus, muy similar al SARS-CoV-1; cabe mencionar que este periodo es mayor al de la influenza H1N1. Al inicio de este periodo el paciente tiene un factor de contagio de R igual a 0, es decir e nivel de *Reproducción (número posible de personas que puedan adquirir el virus por una persona contagiada)*; sin embargo, durante el periodo de incubación este factor puede ir en aumento y variar entre 1.4 y 2.5, es decir un contagiado puede pasar el virus a 2 personas, y esas dos personas pueden contagiar a otras dos es decir 4; de tal manera que se genera una red que va en aumento exponencial a medida que las personas se movilizan y tengan contacto con otras personas (Accinelli, y otros, 2020).

En la fase de la enfermedad en la que se requiere por lo menos hospitalización se tiene las siguientes consideraciones:

- Hospitalizados recuperados: tiene un periodo medio de hospitalización de 12 días.
- Hospitalizados UCI recuperados: tiene un periodo medio de hospitalización de 14 días.

- Hospitalizados con ventilación mecánica: tienen un periodo medio de hospitalización y uso de ventilación mecánica invasiva de 14 días.
- Fallecimiento: tiene un periodo medio de estancia de 7 días en el centro de salud. Se debe tener en cuenta que para llegar a este punto se debió pasar por los puntos anteriores.

2.2.5.6. Control y aislamiento

A nivel de aislamiento clínico, el área correspondiente de aislamiento se encuentra dentro de un área de observación, sala de pacientes aislados y/o áreas de observación UCI; para ello la ubicación del lugar y la disposición de trabajo debe tener un cumplimiento de los requisitos de los reglamentos técnicos de aislamiento. Se debe limitar de manera estricta el acceso a las salas de aislamiento. Los pacientes etiquetados como sospechosos y que hayan sido confirmados deben ser separados en salas distintas. En el caso de pacientes sospechosos deben estar aislados en habitaciones separadas e individuales; por lo contrario, y en el caso de pacientes confirmados, estos pueden estar en una misma sala con espacios entre camas no menor a 1,2 metros (LIANG, 2020).

En cuanto al control de los pacientes en aislamiento clínico, las visitas de familiares y cuidados de enfermería serán denegados, para ello los pacientes deben poder contar

con las herramientas necesarias que faciliten su comunicación e interacción con sus seres queridos. Los pacientes deben seguir manteniendo todas las medidas de seguridad correspondientes (LIANG, 2020).

2.2.5.7. Estrategias contra la enfermedad

En el artículo “COVID-19: La pandemia por el nuevo virus SARS-CoV-2” (Accinelli, y otros, 2020), se hace una revisión de las posibles estrategias que las autoridades, gobiernos puedan tomar para enfrentar la pandemia y se clasifican en:

- No intervención: es decir esperar a que la curva de contagios de la enfermedad se detenga en el momento en que todas las personas susceptibles se enfermen. Esta es una estrategia que no se recomienda, ya que si bien es cierto se logra la detención del virus, el costo a pagar pes muy alto, ya que para llegar al objetivo según algunos modelos matemáticos se requieren que se contagie por lo menos al 80 % de toda una población, lo cual representaría un número de muertes extremadamente elevado ya que en promedio de muertes es el 3 %, y mientras más grande sea la población, un país por ejemplo, el número de muertes será considerable, adicionalmente esto ocasionaría que el sistema sanitario colapse por completo.

- Mitigar: con esta estrategia se pretende contener el virus lo más posible, lo cual reduciría el número de contagios y por ende en número de muertes; sin embargo, los sistemas de salud aún tendrían el problema de saturación en su atención, especialmente en cuando a la necesidad de usar camas UCI.
- Supresión: esto es considerado la mejor estrategia debido a que reduce en dos tercios la demanda de atención en el pico de los contagios. Sin embargo, esta estrategia debe ser aplicada de una manera inteligente debido a que involucra optar por la inamovilidad de las personas de manera obligatoria, total o parcial de las actividades no esenciales; esto genera una disyuntiva al tener que elegir entre el control de la enfermedad y la economía (Castillo, Castillo, Morante, & Gutierrez, 2020).

2.2.5.8. Machine learning como aliado estratégico

Hemos hablado de los beneficios predictivos del machine learning y en su rol en distintos ámbitos tecnológicos, médicos, farmacológicos y biológicos. Además, debemos añadir que sus resultados son prometedores en muchos casos, dando resultados casi a nivel de expertos en las respectivas materias de aplicación. Sin embargo, en nuestro caso y para efectos estratégicos, debemos dar una mirada a las acciones que puedan tomarse mediante el uso del

machine learning, su poder de predicción y el problema generado por el virus del SARS-CoV-2.

Podemos identificar tal como se menciona en el artículo “Inteligencia artificial como apoyo a las intervenciones no farmacológicas para combatir la COVID-19” (Rodríguez, Salazar, & Cámara, 2020), principalmente en su segundo enfoque relacionado a la detección de la enfermedad evaluando imágenes de tomografías de tórax y también en su tercer enfoque en cuanto a la optimización y focalización de recursos médicos a pacientes que más lo requieran, especialmente lo que se encuentren en una condición crítica. De igual manera en el mismo artículo más orientado al control, es importante el cuarto enfoque el que se orienta al monitoreo en tiempo real de las incidencias en paneles digitales.

En el artículo “Using Machine Learning to Predict UCI Transfer in Hospitalized COVID-19 Patients” (Cheng, y otros, 2020), se realice el estudio para obtener el nivel de predictibilidad de pacientes que serían transferidos a UCI, lo cual es de gran ayuda para la mejor toma de decisiones.

En base a la información se puede indicar dos aspectos más relevantes para una estrategia mediante el uso de machine learning, los cuales son:

- Detección de la enfermedad de forme temprana.

- Predicción en la evolución de los casos para un mejor uso de los recursos disponibles en los establecimientos de salud.

Otras estrategias importantes a nivel de epidemiología global son:

- Predicción de brotes o rebrotes de la enfermedad.
- Detección de posibles fármacos que ayuden a la creación de vacunas.

2.3. Definiciones conceptuales

- Amamnesia: es el procedimiento que permitirá obtener información para centrarse en la enfermedad (Hernandez, 2006).
- Exploración física: es el proceso que aporta datos verdaderos sobre la condición de salud de un paciente. (Hernandez, 2006).

