

Medicent Electrón. 2025;29:e4314

ISSN 1029-3043

Artículo Original

Prevención de la hipertensión arterial desde un modelo predictivo y nomograma de riesgo

Prevention of arterial hypertension from a predictive model and risk nomogram

Mildrey Jiménez López^{1*} <https://orcid.org/0000-0001-5835-9532>

Carlos Jorge Hidalgo Mesa¹ <https://orcid.org/0000-0003-4705-4519>

Eligio Eduardo Barreto Fiu² <https://orcid.org/0000-0003-3523-2875>

Yasel Sánchez Pérez¹ <https://orcid.org/0000-0002-8382-8457>

Yunier Jiménez Rodríguez¹ <https://orcid.org/0009-0003-6340-5478>

Ramiro Guedes Díaz¹ <https://orcid.org/0000-0002-6704-3246>

Cesar Hernández Bonilla¹ <https://orcid.org/0000-0003-3320-618X>

Annia Damary Aguilar Hernández¹ <https://orcid.org/0009-0000-0448-3271>

Elizabeth Pacheco Díaz¹ <https://orcid.org/0009-0007-8771-3423>

¹Universidad de Ciencias Médicas de las Fuerzas Armadas Revolucionarias. La Habana. Cuba.

²Universidad de Ciencias Médicas de Villa Clara. Cuba.

* Autor para correspondencia: Correo electrónico: mildreyjl@infomed.sld.cu

RESUMEN

Introducción: La hipertensión arterial constituye un grave problema de salud a nivel mundial; por lo que resulta determinante establecer sistemas de predicción de riesgo eficientes y precisos.

Objetivo: Diseñar un modelo predictivo y un nomograma de riesgo de hipertensión arterial.

Métodos: Se realizó un estudio analítico de cohorte prospectivo en 690 pacientes, divididos en dos cohortes: derivación y validación. Para el procesamiento estadístico se utilizó la regresión logística binaria múltiple, mediante el software libre R versión 4.3.1.

Resultados: No se evidenciaron diferencias significativas entre ambas cohortes; 99 pacientes (14,35 %) derivaron en hipertensión arterial. El modelo se diseñó en la cohorte de derivación. Las variables predictoras y las razones de probabilidades del análisis multivariado fueron: edad (1,08), presión arterial sistólica (1,07), antecedentes médicos familiares de hipertensión arterial (31,27), circunferencia abdominal (1,22), sedentarismo (5,08). La calibración y discriminación del modelo se realizó en la cohorte de validación. La prueba de Hosmer-Lemeshow mostró que Chi-cuadrado=5,6959 ($p=0,681$); no hubo diferencias significativas entre los valores observados y los predichos por el modelo. El análisis de la curva de eficacia diagnóstica fue de 0,977; lo que evidenció el carácter excelente de la prueba. El nomograma mostró la probabilidad de padecer hipertensión arterial de 0-1 en una escala de puntuación.

Conclusiones: El modelo y el nomograma diseñados constituyeron herramientas simples y eficaces en la predicción de hipertensión arterial, con el uso de variables clínicas fáciles de obtener en la práctica médica; estos evidenciaron buenos resultados en la calibración y discriminación.

DeCS: hipertensión; predicción; factores de riesgo.



ABSTRACT

Introduction: arterial hypertension is a serious health problem worldwide. Therefore, establishing efficient and accurate risk prediction systems is essential.

Objective: to design a predictive model and risk nomogram for arterial hypertension.

Methods: a prospective cohort analytical study was conducted in 690 patients who were divided into two cohorts: derivation and validation. Multiple binary logistic regression was used for statistical processing by means of a free R software, version 4.3.1.

Results: no significant differences were found between the two cohorts; 99 patients developed arterial hypertension (14.35%). The model was designed in the derivation cohort. Age (1.08), systolic blood pressure (1.07), family medical history of hypertension (31.27), abdominal circumference (1.22) and sedentary lifestyle (5.08) were the predictor variables and odds ratios for multivariate analysis. Calibration and discrimination of the model was performed in the validation cohort. The Hosmer-Lemeshow test showed that the Chi-square=5.6959 (p=0.681); no significant differences were found between the observed values and those predicted by the model. The analysis of the diagnostic efficacy curve was 0.977 which showed the excellent nature of the test. The nomogram showed the probability of suffering from arterial hypertension from 0-1 on a score scale.

Conclusions: the designed nomogram and model were simple and effective tools to predict arterial hypertension through the easy collection of clinical variables in medical practice; these showed good results in calibration and discrimination.

MeSH: hypertension; forecasting; risk factors.

