Rev Colomb Cir. 2026;41:1171-81
https://doi.org/10.30944/20117582.3292

ARTÍCULO ORIGINAL

# Desarrollo y validación interna de un modelo predictivo clínico simplificado para complicaciones postoperatorias mayores en cirugía oncológica: Análisis retrospectivo

## Development and internal validation of a simplified clinical predictive model for major postoperative complications in oncologic surgery: A retrospective analysis

Luis Francisco Llerena-Freire, MD[1]

1 Programa de subespecialidad en Cirugía del Aparato Digestivo, Hospital Das Clínicas, Facultad de Medicina, Universidad de Sao Paulo, Sao Paulo, Brazil.

## Resumen

**Introducción.** La estimación preoperatoria confiable del riesgo es fundamental para anticipar desenlaces quirúrgicos adversos y optimizar la planificación perioperatoria. Sin embargo, muchos sistemas de puntuación son difíciles de aplicar en entornos con recursos limitados debido a su complejidad y requerimientos técnicos.

**Métodos.** Estudio de cohorte retrospectiva observacional con modelado predictivo, que incluyó pacientes adultos consecutivos sometidos a cirugía oncológica, electiva o urgente, en un centro terciario. Las complicaciones postoperatorias mayores se definieron como Clavien–Dindo ≥ III. Los predictores se seleccionaron *a priori* según relevancia clínica y disponibilidad. Se estimaron riesgos absolutos y relativos con $IC_{95\%}$ para variables dicotómicas. Se desarrolló un modelo de regresión logística multivariable para identificar predictores independientes. El desempeño se evaluó mediante discriminación (AUC) y calibración. La validación interna se realizó con *bootstrap* (1000 iteraciones). Se derivó un puntaje clínico simplificado a partir de los coeficientes finales.

**Resultados.** Se incluyeron 120 pacientes. La incidencia de complicaciones mayores fue del 17,5 % (21/120). Cuatro variables se asociaron independientemente con mayor riesgo: hipoalbuminemia preoperatoria, mayor clasificación ASA, cirugía urgente y tiempo operatorio prolongado. El modelo mostró buena discriminación (AUC 0,82; $IC_{95\%}$ 0,73–0,91) y adecuada calibración. El puntaje estratificó a los pacientes en tres categorías de riesgo (4 %, 18 % y 55 %).

Fecha de recibido: 14/04/2026 - Fecha de aceptación: 31/05/2026 - Publicación en línea: 04/10/2026
Correspondencia: Luis Francisco Llerena-Freire, Av. Dr. Arnaldo, 251 – Cerqueira César, São Paulo, Brazil. SP 01246-000.
Teléfono: 5930998963913. Dirección electrónica: cirujano_llerena@hotmail.com
Citar como: Llerena-Freire LF. Desarrollo y validación interna de un modelo predictivo clínico simplificado para complicaciones postoperatorias mayores en cirugía oncológica: Análisis retrospectivo. Rev Colomb Cir. 2026;41:1171-81.
https://doi.org/10.30944/20117582.3292

Este es un artículo de acceso abierto bajo una Licencia Creative Commons - BY-NC-ND https://creativecommons.org/licenses/by-nc-nd/4.0/deed.es

**Conclusiones.** El puntaje clínico simplificado mostró desempeño interno satisfactorio y podría ser una herramienta práctica para estimar el riesgo perioperatorio en cirugía oncológica, especialmente en contextos con recursos limitados.

**Palabras clave:** oncología quirúrgica; complicaciones posoperatorias; medición de riesgo; modelos logísticos; estudio de validación.

## Abstract

**Introduction.** Reliable preoperative risk assessment is crucial for anticipating adverse surgical outcomes and optimizing perioperative planning. However, many scoring systems are difficult to apply in resource-limited settings due to their complexity and technical requirements.

**Methods.** This was an observational retrospective cohort study involving predictive modeling of consecutive adult patients undergoing elective or urgent oncological surgery at a tertiary care center. Major postoperative complications were defined as Clavien–Dindo grade ≥ III. Predictors were selected *a priori* based on clinical relevance and availability. Absolute and relative risks, along with 95% confidence intervals (95% CI), were estimated for dichotomous variables. A multivariable logistic regression model was developed to identify independent predictors. Model performance was assessed via discrimination (AUC) and calibration. Internal validation was performed using bootstrapping (1,000 iterations). A simplified clinical score was derived from the final coefficients.

**Results.** A total of 120 patients were included. The incidence of major complications was 17.5% (21/120). Four variables were independently associated with increased risk: preoperative hypoalbuminemia, higher ASA classification, urgent surgery, and prolonged operative time. The model showed good discrimination (AUC 0.82; 95% CI 0.73–0.91) and adequate calibration. The score stratified patients into three risk categories (4%, 18%, and 55%).

**Conclusions.** The simplified clinical score demonstrated satisfactory internal performance and could serve as a practical tool for estimating perioperative risk in oncological surgery, particularly in resource-limited settings.

**Keywords:** surgical oncology; postoperative complications; risk assessment; logistic models; validation study.

## Introducción

Las complicaciones postoperatorias continúan influyendo sustancialmente en los resultados quirúrgicos a nivel mundial y representan un importante contribuyente a la carga global de la enfermedad [1]. Se estima que se realizan más de 300 millones de procedimientos quirúrgicos anualmente en todo el mundo, con una proporción considerable de pacientes que desarrollan complicaciones postoperatorias prevenibles [2]. Las complicaciones graves se asocian con estancias hospitalarias prolongadas, mayores costos sanitarios y aumento de la mortalidad [3].

