

## Gemelos digitales aplicados a la biomedicina

**Carlos M. Travieso González.** Catedrático de Universidad. Departamento de Señales y Comunicaciones. Universidad de Las Palmas de Gran Canaria

### Resumen

Un gemelo digital es una réplica virtual de un objeto, sistema o proceso en el mundo real. En el contexto de la biomedicina, el uso de gemelos digitales ha ido en aumento en los últimos años debido a su capacidad para mejorar la precisión de los diagnósticos, la eficiencia de los tratamientos y la toma de decisiones médicas.

Los gemelos digitales también pueden ser utilizados para la evaluación y optimización de tratamientos médicos en pediatría. Por ejemplo, los médicos pueden usar estos modelos para simular los efectos de

diferentes tratamientos en órganos específicos o en todo el cuerpo del paciente, lo que permite seleccionar el tratamiento más adecuado para cada caso particular.

El uso de gemelos digitales en pediatría puede tener diferentes aplicaciones, desde ayudar en el diagnóstico preciso y eficiente de patologías, hasta optimizar tratamientos, mejorar la educación médica y la comunicación con los pacientes. El potencial de los gemelos digitales en la medicina es enorme y se espera que su uso siga expandiéndose en un futuro próximo.

### Introducción

La tecnología está avanzando a pasos agigantados y cada vez está transformando más la manera en que interactuamos con el mundo. Entre los avances más relevantes se encuentra la inteligencia artificial, el internet y la nube, que están impulsando la creación de nuevas tecnologías en diferentes campos, incluyendo la medicina. Una de estas tecnologías innovadoras es la creación de gemelos digitales.

Los gemelos digitales son un ejemplo de los nuevos paradigmas que están siendo aplicados en el campo de la medicina, y están cambiando la forma en que se realiza la investigación, el diagnóstico y el tratamiento de enfermedades. Los gemelos digitales médicos son representaciones virtuales de pacientes, que incluyen información detallada sobre su anatomía, fisiología, patología y respuestas a tratamientos.

La correcta aplicación de esta tecnología puede mejorar significativamente la medicina actual, permitiendo una mayor precisión y eficiencia en el diagnóstico mediante la simulación de diferentes escenarios y tratamientos en un entorno seguro. Además, los gemelos digitales permiten a los médicos desarrollar modelos predictivos de enfermedades y su progreso, lo que

puede ayudarles a tomar decisiones informadas sobre el tratamiento y seguimiento de los pacientes.

En el campo de la pediatría, los gemelos digitales también pueden ser muy útiles. Por ejemplo, se pueden utilizar para crear modelos de crecimiento infantil, lo que permite a los médicos detectar problemas de crecimiento temprano. Además, la simulación de diferentes tratamientos para enfermedades infantiles a través de esta tecnología puede mejorar la eficacia del tratamiento y la precisión de la planificación quirúrgica, lo que puede mejorar la seguridad del procedimiento. Los gemelos digitales también permiten la creación de modelos personalizados de enfermedades, lo que ayuda a los médicos a diseñar terapias personalizadas y optimizar el tratamiento para cada niño.

La tecnología de gemelos digitales tiene un enorme potencial en el campo de la medicina y puede mejorar significativamente la atención médica, incluyendo en el campo de la pediatría. Su correcta implementación puede mejorar la precisión y la eficiencia de los diagnósticos, así como permitir una planificación de tratamiento más segura y personalizada. Para profundizar más, se apoyará en diversos estudios científicos para validar esta idea.



El sector sanitario ha adoptado rápidamente las tecnologías digitales, que mejoran la experiencia humana en general y reinventan la forma de llevar a cabo las operaciones, el tratamiento y el seguimiento de los pacientes. Para obtener la infraestructura y los conocimientos necesarios, los proveedores sanitarios convencionales están desarrollando colaboraciones a largo plazo con empresas tecnológicas a medida que los servicios sanitarios virtuales ganan popularidad [1]. Todo esto, está cobrando más importancia en la actualidad debido al aumento generalizado de los servicios sanitarios digitales, como la atención sanitaria personalizada, la telemedicina, entre otros. Estos servicios sanitarios están basados en requisitos tecnológicos [2]. En este trabajo se tratará sobre todo el apartado de los avances tecnológicos y en especial los gemelos digitales.

