

Gestión de camas hospitalarias durante la pandemia en Navarra con el apoyo de métodos matemáticos de predicción

Isabel Rodrigo-Rincón^{1,2}, Daniel Garcia-Vicuña³, Laida Esparza¹, Sergio Santana-Domínguez¹, Jesús Alfredo Martínez-Larrea¹, Fermin Mallor³

1. Hospital Universitario de Navarra. Servicio Navarro de Salud-Osasunbidea. Pamplona.

2. Instituto de Investigación Sanitaria de Navarra (IdiSNA)

3. Instituto de Smart Cities. Universidad Pública de Navarra. Pamplona.

Correspondencia: Isabel Rodrigo-Rincón. [mi.rodrido.rincon@cfnavarra.es]

Resumen

Durante la pandemia por coronavirus, en Navarra se utilizaron modelos matemáticos de predicción para estimar las camas necesarias, convencionales y de críticos, para atender a los pacientes COVID-19.

Las seis ondas pandémicas presentaron distinta incidencia en la población, ocasionando variabilidad en los ingresos hospitalarios y en la ocupación hospitalaria. La respuesta a la enfermedad de los pacientes no fue constante en cada onda, por lo que, para la predicción de cada una, se utilizaron los datos correspondientes de esa onda.

El método de predicción constó de dos partes: una describió la entrada de pacientes al hospital y la otra su estancia dentro del mismo.

El modelo requirió de la alimentación a tiempo real de los datos actualizados. Los resultados de los modelos de predicción fueron posteriormente volcados al sistema de información corporativo tipo *Business Intelligence*. Esta información fue utilizada para planificar el recurso cama y las necesidades de profesionales asociadas a la atención de estos pacientes en el ámbito hospitalario.

En la cuarta onda se realizó un análisis para cuantificar el grado de acierto de los modelos predictivos. Los modelos predijeron adecuadamente el pico, la meseta y el cambio de tendencia, pero sobreestimaron los recursos necesarios para la atención de los pacientes en la parte descendente de la curva.

El principal punto fuerte de la sistemática utilizada para la construcción de modelos predictivos fue proporcionar modelos en tiempo real con datos recogidos con precisión por los sistemas de información que consiguieron un grado de acierto aceptable permitiendo una utilización inmediata.

Palabras clave. Simulación. Predicción. COVID-19. Gestión. Ocupación camas.

INTRODUCCIÓN

El 11 de marzo de 2020, la Organización Mundial de la Salud declaró que la enfermedad COVID-19 cumplía las características para ser considerada una pandemia. A fecha 8 de agosto de 2022 se habían declarado a nivel mun-

dial más de 581 millones de casos confirmados, incluyendo 6,4 millones de personas fallecidas¹. En esas mismas fechas, el número de casos confirmados notificados en España fue de 13.280.557 y de 111.339 los fallecidos².

En Navarra, a 2 de agosto de 2022 el número acumulado de casos que habían sido hospitalizados fue de 8.838, alcanzando la cifra de 841 el número de pacientes que habían pasado por unidad de críticos. Se produjeron desde el inicio de la pandemia 1.165 defunciones³. Teniendo en cuenta la magnitud de la pandemia a la que las organizaciones sanitarias se enfrentaban, se desplegaron una serie de herramientas y metodologías para tratar de gestionar las necesidades derivadas de la misma. Una de las metodologías utilizadas ha sido la utilización de modelos matemáticos de predicción.

Un modelo predictivo es un método que permite vislumbrar un escenario futuro en función de los datos disponibles. Los modelos predictivos utilizan datos históricos, pero también algoritmos y diferentes técnicas como *machine learning*, modelos ARIMA (*autoregressive integrated moving average*), modelos SEIR o LSTM (*long short-term memory*)⁴.

Han sido múltiples los objetivos que han tenido los modelos predictivos durante la pandemia COVID-19⁴: probabilidad de que un paciente necesite ingreso hospitalario, identificación de los pacientes con más posibilidades de sobrevivir, detección precoz de los casos, detección temprana de pacientes con COVID-19 grave, predicción de número de camas necesarias, la predicción de las estancias de los pacientes, etc. Inicialmente, muchos de los modelos predictivos estaban enfocados en predecir los contagios y, por lo tanto, la difusión de la enfermedad en la población.

Dado el número de ondas epidémicas sucesivas transcurridas, el interés por los modelos predictivos asociados a COVID-19 se ha mantenido dando lugar a un importante número de publicaciones. La estimación de la demanda de camas hospitalarias es fundamental para tomar decisiones acertadas sobre las operaciones clínicas y la asignación de recursos. Menon y col⁵ ya expusieron la importancia de estimar la capacidad de camas de cuidados intensivos, así como desarrollar una adecuada planificación de contingencia, durante las epidemias de gripe en Inglaterra. La importancia de obtener predicciones del número de camas hospitalarias basadas en el análisis de datos durante la pandemia de COVID-19 se expone en Gitto y col⁶, que considera el caso italiano. Los estudios relacionados con la estimación de camas necesarias durante la pandemia COVID-19 son numerosos y abarcan regiones de todo el mundo. Litton y col⁷ analizaron la situación de camas de unidades de Cuidados Intensivos (UCI) en Australia y alertaron de que la capacidad de camas UCI podría casi triplicarse en respuesta al aumento esperado en la demanda causado por COVID-19. Barasa y col⁸

