

Análisis de accesibilidad al Sistema de Salud en el Perú y presupuestos asignados

Miranda Cavalie

Facultad de Ingeniería
Universidad del Pacífico

Lima, Perú

m.cavaliieg@alum.up.edu.pe

Gonzalo Alvis

Facultad de Ingeniería
Universidad del Pacífico

Lima, Perú

gr.alvisb@alum.up.edu.pe

Nicolas Mercado

Facultad de Ingeniería
Universidad del Pacífico

Lima, Perú

nr.mercadom@alum.up.edu.pe

Cesar Cabezas

Facultad de Ingeniería
Universidad del Pacífico

Lima, Perú

cm.cabezasg@alum.up.edu.pe

Abstract—Este estudio se enfoca en la evaluación de la distribución de recursos de establecimientos de salud y el presupuesto asignado que se da a la salud en las distintas regiones del Perú, con el objetivo de analizar la disponibilidad, accesibilidad y correcta distribución de servicios de atención al paciente del sector público. A través de un extenso análisis de datos recopilados de fuentes como el MINSA y el MINECO, se examinaron indicadores clave, incluyendo el número de camas que tiene cada establecimiento durante los años, así como el número de fallecidos y el número de partos muertos.

Index Terms—Salud, recursos, presupuesto

I. INTRODUCCION

En América Latina, el nivel mínimo de inversión en salud recomendado por la OMS, es del 6% del Producto Interno Bruto (PIB). Específicamente, sólo 5 naciones en la región invierten esa proporción o más de su PIB en salud. El resto de países invierte menos del 6% recomendado, quedando por debajo del umbral que señala la OMS como deseable para el sector salud. Entre estos países se encuentra Perú con un porcentaje que redondea del 2-4% [1]

Es evidente que la inversión en establecimientos de salud continúa siendo una preocupación latente. Según un informe del Ministerio de Salud (Minsa), en 15 regiones del país, el 100% de los hospitales se encontraban en condiciones inadecuadas. Esta realidad plantea serios desafíos para la capacidad de los hospitales de atender adecuadamente a la población. El Minsa reportó en 2022 una brecha de infraestructura en establecimientos de salud con un 91% de establecimientos con capacidad inadecuada. Este porcentaje subraya la necesidad de inversión dentro del sistema sanitario. Sobre ello, Yaneth Giha, directora de Fifarma afirmó que América Latina invierte poco en salud en relación a los estándares europeos. Por ello, considera un desafío para la región latinoamericana, no solo de Perú [2] Es decir, existe una brecha de inversión muy amplia entre América Latina y otras regiones más desarrolladas.

De esta forma, países europeos como Alemania muestran una realidad distanciada a la de América Latina. En el Germany Health System Review 2020 se menciona que uno de los aspectos más significativos en el sistema de salud alemán es el gasto, con una inversión de 1.585,8 mil millones de

soles en 2018, equivalente al 11.7% de su PIB. Este sistema se caracteriza por su cobertura universal y que permite a los pacientes un amplio repertorio de recursos hospitalarios. [3] Es necesario mencionar que cada establecimiento de salud cuenta con una categoría, que son niveles. El nivel I comprende a las postas médicas básicas, el nivel II comprende a los hospitales generales y el nivel III comprende a los hospitales especializados.

Bajo esta problemática, esta investigación busca realizar un análisis exploratorio sobre los establecimientos de salud en los 24 departamentos del Perú y ver el impacto de la inversión en los recursos sanitarios de cada región.

A. Objetivo

Identificación de puntos de mejora en la distribución de recursos de establecimientos de salud en las distintas regiones del Perú. Para ello se tendrán en cuenta objetivos específicos:

- 1) Análisis de la distribución de recursos (infraestructura, equipamiento, personal, etc) en los establecimiento de salud
- 2) Identificación de factores que influyen en el presupuesto dado a nivel regional en el sector de Salud
- 3) Identificación de brechas y limitaciones en la capacidad de la red de establecimientos de salud de las regiones

B. Pregunta de Investigación

¿De qué manera se encuentran actualmente los recursos asociados y las observaciones de pacientes en establecimientos de Salud en las distintas regiones del Perú?