Antes de profundizar más en los llamados gemelos digitales, tenemos que destacar, que este paradigma ha dado un gran salto cualitativo gracias al avance y la implementación de la inteligencia artificial en los últimos años a esta tecnología [3]. El desarrollo de los gemelos digitales requiere de un masivo número de datos, tanto del objeto per se cómo de todo lo que está a su alrededor que le influye de manera directa e indirecta. En el manejo de estos datos es donde la inteligencia artificial brilla más ya que permite que el análisis de datos sea de en tiempo real, más rápido y eficiente.

La tecnología de gemelos digitales no solo se utiliza en el sector sanitario, sino que también se usa en otros muchos campos. Al proporcionar una copia en tiempo real los gemelos digitales dan una serie de ventajas como la mejora de la productividad, agilizar el proceso de innovación, reducir los costes de determinados procesos, entre otros. Gracias a todos estos puntos fuertes podemos determinar que la tecnología de gemelos digitales ofrece una solución para diversos problemas de varios sectores [4]. La representación de gemelos digitales tiene la capacidad de resolver problemas desconocidos sometiendo las tecnologías de gemelos digitales a métodos de estrés, amenazas y escenarios amplios que pueden revelar nuevas ideas y resultados [5].

Un gemelo digital es una representación virtual de un objeto real. Aunque también puede describir una representación digital de procesos. Se trata de una representación virtual de un dispositivo que es interactivo y recopila datos continuamente mediante software y sensores integrados. Esto permite ver el estado exacto del aparato en tiempo real [6], [7]. Unas de las principales ventajas que tenemos al utilizar tecnologías basadas en la inteligencia artificial en el campo de la medicina, es que se pueden anticipar problemas o situaciones adversas de los pacientes antes de que estas ocurran [8]. Aunque si queremos profundizar más en las ventajas que pueden ofrecer dicha tecnología puede ser la ayuda a la hora de mejorar la planificación y la ejecución de los procesos quirúrgicos, la optimización de los recursos médicos, mejora tanto en la investigación como en la enseñanza médica, entre otros [9]. Todas estas ventajas se obtienen debido a que dicha tecnología permite a los médicos probar diversos tratamientos o estrategias hasta lograr obtener la más eficiente [10].

Como conclusión, se puede afirmar que los gemelos digitales tienen un gran uso en la pediatría, como ofrecer la posibilidad de realizar modelos de crecimiento, simulación de tratamientos, planificación quirúrgica, entrenamiento médico o incluso terapias personalizadas. En general, se aprecia que los gemelos digitales tienen una amplia gama de aplicaciones en la pediatría, y se espera que su uso siga creciendo en el futuro, a medida que se desarrolle y se mejore la tecnología.

## Materiales y métodos

### Selección y descripción de los participantes

Los datos usados en este artículo han sido recogidos por el personal médico del Complejo Hospitalario Universitario Insular - Materno Infantil (CHUIMI) de Las Palmas de Gran Canaria, en España. La base de datos está compuesta por 341 pacientes y un total de 61741 variables o datos médicos y para la formación de la base de datos se tuvieron en cuenta los siguientes criterios:

#### - Criterios de Inclusión

1. Pacientes COVID-PCR positivos con



necesidad de ingreso en la UCI.

- Criterios de exclusión

1. Pacientes COVID-PCR negativos.
2. Pacientes COVID-PCR positivos que no precisaron ingreso en la UCI.
3. Negativa del paciente (o representante legal) a participar en el estudio.
4. Tras aplicar los criterios de exclusión, la base de datos se quedó con un total de 61741 datos para un total de 214 pacientes.

### Información técnica

Uno de los aspectos más importantes a la hora de desarrollar un gemelo digital es la obtención de toda la información necesaria, ya que como hemos mencionado con anterioridad mientras más datos tenga del gemelo digital, más real y completo será.

La creación de gemelos digitales en la medicina es un proceso complejo que requiere una gran cantidad de datos precisos y actualizados. En algunos casos, estos datos pueden faltar o estar incompletos, lo que dificulta la creación del gemelo digital. Para resolver este problema, se han desa-

rollado modelos de regresión que permiten recuperar los datos faltantes a partir de los resultados obtenidos de una multitud de pacientes.

