












Identificación de niños en riesgo de faltar a teleconsultas: desarrollo de un modelo predictivo durante la pandemia por COVID-19

Mariano E. Ibarra¹ , Agustina del R. Sbruzzi¹ , Emiliano Gigliotti¹ , Romina A. Ledesma¹ , Pablo G. Domínguez¹, Manuel Rodríguez Tablado² , Cecilia Palermo² , Guillermo Rojas² , Adrián R. Gómez³ , María L. Peroni³ , Analía J. Baum⁴ , Diego H. Giunta^{3,5,6} 

RESUMEN

Introducción. Si bien el uso de la teleconsulta creció en forma exponencial desde la pandemia por COVID-19, el ausentismo a teleconsultas es un tema poco estudiado. Nos propusimos desarrollar y validar un modelo predictivo para identificar a pacientes con alto riesgo de faltar a teleconsultas.

Métodos. Cohorte retrospectiva. Incluimos teleconsultas desde 01/08/2020 al 31/03/2021. Incluimos como predictores las características clínicas de los pacientes, el historial de faltas, las características del turno, los determinantes sociales de la salud y las condiciones climáticas. Desarrollamos un modelo predictivo utilizando regresión logística multivariada de efectos mixtos.

Resultados. Incluimos 3339 turnos de teleconsulta, tasa de ausentismo del 11,35 % (IC95% 10,3-12,5). Dentro de los factores de riesgo de ausentismo, encontramos que la cobertura de salud pública (OR 2,2) y tener otros turnos el mismo día (OR 3,2) aumentaron la probabilidad de ausentismo. Por otro lado, tener una condición crónica (OR 0,5) y la cantidad de turnos previos solicitados (OR 0,7) se comportaron como factores protectores. El modelo predictivo final incluyó 19 variables y 4 interacciones, con un área bajo la curva ROC de 0,72 (IC95% 0,7-0,8) y una pendiente de calibración de 0,78 (IC95% 0,6-0,9), indicando un ligero sobreajuste.

Conclusión. En este estudio desarrollamos y validamos un modelo predictivo con capacidad para identificar a niños con alto riesgo de faltar a una teleconsulta. Este modelo es útil para guiar estrategias destinadas a disminuir el ausentismo a teleconsultas.

Palabras clave: teleconsulta; telemedicina; ausentismo; algoritmos de predicción; pediatría.

doi (español): <http://dx.doi.org/10.5546/aap.2025-10749>

doi (inglés): <http://dx.doi.org/10.5546/aap.2025-10749.eng>

Cómo citar: Ibarra ME, Sbruzzi A del R, Gigliotti E, Ledesma RA, Domínguez PG, Rodríguez Tablado M, et al. Identificación de niños en riesgo de faltar a teleconsultas: desarrollo de un modelo predictivo durante la pandemia por COVID-19. *Arch Argent Pediatr.* 2026;e202510749. Primero en Internet 15-ENE-2026.

¹ Hospital General de Niños Pedro Elizalde, Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Argentina; ² Gerencia de Gestión Información y Estadística, Ministerio de Salud, Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Argentina; ³ Universidad Hospital Italiano de Buenos Aires, Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Argentina; ⁴ Dirección General de Sistemas de Información Sanitaria, Ministerio de Salud, Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Argentina; ⁵ Consejo Nacional de Investigaciones Científicas y Técnicas, Ciudad Autónoma de Buenos Aires, Argentina; ⁶ Centro de Farmacoepidemiología, División de Epidemiología Clínica, Departamento de Medicina, Solna, Karolinska Institutet, Suecia.

Correspondencia para Mariano E. Ibarra: marianoestebanibarra@gmail.com

Financiamiento: Este estudio fue financiado por una Beca Salud Investiga del Ministerio de Salud de la Nación Convocatoria 2020-2021 otorgada a Mariano E. Ibarra y Diego H. Giunta.

Conflicto de intereses: Ninguno que declarar.

Recibido: 12-5-2025

Aceptado: 26-9-2025



Esta obra está bajo una licencia de Creative Commons Atribución-No Comercial-Sin Obra Derivada 4.0 Internacional. Atribución — Permite copiar, distribuir y comunicar públicamente la obra. A cambio se debe reconocer y citar al autor original. No Comercial — Esta obra no puede ser utilizada con finalidades comerciales, a menos que se obtenga el permiso. Sin Obra Derivada — Si remezcla, transforma o crea a partir del material, no puede difundir el material modificado.

INTRODUCCIÓN

El ausentismo en pediatría representa un desafío significativo, ya que se asocia con peores resultados en la salud de los pacientes¹⁻³ y contribuye al aumento de los gastos sanitarios principalmente por pérdida de ingresos.^{4,5} Además, perpetúa las inequidades existentes en el acceso a la salud porque los pacientes de entornos socioeconómicos desfavorecidos tienen una mayor probabilidad de faltar a sus turnos programados.⁶

Desde la pandemia por COVID-19, las teleconsultas han experimentado un aumento significativo. A pesar de que se espera que su integración en la práctica pediátrica siga creciendo,^{7,8} la investigación sobre el ausentismo en esta modalidad es todavía escasa. Este vacío de conocimiento contrasta con la amplia evidencia sobre las consultas presenciales, donde las tasas de ausentismo alcanzan un promedio del 23 %.⁹ Comprender el fenómeno en el contexto virtual es, por lo tanto, fundamental.

Si bien existen estrategias para reducir el ausentismo, su implementación de forma universal (por ejemplo, enviando recordatorios a cada paciente) resulta costosa y poco eficiente.^{10,11} Aquí es donde los modelos predictivos surgen como una herramienta de alto potencial. Estos modelos permiten identificar y estratificar los turnos según su probabilidad de ausentismo,^{12,13} lo que facilita la implementación de intervenciones focalizadas y costo-efectivas, dirigidas únicamente a los pacientes con mayor riesgo.

Considerando el aumento de las teleconsultas pediátricas desde la pandemia por COVID-19 y la falta de información sobre los resultados de su implementación, nuestro objetivo fue estimar la tasa de ausentismo a teleconsultas durante la pandemia por COVID-19 en el Hospital General de Niños Pedro de Elizalde (HGNPE), identificar si existieron factores explicativos asociados, y desarrollar y validar un modelo predictivo de ausentismo a teleconsultas pediátricas.

MÉTODOS

Estudio de cohorte retrospectiva. Incluimos todos los turnos de teleconsultas pediátricas agendadas para pacientes de 1 mes a 18 años en el HGNPE entre el 1 de agosto de 2020 y el 31 de marzo de 2021. Excluimos los turnos de teleconsulta espontáneos. El HGNPE, un centro pediátrico en la Ciudad de Buenos Aires, asiste principalmente a pacientes del Área Metropolitana

de la Ciudad de Buenos Aires. Para la atención ambulatoria, utiliza un sistema de historia clínica electrónica. Durante la pandemia por COVID-19, se implementó la teleconsulta (únicamente mediante videollamada o llamada telefónica) para asegurar la continuidad de la atención a distancia.