II. ESTADO DEL ARTE

Para el presente trabajo se ha realizado una investigación previa sobre trabajos pasados en donde se aplicaron técnicas de Data Mining y Machine Learning en el contexto de salud. El primero, titulado Machine learning for real-time aggregated prediction of hospital admission for emergency patients es un estudio que presenta un pipeline de predicción que utiliza datos de salud electrónicos en tiempo real de UCI de un hospital del Reino Unido. El objetivo del estudio fue brindar información de gestión operativa en tiempo real. Es decir, predecir demanda y posibles ingresos. A nivel técnico utilizaron el algoritmo

XGBoost. [4] Por su parte, la otra investigación se titula

Development of a 5 year life expectancy index in older adults using predictive mining of electronic health record data en donde utilizaron la minería de datos prectivia y el análisis de alta dimensión de los datos electronic health record con el fin de desarrollar es un índice de esperanza de vida de 5 años altamente discriminativo. Para ello utilizaron la técnica de ensamblaje de bosques de rotación con árbol de decisión alterno como clasificador. [5] Si bien los estudios anteriores

utilizan las técnicas de D.M y M.L en el análisis de los sistemas de salud y diversas patologías no existe actualmente una investigación que se centre en las inversiones de los establecimientos de salud en el Perú. Sin embargo, los análisis proporcionados nos dan un punto de partida sobre las técnicas utilizadas.

III. RECOLECCIÓN Y PREPARACIÓN DE DATOS

Para el desarrollo de nuestro trabajo contemplamos un juego de datasets de la plataforma de datos abiertos de la organización SUSALUD, entidad nacional encargada de promover los derechos de los peruanos para un acceso integral al sistema de salud. Estas bases están ordenadas en base al código de Institución Prestadora de Servicios de Salud (IPRESS) y contemplan todo tipo de institución, independiente de su gestión (regional o privada) o categoría de hospital (I-1, II-2, III-E, etc.). Estas bases fueron desarrolladas de forma anual, de modo que cada una comprende varios registros durante el año de cada IPRESS. Las bases consideradas de esta entidad fueron:

A. Recursos de Salud por IPRESS - 2017-2022

Registra los recursos como ambulancias, consultorios, enfermeras y médicos de cada IPRESS. Esta base nos permite conocer la situación de suministros para cubrir la necesidad de salud del Perú.

B. Producción Asistencial de Eventos Bajo Vigilancia Institucional por IPRESS - 2017-2022

Contiene el número de eventos bajo vigilancia según mes e IPRESS. Estos eventos comprenden situaciones como: VIH positivo, TBC positivo, muertes neonatales, muertes maternas, etc. Nos permite conocer la frecuencia en la que un caso de observación se presenta en una región o IPRESS.

C. Producción Asistencial en Centro Obstétrico por IPRESS - 2017-2022

En esta base se ven el número de partos segregados por tipo (vaginal o cesárea) y estado del niño (vivo o muerto).

D. Producción Asistencial de Procedimientos por IPRESS - 2017-2022

Esta base contiene un recuento de los procedimientos llevados por IPRESS separados por detalle de procedimiento. De esta base rescatamos el total de atenciones por centro médico.

E. Producción Asistencial en Intervenciones Quirúrgicas de las IPRESS - 2017-2022

Contiene información relacionada a las cirugías llevadas a cabo en cada IPRESS, conteniendo información como tiempo de cirugía programada y tiempo de cirugía real.

F. Producción Asistencial en Hospitalización por IPRESS - 2017-2022

Contiene detalles sobre el número de pacientes hospitalizados por IPRESS. Aca se encuentra el número de camas disponibles, ocupadas, y mortalidad.