CAPITULO III: DESARROLLO DEL PROYECTO

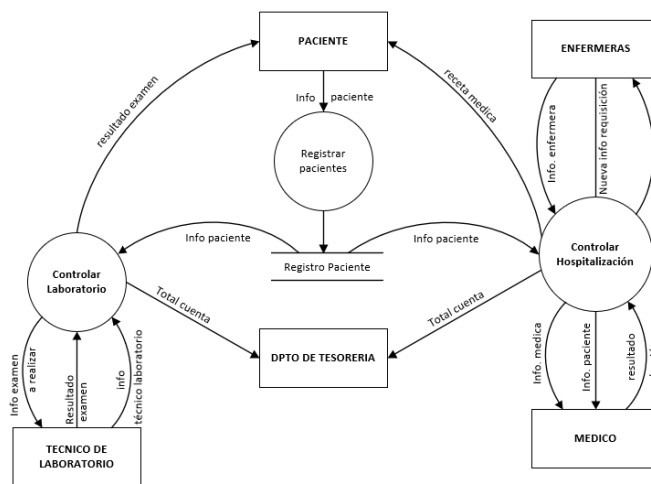
3.1. Arquitectura empresarial

3.1.1. Arquitectura de Información (Datos)

3.1.1.1. Diagrama de Flujo de Datos (DFD) Nivel 0

Figura 7

Diagrama de Flujo de Datos Nivel 0



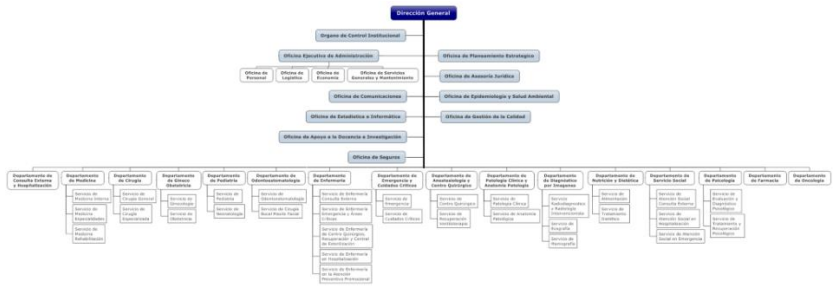
3.1.2. Arquitectura de Negocios (Procesos)

3.1.2.1. Estructura Organizacional

La organización a la que nos hemos adscrito para el presente trabajo de investigación es el Hospital María Auxiliadora, ubicado en la Ciudad de Lima, y podemos observar que en su gran mayoría **es una estructura horizontal a nivel operacional (ver con más detalle en el anexo 3).**

Figura 8

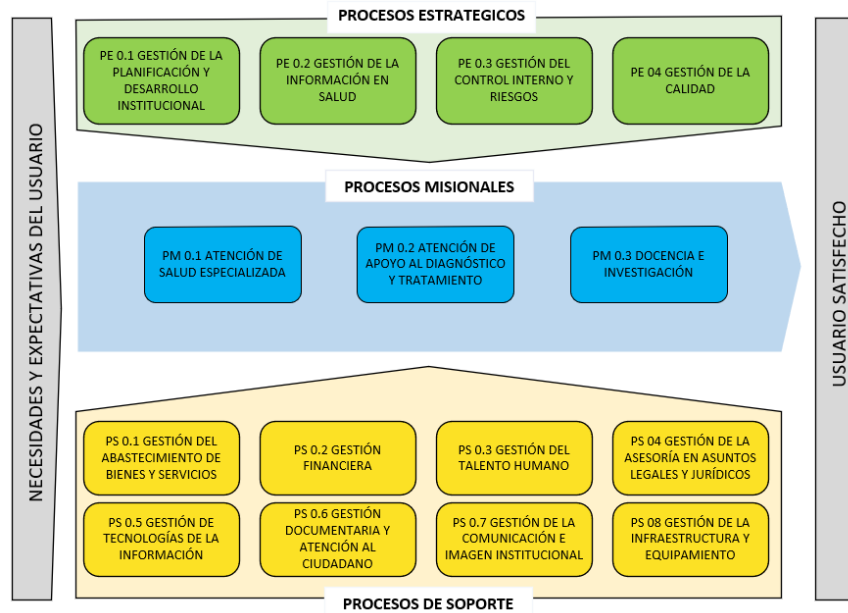
Estructura Organizacional de Hospital Maria Auxiliadora



3.1.2.2. Mapa de Procesos Nivel 0

Figura 9

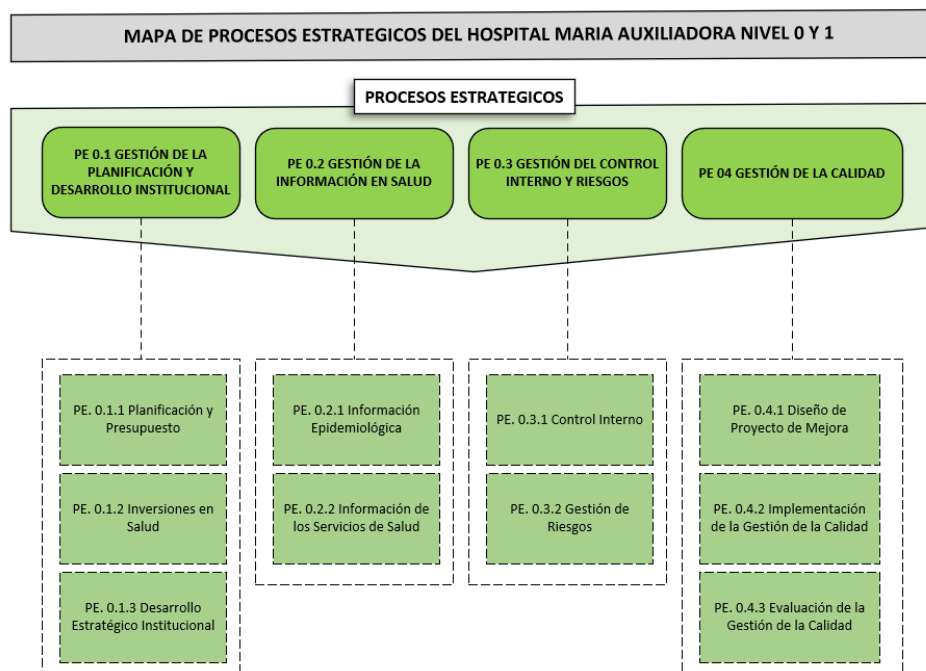
Mapa de procesos a nivel 0 del Hospital María Auxiliadora



3.1.2.3. Mapa de Procesos Estratégicos

Figura 10

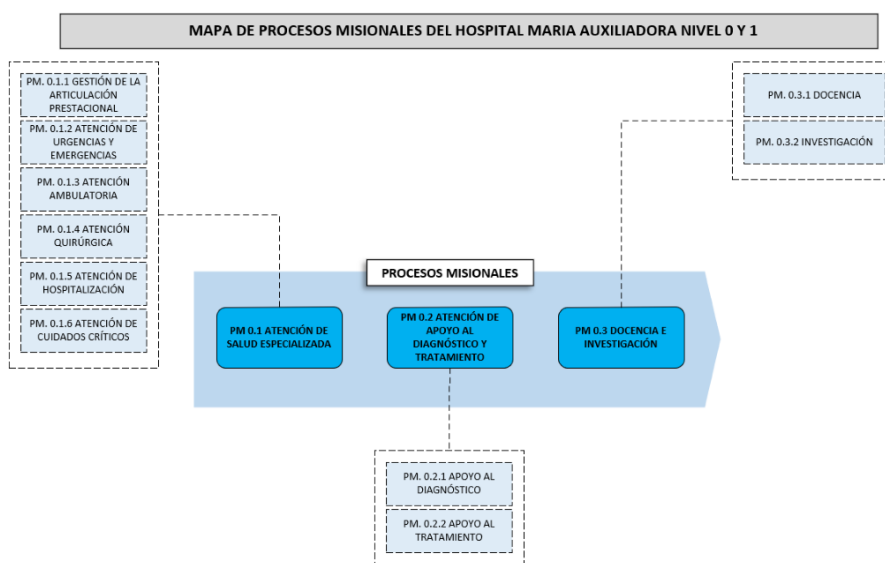
Procesos Estratégicos del Hospital Maria Auxiliadora