Recibido: 5/12/2024

Aprobado: 30/12/2024



INTRODUCCIÓN

La hipertensión arterial (HTA) constituye un grave problema de salud a nivel mundial y un factor de riesgo determinante en la evolución clínica de las enfermedades cardiovasculares. La intervención temprana y el control reducen su incidencia, sus complicaciones y la mortalidad que trae aparejada. Para el diagnóstico precoz de este padecimiento resultan fundamentales los sistemas de predicción de riesgo eficientes y precisos.⁽¹⁾

La *Guía Cubana de Diagnóstico, Evaluación y Tratamiento de la HTA (2017)* ratifica lo establecido por su predecesora en el 2008, en lo referente a la clasificación de esta enfermedad según las cifras de presión arterial (PA) para adultos mayores de 18 años: 140 mmHg o más de presión arterial sistólica (PAS) y/o 90 mmHg o más de presión arterial diastólica (PAD). También mantiene el término de prehipertensión para la PAS entre 120-139mmHg y la PAD de 80-89mmHg.⁽²⁾

Se estima que 1 280 millones de adultos entre 30-79 años en todo el mundo sufren esta afección; y en 2019 el 82 % de personas hipertensas vivían en regiones de ingresos económicos bajos y medios.⁽³⁾ En la III Encuesta Nacional de Factores de Riesgo y Actividades Preventivas de Enfermedades no Trasmisibles, realizada en Cuba entre 2010-2011, se evidenció la prevalencia de HTA en un 31,9 % y de prehipertensión en un 15,6 %.^(1,3,4)

Los modelos predictivos se utilizan en la práctica médica como complemento del método clínico, con el fin de mejorar los resultados de la prevención primaria, libre de costo. En este sentido, pueden potenciar la vigilancia de la hipertensión a gran escala en todos los niveles de atención médica y aportar herramientas valiosas para el cuidado de la salud y la aplicación de la tecnología en la toma de decisiones.^(1,5)



Así, el diseño de estos modelos y nomogramas permite la integración de tecnologías computacionales y matemáticas, como herramientas para el pronóstico de HTA, la identificación de grupos poblacionales vulnerables, el conocimiento de los factores de riesgo (FR) asociados, y el establecimiento de estrategias de prevención colectivas e individuales.^(5,6)

La HTA persiste como un problema de salud complejo y de difícil manejo en el ámbito individual, familiar, comunitario y social. Es por esto que urgen estrategias coordinadas y novedosas que aporten soluciones viables para resolver esta problemática. Los modelos de predicción permiten identificar los sectores más propensos a padecer la enfermedad e incidir en los factores de riesgo subyacentes. El objetivo de la presente investigación responde a esa urgencia médica y científica: diseñar un modelo predictivo y un nomograma de riesgo de hipertensión arterial; lo cual da continuidad y profundiza una investigación precedente en esta misma línea.⁽⁷⁾

MÉTODOS

Se realizó un estudio analítico de cohorte prospectivo. Se le dio seguimiento a los pacientes con frecuencia semestral durante dos años, con el objetivo de observar el diagnóstico de HTA.

Muestra de estudio: constituida por 690 pacientes seleccionados a través de un muestreo intencional no probabilístico y que cumplieron los siguientes criterios de selección:

Criterios de inclusión: pacientes con examen médico periódico en consultas de Medicina Interna, con cifras normales de PA o en rango de prehipertensión, sin antecedentes de HTA y con uso de medicamentos antihipertensivos. Esto con



previo consentimiento informado. Se condicionó la participación en el estudio ante la sospecha de HTA de bata blanca, HTA enmascarada y HTA nocturna.

Criterios de exclusión por etapas: pacientes que no asistían a la consulta de seguimiento semestral, con datos incompletos, diagnosticados con COVID-19 durante el seguimiento, cuya etiología fuera de causa secundaria.

Los datos de los pacientes se distribuyeron en dos grupos de forma aleatoria: 552 en la cohorte de derivación (CD) y 138 en la cohorte de validación (CV), a razón de 4:1 o proporción de 80 % y 20 %. Los datos de la CD se utilizaron para el diseño del modelo y la CV para su calibración y discriminación. Se verificó la comparabilidad de ambos grupos, con el objetivo de probar la distribución similar de las variables.

Variables estudiadas:

Epidemiológicas: edad en años cumplidos, antecedentes patológicos familiares de hipertensión arterial (APF HTA).

Clínicas: presión arterial sistólica (PAS) en mmHg.

Circunferencia abdominal (CA): ≥ 88 en mujeres cm, ≥ 102 en hombres cm.

Sedentarismo: se consideró sedentario a todo paciente que refiriera una escasa actividad física.⁽⁶⁾

Actividad física ideal: ≥ 150 minutos/semana (min/sem) de moderada intensidad o ≥ 75 min/sem intensidad rigurosa.

Actividad física intermedia: 60-149 min/sem de moderada intensidad, 30-74 min/sem de intensidad rigurosa.

Actividad física pobre: menos min/sem de lo señalado anteriormente.

Procesamiento estadístico: para la construcción del modelo predictivo se utilizó la regresión logística binaria múltiple. En el análisis de rendimiento del modelo se aplicó la prueba de Hosmer-Lameshow para la calibración, para la discriminación se construyeron curvas de eficacia diagnóstica (por sus siglas en inglés, ROC). Se elaboró un nomograma de riesgo para facilitar la interpretación del modelo.



La investigación se realizó conforme a los principios éticos recogidos en la Declaración de Helsinki y revisiones posteriores. Se obtuvo el consentimiento informado de todos los pacientes estudiados. Se informó el objetivo del seguimiento periódico, la importancia y repercusión positiva para el estudio terminado. El proyecto fue aprobado por el Comité de Ética para la investigación del Hospital Universitario Clínico-Quirúrgico «Cmdte. Manuel Fajardo Rivero».