G. IPRESS - Gobierno del Perú

Juego de datos que contiene todos los detalles al 2022 de los IPRESS del Perú. Usada para consultar los detalles de los IPRESS del resto de las bases

H. Presupuestos

Juego de datos que contiene el presupuesto asignado y modificado al sector salud a nivel regional, del 2017 al 2022.

IV. RECOPIACION Y PREPARACION DE DATOS

Para la preparación de datos, realizamos un consolidado de todos los IPRESS con las variables contempladas entre los distintos datasets. Después de este procedimiento, obtenemos un dataset anual de todos los IPRESS por año. El resultado final sería una base de datos donde cada fila representa un IPRESS en un periodo específico (mes) del rango de tiempo contemplado (2017-2022), y cada columna representa una variable rescatada de las bases de SUSALUD. El resultado final fue una base de 142.926 filas y 61 atributos. Estos podemos dividirlos por categorías de acuerdo a la base de donde fueron recatados:

A. Recursos por IPRESS

Con las columnas CA_CONSULTORIOS, CA_CONSULTORIOS_FN, CA_CAMAS, CA_MEDICOS_TOTAL, CA_MEDICOS_SERUM, CA_MEDICOS_RESIDENTES, CA_ENFERMERAS, CA_ODONTOLOGOS, CA_PSICOLOGOS, CA_NUTRICIONISTAS, CA_TECNOLOGOS_MEDICOS, CA_OBSTETRICES, CA_FARMACEUTICOS, CA_AUXILIARES, CA_OTROS_PROF y CA_AMBULANCIAS. Son reportes del número de recursos por IPRESS en un periodo en el tiempo (mes). Estos recursos pueden ser capital humano como enfermeras, médicos y auxiliares, como disposición de otros tipos de capital como ambulancias y consultorios en funcionamiento.

B. Eventos bajo vigilancia por IPRESS

Con las columnas 'Casos Nuevos de Gestantes con diagnóstico confirmado de Tuberculosis', 'Casos Nuevos de Gestantes con diagnóstico confirmado de infección HIV.', 'Casos Nuevos de TBC Multidrogoresistente (MDR o XDR).', 'Casos Nuevos de TBC pulmonar en el personal del EESS', 'Casos nuevos de infección HIV.', 'Fallecimientos en todos los servicios.', 'Nacidos vivos con bajo peso al nacer (< 2500 grs)', 'Nacidos vivos con edad gestacional menor a 37 semanas de gestación (según Fecha de Última Regla)', 'Niños de 37 meses que completaron por lo menos 6 controles CRED', 'Niños de 37 meses que completaron esquema nacional de inmunizaciones', 'Número de Casos Nuevos de Infección Intrahospitalaria en Neonatos', 'Numero de Casos Nuevos de Infección Intrahospitalaria en Gineco obstetricia', 'Numero de Casos Nuevos de Infección Intrahospitalaria en UCI', 'Número de Casos Nuevos de Infección del tracto urinario por cateter', 'Numero de Casos Nuevos de infección de herida operatoria', 'Número de Controles Prenatales realizados.', 'Número de muertes maternas', 'Número de muertes neonatales (menos de 28 días de nacido)', 'Partos en Gestantes que han recibido por lo menos un control prenatal en la IPRESS', 'Partos en gestante que han recibido la primera consulta prenatal en el primer trimestre del embarazo', 'Partos que se producen en gestantes que han recibido por lo menos 6 controles prenatales.'. En esta base se encuentra enlistado el número de veces que se ha presentado uno de estos eventos en el IPRESS.

C. Partos por IPRESS

Con las columnas Partos_CESAREA, Partos_VAGINAL, Partos_vivos_CESAREA, Partos_vivos_VAGINAL, Partos_muertos_CESAREA, Partos_muertos_VAGINAL. Estos son el detalle de los partos por IPRESS considerando dos observaciones: estado del recién nacido y tipo de parto.