3.1.2.4. Mapa de Procesos Misionales

Figura 11

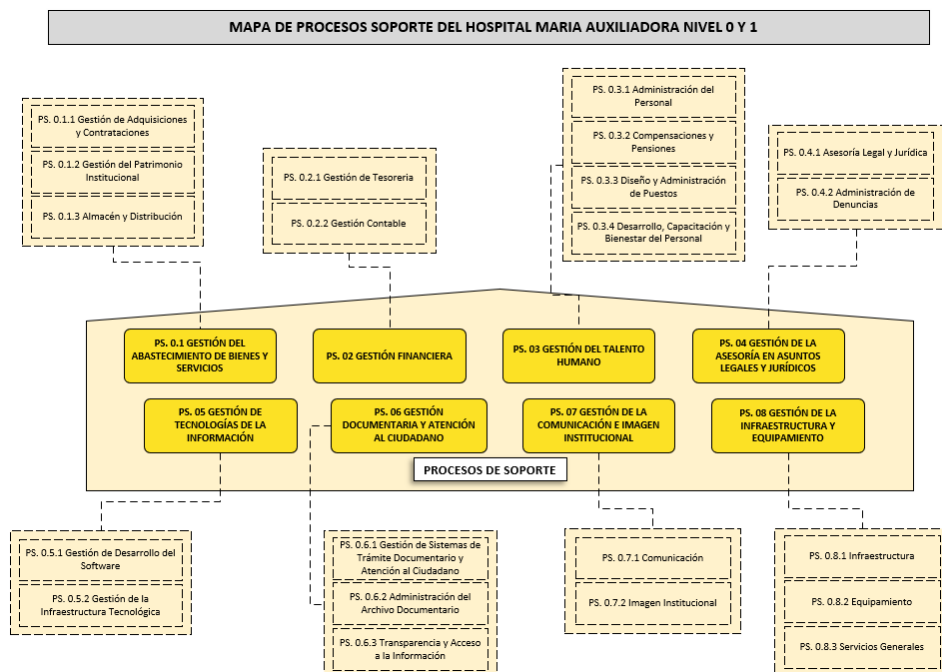
Mapa de Procesos Misionales del Hospital Maria Auxiliadora



3.1.2.5. Mapa de Procesos de Soporte

Figura 12

Mapa de procesos de soporte



3.1.2.6. Ficha Técnica del Proceso

A continuación, se detalla la ficha técnica del proceso de “Atención de apoyo al diagnóstico y tratamiento”, el cual abarca el presente trabajo.

Figura 13

Ficha técnica del proceso de Atención al Apoyo al Diagnóstico y Tratamiento

FICHA TÉCNICA DEL PROCESO						
1. Nombre	ATENCIÓN DE APOYO AL DIAGNÓSTICO Y TRATAMIENTO		2. Código	PM.0.2		
3. Objetivo	Organizar, ejecutar, evaluar y controlar las acciones de apoyo a la prevención, diagnóstico, tratamiento y seguimiento al usuario, a través de procedimientos, estudios, exámenes, suministros de productos farmacéuticos, dispositivos médicos y la gestión de la atención del paciente (seguimiento y monitoreo)					
4. Responsable del Proceso	DEPARTAMENTO DE PATOLOGÍA CLÍNICA Y ANATOMÍA PATOLÓGICA, DEPARTAMENTO DE DIAGNÓSTICO POR IMÁGENES, DEPARTAMENTO DE NUTRICIÓN Y DIETÉTICA, DEPARTAMENTO DE SERVICIO SOCIAL, DEPARTAMENTO FARMACIA.					
3. Alcance	Aplica a los servicios de apoyo al diagnóstico y servicios de apoyo al tratamiento					
6. Base Legal	Ley N° 26842 Ley General de Salud Decreto Legislativo N° 1161 Ley de Organización y Funciones del Ministerio de Salud. Decreto Legislativo 1156. Medidas destinadas a garantizar, el servicio público de salud en los casos que exista un riesgo elevado o daño a la salud y la vida de las poblaciones. Decreto Supremo N° 013-2006-SA, Reglamento de Establecimientos de salud y servicios Médicos de Apoyo Decreto Supremo N° 008-2010-SA, que aprueba el reglamento de la Ley Marco de Aseguramiento Universal en Salud. DS N° 004-2013-PCM que aprueba la Política Nacional de Modernización de la Gestión Pública RM N° 214-2018/MINSA que aprueba la NTS N° 139-2018/MINSA/DGAIN "Norma Técnica de Salud para la Gestión de la Historia Clínica" RM N° 751-2004/MINSA, Norma Técnica de Referencia y Contrarreferencia N° 018-MINSA/DGSP					
7. Clasificación	Proceso Misional					
8. Proveedores		9. Entradas	10. Proceso Nivel 1	11. Salidas	12. Usuarios	
Internos	Externos	(Insumos)	Descripción	(Productos)	Internos	Externos
1- ATENCIÓN DE SALUD ESPECIALIZADA 2. Apoyo al tratamiento	1- Persona/familia/comunidad 2- Establecimiento de salud MINSA a nivel nacional (Lima Metropolitana y Regiones)	1- Órdenes de exámenes auxiliares. 2- Referencia y contrarreferencia 3- Formato FUAs 4- Muestras de piezas quirúrgicas 5- Comprobantes de pagos por órdenes de exámenes auxiliares 6- Dotación de insumos médicos 7- Formato de Consentimiento Informado	PM. 0.2.1- Apoyo al Diagnóstico	1. Informe de resultado de exámenes auxiliares 2. Contrarreferencia	1- ATENCIÓN DE SALUD ESPECIALIZADA	1- Persona/familia/comunidad 2- Establecimiento de salud MINSA a nivel nacional (Lima Metropolitana y Regiones)
1- ATENCIÓN DE SALUD ESPECIALIZADA	1- Persona/familia/comunidad 2- Establecimiento de salud MINSA a nivel nacional (Lima Metropolitana y Regiones)	1- Órdenes de exámenes auxiliares. 2- Referencia y contrarreferencia 3- Formato FUAs 4- Muestras de piezas quirúrgicas 5- Comprobantes de pagos por órdenes de apoyo al tratamiento 5. Receta/Indicación médica 6. Interconsulta	PM. 0.2.1- Apoyo al Tratamiento	1. Informe de resultados de apoyo al tratamiento 2. Informe de soporte nutricional. 3. Informe de estudio socio/económico. 4. Informe de recetas atendidas. 5. Contrarreferencia.	1- ATENCIÓN DE SALUD ESPECIALIZADA	1- Persona/familia/comunidad 2- Establecimiento de salud MINSA a nivel nacional (Lima Metropolitana y Regiones)

3.1.3. Arquitectura de Aplicación

En la actualidad el hospital María Auxiliadora cuenta con un total de 12 de aplicaciones los cuales tienen como rol principal el de ayudar al personal de salud a mejorar la calidad de atención de los pacientes.