evaluaron la capacidad del sistema de salud de Kenia para proveer camas de hospitalización general y de UCI. En Canadá, Zhang y col⁹ desarrollaron modelos predictivos que utilizan los datos de COVID-19 y los factores relacionados con la pandemia para pronosticar con precisión la utilización de recursos hospitalarios. Peña y Espinosa¹⁰ en Chile, Deschepper y col¹¹ en Bélgica, Bekker y col¹² en los Países Bajos, y Arslan y col¹³ en Turquía también realizan predicciones sobre el número de camas requeridas en salas de hospital y UCI, entre otros. Esto es esencial, no solamente para evitar importantes dilemas éticos relacionados con el triaje de pacientes^{14,15}, sino para mantener la efectividad del sistema sanitario.

Para desarrollar estos pronósticos, los modelos susceptible-infectado-recuperado (SIR)¹⁶ o modelos basados en agentes (ABM)¹⁷ se han convertido en herramientas comunes para estimar la demanda de camas de hospital durante la pandemia de COVID-19. La estimación del número de pacientes hospitalizados es el primer paso para pronosticar la demanda de camas hospitalarias en los modelos SIR y ABM. No obstante, es igualmente importante estimar qué recursos sanitarios consumirá cada paciente hospitalizado y durante cuánto tiempo. Esta estimación se basa en la distribución de los tiempos de estancia de los pacientes hospitalizados, así como en las probabilidades de ser trasladados a la UCI. Los modelos de simulación de eventos discretos se utilizan para imitar la dinámica de los pacientes hospitalizados, que asumen modelos paramétricos para la distribución de tiempos de estancia en planta y en la UCI. Los métodos de simulación proporcionan estimaciones confiables y robustas, que permiten administrar los recursos hospitalarios de la manera más eficiente, si los modelos se ajustan a la trayectoria real de los pacientes internados en las instalaciones del hospital.

Por todo ello, en Navarra, desde el comienzo de la pandemia se identificó la conveniencia de contar con modelos predictivos de necesidades de recursos, especialmente de camas hospitalarias.

VARIABILIDAD ENTRE ONDAS PANDEMICAS: NECESIDAD DE MODELOS PREDICTIVOS

En Navarra, utilizamos a lo largo de toda la pandemia modelos matemáticos de predicción para estimar las camas necesarias para atender a los pacientes COVID-19, tanto de hospitalización convencional (incluyendo hospitalización a domicilio) como de críticos. Esto fue debido tanto por el importante número de casos COVID-19 que necesitaban ingreso, como por la repercusión que las necesidades COVID-19 tenían en la gestión de los

pacientes no COVID-19: reconversión de plantas no COVID-19, cancelación de cirugías no urgentes o reorganización de los profesionales sanitarios⁵.

Las ondas pandémicas presentaron distinta incidencia en la población y ocasionó variabilidad en la serie de ingresos hospitalarios y también en la ocupación hospitalaria, impactando todo ello en la necesidad de cuidados. Desde que ingresó el primer paciente por COVID-19 en Navarra el 28 de febrero de 2020, se han observado un total de seis ondas pandémicas completas en los primeros dos años de pandemia. En la figura 1 se muestra la serie de ingresos hospitalarios diarios y la ocupación hospitalaria en Navarra durante las seis primeras ondas pandémicas. Se observa que, dentro de un mismo ámbito geográfico como es Navarra, han tenido lugar ondas pandémicas totalmente distintas en relación a los ingresos y al impacto hospitalario. Se aprecia cómo la ocupación máxima y los patrones de crecimiento y decrecimiento en la ocupación de camas difieren entre ondas.

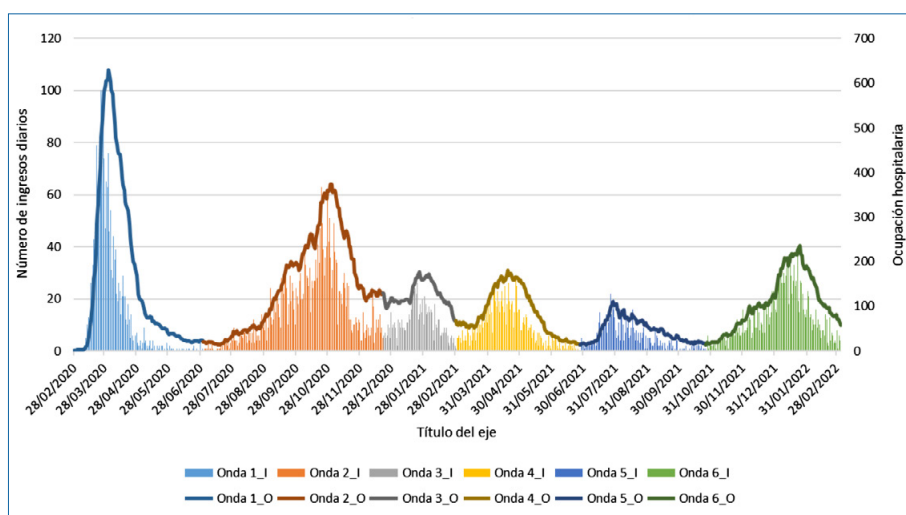


Figura 1. Serie de los ingresos diarios (barras) y ocupación hospitalaria (línea continua) en Navarra durante las seis primeras ondas pandémicas.