D. Consultas por IPRESS

Esta base aportó la columna 'TOTAL', que es la suma del número de citas que ocurrieron en un mes por especialidad en el IPRESS. Para nuestro trabajo no consideramos las especialidades por la dimensión de este campo en la base de Producción Asistencial de Procedimientos por IPRESS.

E. Cirugías

Aportando las columnas DE_PROGRAMC, TOTAL_CIRUJ_MAY, TOTAL_CIRUJ_MEN, HORAS_PROGRAMADAS, HORAS_EFECTIVAS, HORAS_ACT QUIRURJ, CIRUJ_SUSPEND.

F. Hospitalización

Conteniendo la información de la gente ingresada en los campos de NRO_TOTAL_HOSPIT_ING, NRO_TOTAL_HOSPIT_EGR, NRO_TOTAL_ESTANCIAS, NRO_TOTAL_PACIENTES_CAMAS, NRO_TOTAL_CAMAS, NRO_TOTAL_CAMAS_DISPONIB, NRO_TOTAL_FALLECIDOS

G. Descripción de los IPRESS

Estas son las columnas de Departamentos, ANHO, MES, NORTE, ESTE, CATEGORÍA. Contienen detalles descriptivos de cada IPRESS, usados para resumir la información.

H. Presupuestos

Esta base de datos se añade luego de que las demás sean agrupadas por departamento y año, con las columnas PIM y PIA, presupuesto modificado y presupuesto asignado, respectivamente.

V. EXPLORACIÓN DE DATOS

A. Análisis de la evolución del número de partos en la regiones del Perú

La figura 1 muestra la distribución de la cantidad de hospitales de categoría mayor a nivel II y el número de partos en cada región. Se puede ver cómo en 2017 en Loreto solo figura un hospital a pesar de tener un número altos de partos, demostrando la falta de distribución de recursos necesarios para una región con una alta necesidad. Lo mismo ocurre en lugares como Cusco y Junín, donde hay un alto número de partos pero solo uno o dos hospitales. Es necesario mencionar que por ser nivel II no se están contando postas médicas simples. En Pasco, por ejemplo, no hay hospitales de categoría de nivel II pero no poseen un número alto de partos a través de los años.

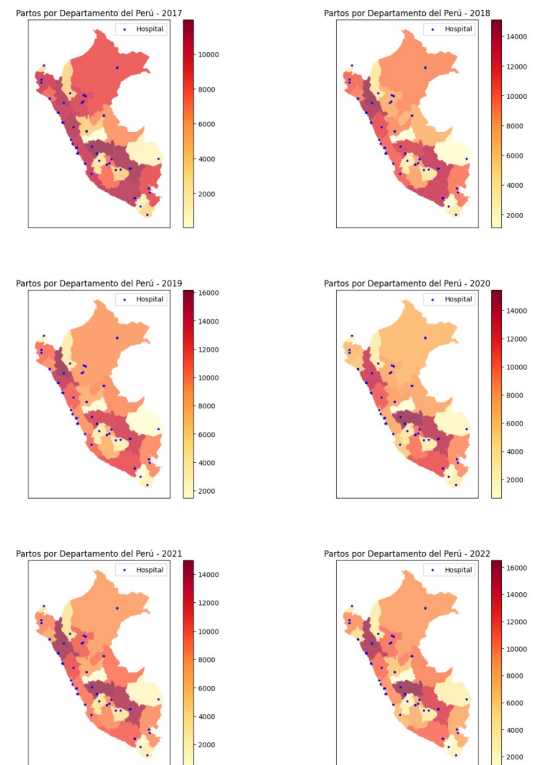


Fig. 1. Número de partos y hospitales por departamento a través de los años

B. Análisis de la evolución del número de muertes en la regiones del Perú

La figura 2 muestra la distribución de la cantidad de hospitales de categoría mayor a nivel II y el número de muertos en cada región. Durante el 2022 en adelante podemos ver una mayor cantidad de fallecidos en las regiones de la costa, lo cual puede ser atribuido a la pandemia que hubo de Covid-19. En el 2017 hubo una mayor cantidad de muertos en establecimientos de salud en Puno a diferencia de todas las demás regiones, y en dicha región solo hay dos hospitales de nivel II o superior. En 2019, por su parte, hubo un número mayor de muertos en Arequipa a diferencia de las demás regiones, y solo se encuentra un hospital de nivel II o mayor.