RESULTADOS

La evolución de los pacientes a HTA se comportó de la siguiente forma: la cohorte de derivación en un 80 % y la cohorte de validación en un 20 %, sin mostrar diferencias significativas entre ambos grupos ($p=0,158$); lo que valida su uso en el análisis estadístico de la primera cohorte. En total derivaron en HTA 99 pacientes en 2 años (14,35 %), no así 591 (85,65 %); en la CD evolucionaron 74 (13,40 %) y no evolucionaron 478 (86,59 %). (Tabla 1)



Tabla 1. Evolución a la HTA en la cohorte de derivación y validación

| Evolución a la HTA | CD N=552 | CV N=138 | Total N=690 |
|---------------------------|---------------------|---------------------|------------------------|
| | No (%) | No (%) | No (%) |
| No | 478 (86,59) | 113 (81,88) | 591 (85,65) |
| Sí | 74 (13,40) | 25 (18,11) | 99 (14,35) |
| Total N=690 | 552 (80,00) | 138 (20,00) | 690 (100) |

CD: cohorte de derivación CV: cohorte de validación

El modelo de regresión logística (RL) binaria multivariada demostró la relación existente entre la evolución a HTA (variable dependiente) y las variables independientes significativas del modelo de RL univariado: la edad en años cumplidos, PAS en valores cuantitativos expresados en mmHg, APF HTA y el sedentarismo, que se introdujeron como variables cualitativas dicotómicas (Sí/No); la CA se introdujo como variable cuantitativa medida en cm. Las variables cuantitativas representaron el riesgo de enfermar por cada unidad de medida que se incrementó; las cualitativas, al ser dicotómicas, se expresaron mejor en el modelo. La variable APF HTA tuvo el mejor rendimiento en su carácter predictivo, seguida del sedentarismo. Los FR clínicos, fáciles de obtener en la anamnesis y el examen físico, garantizaron la generalización del modelo y su uso en todos los niveles de atención médica. (Tabla 2)



Tabla 2. Modelo de regresión logística binaria multivariada para la predicción de HTA.
Cohorte de derivación

| Variables del modelo | β | E.S | Estadígrafo de Wald | p de Wald | OR | I.C. 95% | |
|------------------------------|---------|-------|---------------------|-----------|-------|-----------------|-----------------|
| | | | | | | Límite Inferior | Límite Superior |
| Intercepto | -36,644 | 6,040 | -6,067 | <0,001 | - | - | - |
| X ₁ -Edad | 0,080 | 0,032 | 2,520 | 0,011 | 1,08 | 1,02 | 1,15 |
| X ₂ -PAS | 0,063 | 0,028 | 2,229 | 0,025 | 1,07 | 1,01 | 1,13 |
| X ₃ -APF HTA | 3,442 | 0,493 | 6,986 | <0,001 | 31,27 | 11,93 | 82,14 |
| X ₄ -CA | 0,199 | 0,050 | 3,999 | <0,001 | 1,22 | 1,17 | 1,35 |
| X ₅ -Sedentarismo | 1,625 | 0,484 | 3,357 | <0,001 | 5,08 | 1,97 | 13,13 |

Desviación residual:
 Min 1Q Media 3Q Max
 -1,98849 -0,15022 -0,06176 -0,03224 3,10368
 AIC: 147,22

Fórmula:

$$P(EHTA = 1) = \frac{1}{1 + e^{-(-36,644 + 0,08 * X_1 + 0,063 * X_2 + 3,442 * X_3 + 0,199 * X_4 + 1,625 * X_5)}}$$

Con respecto a la calibración del modelo de regresión logística multivariado, para la predicción de HTA, en la CV, la prueba de Hosmer-Lemeshow no mostró diferencias significativas entre los valores observados y los predichos por el modelo. (Tabla 3)



Tabla 3. Calibración del modelo de regresión logística binaria multivariada para la predicción de HTA. Cohorte de validación

| Prueba de Hosmer-Lemeshow CV | | | | |
|-----------------------------------|------------|-----------|------------|-----------|
| Grupo | No EHTA | | Si EHTA | |
| | Observados | Esperados | Observados | Esperados |
| 1 | 14 | 13,996 | 0 | 0,003 |
| 2 | 14 | 13,991 | 0 | 0,008 |
| 3 | 14 | 13,983 | 0 | 0,016 |
| 4 | 13 | 12,975 | 0 | 0,024 |
| 5 | 14 | 13,947 | 0 | 0,052 |
| 6 | 14 | 13,831 | 0 | 0,168 |
| 7 | 11 | 12,431 | 2 | 0,568 |
| 8 | 13 | 12,437 | 1 | 1,562 |
| 9 | 6 | 6,016 | 8 | 7,983 |
| 10 | 0 | 1,294 | 14 | 12,705 |
| Total | 113 | 114,901 | 14 | 23,089 |
| Chi-cuadrado=5,6959 g.l=8 p=0,681 | | | | |

El valor del área bajo la curva ROC fue de 0,977; lo cual se interpretó como prueba excelente, como un modelo con buena capacidad discriminadora (95 % de intervalo de confianza: 0,953-1). (Figura 1)



