Colección

Trabajos Clave

Serie

Tratamiento de la Hipertensión Arterial

Amlodipina para el Tratamiento de la Hipertensión en Pacientes Internados

Chongqing Medical University; Affiliated Banan Hospital
of Chongqing Medical University, Chongqing, China

Pragmatic and Observational Research
15:121-137, Ago 2024

Sociedad Iberoamericana
de Información Científica

Amlodipina para el Tratamiento de la Hipertensión en Pacientes Internados

Acceda a este resumen

El estudio utiliza el aprendizaje automático para predecir la eficacia de la amlodipina para el tratamiento de la hipertensión arterial en pacientes internados. Se identificaron tres variables de laboratorio que se correlacionaron con mejores resultados clínicos asociados con el tratamiento con amlodipina.

Introducción

La hipertensión arterial (HTA) puede asociarse con daños funcionales u orgánicos en órganos vitales como el corazón, el cerebro y los riñones. Según las guías del Colegio Americano de Cardiología y de la Asociación Americana del Corazón (ACC/AHA) se debe indicar tratamiento farmacológico antihipertensivo en pacientes con presión arterial (PA) sistólica ≥ 140 mm Hg o PA diastólica ≥ 90 mm Hg. El tratamiento de los pacientes hipertensos hospitalizados se centra en la medicación para controlar la PA, con el objetivo de minimizar el riesgo de complicaciones cardíacas, renales y vasculares, y reducir la mortalidad.

Las guías existentes no establecen recomendaciones específicas para los pacientes hospitalizados; las últimas guías de HTA recomiendan los bloqueadores de los canales de calcio (BCC) como posibles agentes de primera línea para el tratamiento de la HTA. La amlodipina es el BCC más prescrito; protege los órganos diana y reduce la mortalidad, la morbilidad y los eventos cardiovasculares adversos. La amlodipina se prescribe comúnmente dentro de las 6 horas de la aparición de la HTA hospitalaria grave y mantiene su efecto antihipertensivo durante más de 24 horas. Sin embargo, la amlodipina en dosis de 10 mg se asocia con edemas, mareos, sofocos y palpitaciones en el 10.8%, 3.4%, 2.6% y 4.5% de los pacientes, respectivamente. El objetivo del presente estudio fue crear un método analítico clínicamente útil para predecir la eficacia de la amlodipina en pacientes internados, para lo cual se utilizaron modelos comunes de aprendizaje automático.

Pacientes y métodos

Para el estudio retrospectivo multicéntrico se analizaron los datos de 870 pacientes hipertensos internados en 7 hospitales de Chongqing, China. La PA media se determinó durante un período consecutivo de 5 días. Se consideró un grupo de éxito (n = 479), con valores de PA sistólica media < 140 mm Hg y PA diastólica media < 90 mm Hg en los 5 días posteriores a la toma de amlodipina, y un grupo de fracaso terapéutico (n = 391), es decir, pacientes que no lograron los objetivos deseados. Para la validación interna, el grupo se dividió aleatoriamente (7:3) en un conjunto de entrenamiento (n = 614) y un conjunto de validación (n = 256). Los pacientes debían haber sido registraros entre enero de 2017 y enero de 2022, debían tener diagnóstico de HTA primaria, y a partir del ingreso y durante los primeros 5 días, solo debían haber utilizado amlodipina; además se debía disponer de información para 31 indicadores clínicos. Las comparaciones se realizaron con prueba de *chi* al cuadrado, prueba de la *t* o prueba de la *U* de Mann-Whitney, según el caso. Se crearon modelos predictivos con 6 algoritmos de aprendizaje automático, incluidos el *Random Forest* (RF), el *eXtreme Gradient Boosting* (XGBoost), el *Gradient Boosting Decision Tree* (GBDT), el *Categorical Boosting* (CatBoost), el *Adaptive Boosting* (AdaBoost) y el *Light Gradient Boosting Machine* (LightGBM). Se evaluaron diversas métricas como la precisión, la sensibilidad, la especificidad, el valor predictivo negativo, el valor predictivo positivo y el valor del área bajo la curva (ABC) ROC y se implementaron metodologías rigurosas para garantizar la solidez y confiabilidad de los modelos predictivos, en concordancia con los estándares de la investigación científica. Para mejorar la interpretabilidad de las predicciones de los modelos de aprendizaje automático se utilizó el método de análisis *SHapley Additive exPlanations* (SHAP) y gráfico Beeswarm. Se incluyeron análisis por subgrupos.

Resultados

El conjunto de entrenamiento incluyó 614 pacientes, con 337 categorizados como casos exitosos y 277 como fracasos.