Además, existe una variabilidad en el perfil de pacientes ingresados (edad y sexo) y su gravedad (necesidad de ingreso en UCI). En la tabla 1 se muestran, para cada una de las ondas, los porcentajes de ingreso en UCI, de hombres ingresados, y de pacientes mayores de 65 años. Se observa que el requerimiento de ingreso en UCI ha ido en aumento con el paso del tiempo, a excepción de la última onda que se ha reducido. La proporción de hombres ingresados siempre supera al de las mujeres y los pacientes

mayoritarios han sido aquéllos con más de 65 años, excepto en las ondas 4 y 5. También en la tabla 1 se indica el número de pacientes que ha ingresado en el hospital en cada onda distinguiendo por la necesidad de ir a UCI o no, por género (hombre y mujer) y por edad (menores de 45 años, entre 40 y 65 años y mayores de 65 años).

Tabla 1. Características de los pacientes ingresados en Navarra durante cada una de las seis primeras ondas pandémicas

			Onda					
			1	2	3	4	5	6
Sexo, hombre, %			53,58	52,9	50,85	57,75	58,96	54,26
Edad, >65 años, %			61,07	53,8	62,35	43,51	40,37	58,68
Ingreso en UCI, %			7,89	9,33	11,5	13,95	15,75	9,52
Con UCI	Hombre	≤ 40	4	4	1	3	14	5
		40 – 65	39	68	20	48	31	47
		> 65	54	90	39	43	14	42
	Mujer	≤ 40	2	6	2	4	13	6
		40 – 65	19	48	11	23	15	31
		> 65	23	33	15	23	7	22
Sin UCI	Hombre	≤ 40	44	103	17	46	81	76
		40 – 65	272	513	119	247	86	239
		> 65	545	634	193	209	126	463
	Mujer	≤ 40	63	130	20	50	63	94
		40 – 65	253	361	98	162	53	166
		> 65	470	679	230	174	94	416

Por otro lado, la respuesta a la enfermedad de los pacientes no ha sido constante en cada onda. Existe una variabilidad en el tiempo de estancia tanto en planta como en UCI entre ondas. En la tabla 2 se muestra, para cada onda pandémica, el número de pacientes ingresados en el hospital, con y sin ingreso en UCI, así como los días de estancia media. A pesar de que el número de ingresos totales ha tenido altibajos, entre otros factores por el impacto de la vacunación, se observa que los tiempos medios de estancia han disminuido en ambos casos, sobre todo en comparación con la primera onda.

Se concluye de los datos anteriores que cada onda pandémica es diferente y afecta de forma distinta a la población en Navarra. La utilización de modelos de predicción ajustados a ondas pandémicas anteriores en el mismo u otro lugar produce errores conducentes a una deficiente toma de decisiones (además de no poderse aplicar en la primera de las ondas pandémicas). Por lo tanto, los modelos de predicción de ocupación de camas (y otras varia-

bles de interés) deben fundamentarse en el análisis de los datos registrados, en tiempo real, de la onda pandémica actual. Además, las ondas epidémicas también variaban entre las distintas comunidades autónomas, dificultando la obtención de un modelo que pudiera servir para todas ellas.

Tabla 2. Ingresos y días de estancia en el hospital, con y sin requerimiento de UCI, de los pacientes de cada onda pandémica en Navarra

Onda	1	2	3	4	5	6
Ingresos sin UCI						
n	1.647	2.420	677	888	503	1.454
Estancia media (DE)	11,43 (10,38)	10,05 (12,88)	9,47 (7,82)	8,64 (7,34)	8,65 (7,99)	8,85 (9,66)
Ingresos en UCI						
n	141	249	88	144	94	153
Estancia media (DE)	37,91 (30,47)	28,83 (21,58)	29,17 (24,27)	28,64 (27,43)	26,44 (18,42)	27,04 (23,54)

DE: desviación estándar.

MODELO DE PREDICCIÓN EN TIEMPO REAL PARA LA OCUPACIÓN DE CAMAS

Se ha desarrollado un modelo de simulación para predecir la ocupación de las camas de hospitalización convencional y de UCI para los pacientes de COVID-19. Este método de predicción consta de dos partes principales: la primera, modela la llegada de pacientes al hospital, y su propósito fue simular futuras secuencias de ingresos hospitalarios. La segunda parte simula la estancia del paciente en el hospital, es decir, el flujo de pacientes COVID-19 ya ingresados en el hospital y que ingresarán en el futuro. Por lo tanto, una parte describió la entrada de pacientes al hospital y la otra su estancia dentro del mismo.