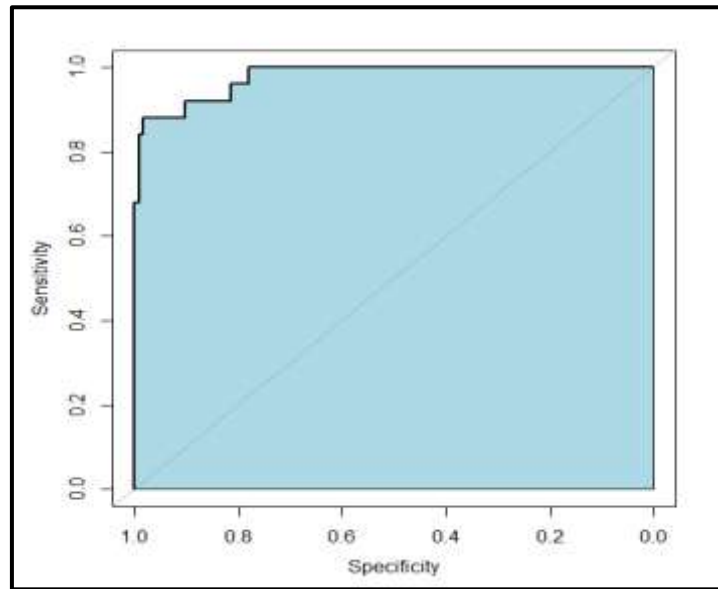


Figura 1. Curva ROC del modelo de regresión logística binaria multivariada para la predicción de HTA. Cohorte de validación

Los resultados del modelo de regresión logística binaria multivariada, se expusieron en una escala de puntuación sencilla, a partir del riesgo que representa cada variable en una escala de puntos, que al sumarse se expresan en la probabilidad de padecer HTA de 0-1. Se comenzó por una escala de puntos que asigna a cada predictor una calificación, de acuerdo con los datos que aportó el paciente; posteriormente se sumaron los puntos, se ubicó el total y se hizo corresponder con la escala pronóstica al final del nomograma. (Figura 2)

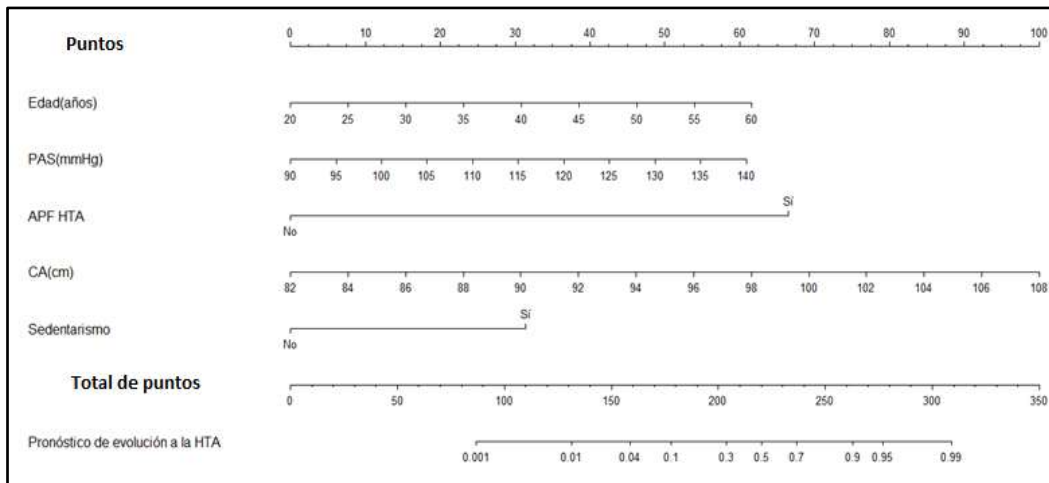


Figura 2. Nomograma del modelo de regresión logística binaria multivariada para la predicción de HTA. Cohorte de derivación

DISCUSIÓN

Pearson y colaboradores⁽⁸⁾ desarrollaron una ecuación de riesgo a partir de la regresión de Cox, las variables en el diseño del modelo y el riesgo relativo (RR) fueron: edad 1,13, APF HTA 2,50, PAS 2,13, índice de masa corporal (IMC) 1,31. Por otro lado, no se realizó validación de resultados. Estas variables fueron estudiadas en el presente estudio y se reflejaron en el modelo; comparten la variable con mejor rendimiento, los APF HTA.

La investigación de Parikh⁽⁹⁾ se generalizó y es la más utilizada como modelo de probabilidad de HTA en 4 años. Las variables con el RR del modelo fueron: edad 1,19, sexo 1,26, APF HTA 1,20, IMC 1,03, tabaquismo 1,24, PAS 1,07, PAD 1,15, en una regresión de Weibull. Se utilizó el estadístico de concordancia (*c-statistic*) para establecer la discriminación del modelo, con un valor de 0.788, Hosmer–Lemeshow con $p=0,88$. A diferencia del modelo que se presenta, el sexo y el tabaquismo no se utilizaron como variables, la validación interna resultó excelente como en la presente investigación.

Kivimaki⁽¹⁰⁾ realizó un estudio en una población londinense. Se incluyeron en el modelo las variables con *odd ratio* (OR): edad 1,05, sexo 1,25, PAS 1,06, PAD 1,04, IMC 1,07, tabaquismo 1,23 y APF HTA 1,29. La discriminación y calibración se realizó con *c-statistic* = 0,80 y la calibración con la prueba de Hosmer-Lemeshow= 11,5. Al igual que el presente estudio se utilizaron variables clínicas y antropométricas, la APF fue la mejor variable predictora y la validación interna del modelo fue similar en los resultados a la del presente estudio.