En este sentido, el modelo de regresión polinómica de hasta 8 grados es una herramienta valiosa que permite obtener datos médicos precisos y completos. Este modelo se ha utilizado con éxito en tiempos de la pandemia de COVID-19 para crear una base de datos de pacientes y analizar su información clínica.

Además, este modelo de regresión polinómica puede ser utilizado en otras áreas de la medicina para obtener información clínica precisa y completa de los pacientes. La disponibilidad de datos precisos y actualizados es esencial para la creación de gemelos digitales en la medicina, y el uso de modelos de regresión puede ser una herramienta valiosa para obtener esta información de manera eficiente y efectiva (figura 1).

El primer paso que se debe de hacer antes de usar el modelo es el preprocesamiento de la base de datos. El personal médico del hospital ha descrito un escenario ideal en el que la base de datos contiene tres valores para cada variable médica registrados diariamente para cada paciente. Las varia-

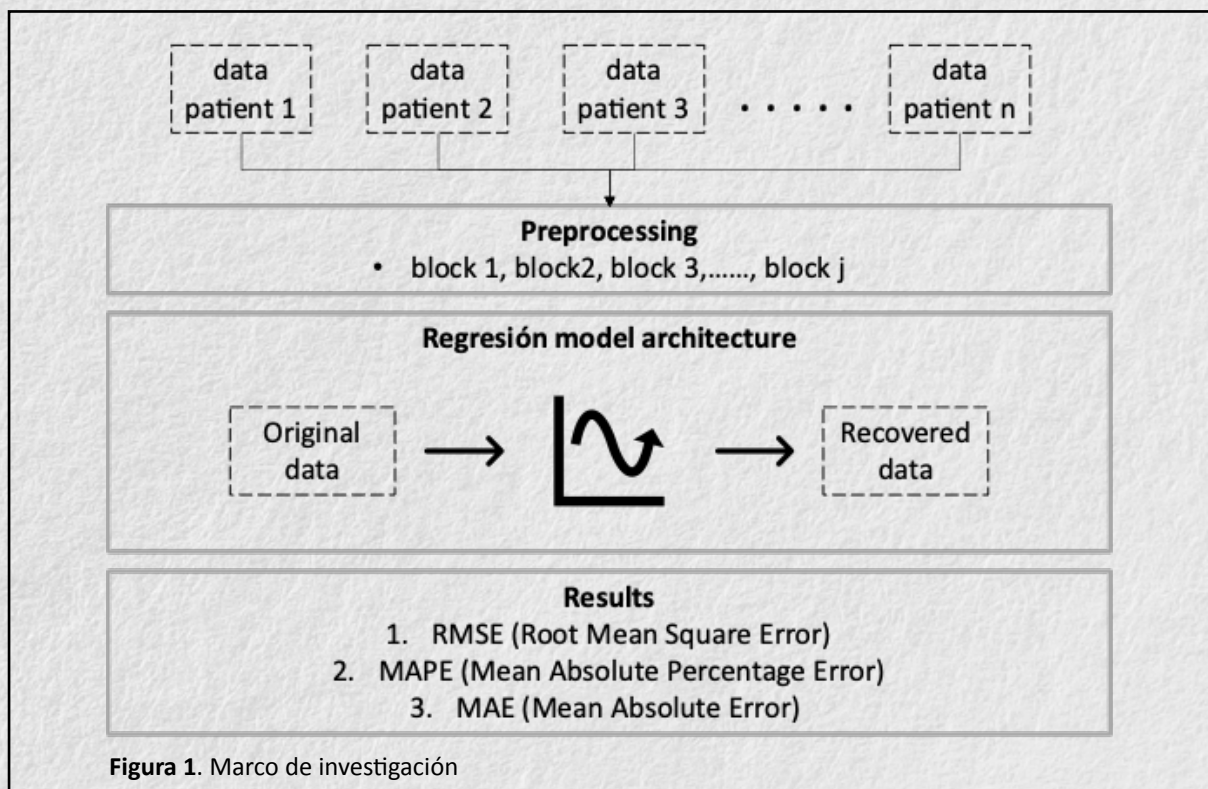


Figura 1. Marco de investigación



bles médicas analizadas se pueden apreciar en la tabla I.