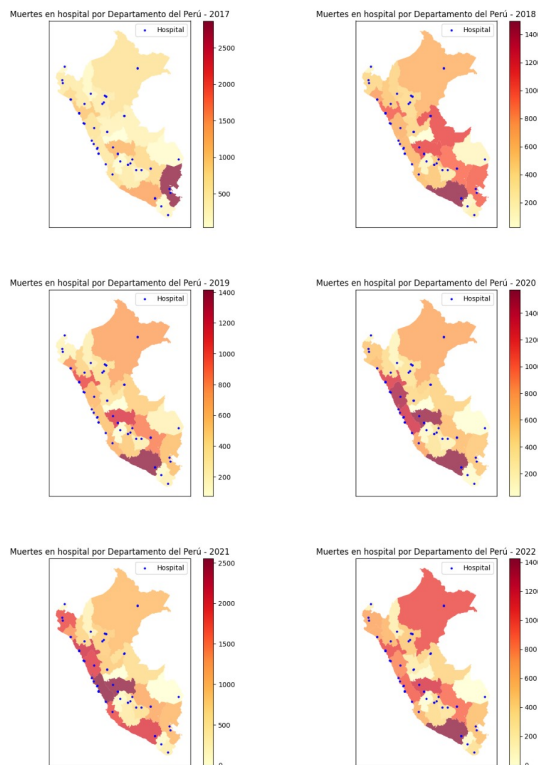


Fig. 2. Número de muertos y hospitales por departamento a través de los años

C. Análisis del número de camas en hospitales públicos del Perú

La figura 3 muestra la distribución del número de camas por hospitales desde el 2017 al 2022. Podemos ver cómo la tendencia por los años es que no haya un número elevado de camas a nivel nacional. En los años desde el 2017 al 2020 se mantiene de forma muy acentuada esta falta a nivel de cada hospital, sin embargo, en el 2021 y 2022 se puede ver un aumento del número de camas por hospital.

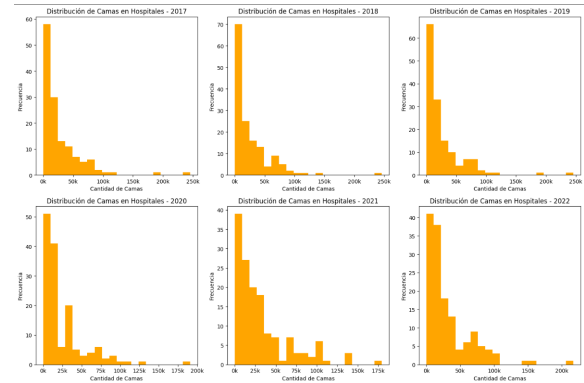


Fig. 3. Distribución de número de camas a través de los años

D. Análisis del número de enfermeras en hospitales públicos del Perú

En la figura 4 se observa una distribución de enfermeras dispar en IPRESS de categoría II-1 o superior a través de los distintos años contemplados en el trabajo.