Para abordar este desafío se han desarrollado diversas herramientas de estratificación del riesgo perioperatorio. Uno de los sistemas estructurados más antiguos, POSSUM, integra variables fisiológicas y operatorias para estimar el riesgo de complicaciones postoperatorias y mortalidad [3]. Más recientemente, la calculadora de riesgo quirúrgico derivada del *American College of Surgeons National Surgical Quality Improvement Program* (ACS NSQIP) ha demostrado un sólido desempeño predictivo en múltiples especialidades quirúrgicas[4]. Sin embargo, estos instrumentos frecuentemente requieren numerosas variables de entrada y soporte digital, lo que puede limitar su aplicabilidad en entornos con recursos restringidos.

Existen otras herramientas más simples, como mFI-11, mFI-5, FRAIL *scale* o PRISMA-7 [5-8], que aportan información predictiva valiosa; no

obstante, muchas no han sido validadas localmente para cirugía oncológica ni permiten una estimación de riesgo directamente aplicable a la práctica clínica en entornos con recursos limitados.

El sistema de clasificación de Clavien-Dindo es ampliamente aceptado para estandarizar el reporte de complicaciones postoperatorias según el nivel de intervención requerida [9,10]. Las complicaciones graves generalmente se definen como aquellas que requieren intervención quirúrgica, endoscópica o radiológica, o que resultan en deterioro clínico potencialmente mortal. Múltiples variables clínicas se han asociado consistentemente con complicaciones postoperatorias, incluyendo niveles bajos de albúmina sérica preoperatoria, estado físico ASA elevado, indicación quirúrgica urgente y duración operatoria prolongada [10,11]. Entre ellas, la hipoalbuminemia es un indicador bien establecido de reserva fisiológica comprometida y ha demostrado fuerte valor pronóstico para complicaciones postoperatorias [10].

A pesar de la disponibilidad de calculadoras internacionales, los modelos predictivos validados localmente son limitados en países de ingresos bajos y medios. Además, varias de las herramientas existentes requieren múltiples variables, acceso a plataformas digitales o no han sido específicamente evaluadas en poblaciones de cirugía oncológica. En este contexto, el desarrollo de modelos simplificados basados en variables clínicas fácilmente obtenibles puede mejorar la aplicabilidad al pie de la cama del paciente, facilitar la toma de decisiones perioperatorias y optimizar la asignación de recursos.

A diferencia de otros sistemas más complejos, el presente estudio propone una puntuación pragmática derivada de un modelo multivariable con validación interna, orientada a su implementación en entornos con recursos limitados. Por lo tanto, este estudio tuvo como objetivo desarrollar y validar internamente un modelo predictivo clínico simplificado para complicaciones postoperatorias mayores en pacientes sometidos a cirugía oncológica.

## Métodos

### *Diseño del estudio*

Se diseñó un estudio observacional de cohorte retrospectiva para desarrollar y validar internamente un modelo predictivo clínico para complicaciones postoperatorias mayores en pacientes sometidos a cirugía oncológica y se reportó siguiendo las recomendaciones de las guías STROBE (*Strengthening the Reporting of Observational Studies in Epidemiology*) [12] para estudios observacionales y TRIPOD (*Transparent Reporting of a multivariable prediction model for Individual Prognosis Or Diagnosis*) para modelos predictivos [13].

### *Población de estudio*

Se incluyeron los pacientes adultos (≥ 18 años) que fueron sometidos a procedimientos quirúrgicos oncológicos, electivos o urgentes, entre enero y diciembre de 2025 en el Instituto de Cáncer de Sao Paulo, Brazil, un centro terciario de atención. Se utilizó un muestreo consecutivo no probabilístico para evaluar todos los pacientes que cumplieron los criterios de inclusión durante el período de estudio. Los procedimientos quirúrgicos comprendieron resecciones gastrointestinales, hepáticas, pancreáticas y otras cirugías oncológicas mayores. Se excluyeron las cirugías ambulatorias menores y los pacientes con datos clínicos incompletos en las variables clave.

### *Variables*

Se seleccionaron variables predictoras clínicas y perioperatorias *a priori*, según su relevancia clínica y la evidencia disponible. Las variables incluidas fueron: hipoalbuminemia preoperatoria (<3,5 g/dL), clasificación del estado físico según la *American Society of Anesthesiologists* (ASA) ≥ III, urgencia de la cirugía (urgente vs electiva) y duración de la cirugía (>120 minutos vs ≤120 minutos),

El desenlace primario fue la ocurrencia de complicaciones postoperatorias mayores dentro de los 30 días posteriores a la cirugía, definidas como Clavien-Dindo grado III o superior [9].

Los datos clínicos y perioperatorios se obtuvieron a partir de las historias clínicas electrónicas mediante un formulario estandarizado.

### *Análisis estadístico*

Los datos continuos se expresaron como media ± desviación estándar y las variables categóricas como frecuencias absolutas y porcentajes. Se realizó un análisis descriptivo y bivariado inicial mediante pruebas de comparación de proporciones ($\chi^2$ o test exacto de Fisher), según correspondiera. Para el análisis de riesgos, se definieron cohortes expuestas y no expuestas para cada variable dicotómica (hipoalbuminemia vs normoalbuminemia, ASA ≥III vs <III, cirugía urgente vs electiva, y duración operatoria >120 minutos vs ≤120 minutos).

Se realizó un análisis bivariado para explorar la asociación entre variables demográficas, clínicas y quirúrgicas potencialmente relacionadas con la ocurrencia de complicaciones postoperatorias mayores (Clavien-Dindo ≥ III). Entre las variables evaluadas se incluyeron edad, sexo, diagnóstico oncológico, tipo de procedimiento quirúrgico, hipoalbuminemia preoperatoria, clasificación del estado físico ASA, urgencia de la cirugía y duración operatoria. Para cada variable se calcularon los riesgos absolutos en los grupos expuestos y no expuestos, así como los riesgos relativos (RR) con sus respectivos intervalos de confianza del 95 %.