Como se comentó anteriormente, se recogerán tres valores de cada variable médica de forma diaria. En función de la hora en la que se obtuviese el dato se le asignaría a tres franjas horarias. Como podemos ver en el gráfico (figura 2):

La figura 2 representa el escenario ideal en el cual se han recogido tres valores de una variable médica a un mismo paciente mediante. Este patrón se debe de repetir diariamente y de forma prolongada para cada variable médica y cada paciente.

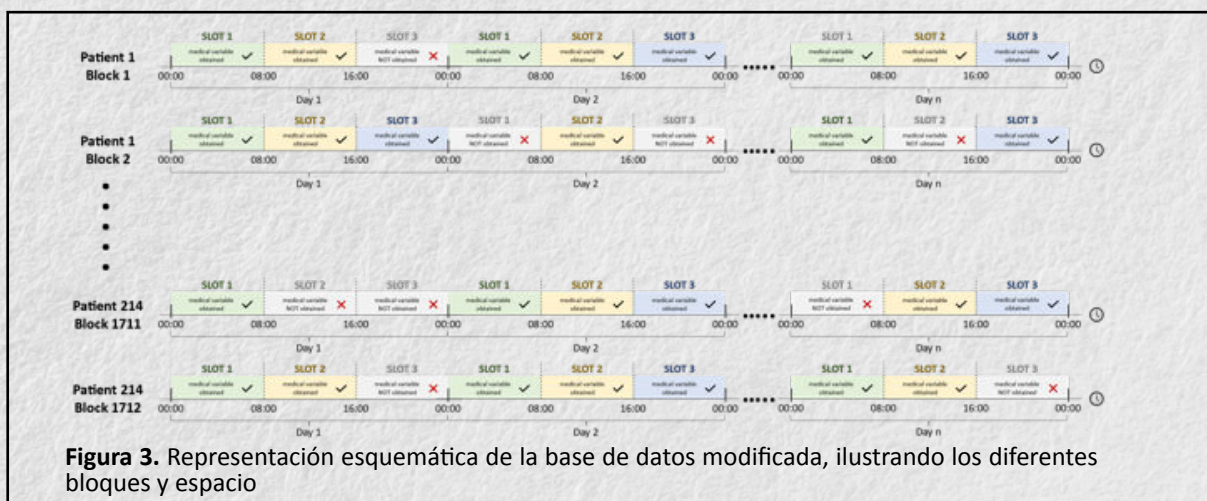
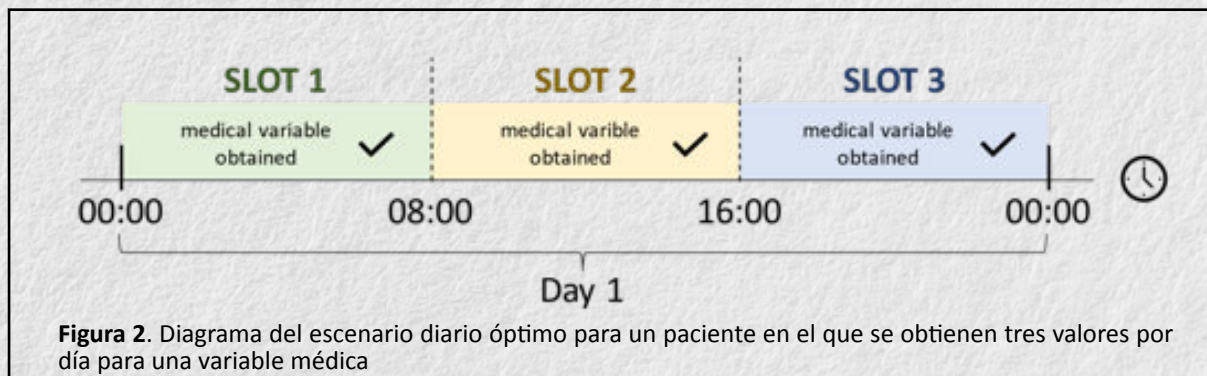
Dado los datos proporcionada por el Complejo Hospitalario Universitario Insular-Materno Infantil de Las Palmas de Gran Canaria no cumple con el escenario ideal, el primer paso que se debe hacer es adaptarla para que se ajuste al patrón de la situación ideal. Para lograr esto se dividirá los resultados obtenidos en varios bloques. Para cada paciente se obtendrá ocho bloques, uno por cada variable médica, lo que dará un total de 1712 dado que contamos con 214 pacientes.