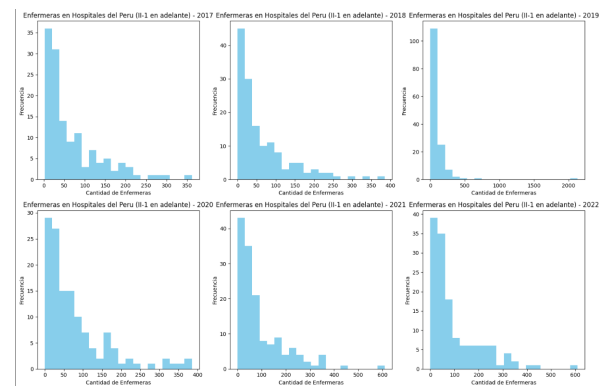


Fig. 4. Número de enfermeras por hospitales a través de los años

VI. METODOLOGÍA

A. Reescalado

Consiste en modificar la escala de las características o variables para que tengan un rango similar. Esto puede implicar la normalización (ajustar los datos para que estén en un rango específico, como 0 a 1) o la estandarización (ajustar los datos para que tengan una media de 0 y una desviación estándar de 1). El reescalado asegura que ninguna variable domine sobre las demás debido a sus unidades de medida, lo que puede afectar la precisión del modelo de regresión. En el presente trabajo se usó la técnica de reescalado MinMax, que consiste en el ajuste de los datos en una escala de 0 a 1 mediante una fórmula matemática que usa el valor máximo y mínimo de cada columna.

B. Eliminación de outliers

Los outliers son valores atípicos que difieren significativamente del resto de los datos en un conjunto. La eliminación de

outliers implica identificar y eliminar estos valores extremos, ya sea corrigiéndolos (por ejemplo, ajustando su valor a un umbral específico) o eliminándolos por completo del conjunto de datos. Esto se hace para evitar que estos valores atípicos sesguen el modelo de regresión lineal, garantizando así una mejor generalización del modelo a nuevos datos.

C. *F_Regression*

La selección de atributos es el proceso de elegir las variables más relevantes o informativas para construir un modelo. La técnica *f_regression* utiliza pruebas estadísticas para evaluar la relación entre cada variable independiente y la variable dependiente en un modelo de regresión. Esta técnica asigna puntuaciones a las variables basadas en su capacidad para predecir la variable objetivo y selecciona las más relevantes en función de esas puntuaciones.

D. *Wrappers*

Son métodos de selección de atributos que evalúan diferentes subconjuntos de características para determinar cuáles producen los mejores modelos. La Selección de Atributos Recursivos (RFE) comienza con todas las características y elimina iterativamente las menos importantes, evaluando el rendimiento del modelo en cada paso. La Selección de Atributos Secuencial (SFS o SBS) agrega o elimina características una a una, evaluando el rendimiento del modelo en cada iteración. Ambos métodos buscan maximizar el rendimiento del modelo al seleccionar las características más relevantes.

E. *Regresión Lineal*

Es un modelo estadístico de predicción que intenta modelar la relación entre una variable dependiente y una o más variables independientes mediante una función lineal. El objetivo es encontrar la mejor línea de ajuste que minimice la diferencia entre las predicciones del modelo y los valores reales, maximizando la métrica del *r2_score*.

VII. APLICACIÓN DE TÉCNICAS DE DATA MINING

La base de datos cuenta con una muy alta dimensionalidad. Sin embargo, muchas de las columnas pueden resumirse en una sola pues brindan la misma información, o información relacionada - vease el número de 'partos_vivos_vaginal' y 'partos_vivos_cesarea', que se pueden resumir en 'partos_vivos'. Debido a esto, decidimos reunir este tipo de columnas en una sola. Es un paso previo a la aplicación directa de las técnicas de Data Mining. También es importante mencionar que para la realización de la Regresión Lineal, los presupuestos se tenían por año a nivel de departamento, por lo que fue necesario agrupar cada IPRESS por su departamento y año, resultando en una base de datos de 150 filas por 62 columnas.

A. *Eliminación de outliers*

Mediante box plots, se observó una gran cantidad de outliers en la base de datos. Para su correcta eliminación se utilizó el rango intercuartílico para la determinación de los límites superiores e inferiores de cada columna.

B. *Reescalado*

Para el posterior uso de un modelo de *machine learning*, se plantea el reescalado para la uniformidad en los atributos a utilizar. Se realizó el método de MinMax, convirtiendo cada columna a valores entre 0 y 1.