Figura 14

Arquitectura de Aplicación del Hospital Maria Auxiliadora

ITEM	NOMBRE DEL APLICATIVO	DESCRIPCION DE LA APLICACIÓN	PROPIO/ EXTERNO	TIPO DE APLICACIÓN	FECHA ALTA
1	SISTEMA INTEGRADO HMA	SOFTWARE DESARROLLADO POR LA INSTITUCIÓN DESDE EL 2010; EL CUAL CUENTA CON 16 MÓDULOS; QUE ACTUALMENTE SE ENCUENTRAN OPERATIVOS. MÓDULOS SE ENCUENTRAN APROBADOS POR LA RESOLUCIÓN DIRECTORIAL N° 376-2013-HMA-DG.- N° 660-2013-HMA-DG - Módulo de Admisión. - Módulo de Citas. - Módulo de Archivo de Historias Clínicas. - Módulo de Farmacia. - Módulo de Caja. - Módulo de Servicio Social. - Módulo de Admisión Física. - Módulo de Patología. - Módulo de Neonatología. - Módulo de Operaciones y Mortalidad. - Módulo de Triaje Emergencia. - Módulo de Seguros. - Módulo de Nutrición. - Módulo de Inmunización. - Módulo de Radiología. - Módulo de Soat.	PROPIO	ESCRITORIO	03/01/2010
2	SIGHMA v4.0	Módulo de Programación Médica Módulo de Registro de Citas Módulo de Identificación	PROPIO	WEB	01/01/2018
3	PORTAL WEB INSTITUCIONAL DEL HMA	PORTAL INSTITUCIONAL DEL HOSPITAL MARÍA AUXILIADORA, DESARROLLADO POR LA UNIDAD DE INFORMÁTICA. APROBADO CON RESOLUCIÓN DIRECTORIAL N° 024-2013-HMA-DG	PROPIO	WEB	27/01/2013
4	HIS 3.05	APLICATIVO DESARROLLADO POR EL MINSA; SE UTILIZA PARA EL REGISTRO DE LA ATENCIONES EN CONSULTA EXTERNA	EXTERNO	ESCRITORIO	01/01/1996
5	SISTEMA DE TRAMITE DOCUMENTARIO	APLICATIVO PERTENECIENTE AL MINSA; PARA LA GESTIÓN DOCUMENTARIA	EXTERNO	WEB	05/01/2009
6	SICON	SISTEMA DE CONTROL DE ASISTENCIA, REGISTRO Y REPORTE DE LAS MARCACIONES	EXTERNO	ESCRITORIO	15/09/2016
7	COBASINFINITY	SOFTWARE DE GESTIÓN DE LABORATORIO. (LIS) - EMPRESA ROCHE	EXTERNO	WEB SERVICE	16/05/2015
8	LABCORE	SISTEMA DE GESTIÓN DE BANCO DE SANGRE - PROPORCIONADO POR LA EMPRESA ROCHEM	EXTERNO	ESCRITORIO	23/03/2015
9	SIGA	SISTEMA INTEGRADO DE GESTIÓN ADMINISTRATIVA	EXTERNO	ESCRITORIO	01/01/2006
10	SIAF	SISTEMA INTEGRADO ADMINISTRATIVO FINANCIERO	EXTERNO	ESCRITORIO	02/01/2007
11	CUENTAS CORRIENTES	SISTEMA DE CUENTAS CORRIENTES; REGISTRO DE CONSUMO Y CUENTA TOTAL DEL PACIENTE PAGANTE; YA SEA HOSPITALIZADO O POR EMERGENCIA.	EXTERNO	ESCRITORIO	-
12	CUENTAS CORRIENTES	FACTURACIÓN ELECTRÓNICA	PROPIO	WEB	01/12/2017

3.1.4. Arquitectura Tecnológica

Figura 15
Infraestructura Tecnológica de HMA

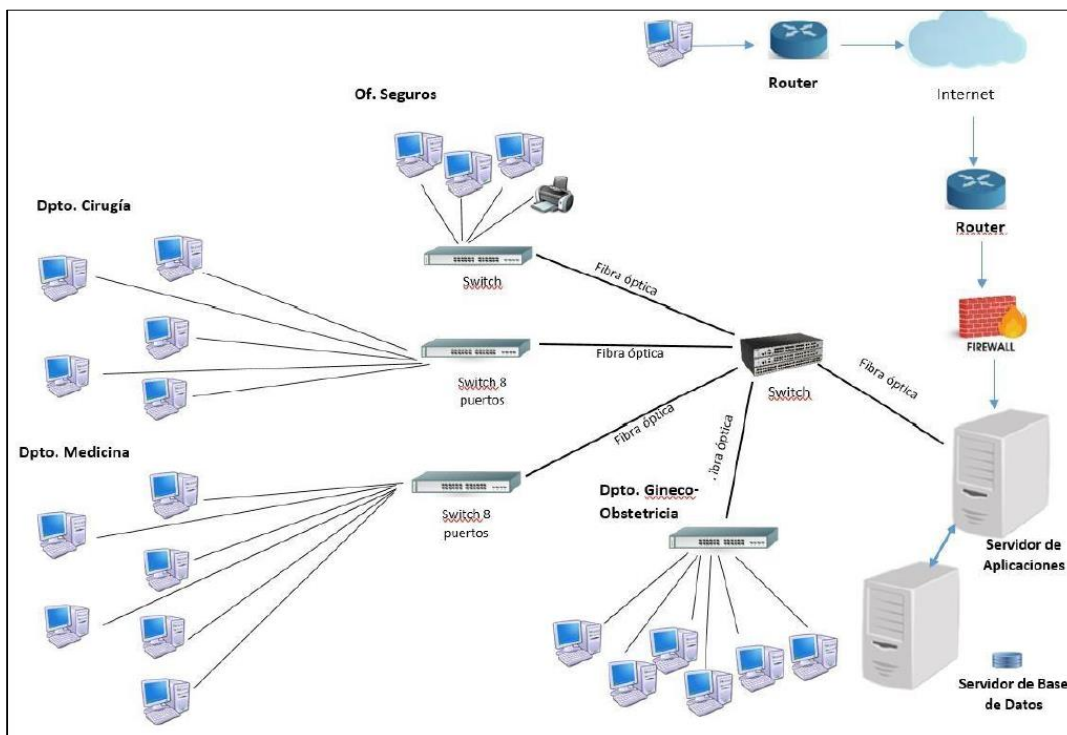


Figura 16
Arquitectura Tecnológica de HMA.