Posteriormente, se realizó un análisis mediante regresión logística para explorar la asociación entre variables predictoras y el desenlace. Las variables clínicamente relevantes o con p<0,10 fueron incluidas en un modelo de regresión logística multivariable. Se reportaron *odds ratios* (OR) ajustados con intervalos de confianza del 95 %.

El desempeño del modelo se evaluó mediante discriminación estimando el área bajo la curva ROC (AUC) y calibración con la prueba de Hosmer-Lemeshow y gráfico de calibración. La validación interna se realizó mediante remuestreo *bootstrap* con 1000 iteraciones. Se evaluó la mejora en la capacidad predictiva mediante la mejora neta de reclasificación global (NRI) y la mejora discriminativa integrada (IDI). Se consideró significativo un valor de p<0,05.

Aunque los riesgos relativos fueron estimados en el análisis bivariado, los *odds ratios* se mantuvieron en el modelo multivariable como medida estándar de asociación en modelos predictivos basados en regresión logística.

## Resultados

### *Características de los pacientes*

Durante el período de estudio se identificaron 154 pacientes sometidos a cirugía oncológica; se excluyeron 21 pacientes por procedimientos ambulatorios menores, 8 por información clínica incompleta y 5 por edad inferior a 18 años. Finalmente, 120 pacientes cumplieron los criterios de inclusión y fueron analizados (Figura 1). La edad media fue de 52 ± 16 años y el 55 % (66/120) eran hombres (Tabla 1). Cuarenta y seis pacientes (38 %) tenían una clasificación del estado físico ASA ≥ III y la hipoalbuminemia preoperatoria (<3,5 g/dL) estuvo presente en 38 pacientes (32 %). Los procedimientos urgentes representaron el 29 % (35/120) de las cirugías, y el 41 % (49/120) de las operaciones duraron más de 120 minutos.

Las complicaciones postoperatorias mayores (grado Clavien-Dindo ≥ III) ocurrieron en 21 pacientes (17,5 %). Los pacientes que desarrollaron complicaciones postoperatorias mayores presentaron con mayor frecuencia hipoalbuminemia preoperatoria, clasificación ASA ≥ III, cirugía urgente y tiempos operatorios superiores a 120 minutos. No se observaron diferencias significativas entre los grupos en la distribución por sexo, diagnóstico oncológico o tipo de procedimiento quirúrgico.

### *Análisis bivariado*

Las variables hipoalbuminemia preoperatoria, ASA ≥ III, cirugía urgente y tiempo operatorio superior a 120 minutos mostraron una asociación positiva con la ocurrencia de complicaciones postoperatorias mayores (Tabla 2). Otras variables evaluadas, como la edad, el sexo, el diagnóstico oncológico y el tipo de procedimiento quirúrgico, no alcanzaron significación estadística, aunque fueron consideradas en el análisis exploratorio inicial.

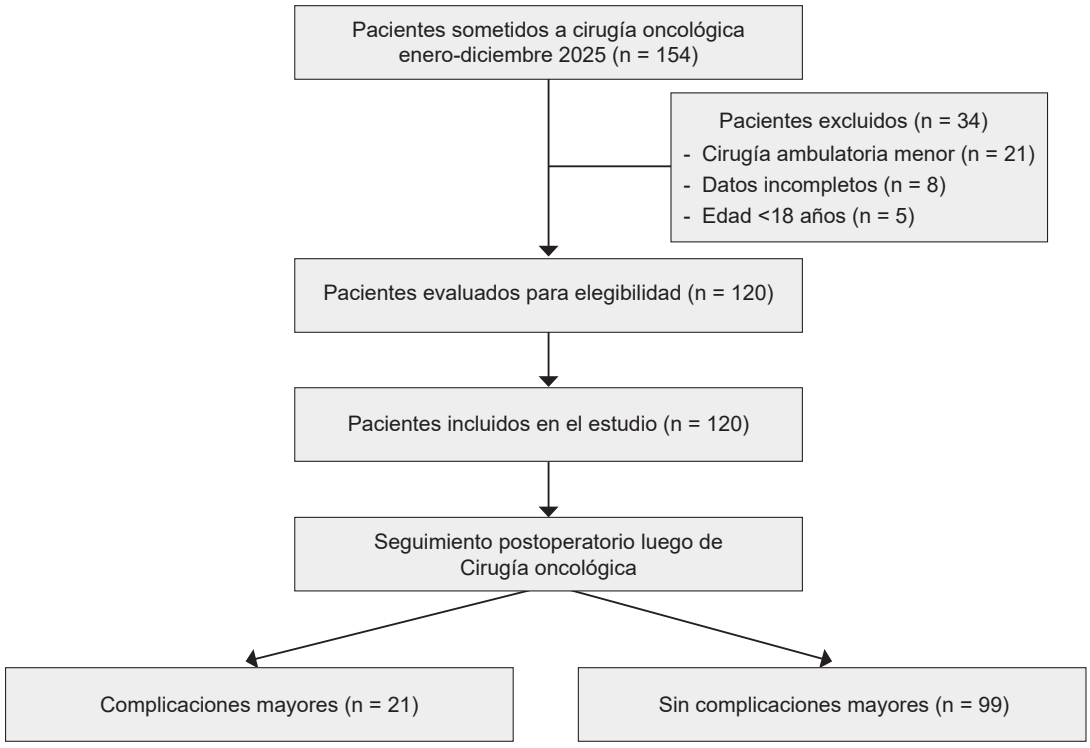



**Figura 1.** Proceso de selección de los pacientes.

Fuente: elaborada por el autor.