La unidad de análisis fue el turno de teleconsulta agendado. La variable de resultado fue ausentismo. Categorizamos como ausentes a todas las teleconsultas agendadas que no se realizaron, sin importar el motivo. Las cancelaciones no pudieron ser discriminadas, ya que el sistema de turnos no tenía opción de cancelación.

Evaluamos potenciales predictores de ausentismo de los siguientes dominios:

- 1. Características basales de los pacientes:** incluye variables demográficas y administrativas que construyen un perfil de riesgo inicial del paciente.
- 2. Proceso de solicitud de la teleconsulta:** incluye variables sobre la gestión del turno, como el tiempo de antelación con que fue solicitado. Un mayor lapso entre la solicitud y la consulta es un conocido factor de riesgo que incrementa la probabilidad de olvido.
- 3. Historial de turnos del paciente:** describe el comportamiento histórico del paciente respecto a sus citas previas (presenciales y teleconsultas). El comportamiento previo de un paciente es un predictor fuerte del comportamiento futuro.
- 4. Características de la teleconsulta agendada:** contiene información específica del turno, como el día, la hora y la especialidad. Su inclusión permite al modelo identificar patrones temporales y logísticos, ya que ciertos horarios o la superposición con otros turnos pueden generar conflictos de agenda que aumenten el riesgo de ausentismo.
- 5. Características clínicas y comorbilidades del paciente:** resume la condición de salud del paciente, destacando la presencia de enfermedades crónicas.
- 6. Determinantes sociales de salud:** incorpora indicadores socioeconómicos y demográficos a nivel poblacional para contextualizar el entorno de los pacientes y su familia. Decidimos evaluar variables como la proporción de adultos mayores o de mujeres en edad fértil porque, a falta de datos individuales sobre la estructura familiar en la historia clínica, estos indicadores actúan como un *proxy* del entorno del paciente.

7. Características del clima: incluye variables meteorológicas del día de la consulta para explorar si las condiciones climáticas influyen en el ausentismo a teleconsultas.

8. Aislamiento social: períodos de aislamiento (ASPO)¹⁴ y distanciamiento (DISPO)¹⁵ social durante la pandemia. Aporta información sobre cambios en el comportamiento social y el acceso a la consulta.

Incluimos como material complementario la operacionalización completa y detallada de todas las variables de estudio.

Extrajimos la información administrativa y clínica de la historia clínica electrónica (HCE). Solicitamos al Servicio Meteorológico Nacional las variables climáticas.¹⁶ Los datos retrospectivos sobre los determinantes sociales de la salud suelen estar ausentes en las historias clínicas.¹⁷ Para superar este problema, construimos los predictores de los determinantes sociales de salud con datos agregados a nivel del radio censal (agrupa en promedio 300 viviendas y es la mínima unidad utilizada para la recolección de los datos rutinarios de censos poblacionales en nuestro país) del Censo Nacional de Población, Hogares y Vivienda 2010.¹⁸ Asignamos el radio censal correspondiente a cada paciente utilizando georreferenciamiento.

Análisis estadístico

Dividimos la muestra aleatoriamente en un grupo de generación (2/3 de la muestra) y un grupo de validación (1/3 de la muestra). Evaluamos en el grupo de generación la asociación univariada entre cada potencial predictor y ausentismo utilizando un modelo de regresión logística de efectos mixtos considerando la natural agrupación entre las teleconsultas agendadas del mismo paciente. Utilizamos una ordenada al origen aleatoria (efecto aleatorio) y cada factor como efecto fijo. Estimamos los odds ratio (OR) para ausentismo con sus intervalos de confianza del 95 % (IC95%) y sus *p* valores.

Incorporamos las variables significativas en el análisis univariado y todas aquellas consideradas de relevancia para generar varios modelos alternativos. Evaluamos la colinealidad entre predictores gráficamente y con el coeficiente de correlación de Pearson. Evaluamos la presencia de interacción con términos de interacción solo para combinaciones de 2 variables con sentido clínico a criterio del equipo de investigadores. Excluimos variables colineales y consideramos

solo las interacciones significativas para su inclusión en los modelos. Evaluamos la confiabilidad de la estimación de la cuadratura del modelo y consideramos como candidatos solo los modelos con diferencias relativas menores a 0,01 para cada parámetro estimado. Comparamos los distintos modelos predictivos alternativos utilizando el Criterio de Información de Akaike (AIC) y la performance diagnóstica del modelo utilizando curvas ROC. Finalmente, seleccionamos el modelo con mayor área bajo la curva ROC y menor AIC.

Validamos el modelo seleccionado estimando la discriminación (área bajo la curva ROC) y la calibración (*calibration in the large* [CITL] y pendiente de calibración) en el conjunto de datos de generación y validación.¹⁹ CITL compara la media de probabilidades predichas con la media de probabilidades observadas. Cuando CITL > 0, el modelo subestima la probabilidad de ausentismo (la probabilidad de ausentismo observada es mayor a la predicha por el modelo). Cuando CITL < 0, el modelo sobreestima la probabilidad de ausentismo (la probabilidad predicha por el modelo es mayor que la observada). La pendiente de calibración indica si la calibración se mantiene en todo el rango de observaciones. Una pendiente < 1 indica sobreajuste. Por el contrario, una pendiente > 1 sugiere subajuste.

Consideramos significativo un valor de *p* < 0,05. El análisis estadístico se realizó utilizando el *software* STATA versión 16 (Texas USA).

Consideraciones éticas

Los datos fueron anonimizados para proteger la privacidad y confidencialidad de los pacientes. El protocolo fue aprobado por el Comité de Ética de Investigación institucional (número de registro 2392) y registrado en ClinicalTrials.gov (NCT04736680).

RESULTADOS

Incluimos 3339 teleconsultas agendadas correspondientes a 2378 pacientes con un promedio de 1,4 teleconsultas agendadas por paciente. Asignamos aleatoriamente 2226 teleconsultas al grupo de generación y 1113 al grupo de validación. El flujo de inclusión de teleconsultas se muestra en la *Figura 1*.

La mediana de edad de los pacientes fue de 6,37 años sin predominio de sexo biológico. La mayoría de los pacientes tenían domicilio

TABLA 1. Características de todas las teleconsultas (n = 3339)