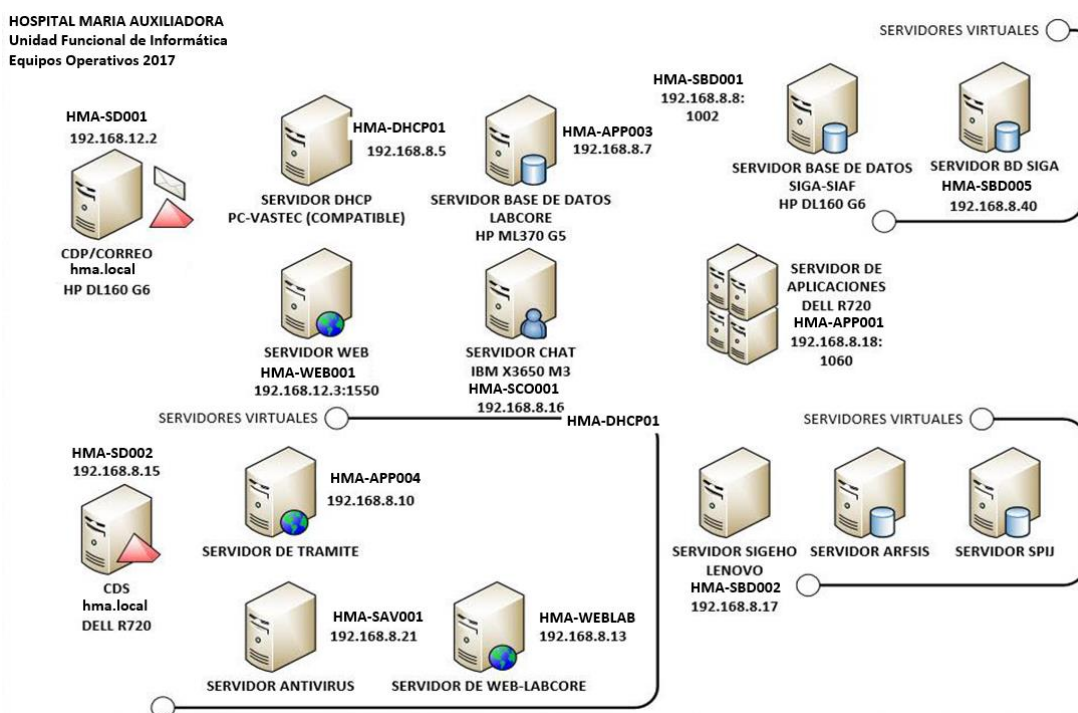
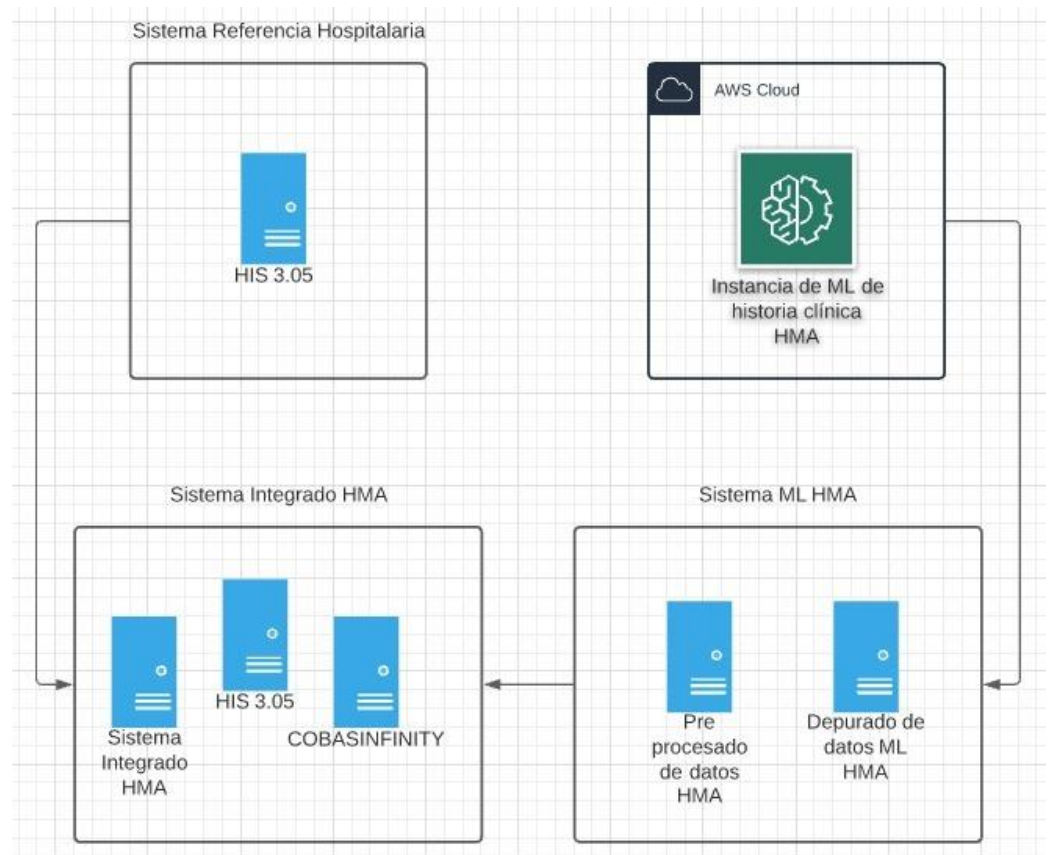


Figura 17

Arquitectura Tecnológica después de implementada la solución



3.1.5. Factibilidad Económica

El presente trabajo de investigación realiza un estudio que propone el uso de la tecnología de machine learning como un aliado en la lucha contra la pandemia del SARS-CoV-2. Si bien es cierto la investigación se centra en el aspecto teórico; también se realiza un estudio de factibilidad para su implementación, puesta en marcha y operación; de tal modo que los argumentos expuestos sean validados con una implementación en un ámbito real con un conjunto de datos limpios que permita obtener resultados óptimos y prometedores a la propuesta.

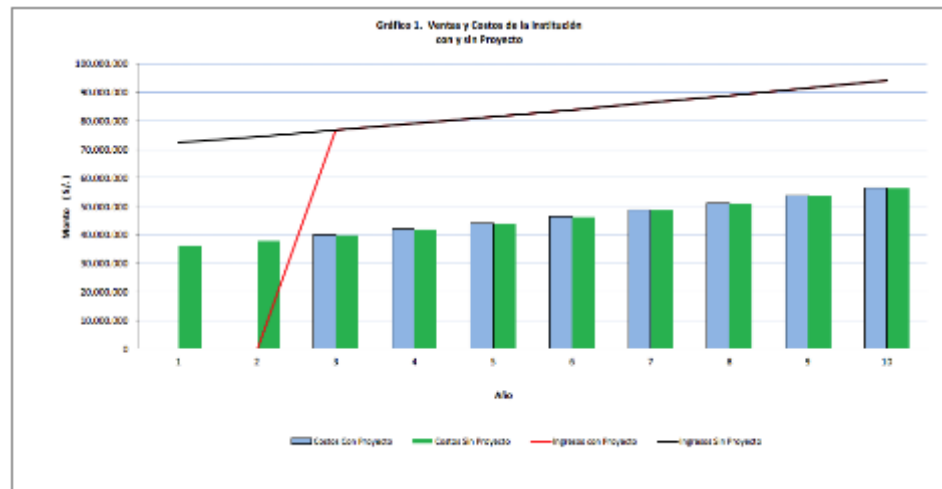
Debido a esa necesidad de realizar los esfuerzos para que esta investigación tenga asidero en una implementación real, es necesario tener una idea aproximada de que tan factible sería su realización en el sentido económico. Esta aproximación debe entenderse en el contexto que el estudio toma como referencia una entidad pública sin fines de lucro como es el Hospital María Auxiliadora; esto es importante mencionar para entender el flujo de caja que nos permita realizar el proyecto. Por ello es importante recalcar que la fuente de ingreso del hospital, así como de toda entidad pública, proviene de las arcas del gobierno, los cuales se presupuestan en el año fiscal previo, por el congreso de la república. Por ello en la Figura 9, se detalla el flujo de caja del Hospital María Auxiliadora.

Para el presente trabajo se ha tomado como referencia del costo¹ (mínimos y máximos), de un promedio de estancia hospitalaria de 8 días para las proyecciones mensuales y anuales del artículo “Análisis de costos en dos unidades de cuidados intensivos pediátricos del Ministerio de Salud” (Jaramillo, Ramos, & Arana, 2011).

¹ El presente trabajo no ha tomado en cuenta la Resolución Jefatural N° 050-2020/sis debido a que los costos comprenden a costos de mercado en el sector privado.