En la primera parte del método, se utilizaron modelos de crecimiento poblacional para modelar la serie de ingresos hospitalarios durante una onda pandémica. Utilizando la serie de datos de los ingresos diarios registrados hasta la fecha presente, se obtiene mediante ajuste estadístico una estimación de la curva que describe el comportamiento completo de la onda pandémica. Esta curva proporciona el número esperado de ingresos diarios en el futuro, cuyos valores son utilizados para simular, a partir de, modelos de Poisson no homogéneos, la llegada de pacientes en los siguientes días. Cada simulación de una serie de pacientes ingresados en los siguientes días recrea

un futuro posible. Con el ordenador es posible la simulación de cientos (miles) de esos futuros posibles. En la Figura 2 se muestra, en la parte superior, el ajuste obtenido de la curva a los datos históricos en un día de la cuarta onda en Navarra. La gráfica superior izquierda, de ingresos hospitalarios acumulados, y la gráfica superior derecha, de ingresos diarios, muestran en negro los datos registrados hasta el día que se realiza el ajuste, y en verde la curva estimada para toda la onda pandémica. Las gráficas de la parte inferior de la Figura 3. Comparación entre la predicción realizada en Navarra durante la cuarta onda, para el número de camas ocupadas en el hospital, y la ocupación real. figura 2 muestran el ajuste de ambas curvas, acumulada y diaria, utilizando todos los datos correspondientes a la cuarta onda en Navarra.

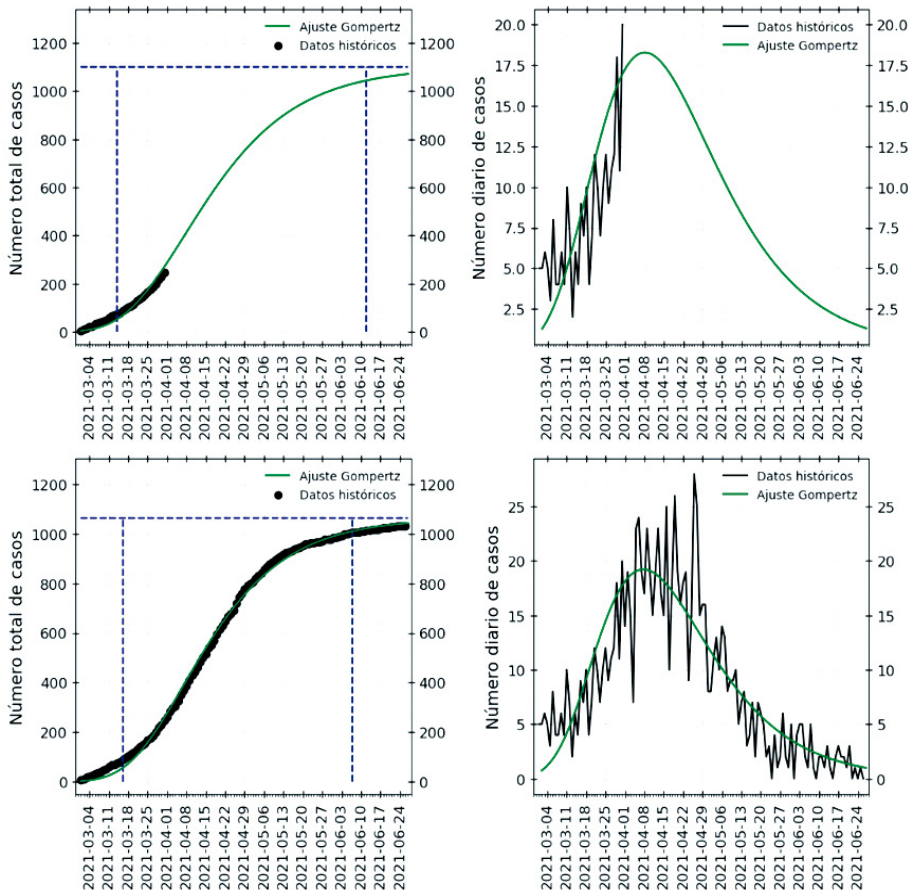


Figura 2. Modelado de los nuevos ingresos al hospital por medio de un ajuste a los datos históricos utilizando curvas de crecimiento poblacional. Datos de la cuarta onda epidémica en Navarra.

La segunda parte del método de predicción consiste en un modelo de simulación de eventos discretos que reproduce la estancia de cada paciente COVID-19 en el hospital. Para cada paciente, se decide si su ingreso es en UCI o en planta. A los pacientes ingresados en planta se les asigna un tiempo de estancia hasta el alta o un tiempo hasta su traslado a UCI. A cada paciente que precisa ingreso en UCI se le asigna un tiempo de estancia en UCI, y el destino al finalizar su estancia, volver a planta en caso de estabilización o salida del hospital en caso de fallecimiento. Por último, a cada paciente que es transferido de UCI a planta se le asigna un tiempo de estancia en planta hasta su alta hospitalaria. La trayectoria hospitalaria y los tiempos de estancia de cada uno de los pacientes se obtienen mediante muestreo de distribuciones de probabilidad que son estimadas utilizando los datos registrados por los sistemas de información hospitalaria hasta el momento. Los detalles matemáticos de este modelo de simulación estocástica y de cómo son utilizados los datos para estimar las distribuciones de probabilidad pueden consultarse en García-Vicuña et al¹⁸.