Cada bloque se dividirá en días y a su vez cada día en tres franjas horarias como podemos observar en la figura número 2. Una vez establecida la estructura de franjas horarias, se asignará cada variable médica a su correspondiente franja horaria. Se tiene que aclarar que cuando no haya ningún valor disponible para introducir en su casilla, esta se permanecerá vacía.

En la Figura 3 se muestran las posibles modificaciones que se pueden llevar a cabo en la base de datos para ajustarla a la situación ideal.

**Tabla I.** Variables médicas de la base de datos

Variables médicas
1. CK-MB masa
2. Hemoglobina
3. Procalcitonina
4. Urea sérica
5. Lactato
6. PCR
7. Glucosa en sangre capilar
8. Leucocitos





### Análisis estadístico

A través de este preprocesamiento, podemos identificar de manera sistemática los valores presentes y faltantes de las variables médicas en los distintos bloques y franjas horarias. Después de dividir los datos en bloques, es necesario normalizarlos. La normalización es una técnica frecuentemente utilizada en el aprendizaje automático (Machine Learning, ML) para estandarizar los datos antes del entrenamiento del modelo. Este proceso asegura que las métricas de validación del modelo puedan utilizarse para encontrar la mejor configuración posible. Una vez normalizados los datos, podemos aplicar el modelo propuesto a cada bloque, lo que nos permite obtener los valores perdidos de cada tipo de prueba para cada paciente.

Entre los algoritmos de aprendizaje supervisado que se utilizan en el Aprendizaje Automático, se encuentran los modelos de regresión. Estos se utilizan para estimar un valor de una variable desconocida a partir de los datos que sí conocemos. En este trabajo utilizaremos un tipo de modelo de regresión llamado regresión polinómica. La regresión polinómica [38,39] es una forma de regresión lineal en la que se modela la relación entre la variable independiente  $x$  y la variable dependiente  $y$  como un polinomio de grado  $n$  en  $x$ . El objetivo es obtener una función simple de la variable independiente que describa de manera más precisa posible la variación de la variable dependiente.

Dado que los valores observados de la variable dependiente suelen diferir de los valores predichos por la función, esta última presenta un error. La función más eficiente es aquella que describe la variable dependiente con el menor error posible, es decir, con la menor diferencia entre los valores observados y los valores predichos.

La forma de un modelo de regresión polinómica es la siguiente:

$$y(x) = \omega_0 + \omega_1 \cdot x + \omega_2 \cdot x^2 + \dots + \omega_M \cdot x^M = \sum_{j=0}^M w_j \cdot x^j \quad (1)$$

Por último, tenemos que destacar que, para evaluar la exactitud de las predicciones de las variables médicas, se emplearán tres indicadores. El primero es el error cuadrático medio (RMSE), el segundo es el error porcentual absoluto medio (MAPE)

y el tercero es el error absoluto medio (MAE), como se muestra en las siguientes ecuaciones:

$$RMSE = \sqrt{\frac{\sum_{j=1}^J (FunctionValue_j - RealValue_j)^2}{J}} \quad (2)$$

$$MAPE = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J \left| \frac{FunctionValue_j - RealValue_j}{RealValue_j} \right| \quad (3)$$

$$MAE = \frac{1}{J} \sum_{j=1}^J |FunctionValue_j - RealValue_j| \quad (4)$$

### Resultados

Cuando se trata de analizar los resultados, es fundamental evaluar el rendimiento del modelo. Para ello, es necesario examinar cómo se comporta el modelo en función del tiempo que el paciente permanece hospitalizado. En la figura 4, se muestra un histograma que representa la distribución de los datos de los distintos bloques en función del tiempo de hospitalización del paciente. El objetivo es detectar patrones o tendencias que puedan ayudar a entender mejor los resultados (Tabla II).