Figura 18

Flujo de caja del Hospital María Auxiliadora



Los datos más resaltantes de lo que observamos es que con la implementación del proyecto, es que los gastos se incrementan levemente. Esta información debe entenderse en el contexto de que cuando se trata de una institución estatal; pero se debe tener cuidado con las inversiones que supera lo presupuestado. Sin embargo, el margen observado no es amplio y podría optarse por un financiamiento dentro de los montos manejados aceptables de inversión, u optar un aumento presupuestal. La institución es la encargada de evaluar un proyecto de inversión, pudiendo estar dentro de la partida de por ejemplo “DESARROLLO DE ESTUDIOS DE VULNERABILIDAD Y RIESGO EN SERVICIOS PÚBLICOS”, u otro que se adapte al objetivo de la implementación.

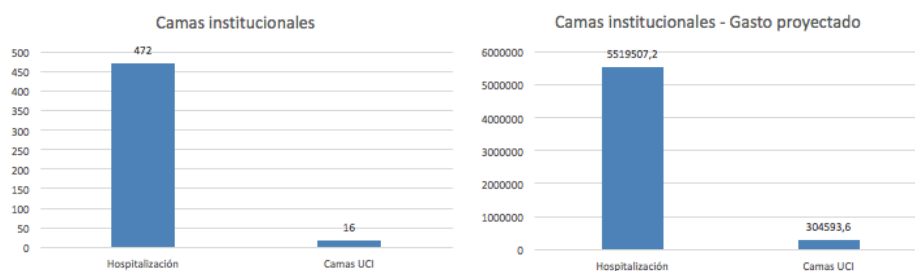
Sin embargo, el valor factible de la inversión no se encuentra en los ingresos, sino en el ahorro que la implementación podría generar en el sentido de ser una alternativa para una mejor administración de

los recursos disponibles. Para el presente estudio, los recursos más aprovechables son las camas de cuidados intensivos (UCI), y esto debido al uso de machine learning que nos permite anticiparnos con una precisión aceptable de 76,2 %, a un posible internamiento de emergencia de un paciente en un periodo de 24 horas, desde la hospitalización de un paciente (Cheng, y otros, 2020).

Para ello en las siguientes ilustraciones observamos la capacidad hospitalaria de UCI de la institución y su gasto proyectado mensual.

Figura 19

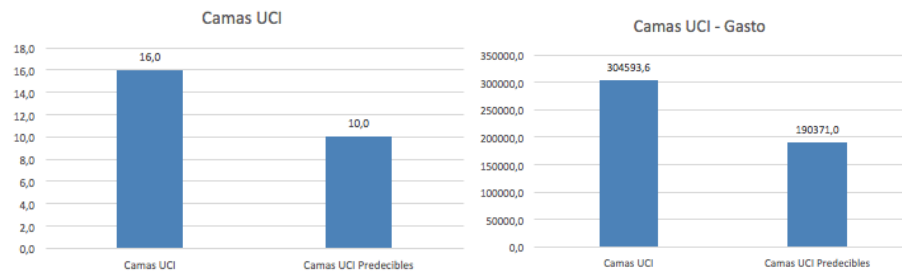
Estadísticas de camas y sus costos



Además, observamos un supuesto que se logre predecir y evitar que el 75 % de las camas UCI lleguen a ser ocupadas y su costo que representaría un ahorro de 114, 222.6 soles mensual.

Figura 20

Estadísticas de camas y sus gastos luego de predicción



Estos datos nos muestran que de contar con un sistema de predicción que permita liberar una cantidad de camas UCI, como en el supuesto propuesto representaría un ahorro para el estado peruano.

Las proyecciones financieras y administrativas son muy variantes debido a la evolución propia de los pacientes, a las condiciones hospitalarias instaladas, y sobre todo a la disponibilidad de los recursos (camas, ventiladores, etc.). Esto debe quedar claro y ser evaluado con rigurosidad, más información y apoyo de las instituciones involucradas.

CAPITULO IV: CONCLUSIONES Y RECOMENDACIONES

4.1. Conclusiones

El virus del SARS-CoV-2 ha sido y aún sigue siendo estudiado por muchas personas a nivel mundial, no solo en búsqueda de fórmulas para alguna vacuna, o estudiando el comportamiento su biología en muchos aspectos como en el de la infección. También es un virus relativamente nuevo, y que debido a ello la información que se tiene no es del todo completo si se compara con otros virus; sin embargo, la información que se tiene ha permitido seguirle el rastro en cuanto a su comportamiento biológico, así como también su comportamiento a nivel de contagio y fases evolutivas con respecto a la sintomatología que afecta a las personas; y eso ha sido importante para poder tener mejores estrategias para frenar la curva de contagios y fallecimientos. Los profesionales de la salud vienen dando batallas arduas a diario, puesto que la pandemia y en los niveles que se han presentado en cada país, ha forzado el aprendizaje para poder afrontarlo, e ir mejorando los sistemas sanitarios.

El uso de machine learning debido a su capacidad de predicción ha demostrado ser una herramienta de mucha utilidad para los objetivos que se le plantean, teniendo en muchos casos una capacidad de predicción del 90 %. Además, tiene una capacidad de analizar grandes volúmenes de datos que humanamente serían imposibles; más aún cuando se tiene que encontrar parámetros en cientos de valores. El machine learning es una tecnología que ha evolucionado con notables mejorías a lo largo de los últimos años, siendo visto como una alternativa no solo para el ámbito tecnológico propiamente

dicho, sino también otros campos como la biología, la medicina, el aprendizaje.

Teniendo las dos en claro ambas consideraciones, es decir del lado del virus propiamente dicho, y del lado de la tecnología del machine learning, y sobre todo basado en los esfuerzos que muchos investigadores vienen realizando en distintas partes del mundo y bajo distintos enfoques; permiten afirmar que el uso de machine learning tiene resultados muy prometedores para la predicción en la evolución del estado de salud o pronóstico del paciente, permitiendo anticiparse en la atención hospitalaria, o en el uso de los recursos.

Poder predecir un evento antes que ocurra puede generar un mejor manejo de los recursos, lo cual representaría una mejor proyección financiera; más aún que el país viene brindando muchos recursos económicos para la lucha contra el COVID-19, y está en todos ayudar a que todos por igual puedan tener acceso a los recursos que les permitan, sobre llevar mejor la pandemia.

4.2. Recomendaciones

El virus del SARS-CoV-2 nos ha obligado a evolucionar como personas, como gobiernos y sobre todo en la forma en como tratamos a las enfermedades y los peligros que corremos si no tomamos acciones. Es por ello que la presente investigación ha buscado aportar al conocimiento de la forma en como nos relacionamos con la enfermedad, y sobre todo en como los sistemas sanitarios se van a relacionar y reaccionar ante esta nueva enfermedad.

El uso de machine learning tiene resultados prometedores para apoyar a la lucha contra esta nueva enfermedad. Por ello el uso de esta herramienta debe usarse de manera responsable sobre todo en los aspectos de los derechos de las personas como: el derecho a la privacidad, el derecho a la vida; es importante que los estudios se hagan con un conjunto de datos muy amplios, pero sobre todo es importante mantener los datos de las personas a buen recaudo; debido a que a nivel de estudios para demostrar alguna hipótesis, como a nivel ya de la puesta en marcha de un proyecto, los datos como historial clínico, datos personales, datos de tratamientos, pueden verse expuestos.

