



- Título: Nomograma de riesgo cardiometabólico en mujeres de edad mediana con antecedentes de preeclampsia.
- Nombre y apellidos del Autor (es)
  - 1.- DrC. Juan Antonio Suárez González. Hospital Materno Mariana Grajales Santa Clara, Villa Clara. Cuba. [jasg6611@gmail.com](mailto:jasg6611@gmail.com) 52625535
  - 2.- DrC. Elizabeth Álvarez Guerra González. Universidad de Ciencias Médicas Villa Clara, Unidad de Investigaciones Biomédicas, Santa Clara, Cuba, [elizabethagg@infomed.sld.cu](mailto:elizabethagg@infomed.sld.cu)
  - 3.- DrC. Nélida L. Sarasa Muñoz. Universidad de Ciencias Médicas Villa Clara, Facultad de Medicina, Santa Clara, Cuba, [nelidasm@infomed.sld.cu](mailto:nelidasm@infomed.sld.cu)
  - 4.- MSc Dr. Mario Gutiérrez Machado. Hospital Ginecoobstetrico Mariana Grajales Santa Clara. [mariogma@infomed.sld.cu](mailto:mariogma@infomed.sld.cu)
  - 5.- Eligio Barreto Fiu. Universidad de Ciencias Médicas Villa Clara, Unidad de Investigaciones Biomédicas, Santa Clara, Cuba, [fiu@nauta.cu](mailto:fiu@nauta.cu)

#### Resumen

Introducción: El nomograma consiste en obtener una puntuación que refleje la contribución conjunta de todos los factores pronósticos del individuo. Objetivos: Construir un nomograma de riesgo cardiometabólico en mujeres de edad mediana con antecedentes de preeclampsia. Método: La investigación se desarrolló en dos etapas en una cohorte de 179 mujeres con edades entre 45 y 59 años con antecedentes de seguimiento hace diez años con embarazos con riesgo de preeclampsia en el Hospital Ginecoobstétrico Mariana Grajales de Santa Clara, Villa Clara, de enero del 2009 a diciembre del 2022. El análisis estadístico se realizó en base a las diferentes etapas de la investigación y se construyó un modelo predictivo para el riesgo cardiometabólico. Antes de seleccionar las variables para el modelo se realizó un análisis bivariado con las variables creadas por las diferencias en los dos momentos, la edad mediana y el seguimiento de la gestación. Se utilizó el software R. Se realizó una regresión logística binaria multivariada. Resultados: Las variables incluidas en la ecuación resultaron el período intergenésico mayor de 10 años, el incremento de la glicemia, de los triglicéridos, del índice de masa corporal y de la circunferencia de la cintura. Se construyó el nomograma de riesgo y una escala predictiva. Conclusiones: El nomograma de riesgo constituye una herramienta para la evaluación del riesgo cardiometabólico en mujeres de edad mediana.



- Introducción.

Debido a que el denominador común de la preeclampsia y la enfermedad cardiovascular es la alteración de las acciones protectoras del endotelio; las mujeres con antecedentes de preeclampsia tienen mayor riesgo de enfermedad cardiovascular con disminución de la vasodilatación arterial.<sup>1</sup>

La menopausia ha sido reconocida como un factor de riesgo cardiovascular específico para las mujeres, y está incluida en las guías de prevención cardiovascular primaria y secundaria. Sin embargo, aún no se ha incluido en los puntajes de riesgo utilizados actualmente para calcular el riesgo futuro de tener enfermedad cardiovascular, aunque sí se advierte sobre la necesidad de una investigación sistemática de los factores de riesgo específicos de las mujeres en las consultas llevadas a cabo por profesionales de la salud que las cuidan a lo largo de su vida. <sup>2,3</sup>

La predicción del riesgo y los modelos predictivos son conocidos en la medicina por su utilidad para estimar, de forma juiciosa y con elementos de apoyo y herramientas de referencia, la planificación y la actuación en torno a las enfermedades y para servir de orientación para la toma de decisiones.<sup>4</sup>

Se hace necesario implementar acciones oportunas que eviten complicaciones en estas mujeres.<sup>5,6</sup> Se han utilizado diversos modelos predictivos debido a la importancia que tiene la evaluación eficaz del riesgo.<sup>7</sup> Estos modelos son de gran interés y pueden aportar herramientas útiles para los responsables de las políticas de salud. Su implementación garantiza:<sup>8</sup>

- Estratificar el riesgo y el seguimiento en pacientes vulnerables
- Tomar decisiones terapéuticas anticipadas para evitar la progresión a la severidad
- Reordenar servicios, recursos humanos y materiales y disminuir los costos hospitalarios
- Disminuir la mortalidad.

El presente trabajo tiene como objetivo construir un nomograma de riesgo cardiometabólico en mujeres de edad mediana con antecedentes de preeclampsia.

- Desarrollo.