	Total (n = 3339)	Presentes (n = 2960)	Ausentes (n = 379)
Características basales de los pacientes			
Edad en años ¹	6,37 (2,66-11,30)	6,34 (2,55-11,42)	6,51 (2,94-10,61)
Sexo femenino	49,96 % (1668)	50,34 % (1490)	46,97 % (178)
Domicilio en CABA	31,30 % (1045)	29,80 % (882)	43,10 % (163)
Cobertura de salud pública exclusiva	72,96 % (2436)	71,69 % (2122)	82,85 % (314)
Cantidad de problemas en la HIS ¹	2 (1-4)	2 (1-5)	1 (1-3)
Distancia (km) hasta el Hospital ¹	21 (7-28)	21 (7-28)	16 (6-27)
Tiempo (min) hasta el Hospital ¹	25 (14-37)	25 (14-37)	22 (13-37)
Características del proceso de solicitud de la teleconsulta			
Medio utilizado para la obtención del turno			
Mesón de turnos	91,73 % (3063)	92,74 % (2745)	83,91 % (318)
Call center	8,27 % (276)	7,26 % (215)	16,09 % (61)
Tiempo transcurrido desde que obtuvo el turno hasta la teleconsulta en días ¹	1,81 (0,16-5,81)	1,75 (0,11-5,44)	2,00 (1,00-6,85)
Modalidad de comunicación de la teleconsulta			
Llamada telefónica	85,89 % (1455)	87,47 % (1299)	74,64 % (156)
Videollamada	14,11 % (239)	12,53 % (186)	25,36 % (53)
Historial del paciente			
Cantidad de turnos previos solicitados a cada turno de teleconsulta ¹	1 (0-4)	1 (0-4)	1 (0-2)
Porcentaje de turnos previos perdidos a cada turno de teleconsulta ¹	0 (0-0)	0 (0-0)	0 (0-0)
Cantidad de turnos previos de teleconsulta solicitados a cada turno de teleconsulta ¹	0 (0-1)	0 (0-1)	0 (0-0)
Porcentaje de turnos previos de teleconsulta perdidos a cada turno de teleconsulta ¹	0 (0-0)	0 (0-0)	0 (0-0)
Cantidad de turnos previos presenciales solicitados a cada turno de teleconsulta ¹	1 (0-3)	1 (0-3)	1 (0-2)
Porcentaje de turnos previos presenciales perdidos a cada turno de teleconsulta ¹	0 (0-0)	0 (0-0)	0 (0-0)
Internación al momento del turno	1,23 % (41)	1,28 % (38)	0,79 % (3)
Internación previa al momento del turno	16,35 % (546)	16,79 % (497)	12,93 % (49)
Muerte previa al momento del turno	0 % (0)	0 % (0)	0 % (0)
Características de la teleconsulta agendada			
Teleconsulta de primera vez paciente	67,12 % (2241)	66,42 % (1966)	72,56 % (275)
Hora del día del turno			
8	15,15 % (506)	15,41 % (456)	13,19 % (50)
9	19,05 % (636)	18,85 % (558)	20,58 % (78)
10	17,67 % (590)	17,84 % (528)	16,36 % (62)
11	21,41 % (715)	21,52 % (637)	20,58 % (78)
12	10,06 % (336)	10,14 % (300)	9,50 % (36)
13	10,30 % (344)	10,24 % (303)	10,82 % (41)
14 o más	6,35 % (212)	6,01 % (178)	8,97 % (34)
Horas de alta falta	24,47 % (817)	23,82 % (705)	29,55 % (112)
Día de la semana de la teleconsulta			
lunes	23,96 % (800)	23,61 % (699)	26,65 % (101)
martes	16,17 % (540)	16,72 % (495)	11,87 % (45)
miércoles	22,88 % (764)	23,38 % (692)	19,00 % (72)
jueves	19,05 % (636)	18,72 % (554)	21,64 % (82)
viernes	17,94 % (599)	17,57 % (520)	20,84 % (79)
Días de alta falta	60,95 % (2035)	59,90 % (1773)	69,13 % (262)
Mes de la teleconsulta			
enero	12,58 % (420)	12,53 % (371)	12,93 % (49)
febrero	10,30 % (344)	9,43 % (279)	17,15 % (65)
marzo	7,61 % (254)	7,64 % (226)	7,39 % (28)

abril	8,18 % (273)	8,48 % (251)	5,80 % (22)
agosto	16,32 % (545)	17,40 % (515)	7,92 % (30)
septiembre	17,58 % (587)	18,55 % (549)	10,03 % (38)
octubre	13,30 % (444)	11,93 % (353)	24,01 % (91)
noviembre	6,05 % (202)	5,78 % (171)	8,18 % (31)
diciembre	8,09 % (270)	8,28 % (245)	6,60 % (25)
Meses de alta falta	16,35 % (546)	15,20 % (450)	25,33 % (96)
Presencia de otros turnos ese mismo día en el hospital	14,32 % (478)	13,14 % (389)	23,48 % (89)
Presencia de otros turnos ese mismo día en cualquier efector	0,63 % (21)	0,61 % (18)	0,79 % (3)
Presencia de otros turnos a esa misma hora y día en el hospital	0,24 % (8)	0,20 % (6)	0,53 % (2)
Presencia de otros turnos a esa misma hora y día en cualquier efector	0,03 % (1)	0,03 % (1)	0 % (0)
Servicio o especialidad pediátrica			
Clínica	57,41 % (1917)	56,15 % (1662)	67,28 % (255)
Adolescencia	4,46 % (149)	4,43 % (131)	4,75 % (18)
Reumatología	3,59 % (120)	3,95 % (117)	0,79 % (3)
Nefrología	3,83 % (128)	4,12 % (122)	1,58 % (6)
Inmunología	3,14 % (105)	3,45 % (102)	0,79 % (3)
Neumonología	6,47 % (216)	6,32 % (187)	7,65 % (29)
Otorrinolaringología	8,36 % (279)	8,28 % (245)	8,97 % (34)
Dermatología	3,53 % (118)	3,51 % (104)	3,69 % (14)
Salud Mental	4,13 % (138)	4,43 % (131)	1,85 % (7)
Otra	5,06 % (169)	5,37 % (159)	2,64 % (10)
Especialidad de alta falta	78,02 % (2605)	76,45 % (2263)	90,24 % (342)
Características clínicas y comorbilidades del paciente			
Paciente con enfermedad crónica	51,60 % (1723)	53,18 % (1574)	39,31 % (149)
Enfermedades infecciosas	40,28 % (1345)	41,08 % (1216)	34,04 % (129)
Problemas relacionados a COVID-19	30,01 % (1002)	30,41 % (900)	26,91 % (102)
Enfermedades neurológicas	15,96 % (533)	16,28 % (482)	13,46 % (51)
Enfermedades del sistema respiratorio	14,53 % (485)	14,70 % (435)	13,19 % (50)
Enfermedades cardiológicas	14,26 % (476)	14,83 % (439)	9,76 % (37)
Salud mental	9,88 % (330)	10,24 % (303)	7,12 % (27)
Enfermedades de la piel, de las faneras o estomatológicas	9,40 % (314)	9,83 % (291)	6,07 % (23)
Trastornos del neurodesarrollo	7,10 % (237)	7,16 % (212)	6,60 % (25)
Enfermedades del sistema genitourinario	8,15 % (272)	8,78 % (260)	3,17 % (12)
Enfermedades gastroenterológicas	7,19 % (240)	7,57 % (224)	4,22 % (16)
Vulnerabilidad social o violencia familiar	7,25 % (242)	7,43 % (220)	5,80 % (22)
Enfermedades alérgicas	6,89 % (230)	7,50 % (222)	2,11 % (8)
Enfermedades otorrinolaringológicas	4,88 % (163)	5,14 % (152)	2,90 % (11)
Enfermedades oncohematológicas	5,36 % (179)	5,74 % (170)	2,37 % (9)
Enfermedades traumatológicas	4,07 % (136)	4,32 % (128)	2,11 % (8)
Enfermedades reumatológicas	3,92 % (131)	4,26 % (126)	1,32 % (5)
Enfermedades inmunológicas	4,04 % (135)	4,39 % (130)	1,32 % (5)
Enfermedades endocrinológicas	3,98 % (133)	4,39 % (130)	0,79 % (3)
Enfermedades ginecológicas	2,79 % (93)	2,94 % (87)	1,58 % (6)
Enfermedades genéticas	2,19 % (73)	2,36 % (70)	0,79 % (3)
Determinantes sociales agrupados a nivel del radio censal			
Porcentaje de población de 65 años y más ²	13,16 (6,56)	13,12 (6,55)	13,49 (6,65)
Porcentaje de población de 80 años y más ¹	3,53 (1,68-5,30)	3,48 (1,68-5,30)	3,89 (1,68-5,30)
Relación de niños menores de 5 años/mujeres en edad fértil (fecundidad) ²	27,28 (9,18)	27,26 (9,09)	27,44 (9,87)
Índice de envejecimiento ¹	74,8 (32,23-104,19)	72,43 (32,23-103,31)	83,98 (33,00-112,79)
Porcentaje de mujeres en edad fértil ²	49,52 (5,24)	49,53 (5,24)	49,45 (5,25)
Porcentaje de población nacida en el extranjero ¹	6,59 (4,60-12,93)	6,59 (4,56-12,46)	8,47 (4,94-16,14)
Tasa de analfabetismo ¹	0,70 (0,32-1,64)	0,70 (0,33-1,63)	0,68 (0,27-1,77)
Proporción de personas que nunca asistió a la escuela ¹	1,39 (0,75-2,64)	1,39 (0,75-2,64)	1,48 (0,75-2,63)
Porcentaje de personas con educación terciaria/superior ¹	20,75 (8,16-34,67)	20,75 (8,16-34,67)	21,12 (8,92-34,95)