Kshirsagar⁽¹¹⁾ publicó un modelo predictivo a través de técnicas estadísticas de RL multivariable. Los OR del modelo clínico fueron: edad 1,14, sexo 1,01, PAS 1,06, PAD 1,13, tabaquismo 1,24, APF HTA 1,14, diabetes mellitus (DM) 1,48, IMC 1,03, sedentarismo 1,14. Presentó un área bajo la curva de 0,742. El modelo predictivo que se presenta reafirma el uso de variables clínicas y exhibe mejores resultados en la discriminación del modelo.

Los modelos creados mostraron capacidades de moderadas a altas de discriminación, entre hipertensión y no hipertensión con áreas bajo la curva de (0,75-0,78), similares a la presente investigación.⁽⁴⁾ A criterio de los autores, el uso del género en los modelos es para una población más balanceada, el de la DM es controversial porque puede subestimar el riesgo en los no diabéticos.

Los resultados del modelo predictivo de HTA de Chien y colaboradores⁽¹²⁾ consistió en una escala de puntos: género (2 puntos), edad (8 puntos), IMC (10 puntos), PAS (19 puntos) y PAD (7 puntos). El modelo bioquímico fue el siguiente: leucograma (3 puntos), glicemia (1 punto) y ácido úrico (3 puntos). El AUC fue de 0,732 para el modelo clínico y 0,735 para el modelo bioquímico. El modelo clínico que se desarrolló comparte iguales resultados en la discriminación, en el AUC y el uso de variables clínicas medibles.

Yamakado⁽¹³⁾ estudió los aminoácidos libres plasmáticos y la asociación con la obesidad visceral, la hiperinsulinemia, DM y la HTA; sin embargo, no contó con evidencias de validación de los resultados. A juicio de los autores, esto carece de



aplicación y reproducción poblacional por los elevados costos, y no comparte similitud con el presente estudio.

Otsuka y colaboradores⁽¹⁴⁾ utilizaron las variables: edad, IMC, PAS, PAD, tabaquismo, alcoholismo, y APF HTA. La cohorte de validación demostró una alta capacidad de discriminación y una calibración aceptable, con *c-stadictic* en 0,861 (intervalo de confianza del 95 % 0,844-0,877) y Chi-cuadrado de Hosmer-Lemeshow de 15,2 (P = 0,085); lo cual demostró ser un modelo excelente para predecir la enfermedad. Estos autores desarrollaron un modelo fácil de reproducir con variables clínicas, al igual que en el presente trabajo. En ambos casos la validación tuvo resultados positivos.

La investigación de Sathish⁽¹⁵⁾ resultó limitada en el número de casos y transversal; la dicotomización de las variables cuantitativas pudo sobrestimar el riesgo al aplicar técnicas estadísticas de RL multivariada; a diferencia del presente estudio, utilizaron las variables cuantitativas y las cualitativas como el sedentarismo y los APF HTA.

Xu⁽¹⁶⁾ publicó dos modelos predictivos para la población rural china y utilizó los FR: edad, PAS, sedentarismo, CA, IMC, presión de pulso, triglicéridos (TG), colesterol, glicemia en ayuna y actividad física. La validación mostró *c-stadictic* para el modelo 1 (0,765) y 2 (0,756); la calibración con la prueba de Hosmer-Lemeshow de 6,7832 (p=0,1478) y 4,7447 (p=0,3145). Ello concuerda con los resultados del presente estudio en cuanto a la validación, así como en el uso de variables clínicas y de laboratorio para el análisis de la evolución a HTA. El rendimiento de las variables en los modelos, los valores del cociente de riesgo o *hazard ratio* (HR) coinciden con los usados en la presente investigación.

Deng y colaboradores⁽¹⁷⁾ propusieron un nomograma de riesgo a partir de un modelo de regresión de Lasso; las variables que resultaron predictoras para el modelo fueron: APF HTA, PAS, PAD, IMC, CA, TG y conteo de leucocitos.

Zhao y colaboradores⁽¹⁸⁾ en un estudio longitudinal con técnica estadística de RL concluyó que existía una correlación significativa entre los índices relacionados



con la obesidad y el desarrollo de hipertensión; mostró OR de la edad 1,063, sexo 0,39, IMC 1,24, CA 1,07, APF HTA 1,82, tabaquismo 1,69, actividad física 0,85, alcoholismo 1,94. El uso de estas variables y los resultados fueron similares al estudio que se presenta.

Teshome⁽¹⁹⁾ modela el riesgo de HTA en una población etíope; las variables analizadas: mayores de 35 años OR 6,03, alcoholismo OR 2,40, sobrepeso OR 0,41, APF HTA, OR 1,32, concluyen sin una escala de riesgo. Este estudio fue limitado en cuanto al número de casos y la no validación de los datos.