#### MÉTODOS

Los modelos para la estratificación del riesgo cardiometabólico en mujeres de edad mediana con antecedentes de preeclampsia fueron construidos a partir de los resultados de una investigación que se desarrolló en dos etapas en una cohorte de 179 mujeres con edades entre 45 y 59 años con antecedentes de seguimiento hace diez



años con embarazos con riesgo de preeclampsia en el Hospital ginecoobstétrico Mariana Grajales de Santa Clara, Villa Clara, durante el período de enero del 2009 a diciembre del 2022. Se trabajo con toda la poblacion de mujeres que entre el 2009 y el 2011 fueron atendidas en la consulta de riesgo de preeclampsia con dos o más factores de riesgo incluidas en el grupo de avanzada edad materna con 35 años y más luego de diez años en una segunda cohorte, 179 en la edad mediana. Los datos recolectados corresponden a variables clínicas, antropométricas, analíticas y mixtas que fueron determinadas y se incluyeron en el estudio como posibles variables predictoras de riesgo cardiometabólico. El análisis estadístico se realizó en base a las diferentes etapas de la investigación y se construyó un modelo predictivo para el riesgo cardiometabólico. A partir de estos análisis se utilizó el software R. Se realizó una regresión logística binaria multivariada para la construcción del modelo predictivo. Se mostró el modelo matemático obtenido para la estimación de la probabilidad de riesgo cardiometabólico en la edad mediana.

Para facilitar la interpretación y aplicación en la práctica del modelo predictivo, se construyó el nomograma de riesgo con las variables que quedaron incluidas, con la finalidad de determinar en las mujeres de edad mediana la probabilidad de tener riesgo cardiometabólico. Se utilizó la función nomogram del paquete rms de R.

Un nomograma es un gráfico para resolver una ecuación, mediante una representación que permite realizar con rapidez cálculos numéricos, este diagrama bidimensional nos permite el cómputo gráfico y aproximado de una función de cualquier número de variables. En su concepción más general, el nomograma consiste en obtener una puntuación que refleje la contribución conjunta de todos los factores pronósticos del individuo. Dicha puntuación se convierte en una medida fácilmente interpretable.<sup>9,10</sup> Para leer un nomograma hay que dibujar una línea vertical desde cada marca que indica el valor del predictor hasta la línea superior de los puntos. Posteriormente, se suman estos valores y se localiza en el eje de los puntos totales. El nomograma no tiene líneas que representen las sumas, pero tiene una línea de referencia para leer la puntuación (De 0 a 100 por defecto). Una vez que se totalizan los puntos, la probabilidad de tener el evento de interés se puede leer en la línea inferior. El valor se encuentra entre cero y uno; mientras mayor proximidad a uno, mayor es el riesgo del evento que se estudia.<sup>11,12</sup>

En la construcción de la escala de riesgo las variables seleccionadas se corresponden a la totalidad de los predictores del modelo obtenido mediante la regresión logística



binaria multivariada. Para asignarles el peso o puntaje correspondiente, se dividió el coeficiente de cada una de ellas por el de menor valor y se llevó a un entero.

A partir de los puntajes se definió la escala como una combinación lineal de la siguiente manera:

Valor de la escala=  $p_1X_1+p_2X_2+p_3X_3+.....p_sX_s$  donde s representa el número de variables incluidas en la escala, que en este caso en particular s es cinco.

En la validación de la escala de riesgo se determinó el área bajo la curva ROC, el resultado del test del Hosmer-Lemeshow, así como la puntuación de Brier.<sup>13</sup>

En relación a la estratificación del riesgo los niveles se clasificaron en dos estratos: bajo y alto riesgo, según el punto de corte óptimo de la curva ROC. Si el valor de la escala fue menor a este se consideró bajo riesgo y si fue igual o superior al punto de corte óptimo se consideró de alto riesgo.

Para comprobar si existía relación entre la presencia o no de riesgo cardiometabólico observado y el predicho, por la escala, en la mujer de edad mediana se aplicó la prueba Chi cuadrado de independencia.

Para todas las pruebas de hipótesis se prefijó un valor de significación alfa de 0,05 para la toma de la decisión estadística

- **RESULTADOS**

Todas las variables en las que fue probada la fuerza de asociación en el análisis bivariado, fueron incluidas en la regresión logística binaria, a partir de la cual se creó un modelo predictivo de riesgo cardiometabólico en la edad mediana, las variables que se incluyen en la ecuación se muestran en la tabla 1.