**Tabla 1.** Características demográficas, clínicas y quirúrgicas según la ocurrencia de complicaciones postoperatorias mayores

| Variable | Total (n=120) | Sin complicaciones mayores (n=99) | Complicaciones mayores (n=21) | p |
|---|---|---|---|---|
| Edad (años), media ± DE | 52 ± 16 | 51 ± 15 | 57 ± 17 | 0,12 |
| Sexo masculino, n (%) | 66 (55,0) | 53 (53,5) | 13 (61,9) | 0,47 |
| ASA ≥ III, n (%) | 46 (38,3) | 33 (33,3) | 13 (61,9) | 0,02 |
| Hipoalbuminemia (<3,5 g/dL), n (%) | 38 (31,7) | 25 (25,3) | 13 (61,9) | 0,001 |
| Cirugía urgente, n (%) | 35 (29,2) | 24 (24,2) | 11 (52,4) | 0,01 |
| Tiempo operatorio > 120 minutos, n (%) | 49 (40,8) | 35 (35,4) | 14 (66,7) | 0,008 |
| Diagnóstico oncológico, n (%) | | | | |
| Cáncer colorrectal | 39 (32,5) | 33 (33,3) | 6 (28,6) | 0,67 |
| Cáncer gástrico | 34 (28,3) | 27 (27,3) | 7 (33,3) | 0,57 |
| Cáncer pancreático | 12 (10,0) | 8 (8,1) | 4 (19,0) | 0,12 |
| Cáncer hepatobiliar | 10 (8,3) | 8 (8,1) | 2 (9,5) | 0,83 |
| Sarcomas | 8 (6,7) | 7 (7,1) | 1 (4,8) | 0,69 |
| Otros tumores sólidos | 17 (14,2) | 16 (16,2) | 1 (4,8) | 0,18 |
| Procedimiento quirúrgico, n (%) | | | | |
| Colectomía | 36 (30,0) | 31 (31,3) | 5 (23,8) | 0,48 |
| Gastrectomía | 28 (23,3) | 22 (22,2) | 6 (28,6) | 0,53 |
| Hepatectomía | 14 (11,7) | 12 (12,1) | 2 (9,5) | 0,73 |
| Pancreatectomía | 12 (10,0) | 8 (8,1) | 4 (19,0) | 0,12 |
| Esofagectomía | 7 (5,8) | 5 (5,1) | 2 (9,5) | 0,42 |
| Otras resecciones oncológicas mayores | 23 (19,2) | 21 (21,2) | 2 (9,5) | 0,21 |

* DE: desviación estándar; ASA: clasificación del estado físico según la *American Society of Anesthesiologists*.

Fuente: elaborada por el autor.

**Tabla 2.** Riesgos absolutos y relativos de las variables evaluadas para complicaciones postoperatorias mayores

| Variable | RA Expuestos | RA No expuestos | RR ($IC_{95\%}$) | p |
|---|---|---|---|---|
| Edad ≥ 65 años | 22% | 15% | 1,46 (0,70–3,05) | 0,30 |
| Sexo masculino | 20% | 14% | 1,35 (0,63–2,89) | 0,44 |
| Cáncer pancreático | 25% | 17% | 1,47 (0,61–3,55) | 0,38 |
| Gastrectomía | 21% | 16% | 1,28 (0,60–2,75) | 0,50 |
| Hipoalbuminemia (<3,5 g/dL) | 32% | 11% | 2,90 (1,30–6,50) | 0,009 |
| ASA ≥ III | 28% | 12% | 2,30 (1,00–5,00) | 0,040 |
| Cirugía urgente | 31% | 14% | 2,20 (1,00–4,90) | 0,040 |
| Tiempo operatorio > 120 minutos | 27% | 11% | 2,50 (1,10–5,40) | 0,030 |

* RA: riesgo atribuible; RR: riesgo relativo; ASA: clasificación del estado físico según la *American Society of Anesthesiologists*.

Fuente: elaborada por el autor.

### *Análisis de regresión logística multivariable*

En el análisis de regresión logística multivariable, cuatro variables permanecieron asociadas de manera independiente con complicaciones postoperatorias mayores (Tabla 3). La hipoalbuminemia preoperatoria fue el predictor más fuerte de complicaciones mayores (OR 3,8; $IC_{95\%}$ 1,4–10,2; Wald $\chi^2$ = 6,90; p=0,008). La clasificación ASA ≥ III se asoció de forma independiente con complicaciones (OR 2,9; $IC_{95\%}$ 1,1–7,5; Wald $\chi^2$ = 4,70; p=0,030), así como la cirugía urgente (OR 2,6; $IC_{95\%}$ 1,0–6,8; Wald $\chi^2$ = 4,20; p=0,040) y el tiempo operatorio mayor a 120 minutos (OR 2,7; $IC_{95\%}$ 1,1–7,1; Wald $\chi^2$ = 4,65; p=0,030). No se observó multicolinealidad significativa entre los predictores (todos los factores de inflación de la varianza < 2,0).

El modelo predictivo mostró buena capacidad discriminativa, con un área bajo la curva ROC (AUC) de 0,82 ($IC_{95\%}$ 0,73–0,91) (Figura 2).

### *Derivación de la puntuación clínica simplificada*

Los puntos se asignaron proporcionalmente según la magnitud relativa de cada coeficiente. La hipoalbuminemia y el tiempo operatorio > 120 minutos recibieron dos puntos cada uno, mientras que la clasificación ASA ≥ III y la cirugía urgente recibieron un punto cada uno. Posteriormente, los pacientes se estratificaron en tres categorías de riesgo predefinidas según la puntuación total. La tasa observada de complicaciones postoperatorias mayores fue del 4 % en el grupo de bajo riesgo (0-1 puntos), 18 % en el grupo de riesgo moderado (2-3 puntos) y 55 % en el grupo de alto riesgo (4-6 puntos). Se observó un aumento escalonado estadísticamente significativo en las tasas de complicaciones a través de los estratos de riesgo (p para tendencia < 0,001).