En cuanto a una implementación para que un proyecto de machine learning pueda llevarse a cabo, la calidad de la información que se tenga será fundamental para el éxito o fracaso del proyecto, y esto debido a que la información nos da los indicadores necesarios para que los algoritmos de aprendizaje hagan un buen trabajo y den mejores resultados. Es por ello por lo que el proceso de depuración de fuentes de datos (digitales o físicas), debe darse de una manera idónea, y sobre todo la información debe estar al alcance de los investigadores, pudiendo evitarse la identificación de los pacientes de una manera anónima.

CAPITULO V: REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

Accinelli, R. A., Xu, C. M., Wang, J.-D. J., Yachachin-Chávez, J. M., Cáceres-Pizarro, J. A., Tafur-Bances, K. B., . . . Paiva-Andrade, A. d. (25 de Abril de 2020).

COVID-19: LA PANDEMIA POR EL NUEVO VIRUS SARS-CoV-2. Perú.

Alpaydin, E. (2014). Introduction to Machine Learning - third edition. United States.

Ayodele, T. O. (2010). Introduction to Machine Learning. United Kindom.

Berain, I. d. (10 de mayo de 2019). Medicina personalizada, algoritmos predictivos y utilización de sistemas de decisión automatizados en asistencia sanitaria.

Problemas éticos.

Castillo, J. R., Castillo, L. V., Morante, M. G., & Gutierrez, V. R. (30 de Abril de 2020).

Pandemia de la COVID-19 y las Políticas de Salud Pública en el Perú: marzo-mayo 2020. Perú.

Castrillón, F. J., & Montoya, A. I. (2020). normatividad en donde se realice el registro de la información. Sin embargo, para esta investigación nos centraremos.

Colombia.

Cheng, F.-Y., Joshi, H., Tandon, P., Freeman, R., Reich, D. L., Mazumdar, M., . . . Kia,

A. (28 de Mayo de 2020). Using Machine Learning to Predict ICU Transfer in Hospitalized COVID-19 Patients.

Chollet, F. (2018). *DEEP LEARNING with Python*. New York: Manning Publications Co.

Hernandez, J. M. (2006). Historia Clinica. Murcia, España.

Jaramillo, J. C., Ramos, A. J., & Arana, P. M. (2011). Análisis de costos en dos

unidades de cuidados intensivos pediátricos del Ministerio de Salud del Perú.

Perú.

Juli, C. Q., Anton, P. V., Rodriguez, M. M., & Clcántara, V. M. (2020). *COVID-19: UNA PANDEMIA EN LA ERA DE SALUD DIGITAL*. Lima.

Kelleher, J. D., Namee, B. M., & D'Arcy, A. (2015). *Fundamentals of MACHINE LEARNING for PREDICTIVE DATA ANALYTICS*. Inglaterra: The MIT Press.

Lanza, J. L. (2015). *La historia clínica electrónica: ideas, experiencias y reflexiones*. La Habana, Cuba.

Li, W. T., Ma, J., Shende, N., Castaneda, G., Chakladar, J., Tsai, J. C., . . . Yu, M. A. (29 de setiembre de 2020). Using machine learning of clinical data to diagnose COVID-19: a systematic review and meta-analysis.

LIANG, T. (2020). *Manual de Prevención y Tratamiento de COVID-19*. Zhejiang: Universidad de Zhijiang.

Mechelli, A., & Vieira, S. (2020). *Machine Learning: Methods and Applications to Brain Disorders*. United Kingdom: Elsevier Inc.

Mitchell, T. (1997). *Machine Learning*. McGraw Hill.

Norving, S. R. (2008). *Inteligencia Artificial: Un Enfoque Moderlo*. Madrid: PEARSON PRENTICE HALL.

Organización Mundial de la Salud (OMS). (27 de mayo de 2020).
Manejo clínicodelaCOVID-19.

Organización Panamericana de la Salud (OPS). (2018). *Inteligencia Artificial en Salud Pública*. Departamento de Evidencia e Inteligencia para la Acción en Salud.

Rio, M. T. (1999). *Dialnet*. Obtenido de Dialnet:
<https://dialnet.unirioja.es/servlet/libro?codigo=56743>

Rodríguez, I. E., Salazar, L. M., & Cámara, D. F. (02 de Mayo de 2020).

INTELIGENCIA ARTIFICIAL COMO APOYO A INTERVENCIONES NO
FARMACOLÓGICAS PARA COMBATIR LA COVID-19.

Rodríguez, v. E., Salazar, L. M., & Cámara, D. F. (2020). INTELIGENCIA ARTIFICIAL
COMO APOYO A INTERVENCIONES NO FARMACOLÓGICAS PARA
COMBATIR LA COVID-19. Perú.

Ruiz-Bravo, A., & Jiménez-Valera, M. (2020). *SARS-CoV-2 y pandemia de síndrome
respiratorio agudo (COVID-19)*. España: Ars Pharm.

Tomas, Á. (2020).

La inteligencia artificial y sus aplicaciones en medicina II: importancia actual y aplicaciones prácticas.

ANEXO

Matriz de Operacionalización de Variables

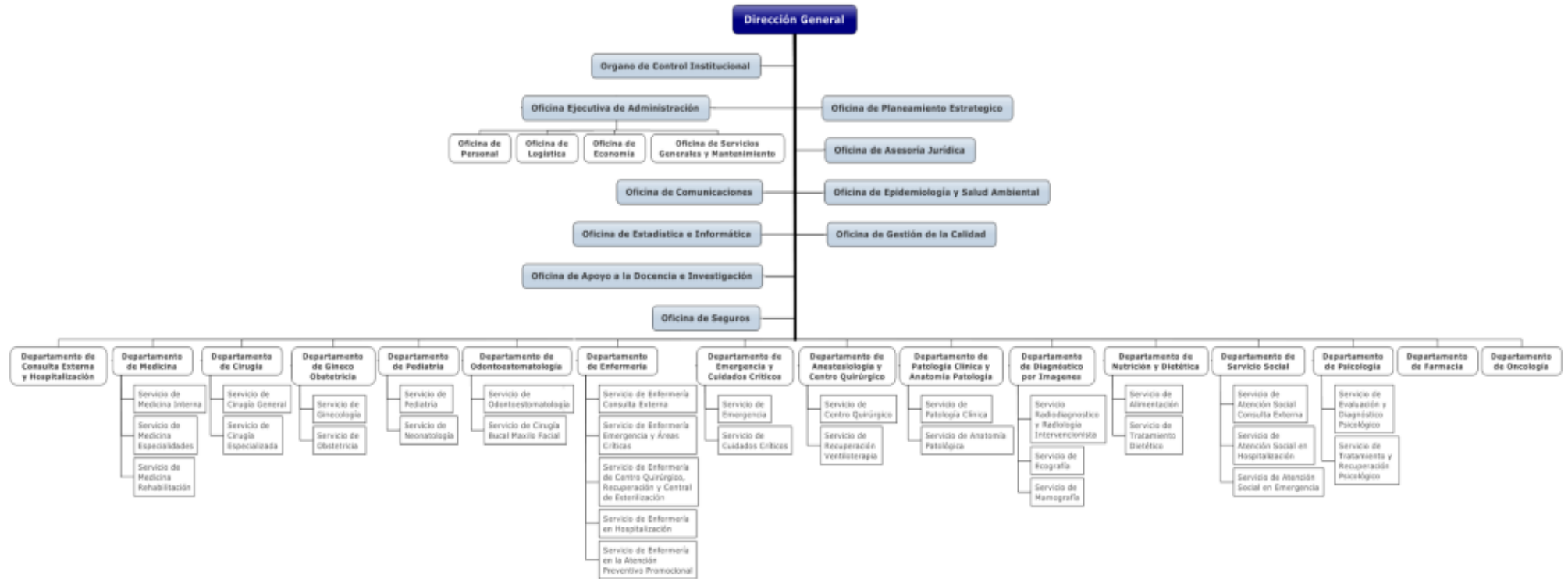
VARIABLES	CONCEPTUALIZACIÓN	OPERACIONALIZACIÓN	DIMENSIÓN	INDICADORES KPIS
INDEPENDIENTE				
Machine Learning	(Arthur Samuel, 1959) La capacidad de aprender sin ser programado explícitamente. "Machine learning is the study of computer algorithms that allow computer programs to automatically improve through experience" (Mitchell, 1997).	Machine Learning utiliza algoritmos para buscar patrones en un conjunto determinado de información en función de dimensiones e indicadores cambia el comportamiento según lo que aprende	Red Neuronal Artificial	<ul style="list-style-type: none"> Porcentaje de eficiencia de indicadores de variabilidad.
			Bosques Aleatorios	<ul style="list-style-type: none"> Porcentaje de estimación de error.
			Arboles de clasificación y regresión	<ul style="list-style-type: none"> Porcentaje de sensibilidad, especificidad.
DEPENDIENTE				
Progresión de la condición médica de pacientes covid-19	Es un término del vocablo latín progressio. El concepto se emplea para nombrar al avance o el desarrollo de algo. Para el caso de este trabajo se traduce en la	Se identificará la influencia de Machine Learning para predecir la progresión de la condición médica de pacientes covid-19, para esto se medirán los factores	Pronóstico	<ul style="list-style-type: none"> Promedio de ingreso a UCI Tasa de letalidad.
			Demografía	<ul style="list-style-type: none"> Promedio de edad. Frecuencia por distrito de procedencia.

