

**Uso del aprendizaje automático para el desarrollo y evaluación de modelos para identificar riesgos de complicaciones postoperatorias mediante datos preoperatorios e intraoperatorios. Bing Xue y cols.** *JAMA Network Open*. 2021;4(3):e212240. doi:10.1001/jamanetworkopen.2021.2240 (Use of Machine Learning to Develop and Evaluate Models Using Preoperative and Intraoperative Data to Identify Risks of Postoperative Complication).

**Revisor: Juan Cristóbal Pedemonte. División de Anestesiología, Facultad de Medicina, Pontificia Universidad Católica de Chile.**

**Introducción:** Las complicaciones posoperatorias aumentan la morbimortalidad, estadía hospitalaria y los costos asociados a atención en salud. Algunas complicaciones posoperatorias son prevenibles (daño renal agudo, delirium, trombosis venosa profunda, trombo embolismo pulmonar y neumonía) si son identificadas y mitigadas a tiempo. Múltiples estudios han utilizado aprendizaje automático (machine learning) para modelar y predecir complicaciones postoperatorias. Sin embargo, éstos no distinguen entre variables preoperatorias e intraoperatorias, por lo que es difícil determinar sus contribuciones al modelo. Además, describen numerosos datos faltantes y diversas formas de imputación, por ende se desconoce la influencia de estos datos en los modelos.

**Métodos:** El objetivo primario fue comparar el rendimiento de distintos modelos de aprendizaje automático para predecir complicaciones posoperatorias utilizando datos preoperatorios, intraoperatorios y su combinación, para anticipar complicaciones posoperatorias. También investigaron la asociación de las variables de datos faltantes con el rendimiento de la predicción de los modelos. Además, desarrollaron interpretaciones clínicamente significativas e independientes del modelo, para respaldar la toma de decisiones clínicas y la planificación de la atención. Los datos provienen de adultos sometidos a cirugía en un gran centro académico de EEUU durante 4 años (julio de 2012 - agosto de 2016). Fueron obtenidos desde evaluaciones preoperatorias, evaluación pre anestésica y registro intraoperatorio de registros electrónicos de datos de salud. Se generaron 3 bases de datos: preoperatorios, intraoperatorios y su combinación. Se aplicaron distintas herramientas de aprendizaje automático: support vector machines y regresión logística, random forest, gradient boosting tree (GBT) y deep neural networks (DNN). El análisis fue realizado desde febrero a septiembre de 2020. Se obtuvo dispensa del comité de ética. La presentación de datos se realizó según guías TRIPOD. Los desenlaces analizados fueron: daño renal agudo, delirium, trombosis venosa profunda, trombo embolismo pulmonar y neumonía. Se utilizó validación cruzada para evaluar el desempeño de los distintos modelos con AUROC y otras medidas de desempeño. Para la interpretación clínica de los modelos, se utilizó el método de explicaciones aditivas de Shapley.

**Resultados:** Un total de 111.888 pacientes se incluyeron en este estudio, aunque no todos estos datos fueron utilizados para generar los distintos modelos. El modelo de mejor rendi-

miento (según sus AUROCs) para cada complicación combinó los datos preoperatorios e intraoperatorios y fueron: neumonía (GBT) 0,905 [IC 95%, 0,903-0,907]; daño renal agudo (GBT) 0,848 [0,846-0,851]; trombosis venosa profunda (GBT) 0,881 [0,878-0,884]; trombo embolismo pulmonar (DNN) 0,831 [0,824-0,839]; y delirium (GBT) 0,762 [0,759-0,765]. El desempeño de los modelos que utilizó solo datos preoperatorios o solo datos intraoperatorios fue marginalmente inferior a la de los modelos que utilizaron datos combinados. Al agregar variables con datos faltantes como entrada, el AUROC aumentó de 0,588 a 0,905 para neumonía, 0,579 a 0,848 para daño renal agudo, 0,574 a 0,881 para trombosis venosa profunda, 0,5 a 0,831 para trombo embolismo pulmonar y 0,6 a 0,762 para delirium. El análisis de las explicaciones de aditivos de Shapley permitió la interpretación y jerarquización de los contribuyentes clínicos asociados con los factores de riesgo de distintas complicaciones postoperatorias.

**Conclusiones:** Los modelos de aprendizaje automatizado para predecir complicaciones posoperatorias ofrecen oportunidades para la integración de las predicciones de riesgo para el apoyo a la decisión clínica. Dicho apoyo clínico en tiempo real puede ayudar en la gestión anticipada para la planificación de contingencia perioperatoria y así disminuir riesgos para pacientes.