### *Calibración del modelo y validación interna*

El análisis de calibración mediante la prueba de bondad de ajuste de Hosmer-Lemeshow no mostró diferencias significativas entre los resultados predichos y los observados ($\chi^2$ = 6,21; gl = 8; p=0,62), lo que indica un ajuste adecuado del modelo. La evaluación mediante un gráfico de calibración demostró una estrecha concordancia entre las probabilidades predichas y las tasas de eventos observadas (Figura 3).

La validación interna mediante remuestreo *bootstrap* con 1000 iteraciones arrojó un AUC corregido por optimismo de 0,80, lo que sugiere un sobreajuste mínimo y un desempeño estable del modelo.

**Tabla 3.** Modelo completo de regresión logística multivariable, incluyendo los coeficientes de regresión y errores estándar.

| Variables | Coeficiente β | Error estándar | Odds Ratio (OR) | $IC_{95\%}$ | Wald $\chi^2$ | Valor p |
|---|---|---|---|---|---|---|
| Hipoalbuminemia preoperatoria | 1,34 | 0,51 | 3,80 | 1,41–10,20 | 6,90 | 0,008 |
| ASA ≥ III | 1,07 | 0,50 | 2,90 | 1,10–7,50 | 4,70 | 0,030 |
| Cirugía urgente | 0,96 | 0,47 | 2,60 | 1,00–6,80 | 4,20 | 0,040 |
| Tiempo operatorio > 120 minutos | 1,00 | 0,47 | 2,70 | 1,10–7,10 | 4,65 | 0,030 |

* ASA: clasificación del estado físico según la *American Society of Anesthesiologists*; OR; *Odds Ratio* (razón de probabilidades); IC = Intervalo de confianza; β = Coeficiente de regresión.

Fuente: elaborada por el autor.

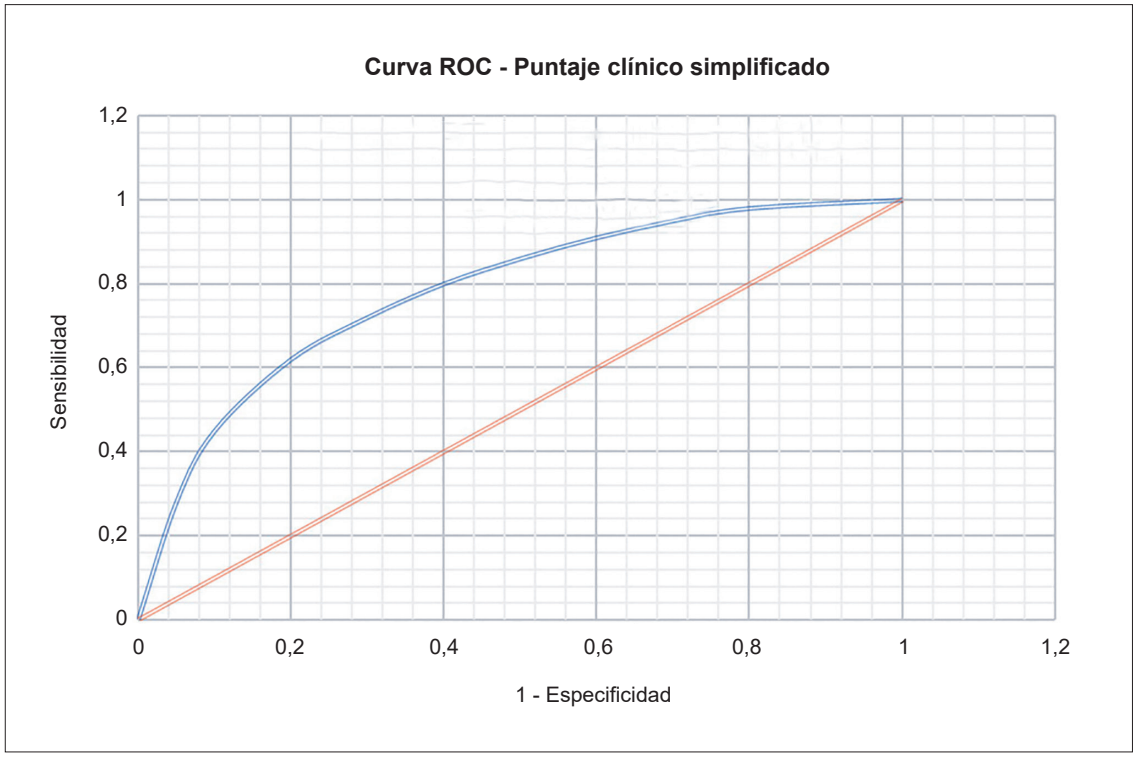



**Figura 2.** Curva ROC (característica operativa del receptor) de la puntuación de riesgo clínico simplificada. El área bajo la curva (AUC) fue 0,82 ($IC_{95\%}$ 0,73–0,91).

Fuente: elaborada por el autor.