	evolución de la condición médica de los pacientes afectados por SARS-Cov2	ambientales, demográficos, así como la evolución, esto se traduce en las siguientes dimensiones.	Factores Ambientales	<ul style="list-style-type: none">• Frecuencia promedio de limpieza y desinfección del ambiente.• Frecuencia de refresco del aire.
--	---	--	----------------------	---

Matriz de consistencia

PROBLEMA	OBJETIVOS	HIPÓTESIS	VARIABLES
GENERAL			
¿Cuál es la influencia de Machine Learning para predecir la progresión de la condición médica de pacientes covid-19 en el hospital María Auxiliadora?	Analizar la influencia de Machine Learning para predecir la progresión de la condición médica de pacientes covid-19 en el hospital María Auxiliadora.	Machine Learning influye significativamente para predecir la progresión de la condición médica de pacientes covid-19 en el hospital María Auxiliadora.	Machine Learning
ESPECIFICO			
¿De qué manera el pronóstico impacta en la progresión de la condición médica de pacientes covid-19 en el hospital María Auxiliadora?	Analizar si el pronóstico impacta en la progresión de la condición médica de pacientes covid-19 en el hospital María Auxiliadora	El pronóstico impacta negativamente en la progresión de la condición médica de pacientes covid-19 en el hospital María Auxiliadora	Progresión de la condición médica de pacientes covid-19
¿Cómo influye la demografía en la progresión de la condición médica de pacientes covid-19 en el hospital María Auxiliadora?	Determinar si la demografía contribuye negativamente en la progresión de la condición médica de pacientes covid-19 en el hospital María Auxiliadora	La demografía influye significativamente en la progresión de la condición médica de pacientes covid-19 en el hospital María Auxiliadora	Progresión de la condición médica de pacientes covid-19
¿Como los factores ambientales afectan en la progresión de la condición médica de pacientes covid-19 en el hospital María Auxiliadora?	Establecer que los factores ambientales influyen en la progresión de la condición médica de pacientes covid-19 en el hospital María Auxiliadora	Los factores ambientales afectan negativamente en la progresión de la condición médica de pacientes covid-19 en el hospital María Auxiliadora	Progresión de la condición médica de pacientes covid-19

Estructura Organizacional



Flujo de caja

Título:

Entidad Solicitante:



**HOSPITAL
MARÍA AUXILIADORA**

FLUJO DE CAJA PROYECTADO DEL HOSPITAL MARIA AUXILIADORA

AÑO	2018	2019	2020	2021	2022	2023	2024	2025	2026	2027
I. MÓDULO DE INVERSIÓN (Expresados en "negativo")	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Equipos y bienes duraderos	0	0	0	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Materiales e insumos	0	0	0	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Concytec	0	0	0	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
II. MÓDULO DE OPERACIÓN (A -B)	-40.250	128.525	7.035	21	-19.257	-33.969	-45.326	-53.582	-67.047	-86.095
A. INGRESOS INCREMENTALES (a - b)	-98.000	65.000	65.500	70.750	65.925	68.218	76.839	92.023	106.025	119.128
(a) Ingresos con proyecto	0	175.000	192.500	211.750	232.925	256.218	281.839	310.023	341.025	375.128
Venta de Medicamentos		80.000	88.000,00	96.800,00	106.480,00	117.128,00	128.840,80	141.724,88	155.897,37	171.487,10
Consultas médicas		95.000	104.500,00	114.950,00	126.445,00	139.089,50	152.998,45	168.298,30	185.128,12	203.640,94
(b) Ingresos sin proyecto	98.000	110.000	127.000	141.000	167.000	188.000	205.000	218.000	235.000	256.000
Bienes y servicios	98.000,00	110.000,00	127.000,00	141.000,00	167.000,00	188.000,00	205.000,00	218.000,00	235.000,00	256.000,00
B. EGRESOS OPERATIVOS INCREMENTALES (c - d)	-57.750	-63.525	58.466	70.729	85.182	102.187	122.165	145.605	173.073	205.223
(c) Costos y gastos operativos con proyecto	0	0	128.343	147.594	169.734	195.194	224.473	258.144	296.865	341.395
Honorarios		0	48.000	55.200,00	63.480,00	73.002,00	83.952,30	96.545,14	111.026,92	127.680,95
Servicios de terceros		0	10.343	11.894,45	13.678,62	15.730,41	18.089,97	20.803,47	23.923,99	27.512,59
Consultorias		0	70.000	80.500	92.575	106.461	122.430	140.795	161.914	186.201
(d) Costos y gastos operativos sin proyecto	57.750	63.525	69.878	76.865	84.552	93.007	102.308	112.538	123.792	136.171
Honorarios	48.000	52.800,00	58.080,00	63.888,00	70.276,80	77.304,48	85.034,93	93.538,42	102.892,26	113.181,49
Equipos y bienes duraderos	9.750	10.725,00	11.797,50	12.977,25	14.274,98	15.702,47	17.272,72	18.999,99	20.899,99	22.989,99
Materiales e insumos	0	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00	0,00
Servicios de terceros	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
Consultorias	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
FLUJO DE CAJA NOMINAL (I + II)	-40.250	128.525	7.035	21	-19.257	-33.969	-45.326	-53.582	-67.047	-86.095
FLUJO DE CAJA ACUMULADO	-40.250	88.275	95.310	95.330	76.073	42.104	-3.222	-56.804	-123.851	-209.946
VALOR ACTUAL NETO (VAN)	-57.993,7									
TASA INTERNA DE RETORNO (TIR)	1,86%									
TASA DE INTERÉS MÍNIMA	11%									