Porcentaje de población que usa computadora ²	61,38 (12,65)	61,30 (12,53)	62,03 (13,50)
Porcentaje de hogares con hacinamiento crítico ¹	1,77 (0,63-5,32)	1,68 (0,63-5,32)	1,77 (0,63-5,32)
Porcentaje de hogares con agua de red en el hogar ¹	97,65 (88,37-99,23)	97,65 (88,37-99,23)	97,65 (88,37-99,26)
Porcentaje de hogares sin desagüe de inodoro a red pública ¹	8,11 (0,77-93,23)	9,49 (0,85-94,35)	3,7 (0,45-72,22)
Porcentaje de hogares con necesidades básicas insatisfechas ¹	5,63 (1,91-19,27)	5,63 (1,91-19,27)	5,75 (1,62-19,27)
Índice de dependencia potencial ²	51,42 (6,7)	51,42 (6,67)	51,43 (7,06)
Tasa de actividad ²	70,23 (4,37)	70,21 (4,38)	70,41 (4,31)
Tasa de desocupación ²	5,85 (2,81)	5,87 (2,84)	5,77 (2,48)
Tasa de empleo ²	66,14 (4,92)	66,12 (4,96)	66,35 (4,62)
Características del clima			
Temperatura máxima diaria en °C ²	24,23 (5,41)	24,16 (5,49)	24,76 (4,70)
Temperatura mínima diaria en °C ²	15,16 (4,54)	14,58 (5,55)	15,16 (4,54)
Temperatura media diaria en °C ²	19,29 (5,10)	19,22 (5,19)	19,82 (4,26)
Sensación térmica máxima diaria en °C ²	24,21 (5,73)	24,15 (5,83)	24,66 (4,95)
Sensación térmica mínima diaria en °C ²	14,85 (5,68)	14,78 (5,80)	15,4 (4,62)
Precipitación diaria en mm ¹	0,00 (0,00-0,10)	0,00 (0,00-0,10)	0,00 (0,00-0,30)
Presión barométrica diaria en hPa ²	1012,90 (5,81)	1012,88 (5,89)	1013,10 (5,15)
Humedad relativa del aire diaria en % ²	0,65 (0,13)	0,65 (0,13)	0,66 (0,12)
Características de la pandemia			
Tipo de aislamiento			
ASPO	49,18 % (1642)	49,73 % (1472)	44,85 % (170)
DISPO	50,82 % (1697)	50,27 % (1488)	55,15 % (209)

CABA: Ciudad Autónoma de Buenos Aires, HIS: historia integral de salud, Hospital: Hospital General de Niños Pedro de Elizalde, ASPO: aislamiento social preventivo y obligatorio, DISPO: distanciamiento social preventivo y obligatorio.

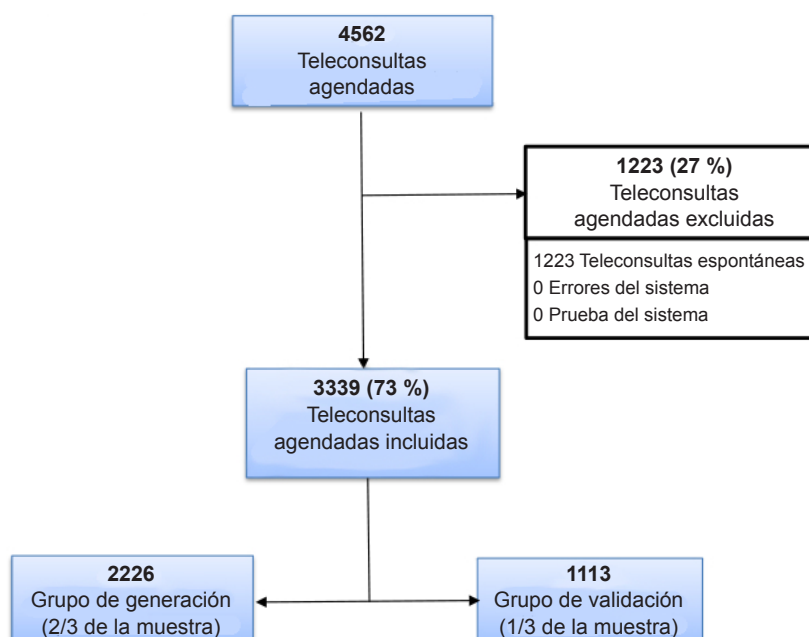
Variables categóricas: % (N).

Variables continuas: 1. mediana (intervalo intercuartílico); 2. media (desviación estándar) según la distribución observada.

fuera de la Ciudad Autónoma de Buenos Aires (CABA) (mediana de distancia al HGNPE de 21 km) y cobertura de salud pública exclusiva.

En la *Tabla 1* se detallan las características de las teleconsultas. En material complementario *Tabla S-1*, se describen las características

FIGURA 1. Flujo de inclusión de teleconsultas



basales de los pacientes.

De las 3339 teleconsultas incluidas, 379 no fueron realizadas (ausentismo 11,35 %, IC95% 10,32-12,47).

La cobertura de salud pública exclusiva, residir fuera de CABA, nacionalidad extranjera y tener otro turno agendado en el mismo día se asociaron con mayor riesgo de ausentismo. Identificamos como factores protectores tener una condición crónica, la cantidad de turnos previos de teleconsulta y la solicitud del turno en persona. En la *Figura 2* se presentan los principales predictores evaluados. En la *Tabla S-2* en material complementario, se describen todos los predictores evaluados.