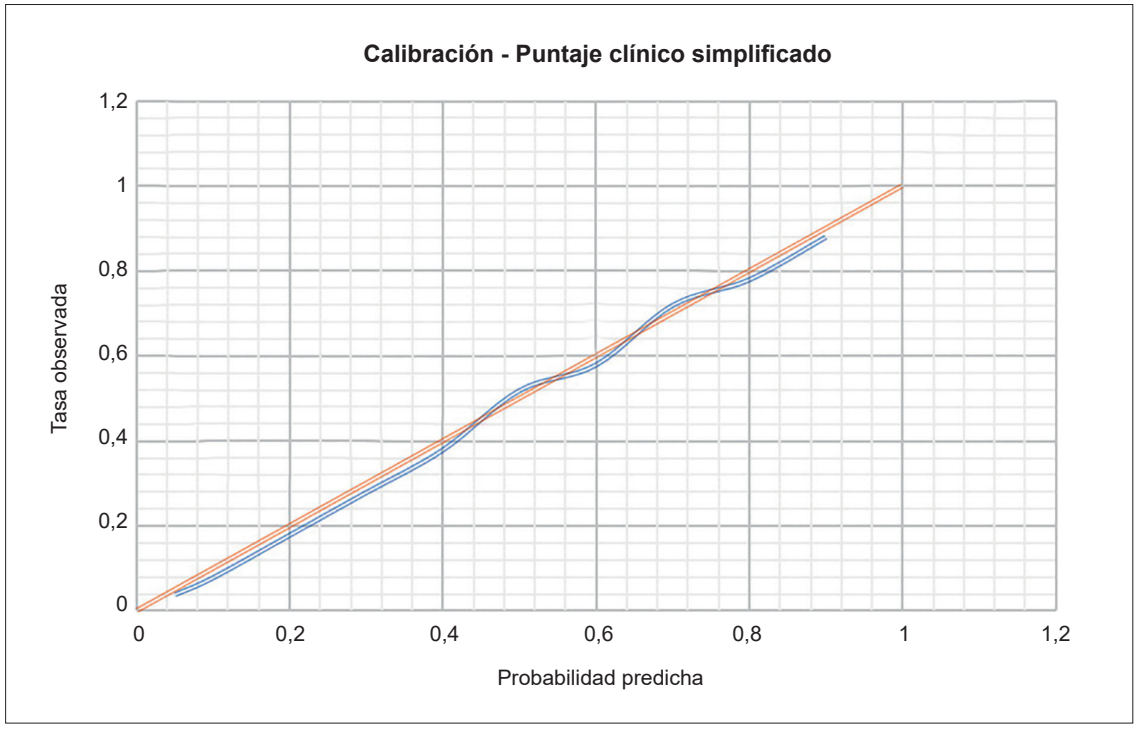



**Figura 3.** Gráfico de calibración del modelo predictivo. Se observa adecuada concordancia entre las probabilidades predichas y las tasas observadas de complicaciones postoperatorias mayores. La prueba de Hosmer-Lemeshow no mostró diferencias significativas ($\chi^2 = 6,21$; gl = 8; p=0,62).

Fuente: elaborada por el autor.

### *Reclasificación y valor predictivo incremental*

En comparación con la clasificación ASA sola, la puntuación simplificada mostró una mejora significativa en la estratificación del riesgo. La mejora neta de reclasificación global (NRI) fue de 0,30 (p=0,01), lo que indica que el 30 % de los pacientes fueron clasificados de manera más apropiada en categorías de riesgo clínicamente significativas. La mejora discriminativa integrada (IDI) fue de 0,07 (p=0.02), reflejando una mejor separación de las probabilidades predichas entre pacientes con y sin complicaciones mayores.

## Discusión

La presente investigación describe la construcción y evaluación interna de un sistema conciso de puntuación clínica diseñado para estimar la probabilidad de complicaciones postoperatorias graves en pacientes de cirugía oncológica. El modelo logró una capacidad discriminatoria satisfactoria (AUC 0,82) junto con una calibración aceptable, como se demostró mediante la evaluación gráfica y la prueba formal de bondad de ajuste.

La reducción de la concentración sérica de albúmina preoperatoria fue la variable más fuertemente asociada con desenlaces adversos. La albúmina ha sido reconocida repetidamente como un indicador confiable de vulnerabilidad perioperatoria, reflejando la reserva nutricional y la respuesta inflamatoria sistémica [11,14]. Su asociación consistente con la morbilidad postoperatoria resalta su valor como biomarcador objetivo y ampliamente accesible.

Un mayor estado físico según la clasificación ASA también se mantuvo como un factor

independiente relacionado con el riesgo de complicaciones [15]. Desde su introducción original, la clasificación ASA ha funcionado como una medida global de la condición fisiológica preoperatoria. No obstante, aplicada sola, no incorpora variables específicas del procedimiento, lo que puede limitar su precisión predictiva general [16].

La indicación de cirugía urgente y la duración operatoria prolongada también se asociaron de forma independiente con complicaciones mayores. Los procedimientos no electivos a menudo impiden la preparación preoperatoria óptima y se asocian con un mayor estrés fisiológico [17,18]. Además, la exposición operatoria prolongada se ha correlacionado con un incremento de complicaciones infecciosas, mayor trauma tisular y efectos acumulativos de la anestesia [19]. Más allá del análisis de discriminación tradicional, este estudio evaluó la calibración y el desempeño en la reclasificación.

Aunque un AUC de 0,82 refleja una buena discriminación general, la estadística de bondad de ajuste de Hosmer-Lemeshow ($\chi^2$ = 6,21; p=0,62) indicó que no hubo desviación significativa entre las tasas de eventos predichas y observadas a lo largo de los deciles de riesgo. Si bien la prueba de Hosmer-Lemeshow puede tener sensibilidad limitada en tamaños de muestra moderados, su resultado no significativo, junto con el gráfico de calibración y la corrección por optimismo basada en *bootstrap*, respalda un acuerdo aceptable entre el riesgo estimado y el real.

Es importante destacar que las métricas de reclasificación proporcionaron información adicional sobre la utilidad clínica. La mejora neta de reclasificación (NRI = 0,30) sugiere que casi un tercio de los pacientes fueron asignados de manera más apropiada a categorías de riesgo clínicamente relevantes en comparación con la dependencia exclusiva de la clasificación ASA [20]. Esto representa una mejora significativa en la estratificación del riesgo. De manera similar, la mejora discriminativa integrada (IDI = 0,07) demostró una mejor separación de las probabilidades predichas entre pacientes con y sin complicaciones mayores [20,21]. A diferencia del AUC, que mide la capacidad global de ordenamiento, el IDI cuantifica la mejora en la sensibilidad promedio mientras considera la especificidad, capturando así el valor predictivo incremental.