C. *Métodos de selección de atributos*

Debido a que se poseen pocos registros para muchas columnas, se utilizaron distintos métodos de selección de atributos para encontrar el más óptimo. Los métodos a probar fueron: filtro usando *f_regression*, selección de atributos recursiva y selección de atributos secuencial. Para la decisión se tomó de referencia el coeficiente de determinación resultante del modelo de Regresión Lineal usando cada conjunto. En cada uno de los métodos, se eligieron las 10 columnas que mejor representaban a la base según cada método. La elección del número de columnas se tomó teniendo en mente el overfitting.

VIII. RESULTADOS

Los métodos de selección de atributos presentaron diversos resultados respecto a los componentes principales. En base a ellos se realizó una regresión lineal, obteniendo los siguientes resultados observables en la Tabla I.

TABLE I
MÉTODOS DE SELECCIÓN DE ATRIBUTOS Y R^2

Métodos	R^2
<i>f_regression</i>	-0.07
Selección recursiva	0.792
Selección secuencial	0.839

Referente a los métodos de selección, a continuación se comentarán los atributos contemplados por cada uno.

A. *Método de *f_Regression**

Este método consideró los siguientes atributos: número total de ingresados a hospitales, número de egresados, número de días que pasan pacientes hospitalizados, total de camas disponibles, total de fallecidos, total de médicos, total de enfermeras, total de nutricionistas, total de partos vivos y total de partos muertos. El coeficiente de determinación obtenido fue de -0.07.

B. *Método de Wrapper de Selección de Atributos Recursiva*

En este método se identificaron como principales los siguientes atributos: casos nuevos gestantes con diagnóstico de tuberculosis, casos nuevos de gestantes con diagnóstico de VIH, casos de TBC en el personal, niños de 37 meses que completaron esquema de inmunizaciones, total de controles prenatales, total de consultorios, total de médicos, total de odontólogos, total de psicólogos y total de obstetras. El coeficiente de determinación obtenido fue de 0.792.

C. Método de Wrapper de Selección de Atributos Secuencial

Para este método se consideraron los siguientes atributos: total de citas, casos nuevos de gestantes con TBC, casos nuevos de infección de VIH, número de fallecimientos, niños de 37 meses que completaron esquema de inmunizaciones, total de controles prenatales realizados, total de consultorios, total de médicos, total de enfermeras y total de obstetras. El coeficiente de determinación obtenido fue de 0.839.

IX. DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos a través de los métodos de selección de atributos muestran diferencias significativas en cuanto a las variables consideradas como más relevantes para el modelo de regresión lineal. Se observa una clara discrepancia entre los coeficientes de determinación (R^2) obtenidos con los distintos métodos. Mientras que el método de $f_Regression$ mostró un coeficiente de determinación negativo de -0.07, indicando una pobre relación entre las variables seleccionadas y la variable objetivo, tanto la Selección Recursiva como la Selección Secuencial presentaron resultados más prometedores con R^2 de 0.792 y 0.839 respectivamente.

Es interesante notar cómo la variabilidad en la identificación de atributos clave por cada método puede impactar significativamente en la calidad del modelo. La discrepancia en los resultados subraya la importancia de la elección adecuada de métodos de selección de atributos para mejorar la precisión del modelo de regresión.

Además, los análisis exploratorios previos revelaron discrepancias en la distribución de recursos como el número de camas disponibles en diferentes regiones a lo largo de los años. Estas disparidades podrían estar relacionadas con los resultados obtenidos en los modelos de regresión, mostrando posibles implicaciones de la distribución desigual de recursos en la capacidad predictiva del modelo.

X. CONCLUSIONES

El presente estudio buscó abordar las preguntas de investigación planteadas con el fin de analizar la distribución de recursos en los establecimientos de salud en las distintas regiones del Perú y evaluar el impacto de la inversión en dichos recursos en la atención al paciente. A continuación se presentan las conclusiones basadas en las preguntas de investigación planteadas:

A. Pregunta de Investigación 1: Análisis de la distribución de recursos en los establecimientos de salud

El análisis detallado de los datos recopilados de diversas fuentes, como los registros de instituciones de salud, reveló disparidades significativas en la distribución de recursos en los establecimientos de salud a lo largo de las distintas regiones del Perú. Se identificaron variaciones en el número de enfermeras y camas disponibles, lo que sugiere una distribución heterogénea de los recursos de atención médica en el país.