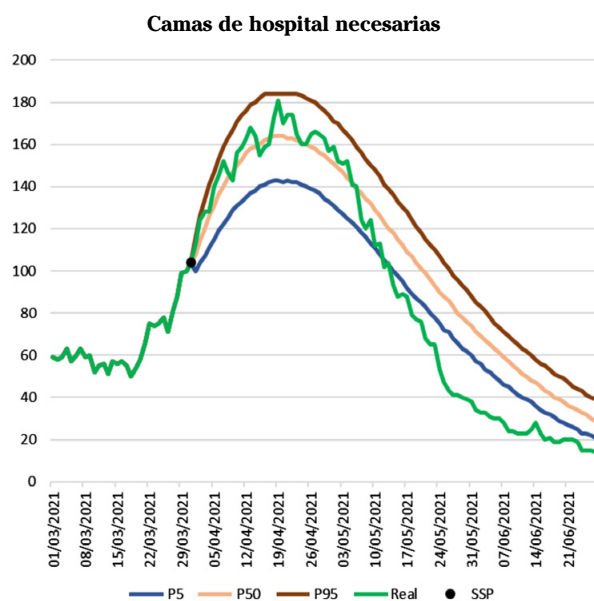


Figura 3. Comparación entre la predicción realizada en Navarra durante la cuarta onda, para el número de camas ocupadas en el hospital, y la ocupación real.

El resultado de este método de predicción es el número de camas de hospital que son necesarias para atender a todos los pacientes COVID-19 durante los siguientes días de pandemia, para cada uno de los posibles futuros simulados. Estos valores se tratan estadísticamente para proporcionar una estimación mediana y bandas de predicción para el número de camas necesarias. En la figura 3 se muestra una gráfica con los resultados

obtenidos el 31 de marzo de 2021, durante la cuarta onda en Navarra. En la gráfica, se representa por medio de un punto negro el momento en el que se realiza la predicción, del cual parten las tres bandas que constituyen la predicción de la necesidad de camas de hospitalización convencional: percentil 95 (banda roja), percentil 50 (banda naranja) y percentil 5 (banda azul). La línea verde indica la evolución real de las camas hospitalarias que fueron necesarias en Navarra durante la cuarta onda.

UTILIZACIÓN DEL MODELO DE PREDICCIÓN PARA LA GESTIÓN DE CAMAS EN NAVARRA

La utilización de modelos de predicción a tiempo real requiere de la alimentación del modelo de forma continua con datos actualizados. Para ello fue fundamental la implantación previa del proceso de generación de información sobre el coronavirus en Navarra. Sobre la base de datos integrados ya existente en Salud, llamada Bardena, se añadieron réplicas más frecuentes de los sistemas operacionales e integración de la información procedente de los hospitales privados y de los resultados del laboratorio de Microbiología. Con procesos de carga y transformación, toda esta información se anonimiza, formatea, valida y cruza para generar informes, que se han usado para la gestión de la pandemia en Navarra. En la figura 4 se describe gráficamente todo el proceso.

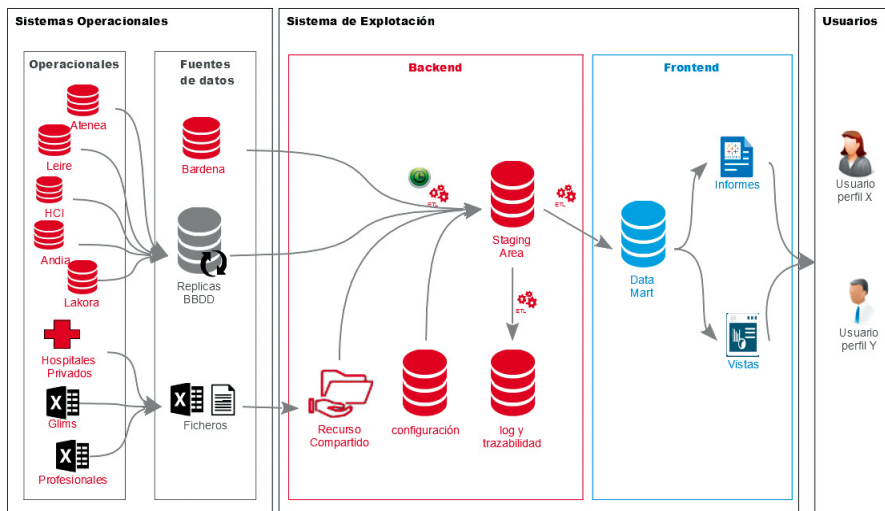


Figura 4. Resumen gráfico del proceso de generación de información sobre el coronavirus en Navarra.

Aprovechando la existencia de este proceso, se diseñó un informe de actualización diaria con los datos de cada ingreso por coronavirus, para alimentar los modelos de predicción. El informe precisa de información sobre los ingresos hospitalarios en el sistema público (tanto convencionales como en UCI) procedentes del sistema operacional Leire y los ingresos en hospitales privados que se reciben también diariamente. Previamente, para conocer los pacientes ingresados por COVID-19 se requería obtener los resultados de pruebas PCR del laboratorio de Microbiología (Glims), que se actualizan cada hora. Todo ello se combina con la base de datos poblacional para añadirle la edad y el sexo de los pacientes. Como resultado se obtiene un fichero en el que cada fila corresponde a un paciente que ha sido ingresado en el hospital desde el inicio de la onda pandémica actual. Para cada uno de esos pacientes se informa de cuatro fechas, día de ingreso en el hospital, día de ingreso en UCI, día de alta de UCI y día de alta del hospital. Si el ingreso en UCI no se ha producido, entonces los campos correspondientes a ambas fechas relacionadas con la UCI se muestran en blanco. También se muestra en blanco la fecha de alta de hospital si ésta no se ha producido. Las cuatro fechas para cada paciente se complementan con dos campos que recogen su edad y sexo.