En comparación con sistemas establecidos, como POSSUM [3] y la calculadora derivada del *American College of Surgeons National Surgical Quality Improvement Program* [4], la presente puntuación se basa únicamente en cuatro variables rutinariamente disponibles. Esta menor complejidad puede facilitar su implementación al pie de cama, particularmente en entornos donde la infraestructura digital y los conjuntos de datos extensos no son fácilmente accesibles. Los estudios de modelos predictivos originados en países de ingresos bajos y medios rara vez reportan métricas de validación completas como NRI e IDI. La incorporación de estas medidas contemporáneas de desempeño mejora la transparencia metodológica y alinea el estudio con las recomendaciones actuales de reporte para modelos de predicción multivariable [21].

Deben considerarse ciertas limitaciones metodológicas. El diseño retrospectivo y el escenario de una sola institución pueden limitar la aplicabilidad externa. Además, el tamaño de muestra modesto plantea preocupaciones sobre un posible sobreajuste, a pesar del uso de remuestreo *bootstrap*. Una consideración estadística adicional se relaciona con el número de eventos por variable (EPV). La guía metodológica clásica recomienda un mínimo de 10 eventos por variable predictora en regresión logística para garantizar la estabilidad de los coeficientes [22,23]. En la cohorte actual, 21 eventos mayores distribuidos en cuatro predictores corresponden a un EPV de aproximadamente 5,2, por debajo de este umbral convencional. Sin embargo, investigaciones metodológicas recientes indican que la regla de 10 EPV puede ser excesivamente conservadora en ciertos contextos, particularmente cuando se emplean estrategias de validación interna como el remuestreo *bootstrap*. Las estimaciones de desempeño corregidas por optimismo en nuestro análisis sugirieron un sobreajuste limitado, respaldando una robustez interna razonable. No obstante, la validación en

cohortes externas más grandes y multicéntricas sigue siendo esencial antes de la adopción clínica generalizada.

A pesar de estas limitaciones, esta puntuación simplificada e internamente validada ofrece un marco pragmático para la evaluación del riesgo perioperatorio. En entornos con recursos limitados, herramientas predictivas simplificadas basadas en variables universalmente obtenibles pueden favorecer una mejor planificación perioperatoria, asignación racional de recursos de cuidados intensivos y, en última instancia, mejores resultados quirúrgicos.

## Conclusiones

Este estudio construyó y evaluó internamente un sistema conciso de puntuación clínica derivado de cuatro variables perioperatorias que se obtienen de rutina. El modelo mostró una capacidad discriminatoria satisfactoria junto con una calibración adecuada y mantuvo un desempeño estable tras la validación interna basada en *bootstrap*. Estos resultados indican que se puede lograr una estimación confiable del riesgo postoperatorio sin depender de algoritmos complejos o plataformas tecnológicas. El sistema de puntuación propuesto ofrece un enfoque sencillo para la estratificación perioperatoria y facilita la identificación de pacientes con mayor riesgo de complicaciones, quienes podrían requerir vigilancia intensificada, medidas de optimización dirigidas o acceso prioritario a recursos de cuidados críticos. Al agrupar a los individuos en categorías de riesgo progresivamente más altas, asociadas con tasas crecientes de complicaciones, la herramienta proporciona un marco clínico claro e interpretable para la toma de decisiones quirúrgicas. Aunque se requiere confirmación en cohortes externas independientes antes de su adopción generalizada, este modelo simplificado representa una estrategia pragmática para la evaluación perioperatoria estructurada. Su reducido requerimiento de variables puede facilitar la incorporación en la práctica rutinaria, particularmente en entornos sanitarios con limitaciones de infraestructura y soporte digital, manteniendo un desempeño predictivo aceptable.

## Cumplimiento de normas éticas:

**Consentimiento informado:** Este estudio retrospectivo se realizó utilizando datos anonimizados de pacientes obtenidos de registros médicos institucionales, por lo que no se requirió el diligenciamiento de consentimiento informado. De acuerdo con las políticas institucionales para investigación observacional retrospectiva, no se requirió aprobación ética formal. No se recopilaron datos identificables de pacientes, y se mantuvo estrictamente la confidencialidad durante todo el estudio.

**Conflictos de interés:** El autor declaró que no existen conflictos de interés relacionados con este estudio.

**Uso de herramientas de Inteligencia Artificial:** No se utilizaron tecnologías de inteligencia artificial en la realización de este estudio ni en la preparación del manuscrito.

**Fuentes de financiamiento:** El autor no recibió apoyo financiero para el desarrollo de la investigación ni la publicación de este artículo.

**Contribución de los autores:**

- Diseño y concepción del estudio: Luis Francisco Llerena Freire.
- Adquisición de datos: Luis Francisco Llerena Freire.
- Análisis e interpretación de datos: Luis Francisco Llerena Freire.
- Redacción del manuscrito: Luis Francisco Llerena Freire.
- Revisión crítica: Luis Francisco Llerena Freire.