El modelo predictivo final incluyó 19 variables, 1996 observaciones de 2226 posibles, un AIC de 1244,9 y un ABC de 0,77 (IC95% 0,74-0,81). La modalidad de teleconsulta fue excluida debido a un 50 % de datos perdidos. En la *Tabla 2* se

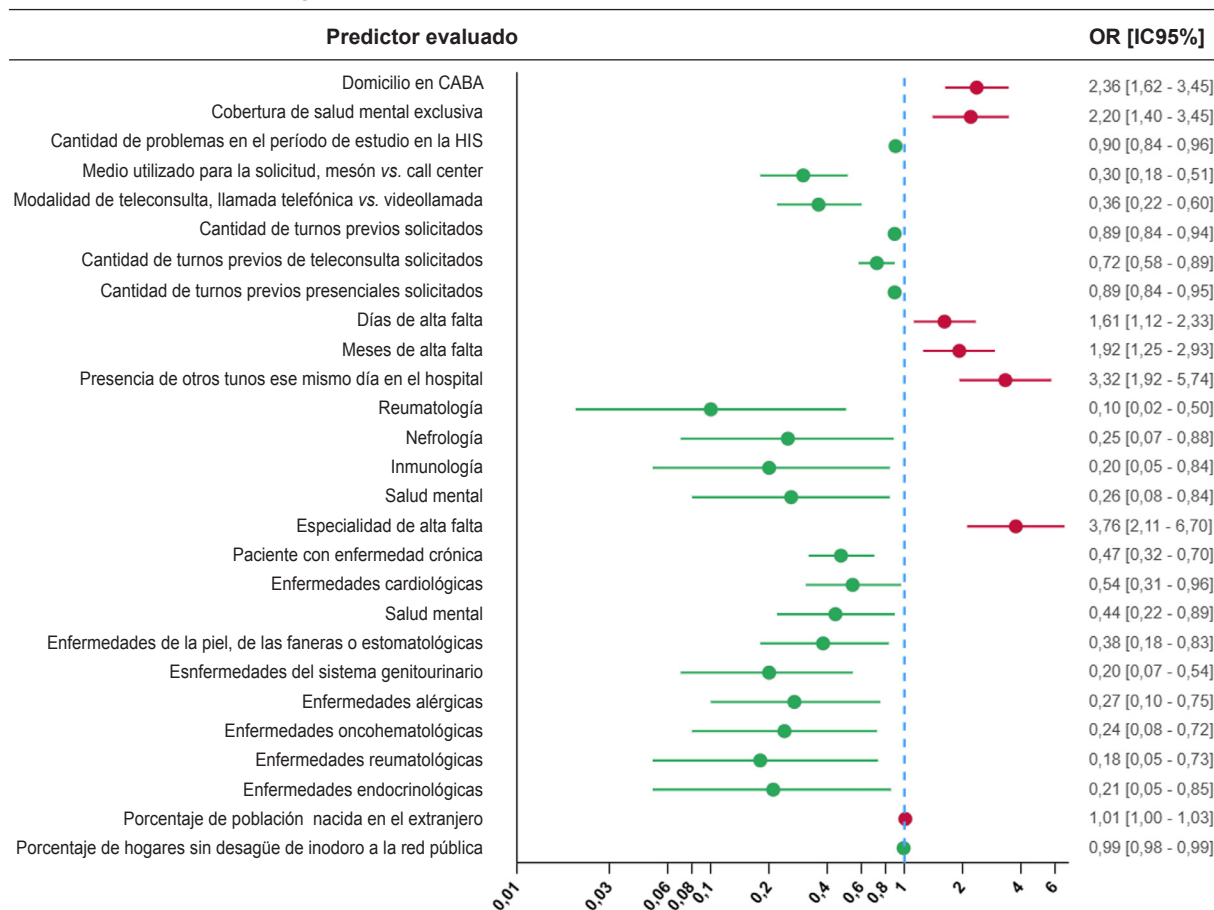
presenta el modelo predictivo final.

Con respecto a la discriminación, el área bajo la curva ROC en el grupo de turnos de generación fue de 0,77 (IC95% 0,74-0,81), y de 0,72 (IC95% 0,67-0,77) en el grupo de turnos de validación. En la *Figura 3* se presentan las curvas ROC para los grupos de generación y validación.

Con respecto a la calibración, la comparación entre los valores observados y predichos se presenta en la *Figura 3*. En el grupo de validación, CITL fue -0,39 (IC95% -0,79-0,01) y la pendiente de calibración fue 0,78 (IC95% 0,59-0,97).

Finalmente, en la *Tabla 3* se presenta la performance diagnóstica del modelo para diferentes puntos de corte de probabilidad predicha. Exploramos tres escenarios hipotéticos potencialmente útiles aplicando el modelo predictivo de ausentismo, y proporcionamos una breve descripción en el material complementario "Aplicaciones del modelo".

FIGURA 2. Representación gráfica de la medida de efecto de los principales predictores evaluados



La línea punteada azul representa el no efecto. En verde se observan los factores protectores y en rojo los factores de riesgo. CABA: Ciudad Autónoma de Buenos Aires; HIS: historia integral de salud.

TABLA 2. Modelo predictivo final. Se presentan las variables y los términos de interacción incluidos junto con los OR y sus *p* valores

	OR	IC95%	<i>p</i>
Variables			
Domicilio en CABA	0,36	0,13-1,05	0,062
Medio utilizado para la obtención del turno	0,30	0,17-0,54	<0,001
Cobertura de salud pública exclusiva	0,77	0,44-1,35	0,371
Paciente con enfermedad crónica	0,28	0,12-0,64	0,003
Cantidad de problemas en el período de estudio en la HIS	0,84	0,71-0,99	0,042
Cantidad de turnos previos de teleconsulta solicitados a cada turno de teleconsulta	0,76	0,59-0,97	0,030
Cantidad de turnos previos solicitados a cada turno de teleconsulta	1,03	0,97-1,09	0,378
Porcentaje de turnos previos perdidos a cada turno de teleconsulta	2,14	0,95-4,82	0,065
Presencia de otros turnos ese mismo día en el hospital	4,34	2,87-6,57	<0,001
Días de alta falta	1,31	0,96-1,80	0,090
Horas de alta falta	1,30	0,92-1,82	0,134
Mes de la teleconsulta			
febrero	1,55	0,87-2,77	0,134
marzo	0,95	0,47-1,91	0,883
abril	0,52	0,23-1,19	0,120
agosto	0,17	0,07-0,43	<0,001
septiembre	0,15	0,06-0,38	<0,001
octubre	0,71	0,35-1,44	0,343
noviembre	0,67	0,31-1,41	0,288
diciembre	0,96	0,48-1,91	0,901
Servicio o especialidad pediátrica			
Adolescencia	0,71	0,36-1,49	0,364
Reumatología	0,10	0,01-0,77	0,027
Nefrología	0,46	0,15-1,47	0,192
Inmunología	0,43	0,11-1,61	0,210
Neumonología	0,92	0,50-1,69	0,793
Otorrinolaringología	0,41	0,21-0,78	0,007
Dermatología	0,61	0,25-1,48	0,273
Salud Mental	0,24	0,08-0,76	0,015
Otro	0,47	0,14-1,53	0,209
Enfermedades del sistema genitourinario	0,48	0,19-1,16	0,103
Enfermedades alérgicas	0,43	0,18-1,05	0,065
Porcentaje de mujeres en edad fértil	0,96	0,91-1,00	0,074
Proporción de personas que nunca asistió a la escuela	1,13	0,96-1,33	0,146
Índice de dependencia potencial	1,01	0,98-1,04	0,692
Temperatura mínima diaria en °C	0,94	0,89-0,99	0,014
Términos de interacción			
Domicilio en CABA * Medio utilizado para la obtención del turno	2,82	1,25-6,40	0,012
Domicilio en CABA * Cobertura de salud pública exclusiva	2,19	0,88-5,46	0,092
Paciente con enfermedad crónica * Cobertura de salud pública exclusiva	2,50	1,10-5,73	0,030
Paciente con enfermedad crónica * Cantidad de problemas en el período de estudio en la HIS	1,16	0,97-1,39	0,097