Construcción de modelos de aprendizaje automático

Después de evaluar exhaustivamente el rendimiento de seis modelos de aprendizaje automático con 31 indicadores, el modelo RF surgió como la mejor opción, con valor en el ABC de 0.846, superando ligeramente al modelo XGBoost con un ABC de 0.836 y al modelo LightGBM con un ABC de 0.822. En el análisis de importancia del modelo y los algoritmos de selección de características, ocho factores independientes se destacaron por tener un impacto significativo en las predicciones: hematocrito, tiempo de trombina, triglicéridos, PA sistólica, niveles de proteínas totales, PA diastólica, colesterol total y la amplitud de distribución plaquetaria. El proceso de reducción de variables eliminó eficazmente las variables independientes asociadas de manera no significativa, lo que contribuyó a la simplificación de la complejidad del modelo. Al reconstruir el modelo para predecir la eficacia de la amlodipina, se implementaron los seis algoritmos de aprendizaje automático mencionados; entre ellos, el LightGBM tuvo nuevamente un rendimiento excepcional, con valor del ABC de 0.808. La reducción a 3 variables clave (tiempo de trombina, hematocrito y ampli-

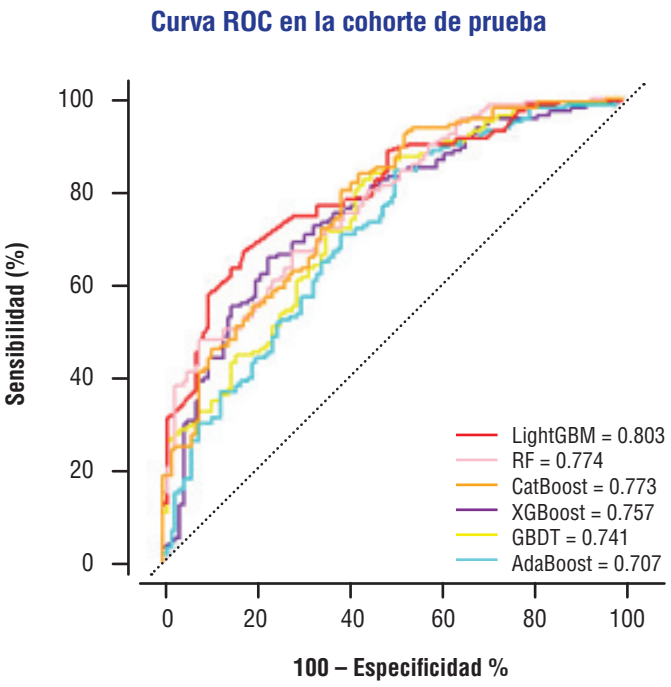

Figura 1

Curvas ROC para el modelo de validación con 3 indicadores.

RF, *Random Forest*; XGBoost, *eXtreme Gradient Boosting*; LightGBM, *Light Gradient Boosting*; CatBoost, *Categorical Boosting*; AdaBoost, *Adaptive Boosting*; GBDT, *Gradient Boosting*.

tud de distribución plaquetaria) permitió mantener el rendimiento sobresaliente del modelo y generó resultados más intuitivos al reflejar la efectividad de los pacientes hipertensos cuando usan amlodipina. En particular, el LightGBM presentó constantemente el mejor rendimiento general, con valor de ABC de 0.803, incluso con la estructura simplificada del modelo (Figura 1).

Análisis SHAP

Se realizó un análisis de interpretabilidad SHAP en el modelo LightGBM, el cual demostró un rendimiento superior. Este análisis ofrece información valiosa sobre la contribución de cada característica a los resultados de la predicción, lo que revela los factores críticos que influyen en las decisiones del modelo. En este análisis, el hematocrito surgió como la característica más significativa que influyó en las predicciones del modelo. Los hallazgos revelan una correlación positiva entre los valores más altos de hematocrito y tiempo de trombina y una mejor eficacia de la amlodipina en pacientes hipertensos.

Conclusión

Los seis modelos de aprendizaje automático tuvieron un excelente rendimiento predictivo, pero el modelo LightGBM logró el mayor rendimiento general. En particular, la amlodipina mostró una eficacia mejorada en pacientes con valores bajos de amplitud de distribución plaquetaria, así como valores altos de hematocrito y tiempo de trombina.

Copyright © Sociedad Iberoamericana de Información Científica (SIIC), 2025
www.siicsalud.com

Fuente: Pragmatic and Observational Research 15:121-137, Ago 2024
Título original: *A Real-World Study on the Short-Term Efficacy of Amlodipine in Treating Hypertension Among Inpatients*
Autores: Wang T, Tan J, Zhao W y colaboradores
Instituciones: Chongqing Medical University; Affiliated Banan Hospital of Chongqing Medical University, Chongqing, China

El presente artículo de Trabajos Clave (TC) fue seleccionado de la base de datos SIIC *Data Bases* por la compañía patrocinante de este ejemplar. Los artículos de la colección TC son objetivamente resumidos por el Comité de Redacción Científica de SIIC. Los médicos redactores no emiten opiniones o comentarios sobre los artículos que escriben. Prohibida la reproducción total o parcial por cualquier medio o soporte editorial sin previa autorización expresa de SIIC. Impreso en la República Argentina, abril de 2025. Colección Trabajos Clave (TC) Registro Nacional de la Propiedad Intelectual en trámite. Hecho el depósito que establece la Ley N° 11723.