Yang y colaboradores⁽²⁰⁾ desarrollaron y validaron un nomograma de riesgo a partir de un modelo de regresión en pacientes diabéticos en relación con HTA. Las variables edad, IMC, nefropatía diabética y la retinopatía diabética fueron factores de riesgo independientes. En las cohortes de entrenamiento y validación los resultados en la calibración fueron muy buenos al igual que en la presente investigación.

Chowdhury,⁽²¹⁾ Schjerven⁽⁴⁾ y Yang⁽²⁰⁾ plantearon que muchos de los modelos no incluían la variable DM porque sobreestimaban el riesgo de HTA, y excluirla provocaba un sesgo poblacional. El desarrollo de modelos exclusivos para este tipo de población vulnerable mejoró la predicción. La muestra analizada en el presente estudio incluye diabéticos pero el número de casos fue limitado y el análisis estadístico y clínico la excluyeron del modelo final.

Xu y colaboradores⁽²²⁾ realizaron un estudio retrospectivo en pacientes normoglucémicos. Utilizaron como variables los TG y la glicemia en forma de índice. Crearon un modelo bioquímico para la predicción de HTA y prehipertensión. Este no fue validado y no mostró elementos de calibración o discriminación. En la práctica los modelos bioquímicos tuvieron menos capacidad predictiva que sus pares clínicos. A juicio de los autores, los índices metabólicos complejizan el uso de modelos en la práctica clínica.

Zhang⁽²³⁾ presentó los resultados de su modelo a partir del análisis univariado. La CA con un área bajo la curva de 0,759 y el índice cintura-cadera AUC de 0,788,



fueron los mejores predictores de HTA en los modelos comparados. Los indicadores antropométricos resultan predictores excelentes y aportan resultados no colineales a la edad.

Chen y colaboradores⁽²⁴⁾ realizaron un estudio longitudinal, aplicaron técnicas de RL y utilizaron las variables de edad, sexo, nivel educativo, hábito de fumar, ejercicio físico regular, APF HTA, CA, IMC, lipoproteínas de baja densidad (LDL) y lipoproteínas de alta densidad (HDL). Se construyeron 3 modelos, a partir de curvas ROC; la mejor área bajo la curva (0,719) lo mostró la asociación de TG, glucosa e IMC; lo cual difiere de la presente investigación.

Chowdhury,⁽²¹⁾ Schjerven^(4,5) y Zhang⁽²⁵⁾ refirieron la capacidad de varios modelos para discriminar el diagnóstico de HTA. Mostraron un AUC mayor a 0,70, todos con intervalo de confianza del 95 %, lo que demostró la capacidad predictiva. La sensibilidad fue mayor a 0,50, la especificidad de 0,80. En las cohortes de validación, la diferencia entre curva de ajuste del modelo y los datos de la curva ideal no fue estadísticamente significativa.

Según Du⁽¹⁾ y Schjerven⁽⁴⁾ la edad, los APF HTA, PAS, PAD, el IMC y la CA fueron los mejores predictores clínicos en la mayoría de los modelos, con mejores resultados en la calibración y discriminación, tanto para las validaciones internas como externas. Las técnicas de inteligencia artificial (IA) no resultaron superiores a las tradicionales de RL; al igual que el modelo que se presenta, no hubo diferencias en cuanto al uso de los FR tradicionales.

CONCLUSIONES

La Organización Mundial de la Salud define entre sus directrices la prevención y el control de las enfermedades no transmisibles, incluida la hipertensión. En este sentido, propone la aplicación de algoritmos o modelos de diagnóstico y tratamiento que sean sencillos y fáciles de usar.



En ello radica el alcance de esta investigación. El modelo y nomograma diseñados constituyeron herramientas simples y útiles en la predicción de hipertensión arterial, con el uso de variables clínicas fáciles de obtener en la práctica médica. La calibración en la cohorte de validación no expuso diferencias significativas entre los valores observados y los predichos por el modelo, la discriminación exhibió el valor de área bajo la curva como una prueba excelente.

REFERENCIAS BIBLIOGRÁFICAS

1. Du J, Chang X, Ye Ch, Zeng Y, Yang S, Wu Sh, et al. Developing a hypertension visualization risk prediction system utilizing machine learning and health checkup data. Scientific Reports [Internet]. 2023 [citado 2024 mzo. 11];13:[cerca de 8 pantallas]. Disponible en:
<https://www.nature.com/articles/s41598-023-46281-y>
2. Revueltas Agüero M, Molina Esquivel E, Pons Díaz O, Hinojosa MC, Venero Fernández S, Benítez Martínez M. Caracterización de la prevalencia de la hipertensión arterial en Cuba en 2019. Rev Cubana Med Gen Integr [Internet]. 2021 [citado 2024 feb.10];37(4):[cerca de 15 pantallas]. Disponible en:
<http://scielo.sld.cu/pdf/mgi/v37n4/1561-3038-mgi-37-04-e1701.pdf>
3. Revueltas-Agüero M, Molina-Esquivel E, Suárez-Medina R, Bonet-Gorbea M, Varona-Pérez P, Benítez-Martínez M. La hipertensión arterial en Cuba según la Encuesta Nacional de Salud 2018-2019. Arch Méd Camagüey [Internet]. 2022 [citado 2024 mzo. 11];26:[cerca de 17 pantallas]. Disponible en:
<http://scielo.sld.cu/pdf/amc/v26/1025-0255-amc-26-e9239.pdf>
4. Schjerven FE, Lindseth F, Steinsland I. Prognostic risk models for incident hypertension: A PRISMA systematic review and meta-analysis. PLOS ONE [Internet]. 2024 [citado 2024 nov. 11]; 19(3):[cerca de 29 pantallas]. Disponible en:
<https://journals.plos.org/plosone/article?id=10.1371/journal.pone.0294148>