**Interpretación:** Estos hallazgos sugieren que los modelos desarrollados con aprendizaje automático, que utilizan datos preoperatorios e intraoperatorios, pueden predecir complicaciones posoperatorias. Estos modelos pueden generar interpretaciones confiables para apoyar la toma de decisiones clínicas a lo largo del continuo de la atención perioperatoria.

**Determinación de la DE95 de una única dosis en bolo de dexmedetomidina para la sedación adecuada en niños y adolescentes obesos o no obesos. Brit J Anaesth 126, 684-691 (2021). Bin Wu y cols.** (Determination of the ED95 of a single bolus dose of dexmedetomidine for adequate sedation in obese or nonobese children and adolescents).

**Revisor: Luis I. Cortínez. División de Anestesiología, Facultad de Medicina, Pontificia Universidad Católica de Chile.**

**Introducción:** Con la creciente prevalencia de niños con sobrepeso y obesidad, los anestesiólogos deben determinar la dosificación óptima de medicamentos dada la farmacocinética y farmacodinamia alterada en esta población. Por lo tanto, el objetivo del estudio fue determinar la dosis única de dexmedetomidina para proporcionar sedación suficiente en el 95% (DE95) de niños con y sin obesidad.

**Métodos:** Se estudiaron 40 niños con obesidad (IMC > percentil 95 para edad y sexo) y 40 niños con peso normal (IMC entre percentil 25-84), de 3 a 17 años, ASA 1 y 2, sometidos a cirugía electiva. Se utilizó el diseño de la moneda sesgada para determinar la dosis objetivo. Las respuestas positivas se definieron como el logro de una sedación adecuada (puntuación mínima de sedación de Ramsay (RSS)  $\geq 4$ ). La dosis inicial para am-

bos grupos fue dexmedetomidina 0,3 mg kg<sup>-1</sup> i.v. en infusión durante 10 min. Se utilizó un incremento o disminución de 0,1 mg/kg en el paciente siguiente dependiendo de las respuestas obtenidas en el paciente previo. Los métodos de regresión isotónica y *bootstrapping* fueron utilizadas para determinar la DE95 y los intervalos de confianza (IC) del 95%, respectivamente.

**Resultados:** La DE95 de la dexmedetomidina para la sedación adecuada fue de 0,75 mg/kg (IC 95% 0,638-0,780 mg/kg), y 0,74 mg/kg (IC 95%: 0,598-0,779 mg/kg) en niños con obesidad y peso normal, respectivamente. Se observó una disminución del índice BIS de 94,8 [4,8] a 69,0 [13,2] en el grupo de niños con obesidad, y de 94,95 [3,6] a 66,1 [14,6] en el grupo sin obesidad. Ambos grupos tuvieron una marcada caída en la PA sistólica y diastólica que duró hasta el final del período de observación de 40 minutos.

**Conclusiones:** Los valores de DE95 de la dexmedetomidina administrada durante 10 min fueron similares basado en el peso corporal total.

**Comentario:** Los resultados de este estudio son contraindicativos basados en estudios previos de dexmedetomidina en obesos. En obesos se sabe que la masa magra es un mejor des-

criptor que peso corporal total para describir cambios de volúmenes de distribución de esta droga. Hubiera esperado menor dosis por kilo en obesos. Varios factores deben considerarse en la interpretación de los resultados: 1) La administración lenta de la dexmedetomidina hace que el volumen central sea relativamente menos relevante que en un bolo rápido; 2) Un bolo único disminuye la influencia relativa del clearance de eliminación que se sabe no es proporcional al peso en sujetos de amplio rango de tamaño; 3) Esta metodología no permite una adecuada caracterización del efecto de covariables lo que pudiera ocasionar sesgo en resultados; 4) Sólo usa la respuesta de Ramsay de los 10 min para calcular la DE 95% lo que puede ser inadecuado para 2 grupos fisiológicamente distintos. Me hubiera gustado ver valores de RSS y de BIS en el tiempo como datos crudos; 5) Solo se caracteriza un punto de la relación dosis respuesta ( $RSS \geq 4$ ) no permitiendo discriminación más fina del nivel de sedación alcanzado en ambos grupos; 6) finalmente, el amplio rango etario (3-17 años) puede ser un confundente en estimación de dosificación con este diseño de análisis secuencial. Por las limitantes mencionadas y evidencia previa, en mi opinión las conclusiones del estudio pueden estar sesgadas.