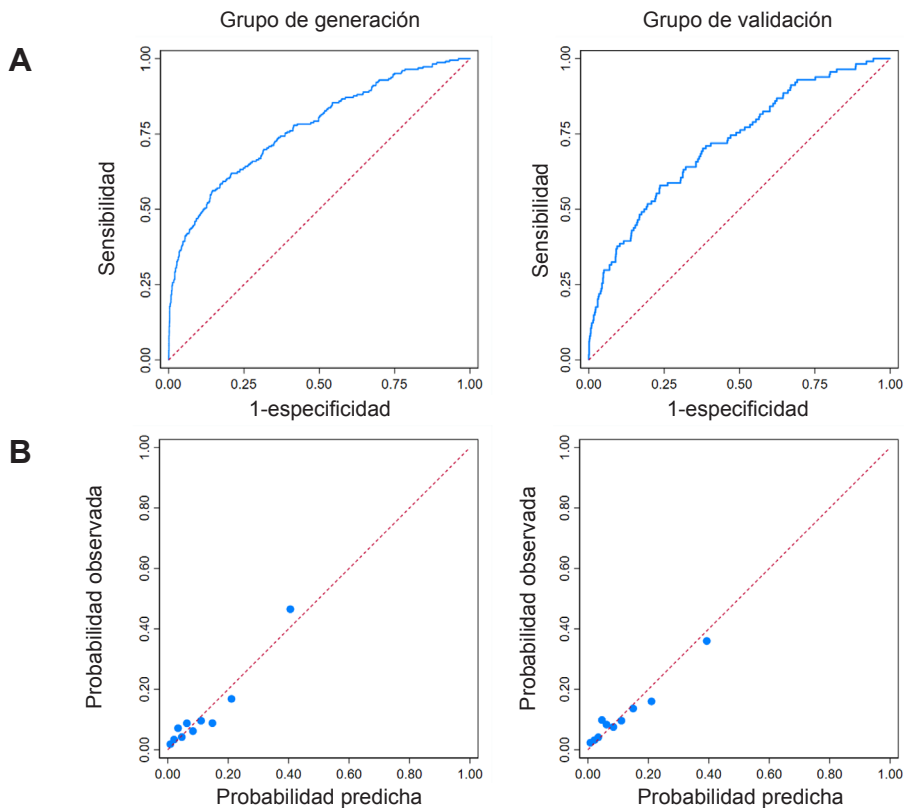
OR: odds ratio, IC95%: intervalo de confianza del 95 %, CABA: Ciudad Autónoma de Buenos Aires, HIS: historia integral de salud.

DISCUSIÓN

En este estudio analizamos el ausentismo a teleconsultas pediátricas durante la pandemia por COVID-19 en un hospital pediátrico de la red de efectores públicos de CABA. Estimamos una tasa de ausentismo del 11,35 %, similar a la reportado por Howie *et al.* (8,1 %) ²⁰ y menor a lo reportado

por Chakawa *et al.* (25,8 %) ²¹ ambos estudios realizados en Estados Unidos. La variabilidad en la tasa de ausentismo es un fenómeno conocido en las consultas presenciales que pareciera repetirse en las teleconsultas. ⁹ La tasa de ausentismo a teleconsultas en pandemia podría haber sido menor a la reportada prepandemia. ²²

FIGURA 3. A: curvas ROC de probabilidad predichas para los grupos de generación y validación. B: gráficos de calibración del modelo predictivo para los grupos de generación y validación



Drerup *et al.* mostraron que la tasa de ausentismo en Ohio a teleconsultas en pandemia fue del 7,5 %, menor al 29,8 % reportado para consultas presenciales prepandemia en la misma población.²³ La tasa estimada en este estudio está dentro de las más bajas descritas.⁹

La cobertura de salud pública exclusiva es un marcador de vulnerabilidad social y se comportó como factor de riesgo para ausentismo, lo que coincide con los hallazgos reportados en la literatura en consultas presenciales.²⁴ No encontramos asociación entre el historial de faltas del paciente y ausentismo a teleconsultas aunque es un factor que se relaciona con ausentismo en consultas presenciales.²⁵ Una explicación posible es que la implementación de la teleconsulta era nueva en nuestro entorno y la información sobre el historial previo de faltas de los pacientes era limitada.

La cantidad de turnos previos solicitados, la cantidad de problemas registrados en la HCE y presencia de enfermedad crónica se comportaron como factores protectores de ausentismo. En consonancia con nuestros hallazgos, Yang *et al.*²⁶

observaron una disminución en la tasa de ausentismo en pacientes con condiciones médicas más graves en Nueva Zelanda. Esto sugiere que la gravedad de la condición médica de un paciente podría influir en su adherencia a las teleconsultas.

La regresión logística es la estrategia más utilizada para desarrollar modelos predictivos de ausentismo.^{27,28} Decidimos utilizar un modelo de regresión logística de efectos mixtos porque este enfoque considera que los turnos de un mismo paciente se parecen entre sí más que al resto de los turnos. Para abordar en forma integral los objetivos de estudio, incorporamos datos administrativos, sociales, clínicos y del clima. Priorizamos fuentes de datos de alta disponibilidad en la mayoría de los entornos de atención médica para facilitar la potencial generalización y aplicación en el mundo real de nuestros hallazgos.