5. Schjerven FE, Lovisa Ingeström EM, Steinsland I, Lindseth F. Development of risk models of incident hypertension using machine learning on the HUNT study data. Sci Rep [Internet]. 2024 [citado 2024 nov. 11];14:[cerca de 26 pantallas]. Disponible en: <https://link.springer.com/article/10.1038/s41598-024-56170-7?fromPaywallRec=true>
6. Torres Cárdenas R, Martínez Frómata M, López SW, Pérez Milián JM, Torres Toledo D, Ramírez Cabañín O. Concordancia entre el índice de salud cardiovascular ideal y el índice Fuster-BEWAT. CorSalud [Internet]. 2020 [citado 2024 nov. 11];12(3):[cerca de 6 pantallas]. Disponible en: <http://www.revcorsalud.sld.cu/index.php/cors/article/view/504/1213>
7. Jiménez López M, Hidalgo Mesa C, Barreto Fiu EE, Sánchez Pérez Y, Jiménez Rodríguez Y, Hernández Bonilla C. Desarrollo de modelos predictivos para la hipertensión arterial. Medicent Electrón [Internet]. 2024[citado 2024 dic. 10];28:[cerca de 19 pantallas]. Disponible en: <https://medicentro.sld.cu/index.php/medicentro/article/view/4208>
8. Pearson TA, La Croix AZ, Mead LA, Liang KY. The prediction of midlife coronary heart disease and hypertension in young adults: The Johns Hopkins multiple risk equations. Am J Prev Med [Internet]. 1990 [citado 2024 feb. 10];6(2):[cerca de 6 pantallas]. Disponible en: https://escholarship.org/content/qt5cq08776/qt5cq08776_noSplash_2614c82127054c72842fac78af20e0bd.pdf
9. Parikh NI, Pencina M, Wang TJ, Benjamin EJ, Lanier KJ, Levy D, et al. A Risk Score for Predicting Near-Term Incidence of Hypertension: The Framingham Heart Study. Ann Intern Med [Internet]. 2008 [citado 2024 feb. 10];148(2):[cerca de 9 pantallas]. Disponible en: https://www.researchgate.net/profile/Daniel-Levy-12/publication/5656899_A_Risk_Score_for_Predicting_Near-Term_Incidence_of_Hypertension_The_Framingham_Heart_Study/links/5880f545a6fdcc6b790dd222/A-Risk-Score-for-Predicting-Near-Term-Incidence-of-Hypertension-The-Framingham-Heart-Study.pdf



10. Kivimaki M, Tabak AG, Batty GD, Ferrie JE, Nabi H, Marmot MG, et al. Incremental Predictive Value of Adding Past Blood Pressure Measurements to the Framingham Hypertension Risk Equation. Hypertension [Internet]. 2010 [citado 2024 feb. 15];55: [cerca de 5 pantallas]. Disponible en:

<https://www.ahajournals.org/doi/epub/10.1161/HYPERTENSIONAHA.109.144220>

11. Kshirsagar AV, Chiu Y, Bombback AS, August PA, Viera AJ, Colindres RE, et al. A Hypertension Risk Score for Middle-Aged and Older Adults. The Journal Of Clinical Hypertension [Internet]. 2010 [citado 2024 feb. 15];12(10):[cerca de 8 pantallas]. Disponible en:

<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/pdfdirect/10.1111/j.1751-7176.2010.00343.x?download=true>

12. Chien KL, Hsu HC, Su TC, Chang WT, Sung FC, Chen MF, et al. Prediction models for the risk of new-onset hypertension in ethnic Chinese in Taiwan. Journal of Human Hypertension [Internet]. 2011 [citado 2024 feb.15];25:294-303. Disponible en:

https://www.researchgate.net/profile/Ta-Chen-Su/publication/45102266_Prediction_models_for_the_risk_of_new-onset_hypertension_in_ethnic_Chinese_in_Taiwan/links/5416c3760cf2bb7347db6fc8/Prediction-models-for-the-risk-of-new-onset-hypertension-in-ethnic-Chinese-in-Taiwan.pdf

13. Yamakado M, Nagao K, Imaizumi A, Tani M, Toda A, Tanaka T, et al. Plasma Free Amino Acid Profiles Predict Four-Year Risk of Developing Diabetes, Metabolic Syndrome, Dyslipidemia, and Hypertension in Japanese Population. Scientific Reports [Internet]. 2015 [citado 2024 ene. 30];5:[cerca de 12 pantallas]. Disponible en: <https://www.nature.com/articles/srep11918>

14. Otsuka T, Kachi Y, Takada H, Kato K, Kodani E, Ibuki Ch, et al. Development of a risk prediction model for incident hypertension in a working-age Japanese male population. Hypertension Research [Internet]. 2015 [citado 2024 ene. 30]; 38:[cerca de 7 pantallas]. Disponible en:

<https://www.nature.com/articles/hr2014159.pdf>



15. Sathish T, Kannan S, Sankara Sarma P, Razum O, Gay Thrift A, Raman K. A Risk Score to Predict Hypertension in Primary Care Settings in Rural India. *Asia Pac J Public Health* [Internet]. 2016 [citado 20 mzo. 2024];28(10):[cerca de 9 pantallas]. Disponible en:

<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC4724234/pdf/nihms727184.pdf>

16. Xu F, Zhu J, Sun N, Wang L, Xie Ch, Tang Q, et al. Development and validation of prediction models for hypertension risks in rural Chinese populations. *Journal of Global Health* [Internet]. 2019 [citado 2024 mzo. 20]; 9(2):[cerca de 10 pantallas]. Disponible en:

<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC6875679/pdf/jogh-09-020601.pdf>

17. Deng X, Hou H, Wang X, Li Q, Li X, Yang, Z, et al. Development and validation of a nomogram to better predict hypertension based on a 10- year retrospective cohort study in China. *eLife* [Internet]. 2021 [citado 2024 mzo. 20];10:[cerca de 19 pantallas]. Disponible en:

<https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8163499/pdf/elife-66419.pdf>

18. Zhao H, Zhang X, Xu Y, Gao L, Ma Z, Sun Y, et al. Predicting the Risk of Hypertension Based on Several Easy-to-Collect Risk Factors: A Machine Learning Method. *Frontiers in Public Health* [Internet]. 2021 [citado 2024 mzo. 20];9:[cerca de 11 pantallas]. Disponible en:

<https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC8497705/pdf/fpubh-09-619429.pdf>

19. Teshome DF, Balcha SA, Awoke T, Atnafu A, Gelaye KA. Undiagnosed hypertension and its determinants among hypertensive patients in rural districts of northwest Ethiopia: a mediation analysis. *BMC Health Services Research* [Internet]. 2023 [citado 2024 nov. 11];23:[cerca de 13 pantallas]. Disponible en:

<https://link.springer.com/article/10.1186/s12913-023-09212-1>

20. Yang J, Wang X, Jiang Sh. Development and validation of a nomogram model for individualized prediction of hypertension risk in patients with type 2 diabetes mellitus. *Scientific Reports* [Internet]. 2023 [citado 2024 mzo. 20];13:[cerca de 10 pantallas]. Disponible en: <https://www.nature.com/articles/s41598-023-28059-4>



21. Islam Chowdhury MZ, Naeem I, Quan H, Leung AA, Sikdar KC, O'Beirne M, et al. Prediction of hypertension using traditional regression and machine learning models: A systematic review and meta-analysis. PLOS ONE [Internet]. 2022 [citado 2024 mzo. 20]; 17(4): [cerca de 30 pantallas]. Disponible en: <https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC8989291/pdf/pone.0266334.pdf>
22. Xu J, Xu W, Chen G, Hu Q, Jiang J. Association of TyG index with prehypertension or hypertension: a retrospective study in Japanese normoglycemia subjects. Front Endocrinol [Internet]. 2023 [citado 2024 nov. 11];14:[cerca de 9 pantallas]. Disponible en: <https://www.frontiersin.org/journals/endocrinology/articles/10.3389/fendo.2023.1288693/full>
23. Zhang X, Li G, Shi Ch, Tian Y, Zhang L, Zhang H, et al. Comparison of conventional and unconventional obesity indices associated with newonset hypertension in different sex and age populations. Scientific Reports [Internet]. 2023 [citado 2024 nov. 11];13:[cerca de 12 pantallas] Disponible en: https://pmc.ncbi.nlm.nih.gov/articles/PMC10182979/pdf/41598_2023_Article_34969.pdf
24. Chen Y, Du J, Zhou N, Song Y, Wang W, Hong X, et al. Correlation between triglyceride glucose-body mass index and hypertension risk: evidence from a cross-sectional study with 60,283 adults in eastern China. BMC Cardiovascular Disorders [Internet]. 2024 [citado 2024 nov. 25];24:[cerca de 10 pantallas]. Disponible en: <https://link.springer.com/article/10.1186/s12872-024-03934-8?fromPaywallRec=false>
25. Zhang X, Ye R, Sun L, Liu X, Wang S, Meng Q, et al. Relationship between novel anthropometric indices and the incidence of hypertension in Chinese individuals: a prospective cohort study based on the CHNS from 1993 to 2015. BMC Public Health [Internet]. 2023 [citado 25 nov. 2024];23:[cerca de 10 pantallas]. Disponible en: <https://link.springer.com/article/10.1186/s12889-023-15208-7>



Conflicto de intereses

Los autores declaran no tener conflicto de intereses.

Contribución de los autores

Conceptualización: Mildrey Jiménez López

Curación de datos: Yunier Jiménez Rodríguez

Análisis formal: Eligio Eduardo Barreto Fiu

Investigación: Mildrey Jiménez López

Metodología: Yasel Sánchez Pérez

Administración del proyecto: Ramiro Guedes Díaz

Supervisión: Carlos Jorge Hidalgo Mesa

Validación: Elizabeth Pacheco Díaz

Redacción del borrador original: Cesar Hernández Bonilla

Redacción, revisión y edición: Annia Damary Aguilar Hernández