Para cada onda, se utilizaron los datos correspondientes de esa onda para estimar las distribuciones estadísticas que describen la trayectoria y estancia de los pacientes en el hospital, que alimentan el modelo de simulación. Se requiere un mínimo de días de recogida de datos para asegurar estimaciones estadísticas robustas. Una vez alcanzado ese valor mínimo (en aproximadamente 7/10 días), los modelos estadísticos eran calibrados diariamente, previamente a la ejecución del modelo de simulación.

Los resultados de los modelos de predicción, tanto para camas convencionales como de UCI, eran posteriormente volcados al sistema de información corporativo tipo *Business Intelligence* como un elemento adicional dentro del cuadro de mando de coronavirus. Se dibujaba tanto el percentil 50 como el 5 y el 95. Aunque se toma como referencia para la toma de decisiones el 50, también se consideraba el 95 para estar preparados ante escenarios menos favorables. Todos los miembros del equipo directivo de los centros hospitalarios tenían acceso al mencionado cuadro de mandos.

Debido a que la coordinación de todos los ingresos hospitalarios recayó en la gerencia del HUN, era en este ámbito en el que con mayor frecuencia se reportaba y se debatía la información de los modelos de simulación. La frecuencia dependía de la onda y del momento epidémico, desde reportes diarios en los momentos más álgidos pudiéndose espaciar éstos cuando las condiciones epidemiológicas lo permitían.

Esta información era utilizada para planificar no solamente el recurso cama sino las necesidades de profesionales asociadas a la atención de estos pacientes en el ámbito hospitalario. La planificación de las necesidades se hacía con periodicidad variable (desde diaria a semanal) en función de la situación epidemiológica. Se consideraba que conocer lo que podría suceder en el plazo de una semana, permitía adelantarse para ajustar la gestión de las personas.

Asimismo, interesaba la predicción a medio plazo (10-20 días) que, aunque tenía más posibilidad de estar sujeta a errores, permitía vislumbrar los momentos en los que se podía pasar a normalizar la atención *NO COVID-19*.

Esta información era también trasladada periódicamente a los directivos de los otros centros sanitarios y del equipo directivo del Servicio Navarro de Salud-Osasunbidea y del Departamento de Salud. Entre otras fuentes de información, la proporcionada por los modelos matemáticos eran tenidos en cuenta para indicar las medidas que había que indicar en la población con respecto a la COVID-19. La ocupación hospitalaria, en general, y en particular de la UCI formaban parte de los indicadores con los que se definían niveles de alerta de la comunidad, utilizado para establecer las medidas no farmacológicas (distanciamiento social, uso de mascarillas, etc.).

COMPROBACIÓN DE LA PRECISIÓN Y FIABILIDAD DE LOS MODELOS

Durante el transcurso de la cuarta ola, se realizó un análisis para cuantificar el grado de acierto del modelo predictivo. Se utilizó como marco temporal siete días por considerar que era un periodo en el que eran aceptables las estimaciones realizadas al mismo tiempo que permite cierto margen para la gestión de los recursos. Se consideró el valor 10 la diferencia aceptable entre la predicción de la ocupación de camas y la ocupación real para el conjunto de los hospitales de la comunidad foral. Este número viene dado por cómo se realiza la gestión de los recursos humanos. Por ejemplo, en hospitalización convencional se requiere de una enfermera por cada ocho pacientes hospitalizados.

El modelo de predicción está fundamentado en el análisis de datos, por lo que las primeras predicciones están disponibles una vez que se han registrado los datos de los primeros días de cada onda epidémica. La figura 5 muestra el valor de las predicciones realizadas con siete días de antelación, habiéndose realizado las primeras a mitad del tramo ascendente, momento en el cual se pronosticó todavía unas dos semanas de crecimiento, antes

de estabilizarse y posteriormente decrecer el número de camas necesarias para pacientes COVID-19. Como se puede observar, el modelo predijo adecuadamente el pico, la meseta y el cambio de tendencia de la cuarta ola. En estas fases, el 65% de las predicciones con 7 días de antelación, se correspondieron con los valores reales con una oscilación de 10 camas, situándose el 45% de las predicciones en ± 5 camas con respecto a los valores reales. Sin embargo, las simulaciones en la parte descendente fueron muy conservadoras, superando los valores predichos a los reales entre +14 y +26 camas.