Nuestro modelo presenta un ABC de 0,77, similar a lo reportado para consultas presenciales en niños²⁹ y adultos.³⁰ Al evaluar la validación del modelo, el valor para CITL incluyó al 0,

TABLA 3. Performance diagnóstica para diferentes puntos de corte de probabilidad predicha por el modelo

Probabilidad predicha	Sensibilidad	Especificidad	Valor predictivo positivo	Valor predictivo negativo
0,01	99,1 % (95,2-100)	5,8 % (4,4-7,5)	11,6 % (9,7-13,8)	98,1 % (90,1-100)
0,03	93,9 % (87,8-97,5)	21,1 % (18,5-23,9)	12,9 % (10,7-15,4)	96,5 % (92,9-98,6)
0,05	82,5 % (74,2-88,9)	40,7 % (37,5-44,0)	14,8 % (12,1-17,8)	94,9 % (92,9-96,9)
0,10	64,0 % (54,5-72,8)	65,1 % (61,9-68,2)	18,6 % (14,9-22,8)	93,6 % (91,4-95,3)
0,15	52,6 % (43,1-62,1)	78,9 % (76,1-81,5)	23,7 % (18,6-29,4)	93,0 % (91,0-94,7)
0,20	39,5 % (30,4-49,1)	88,0 % (85,7-90,0)	29,0 % (22,0-36,9)	92,1 % (90,1-93,8)
0,25	32,5 % (24,0-41,9)	92,5 % (90,5-94,1)	34,9 % (25,9-44,8)	91,6 % (89,7-93,4)
0,30	26,3 % (18,5-35,4)	95,3 % (93,7-96,6)	41,4 % (29,7-53,2)	91,2 % (89,2-92,9)
0,40	16,7 % (10,3-24,8)	97,8 % (96,6-98,7)	48,7 % (32,4-65,2)	90,4 % (88,4-92,2)
0,50	9,7 % (4,9-16,6)	99,3 % (98,6-99,8)	64,7 % (38,3-85,8)	89,8 % (87,8-91,6)
0,60	5,3 % (1,9-11,1)	99,9 % (99,4-100)	85,7 % (42,1-99,6)	89,4 % (87,4-91,2)
0,70	1,75 % (0,2-6,2)	99,9 % (99,4-100)	66,7 % (9,43-99,2)	89,1 % (87,0-90,9)

Se presentan los valores sensibilidad, especificidad, valor predictivo positivo y valor predictivo negativo con sus respectivos intervalos de confianza del 95 %.

indicando que las probabilidades predichas por el modelo fueron similares a las observadas en el grupo de validación. La pendiente de calibración fue ligeramente menor a 1 indicando un sobreajuste del modelo en el grupo de validación. Lamentablemente, no podemos comparar estos resultados en forma directa con otros trabajos por la falta de modelos predictivos de ausentismo a teleconsultas en pediatría.²⁷

Este estudio tiene limitaciones. En primer lugar, no estudiamos las causas del ausentismo. Esto podría restringir la aplicabilidad práctica del modelo, ya que las intervenciones efectivas deben orientarse a resolver las causas de ausentismo. En segundo lugar, no contamos con información sobre las familias. El fenómeno de ausentismo en pediatría tiene relación con las características familiares y de los cuidadores.^{31,32} En tercer lugar, no evaluamos el efecto de la modalidad de comunicación por falta de información. En cuarto lugar, el tamaño muestral es pequeño en relación con otros estudios.²⁵ Esto se debe a que el modelo se desarrolló durante la implementación del sistema, mientras que los

estudios que figuran en la bibliografía suelen abarcar períodos de varios años.²⁷ Si bien con un tamaño muestral relativamente pequeño la selección de predictores podría ser inestable, la discriminación y calibración de nuestro modelo son adecuadas.

La población de estudio tenía en su mayoría cobertura de salud pública exclusiva, por lo tanto, representa a los estratos más vulnerables de nuestra sociedad. Si bien esto podría ser un sesgo de selección, pensamos que es precisamente la población menos estudiada y más vulnerable. Considerando que las implementaciones basadas en tecnologías de la información y comunicación pueden perpetuar la inequidad en el acceso a la salud,^{33,34} este estudio aporta información valiosa para el diseño, implementación y evaluación de políticas de salud pública basadas en tecnologías de la información y la comunicación.

Por último, para ilustrar el impacto potencial de nuestro modelo en la gestión de turnos, exploramos tres aplicaciones prácticas en el material complementario. Específicamente, el modelo podría ser utilizado para dirigir

recordatorios únicamente a pacientes con alto riesgo de falta (maximizando la sensibilidad), hacer visibles solo los turnos con alta probabilidad de asistencia (maximizando el valor predictivo negativo de ausentismo) y asignar sobretornos preferentemente a los turnos con mayor probabilidad de ausentismo (maximizando el valor predictivo positivo de ausentismo).

CONCLUSIÓN

Durante la pandemia por COVID-19, la tasa de ausentismo a teleconsultas fue baja. Desarrollamos y validamos un modelo predictivo para identificar a los pacientes con alto riesgo de faltar a teleconsultas utilizando datos administrativos, clínicos, sociales y climáticos. Este modelo puede ser utilizado para guiar estrategias destinadas a mejorar la adherencia a los turnos y optimizar la utilización de la teleconsulta. ■

El material complementario que acompaña este artículo se presenta tal como ha sido remitido por los autores. Se encuentra disponible en: https://www.sap.org.ar/docs/publicaciones/archivosarg/2026/10749_AO_Ibarra_Anexo.pdf