B. Pregunta de Investigación 2: Factores que influyen en el presupuesto asignado a nivel regional en el sector de Salud

La regresión lineal nos ayudó a identificar cuáles pueden ser los factores más significativos al momento de asignar presupuestos a los distintos departamentos del Perú. Las variables que demostraron tener un mayor peso han sido aquellas relacionadas a los recursos por IPRESS como Consultorios, Médicos, y Enfermeras. Otras relevantes demostraron ser el número de partos y patologías como el VIH y el TBC.

C. Pregunta de Investigación 3: Identificación de brechas y limitaciones en la capacidad de la red de establecimientos de salud

Los resultados revelaron importantes brechas y limitaciones en la disposición de hospitales a nivel geográfico alrededor del Perú, teniendo regiones como Loreto y Ucayali, contando con todos los hospitales alrededor de una región, limitando de cierto modo el acceso integral de los ciudadanos a los servicios de salud.

En resumen, el análisis de los datos proporcionó una visión integral de la situación de los establecimientos de salud en el Perú, destacando la necesidad de abordar las disparidades en la distribución de recursos, comprender los factores que influyen en la asignación presupuestaria y trabajar en la mejora de la capacidad de atención de la red de establecimientos de salud en el país.

XI. RECOMENDACIONES A FUTURO

Con base en los hallazgos y limitaciones identificadas en este estudio, se proponen algunas recomendaciones para investigaciones futuras:

- Profundizar en la evaluación de la distribución de recursos en función de la demanda de atención médica por región. Esto podría ofrecer una perspectiva más detallada sobre cómo la asignación de recursos afecta la capacidad de respuesta de los establecimientos de salud.
- Explorar otros modelos de regresión y técnicas de aprendizaje automático más avanzadas que puedan capturar mejor la complejidad de las relaciones entre las variables. El uso de modelos más sofisticados podría mejorar la precisión de las predicciones.
- Realizar análisis de causalidad para comprender mejor las relaciones entre la inversión en recursos de salud y los resultados obtenidos, permitiendo una comprensión más profunda de cómo los cambios en la inversión podrían influir en la eficiencia y efectividad del sistema de salud.

Estas recomendaciones podrían contribuir a futuras investigaciones que busquen profundizar en la comprensión de la distribución de recursos en el sector de la salud y su impacto en la atención al paciente en diferentes regiones del Perú.

REFERENCES

- [1] "Perú encabeza ranking de países que menos invierten en salud en Latinoamérica," La República, Mar. 4, 2023. Disponible en: <https://larepublica.pe/sociedad/2023/03/04/peru-encabeza-ranking-de-paises-que-menos-invierten-en-salud-en-latinoamerica-segun-estudio-251092>

- [2] BBC News, "¿Cuáles son los países de América Latina que más y menos invierten en salud y con qué resultados?," Sep. 26, 2017. Disponible en: <https://www.bbc.com/mundo/noticias-41399983>
- [3] World Health Organization Regional Office for Europe, "European Observatory on Health Systems and Policies," 2020.
- [4] Z. King et al., "Machine learning for real-time aggregated prediction of hospital admission for emergency patients," *npj Digital Medicine*, vol. 5, no. 1, pp. 1-12, 2022. <https://doi.org/10.1038/s41746-022-00649-y>
- [5] J. S. Mathias, A. Agrawal, J. Feinglass, A. J. Cooper, D. W. Baker, and A. Choudhary, "Development of a 5 year life expectancy index in older adults using predictive mining of electronic health record data," in *J. Am. Med. Inform. Assoc.*, vol. 20, no. e1, pp. e118–e124, Jun. 2013. <https://doi.org/10.1136/amiajnl-2012-001360>