Tras la demostración de la solidez y la evaluación del modelo, los distintos bloques se agruparán en función del nombre de la variable médica obtenida por el personal médico para saber qué variables médicas dan mejores resultados (Tabla III).

El error cuadrático medio (RMSE), el error porcentual absoluto medio (MAPE) y el error absoluto medio (MAE) muestran variaciones significativas entre las distintas variables médicas, como era de esperar. Mientras más bajos sean los valores de los tres indicadores, mejor rendimiento tendrá el modelo. Al observar los datos podemos ver que la fiabilidad de los modelos varía con las variables usadas.

### Discusión

En este artículo se ha abordado la relevancia de los gemelos digitales en el ámbito de la medicina. Estos pueden ofrecer un avance significativo al replicar virtualmente el cuerpo humano y los procesos fisiológicos en tiempo real. De esta forma, los profesionales de la salud pueden contar

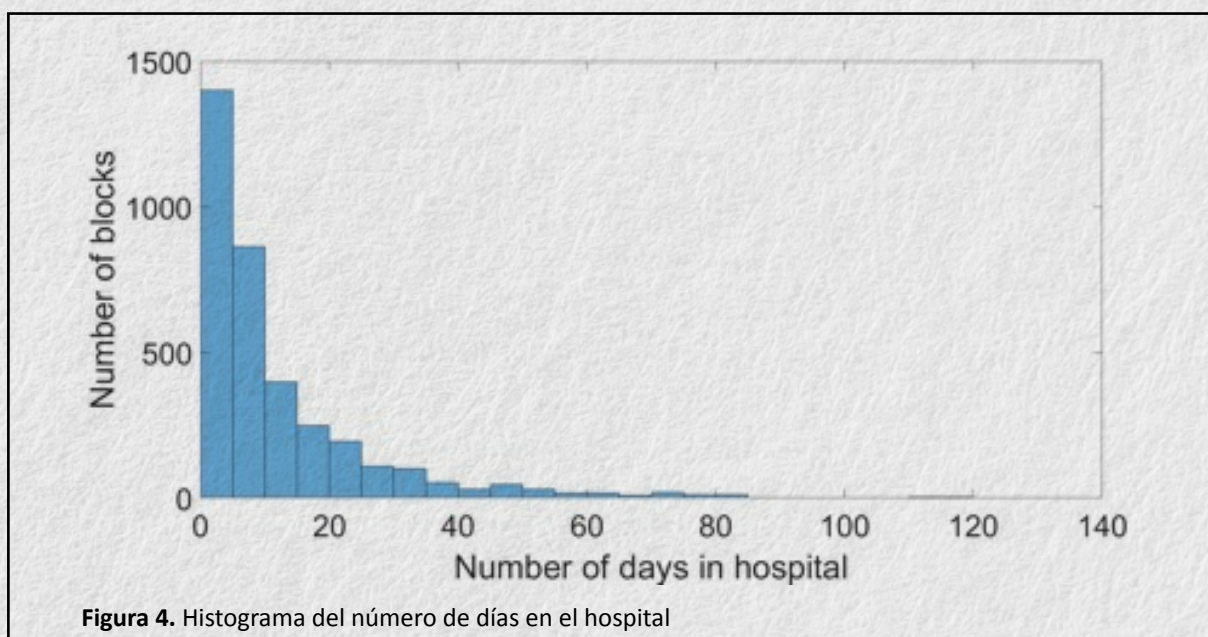


con información precisa y detallada sobre el estado de un paciente, lo que les permite tomar decisiones más informadas y personalizadas en cuanto a su diagnóstico y tratamiento.

En particular, el artículo se centra en cómo elegir las variables y los datos que formarán parte de la base de datos que dará forma a los gemelos digitales. Este proceso se explica en el apartado de metodología, donde se destaca la importancia de determinar las variables analíticas y clínicas que se asocian a una mejor predicción del modelo, un aspecto crucial en el campo de la medicina.

En el ámbito de la pediatría, el uso de los gemelos digitales ofrece múltiples ventajas que permiten mejorar la atención médica y la calidad de vida de los pacientes. La implementación de modelos virtuales que replican el comportamiento y la fisiología de los pacientes permite a los médicos tomar decisiones más informadas y precisas en el diagnóstico, tratamiento y seguimiento de enfermedades.