REFERENCIAS

- Wang NJ, Aspelund GO. Children who break dental appointments. *Eur Arch Paediatr Dent*. 2009;10(1):11-4. doi: 10.1007/BF03262660.
- Jarvis S, Livingston J, Childs AM, Fraser L. Outpatient appointment non-attendance and unplanned health care for children and young people with neurological conditions: a retrospective cohort study. *Dev Med Child Neurol*. 2019;61(7):840-6.
- McGovern CM, Redmond M, Arcoleo K, Stukus DR. A missed primary care appointment correlates with a subsequent emergency department visit among children with asthma. *J Asthma*. 2017;54(9):977-82. doi: 10.1080/02770903.2017.1283697.
- Perez FD, Xie J, Sin A, Tsai R, Sanders L, Cox K, et al. Characteristics and direct costs of academic pediatric subspecialty outpatient no-show events. *J Healthc Qual*. 2014;36(4):32-42. doi: 10.1111/jhq.12007.
- Triemstra JD, Lowery L. Prevalence, Predictors, and the Financial Impact of Missed Appointments in an Academic Adolescent Clinic. *Cureus*. 2018;10(11):e3613. doi: 10.7759/cureus.3613.
- Brociner E, Yu KH, Kohane IS, Crowley M. Association of Race and Socioeconomic Disadvantage with Missed Telemedicine Visits for Pediatric Patients During the COVID-19 Pandemic. *JAMA Pediatr*. 2022;176(9):933-5. doi: 10.1001/jamapediatrics.2022.1510.
- Haynes SC, Marcin JP. Pediatric Telemedicine: Lessons Learned During the Coronavirus Disease 2019 Pandemic and Opportunities for Growth. *Adv Pediatr*. 2022;69(1):1-11. doi: 10.1016/j.yapd.2022.04.002.
- Curfman A, McSwain SD, Chuo J, Yeager-McSwain B, Schinasi DA, Marcin J, et al. Pediatric Telehealth in the COVID-19 Pandemic Era and Beyond. *Pediatrics*. 2021;148(3):e2020047795. doi:10.1542/peds.2020-047795.
- Dantas LF, Fleck JL, Cyrino Oliveira FL, Hamacher S. No-shows in appointment scheduling - a systematic literature review. *Health Policy*. 2018;122(4):412-21. doi: 10.1016/j.healthpol.2018.02.002.
- Penzias R, Sanabia V, Shreeve KM, Bhaumik U, Lenz C, Woods ER, et al. Personal Phone Calls Lead to Decreased Rates of Missed Appointments in an Adolescent/Young Adult Practice. *Pediatr Qual Saf*. 2019;4(4):e192. doi: 10.1097/pq9.000000000000192.
- Margham T, Williams C, Steadman J, Hull S. Reducing missed appointments in general practice: evaluation of a quality improvement programme in East London. *Br J Gen Pract*. 2021;71(702):e31-8. doi: 10.3399/bjgp20X713909.
- Huang Y, Hanauer DA. Patient no-show predictive model development using multiple data sources for an effective overbooking approach. *Appl Clin Inform*. 2014;5(3):836-60. doi: 10.4338/ACI-2014-04-RA-0026.
- da Silva RBZ, Fogliatto FS, Krindges A, Cecconello MDS. Dynamic capacity allocation in a radiology service considering different types of patients, individual no-show probabilities, and overbooking. *BMC Health Serv Res*. 2021;21(1):968. doi: 10.1186/s12913-021-06918-y.
- DNU 297/2020. Aislamiento Social Preventivo y Obligatorio. Boletín Oficial de la República Argentina, Ciudad de Buenos Aires, 19 de marzo de 2020. [Consulta: 20 de septiembre de 2025]. Disponible en: <https://www.argentina.gob.ar/normativa/nacional/decreto-297-2020-335741>
- DNU 875/2020. Aislamiento Social Preventivo y Obligatorio y Distanciamiento Social Preventivo y Obligatorio. Boletín Oficial de la República Argentina, Ciudad de Buenos Aires, 11 de julio de 2020. [Consulta: 20 de septiembre de 2025]. Disponible en: <https://www.boletinoficial.gob.ar/detalleAviso/primera/237062/20201107>
- Servicio Meteorológico Nacional. En: Portal oficial del Servicio Meteorológico Nacional. [Consulta: 1 de febrero de 2022]. Disponible en: <https://www.smn.gob.ar/>
- Hatef E, Rouhizadeh M, Tia I, Lasser E, Hill-Briggs F, Marsteller J, et al. Assessing the Availability of Data on Social and Behavioral Determinants in Structured and Unstructured Electronic Health Records: A Retrospective Analysis of a Multilevel Health Care System. *JMIR Med Inform*. 2019;7(3):e13802. doi: 10.2196/13802.
- Instituto Nacional de Estadística y Censos. Censo Nacional de Población, Hogares y Viviendas 2010 en REDATAM. 2013. [Consulta: 20 de septiembre de 2025]. Disponible en: https://redatam.indec.gob.ar/argbin/RpWebEngine.exe/PortalAction?&MODE=MAIN&BASE=CPV2010B&MAIN=WebServerMain.inl&_ga=2.21101491.90544209.1643716152-883570496.1643004992
- Steyerberg EW, Vergouwe Y. Towards better clinical prediction models: seven steps for development and an ABCD for validation. *Eur Heart J*. 2014;35(29):1925-31. doi: 10.1093/eurheartj/ehu207.
- Howie F, Kreofsky BL, Ravi A, Lokken T, Hoff MD, Fang JL. Rapid Rise of Pediatric Telehealth During COVID-19 in a Large Multispecialty Health System. *Telemed J E Health*. 2021;28(1):3-10. doi: 10.1089/tmj.2020.0562.
- Chakawa A, Belzer LT, Perez-Crawford T, Yeh HW. COVID-19, Telehealth, and Pediatric Integrated Primary Care: Disparities in Service Use. *J Pediatr Psychol*. 2021;46(9):1063-75. doi: 10.1093/jpepsy/jsab077.
- Greenup EP, Best D. Systematic review and meta-analysis of no show or non-attendance rates among telehealth and in-person models of care. *BMC Health Serv Res*. 2025;25(1):663. doi: 10.1186/s12913-025-12826-2.
- Drerup B, Espenschied J, Wiedemer J, Hamilton L. Reduced

- No-Show Rates and Sustained Patient Satisfaction of Telehealth During the COVID-19 Pandemic. *Telemed J E Health*. 2021;27(12):1409-15. doi: 10.1089/tmj.2021.0002.
24. Yoon EY, Davis MM, Van Cleave J, Maheshwari S, Cabana MD. Factors associated with non-attendance at pediatric subspecialty asthma clinics. *J Asthma*. 2005;42(7):555-9. doi: 10.1080/02770900500215798.
 25. Giunta D, Briatore A, Baum A, Luna D, Waisman G, González Bernaldo de Quiros F. Factors associated with nonattendance at clinical medicine scheduled outpatient appointments in a university general hospital. *Patient Prefer Adherence*. 2013;7:1163-70. doi: 10.2147/PPA.S51841.
 26. Yang Y, Madanian S, Parry D. Enhancing Health Equity by Predicting Missed Appointments in Health Care: Machine Learning Study. *JMIR Med Inform*. 2024;12:e48273. doi: 10.2196/48273.
 27. Carreras-García D, Delgado-Gómez D, Llorente-Fernández F, Arribas-Gil A. Patient No-Show Prediction: A Systematic Literature Review. *Entropy (Basel)*. 2020;22(6):675. doi: 10.3390/e22060675.
 28. Chen J, Goldstein IH, Lin W-C, Chiang MF, Hribar MR. Application of Machine Learning to Predict Patient No-Shows in an Academic Pediatric Ophthalmology Clinic. *AMIA Annu Symp Proc*. 2020;2020:293-302.
 29. Topuz K, Uner H, Oztekin A, Yildirim MB. Predicting pediatric clinic no-shows: a decision analytic framework using elastic net and Bayesian belief network. *Ann Oper Res*. 2018;263:479-99.
 30. Lenzi H, Ben ÂJ, Stein AT. Development and validation of a patient no-show predictive model at a primary care setting in Southern Brazil. *PLoS One*. 2019;14(4):e0214869. doi: 10.1371/journal.pone.0214869.
 31. Kirby J, Harris JC. Development and evaluation of a «was not brought» pathway: a team approach to managing children's missed dental appointments. *Br Dent J*. 2019;227(4):291-7.
 32. Powell C, Appleton JV. Children and young people's missed health care appointments: reconceptualising 'Did Not Attend' to 'Was Not Brought' – a review of the evidence for practice. *J Res Nurs*. 2012;17(2):181-92. doi:10.1177/1744987112438158.
 33. van Deursen AJA, Helsper EJ. The Third-Level Digital Divide: Who Benefits Most from Being Online? In Robinson L, Cotton SR, Schulz J, Williams A, Hale TM. Communication and Information Technologies Annual. Bingley, UK: Emerald Group Publishing Limited; 2015:29-52.
 34. Kontos E, Blake KD, Chou WYS, Prestin A. Predictors of eHealth usage: insights on the digital divide from the Health Information National Trends Survey 2012. *J Med Internet Res*. 2014;16(7):e172. doi: 10.2196/jmir.3117.