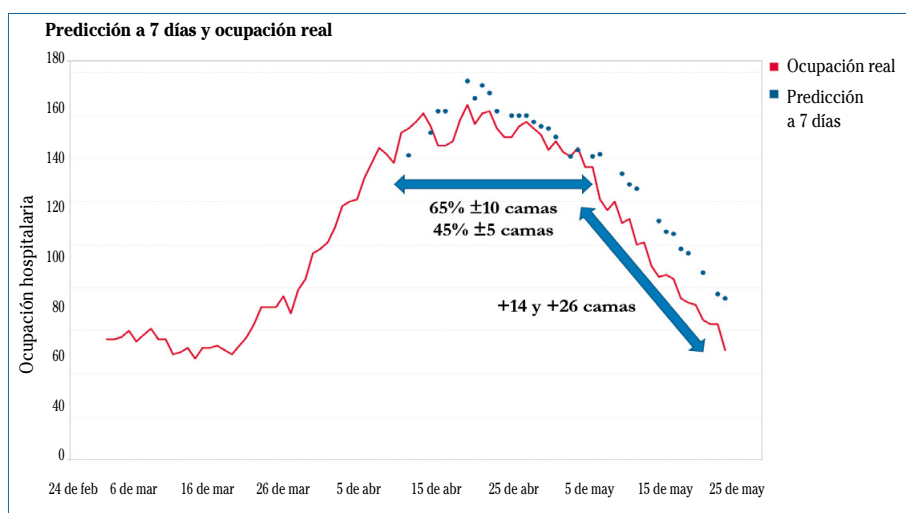


Figura 5. Comparación entre la predicción (mediana) de ocupación de camas realizada en Navarra durante la cuarta onda (puntos azules) y la ocupación real (línea roja).

CONCLUSIÓN

Las predicciones ayudan a la toma de decisiones especialmente en una pandemia desconocida y con comportamiento diferente en cada una de las olas. No obstante, la generación de estos modelos implica la integración diaria de la información de hospitales públicos y privados de la comunidad foral, la ejecución diaria del programa de simulación matemática con ajustes periódicos del modelo, la incorporación de los resultados al cuadro de mando para facilitar la toma de decisiones y la colaboración con expertos en simulación matemática procedente de grupos de investigación y universidades.

Se han utilizado modelos matemáticos de predicción durante las seis ondas porque se observó que las predicciones proporcionados por el mo-

delo de simulación eran, en general, acertadas. Si bien no proporcionaban con exactitud el valor de ocupación de camas durante los próximos días, los valores pronosticados se acercaban a la realidad y permitían fundamentar la toma de decisiones concernientes a la preparación de nuevos espacios y personal para atender a los pacientes COVID-19. Durante la cuarta onda pandémica se realizó un análisis más preciso sobre el grado de acierto del modelo. Como conclusión del análisis, se puede decir que los modelos predicen adecuadamente el pico, la meseta y el cambio de tendencia pero que son conservadores en la parte descendente de la curva sobrestimando los recursos necesarios para la atención de los pacientes.

Ningún modelo de los considerados en los estudios anteriores combina un esquema de predicción de las futuras hospitalizaciones, basado en el ajuste a curvas de crecimiento de poblaciones, con un modelo de simulación de eventos discretos. Ambos modelos predictivos están alimentados con datos recogidos por los sistemas electrónicos hospitalarios en tiempo real.

Teniendo en cuenta que en la cadena epidemiológica el ingreso hospitalario es uno de los últimos elementos en afectarse, signos tempranos que orienten sobre la dinámica de la epidemia pueden tener interés a la hora de construir modelos de predicción de ingresos. Por ello, ha habido discusión sobre predictores como el número de casos, la movilidad de la población, o variables meteorológicas. No obstante, la construcción de modelos basados en ese tipo de variables no está exenta de dificultades metodológicas, especialmente cuando en un inicio se desconocen las variables más relevantes. Un ejemplo ilustrativo es el número de casos. A pesar de que su predicción puede ser relevante para conocer la dinámica epidemiológica en fases iniciales, los cambios de criterio, las distintas estrategias en la realización de los test, etc. han hecho difícil su interpretación y su utilización para estimar las necesidades de camas hospitalaria¹⁹.

Los modelos predictivos son útiles en la medida en la que en “tiempo real” proporcionan escenarios futuros que permitan a los gestores sanitarios tomar las decisiones más adecuadas. El funcionamiento de modelos que expliquen el pasado tienen un interés relativo, ya que solamente van a resultar útiles en el futuro si las variables que influyen en la predicción son conocidas, se comportan de la misma manera y se disponen de la información de la forma y en el momento adecuado.

Cuando se utiliza una aproximación retrospectiva puede haber un sesgo al sobre-estimar la capacidad de acierto de los modelos predictivos en comparación a lo que se podría observar a tiempo real. A posteriori es más fácil conocer las variables más relevantes, además no se ve influido por

los retrasos en la disponibilidad de los datos y el control de calidad de los mismos¹⁹.

El principal punto fuerte de la sistemática que se ha seguido en Navarra para la construcción de modelos predictivos es la de proporcionar modelos en tiempo real que utilizaban datos que eran recogidos con precisión por los sistemas de información hospitalarios, que consiguieron un grado de acierto aceptable, lo que ha permitido su utilización inmediata. La colaboración de grupos de investigación procedentes de la academia y de los hospitales ha supuesto una colaboración muy útil en momentos de incertidumbre.