Otra ventaja importante del uso de los digital twins en la pediatría es la posibilidad de personalizar el tratamiento para cada paciente, teniendo en cuenta las características individuales de cada uno, como la edad, el peso, la estatura y la condición



**Tabla II.** Resultados del modelo con pacientes ingresados durante 20 días o menos

Número de días en el hospital	RMSE	MAPE	MAE
≥20 días	3.07	0.042	2.31
≤ 20 días	12.48	0.201	7.464

**Tabla III.** Resultados de agrupación de datos según variables médicas

VARIABLES MÉDICAS	RMSE	MAPE	MAE
1. CK-MB masa	0.265	0.013	0.182
2. Hemoglobina	0.206	0.005	0.156
3. Procalcitonina	0.356	0.117	0.211
4. Urea sérica	8.144	1.112	5.654
5. Lactato	0.164	0.082	0.117
6. PCR	0.728	0.114	0.531
7. Glucosa en sangre capilar	25.047	0.073	18.333
8. Leucocitos	8.485	0.065	4.414



médica. De esta manera, se pueden desarrollar tratamientos más efectivos y menos invasivos. Además, los gemelos digitales pueden ser utilizados para simular y planificar cirugías y otros procedimientos médicos, lo que reduce los riesgos y el tiempo de recuperación.

En resumen, el uso de los gemelos digitales en la pediatría representa un gran avance en la atención médica, ya que permite una atención más personalizada, eficiente y precisa.

## Bibliografía

1. B.R. Barricelli, E. Casiraghi, D. Fogli A survey on digital twin: definitions, characteristics, applications, and design implications IEEE Access, 7 (2019), pp. 167653-167671
2. M. Alazab et al., "Digital Twins for Healthcare 4.0 - Recent Advances, Architecture, and Open Challenges," in IEEE Consumer Electronics Magazine, 2022, doi: 10.1109/MCE.2022.3208986
3. Wenjie Jia, Wei Wang, Zhenzu Zhang, From simple digital twin to complex digital twin part II: Multi-scenario applications of digital twin shop floor, Advanced Engineering Informatics, Volume 56, 2023, 101915, ISSN 1474-0346, <https://doi.org/10.1016/j.aei.2023.101915>
4. Maggie Mashaly, Connecting the Twins: A Review on Digital Twin Technology & its Networking Requirements, Procedia Computer Science, Volume 184, 2021, Pages 299-305, ISSN 1877-0509, <https://doi.org/10.1016/j.procs.2021.03.039>
5. Hazim Dahir, Jeff Luna, Ahmed Khattab, Kaouther Abrougui, Raj Kumar, Chapter 4 - Challenges of Digital Twin in healthcare, Editor(s): Abdulmotaleb El Saddik, Digital Twin for Healthcare, Academic Press, 2023, pp. 73-95, ISBN 9780323991636, <https://doi.org/10.1016/B978-0-32-399163-6.00009-3>
6. Lupton D Language matters: the 'digital twin' metaphor in health and medicine Journal of Medical Ethics 2021; 47:409
7. J.L. Rojas-Arce, E.C. Ortega-Maldonado The advent of the digital twin: a prospective in healthcare in the next decade IFIP International Conference on Advances In Production Management Systems, Springer, Cham (2021, September), pp. 249-255
8. Moayad Aloqaily, Ouns Bouachir, Fakhri Karray, Chapter 3 - Digital twin for healthcare immersive services: fundamentals, architectures, and open issues, Editor(s): Abdulmotaleb El Saddik, Digital Twin for Healthcare, Academic Press, 2023, Pages 39-71, ISBN 9780323991636, <https://doi.org/10.1016/B978-0-32-399163-6.00008-1>
9. S.D. Okegbile, J. Cai, C. Yi, D. Niyato Human Digital Twin for Personalised Healthcare: Vision, Architecture and Future Directions IEEE Network (2022)
10. Abid Haleem, Mohd Javaid, Ravi Pratap Singh, Rajiv Suman, Exploring the revolution in healthcare systems through the applications of digital twin technology, Biomedical Technology, Volume 4, 2023, Pages 28-38, ISSN 2949-723X, <https://doi.org/10.1016/j.bmt.2023.02.001>