## Referencias

1 COVIDSurg Collaborative. Elective surgery cancellations due to the COVID-19 pandemic: Global predictive modelling to inform surgical recovery plans. Br J Surg. 2020;107:1440-9. https://doi.org/10.1002/bjs.11746

2 Meara JG, Leather AJ, Hagander L, Alkire BC, Alonso N, Ameh EA, et al. Global Surgery 2030: Evidence and solutions for achieving health, welfare, and economic development. Int J Obstet Anesth. 2016;25:75-8. https://doi.org/10.1016/j.ijoa.2015.09.006

3 Copeland GP, Jones D, Walters M. POSSUM: A scoring system for surgical audit. Br J Surg. 1991;78:355-360. https://doi.org/10.1002/bjs.1800780327

4 Bilimoria KY, Liu Y, Paruch JL, Zhou L, Kmiecik TE, Ko CY, et al. Development and evaluation of the universal ACS NSQIP surgical risk calculator: A decision aid and informed consent tool for patients and surgeons. J Am Coll Surg. 2013;217:833-42.e1-3. https://doi.org/10.1016/j.jamcollsurg.2013.07.385

5 Tsiouris A, Hammoud ZT, Velanovich V, Hodari A, Borgi J, Rubinfeld I. A modified frailty index to assess morbidity and mortality after lobectomy. J Surg Res. 2013;183:40-6. https://doi.org/10.1016/j.jss.2012.11.059

6 Subramaniam S, Aalberg JJ, Soriano RP, Divino CM. New 5-Factor Modified Frailty Index using American College of Surgeons NSQIP data. J Am Coll Surg. 2018;226:173-181.e8. https://doi.org/10.1016/j.jamcollsurg.2017.11.005

7 Morley JE, Malmstrom TK, Miller DK. A simple frailty questionnaire (FRAIL) predicts outcomes in middle aged African Americans. J Nutr Health Aging. 2012;16:601-8. https://doi.org/10.1007/s12603-012-0084-2

8 Raîche M, Hébert R, Dubois MF. PRISMA-7: A case-finding tool to identify older adults with moderate to severe disabilities. Arch Gerontol Geriatr. 2008;47:9-18. https://doi.org/10.1016/j.archger.2007.06.004

9 Dindo D, Demartines N, Clavien PA. Classification of surgical complications: A new proposal with evaluation in a cohort of 6336 patients and results of a survey. Ann Surg. 2004;240:205-13. https://doi.org/10.1097/01.sla.0000133083.54934.ae

10 Fernandes A, Rodrigues J, Antunes L, Lages P, Santos CS, Moreira-Gonçalves D, et al. Development of a preoperative risk score on admission in surgical intermediate care unit in gastrointestinal cancer surgery. Perioper Med (Lond). 2020;9:23. https://doi.org/10.1186/s13741-020-00151-7

11 Wang Y, Shi Y, Wang L, Rong W, Du Y, Duan Y, et al. Risk prediction model for surgical site infection in patients with gastrointestinal cancer: A systematic review and meta-analysis. World J Surg Oncol. 2025;23:72. https://doi.org/10.1186/s12957-025-03726-0

12 von Elm E, Altman DG, Egger M, Pocock SJ, Gøtzsche PC, Vandenbroucke JP, et al.; STROBE Initiative. The Strengthening the Reporting of Observational Studies in Epidemiology (STROBE) statement: Guidelines for reporting observational studies. PLoS Med. 2007;4:e296. https://doi.org/10.1371/journal.pmed.0040296

13 Collins GS, Reitsma JB, Altman DG, Moons KGM. Transparent Reporting of a multivariable prediction model for Individual Prognosis Or Diagnosis (TRIPOD): The TRIPOD statement. Ann Intern Med. 2015;162:55-63. https://doi.org/10.7326/M14-0697

14 Reilly JR, Gabbe BJ, Brown WA, Hodgson CL, Myles PS. Systematic review of perioperative mortality risk prediction models for adults undergoing inpatient non-cardiac surgery. ANZ J Surg. 2021;91:860-70. https://doi.org/10.1111/ans.16255

15 Riley RD, Ensor J, Snell KIE, Harrell FE, Martin GP, Reitsma JB, et al. Calculating the sample size required for developing a clinical prediction model. BMJ. 2020;368:m441. https://doi.org/10.1136/bmj.m441

16 Saklad M. Grading of patients for surgical procedures. Anesthesiology. 1941;2:281-284. https://doi.org/10.1097/00000542-194105000-00004

17 van Smeden M, Moons KG, de Groot JA, Collins GS, Altman DG, Eijkemans MJ, et al. Sample size for binary logistic prediction models: Beyond events per variable criteria. Stat Methods Med Res. 2019;28:2455-74. https://doi.org/10.1177/0962280218784726

18 Shotwell MS, Hennessy C, Martin BJ, Behrman SW, Bradley JF. Risk prediction model for postoperative acute kidney injury in a broad surgical population. J Am Coll Surg. 2026;243:391-9. https://doi.org/10.1097/XCS.0000000000001868

19 Moonesinghe SR, Mythen MG, Das P, Rowan KM, Grocott MPW. Risk stratification tools for predicting morbidity and mortality in adult patients undergoing major surgery: Qualitative systematic review. Anesthesiology. 2013;119:959-81. https://doi.org/10.1097/ALN.0b013e3182a4e94d

20 Pencina MJ, D'Agostino RB, Steyerberg EW. Extensions of net reclassification improvement calculations to measure usefulness of new biomarkers. Stat Med. 2011;30:11-21. https://doi.org/10.1002/sim.4085

21 Steyerberg EW, Vickers AJ, Cook NR, Gerds T, Gonen M, Obuchowski N, et al. Assessing the performance of prediction models: A framework for traditional and novel measures. Epidemiology. 2010;21:128-38. https://doi.org/10.1097/EDE.0b013e3181c30fb2

22 Riley RD, Snell KIE, Ensor J, Burke DL, Harrell FE, Moons KGM, et al. Minimum sample size for developing a multivariable prediction model: Part I - Continuous outcomes. Stat Med. 2019;38:1262-75. https://doi.org/10.1002/sim.7993

23 Blanco-Guerrero DRY, Borráez-Segura BA, Santa-Gil V, Vargas-Bedoya DC, Anduquia-Garay F, Hincapie LM, et al. Utilidad de la variación de la proteína C reactiva en la predicción de complicaciones postoperatorias en pacientes con gastrectomía total. Rev Colomb Cir. 2026;41:501-8. https://doi.org/10.30944/20117582.3075