BIBLIOGRAFÍA

1. World Health Organization (WHO). Coronavirus disease (COVID-19) outbreak. Acceso: 12 de septiembre de 2022. https://covid19.who.int/?adgroupsurvey=%7Badgroupsurvey%7D&gclid=EAIaIQobChMItauFvYq6-QIV7lxoCR2KZgaqEAA-YASABegJE1vD_BwE
2. Ministerio de Sanidad – Profesionales – Situación actual Coronavirus. Acceso: 12 de septiembre de 2022. <https://www.sanidad.gob.es/profesionales/saludPublica/ccayes/alertasActual/nCov/situacionActual.htm>
3. Informe nº 140 Situación de COVID-19 en España a 2 de agosto de 2022. Acceso: 12 de septiembre de 2022. <https://www.isciii.es/QueHacemos/Servicios/VigilanciaSaludPublicaRENAVE/EnfermedadesTransmisibles/Documents/INFORMES/Informes COVID-19/INFORMES COVID-19 2022/informe nº 140 Situación de COVID-19 en España a 2 de agosto de 2022.pdf>
4. SHAKEEL SM, KUMAR NS, MADALLI PP, SRINIVASIAH R, SWAMY DR. Covid-19 prediction models: A systematic literature review. *Osong Public Heal Res Perspect* 2021; 12(4): 215-229. <https://doi.org/10.24171/J.PHRP.2021.0100>
5. MENON DK, TAYLOR BL, RIDLEY SA. Modelling the impact of an influenza pandemic on critical care services in England. *Anaesthesia* 2005; 60(10): 952-954. <https://doi.org/10.1111/j.1365-2044.2005.04372.x>
6. GITTO S, DI MAURO C, ANCARANI A, MANCUSO P. Forecasting national and regional level intensive care unit bed demand during COVID-19: The case of Italy. *PLoS One* 2021; 16(2): e0247726. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0247726>
7. LITTON E, BUCCI T, CHAVAN S, HO YY, HOLLEY A, HOWARD G et al. Surge capacity of intensive care units in case of acute increase in demand caused by COVID-19 in Australia. *Med J Aust* 2020; 212(10): 463-467. <https://doi.org/10.5694/mja2.50596>
8. BARASA EW, OUMA PO, OKIRO EA. Assessing the hospital surge capacity of the Kenyan health system in the face of the COVID-19 pandemic. *PLoS One* 2020; 15(7): e0236308. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0236308>
9. ZHANG J, PATHAK HS, SNOWDON A, GREINER R. Learning models for forecasting hospital resource utilization for COVID-19 patients in Canada. *Sci Rep* 2022; 12: 8751. <https://doi.org/10.1038/s41598-022-12491-z>

10. PEÑA VH, ESPINOSA A. Predictive modeling to estimate the demand for intensive care hospital beds nationwide in the context of the COVID-19 pandemic. *Med-wave* 2020; 20(9): e8039. <https://doi.org/10.5867/medwave.2020.09.8039>
11. DESCHEPPER M, EECKLOO K, MALFAIT S, BENOIT D, CALLENS S, VANSTEELENDT S. Prediction of hospital bed capacity during the COVID- 19 pandemic. *BMC Health Serv Res* 2021; 21: 468. <https://doi.org/10.1186/s12913-021-06492-3>
12. BEKKER R, UIT HET BROEK M, KOOLE G. Modeling COVID-19 hospital admissions and occupancy in the Netherlands. *Eur J Oper Res* 2023; 304(1): 207-218. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2020.575145>
13. ARSLAN S, OZDEMIR MY, UCAR A. Nowcasting and Forecasting the spread of COVID-19 and healthcare demand in Turkey, a modeling study. *Front Public Heal* 2021; 8: 575145. <https://doi.org/10.3389/fpubh.2020.575145>
14. AZCARATE C, ESPARZA L, MALLOR F. The problem of the last bed: Contextualization and a new simulation framework for analyzing physician decisions. *Omega* 2020; 96: 102120. <https://doi.org/10.1016/j.omega.2019.102120>
15. GARCIA-VICUÑA D, ESPARZA L, MALLOR F. Safely learning intensive care unit management by using a management flight simulator. *Oper Res Heal Care* 2020; 27: 100274. <https://doi.org/10.1016/j.orhc.2020.100274>
16. WEISSMAN GE, CRANE-DROESCH A, CHIVERS C, LUONG TB, HANISH A, LEVY MZ et al. Locally informed simulation to predict hospital capacity needs during the COVID-19 pandemic. *Ann Intern Med* 2020; 173(1): 21-28. <https://doi.org/10.7326/M20-1260>
17. HADLEY E, RHEA S, JONES K, LI L, STONER M, BOBASHEV G. Enhancing the prediction of hospitalization from a COVID-19 agent-based model: A bayesian method for model parameter estimation. *PLoS One* 2022; 17(3): e0264704. <https://doi.org/10.1371/journal.pone.0264704>
18. GARCIA-VICUÑA D, ESPARZA L, MALLOR F. Hospital preparedness during epidemics using simulation: the case of COVID-19. *Cent Eur J Oper Res* 2022; 30: 213-249. <https://doi.org/10.1007/s10100-021-00779-w>
19. PAIREAU J, ANDRONICO A, HOZÉ N, LAYAN M, CRÉPEY P, ROUMAGNAC A et al. An ensemble model based on early predictors to forecast COVID-19 health care demand in France. *Proc Natl Acad Sci USA* 2022; 119(18): e2103302119. <https://doi.org/10.1073/pnas.2103302119>