Tabla 1. Variables en la ecuación

Variables en la ecuación	B	E.T.	Sig.	Exp (B)	I.C. 95% para EXP(B)	
					Inferior	Superior
<b>Antecedente Preeclampsia en gestación de hace 10 años</b>	1,201	0,389	0,002	3,323	1,552	7,117
<b>Incremento del IMC</b>	0,969	0,348	0,005	2,636	1,333	5,213
<b>Incremento de la Circunferencia de cintura</b>	0,806	0,371	0,030	2,239	1,082	4,632
<b>Incremento de la glicemia</b>	1,236	0,427	0,004	3,441	1,491	7,940
<b>Incremento de los triglicéridos</b>	0,830	0,351	0,018	2,294	1,154	4,560
<b>Constante</b>	-2,732	0,589	0,000	0,065		

Todas estas variables incluidas en el modelo predictivo (tabla 1) son significativas ( $p < 0,05$ ) con Exp (B) correspondiente al OR superiores a 1, al igual que el límite inferior del intervalo de confianza. La mayor fuerza de asociación se corresponde el incremento en la glicemia y al antecedente de preeclampsia en la gestación con valores de OR de 3,441 y 3,323 respectivamente.

$$P(\text{riesgo CM}) = \frac{1}{1 + e^{-(2,732 + 1,201 * PE + 0,969 * IMC + 0,806 * cintura + 1,236 * glicemia + 0,830 * tg)}}$$

**Abreviaturas en el modelo:** riesgoCM: riesgo cardiometabólico; PE: Antecedente Preeclampsia en gestación de hace 10 años; IMC: Incremento del IMC; cintura: incremento de la circunferencia de la cintura; glicemia: incremento de la glicemia; tg: incremento de los triglicéridos

La figura 1 muestra el nomograma de riesgo construido a partir del modelo predictivo, para facilitar la interpretación y aplicación en la práctica, incluye las variables que definitivamente quedaron incluidas, con la finalidad de determinar en las mujeres de edad mediana la probabilidad de tener riesgo cardiometabólico. Esta probabilidad se encuentra entre cero y uno. Mientras más cercano a uno, más probabilidad tiene la



mujer de edad mediana de tener riesgo cardiometabólico. El punto de corte es 0,5. Esta representación permite realizar con rapidez cálculos numéricos y obtener una puntuación que refleje la contribución conjunta de todos los factores pronósticos del individuo. Dicha puntuación se convierte en una medida fácilmente interpretable.

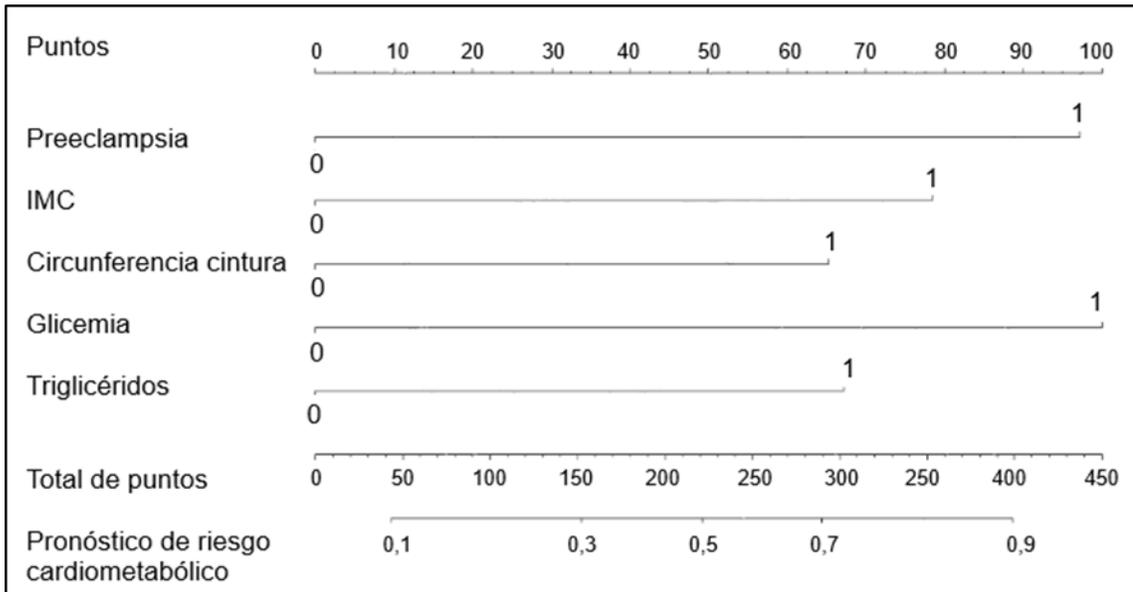


Figura 1. Nomograma para el Riesgo cardiometabólico en la edad mediana

La tabla 2 muestra la escala predictiva construida, (escala cuantitativa continua) esta es la sumatoria de todos los posibles valores que teóricamente pudiera obtener la mujer de edad mediana; puede alcanzar un máximo de 6 puntos, si tenemos en cuenta que solo un ítems tiene un valor de dos puntos y los cuatro restantes con valor de un punto. Para la validación de la escala se utilizó el área bajo la curva y el test de HosmerLemeshow, demuestran que la escala tiene una buena calibración con valor de 0,998 en el test de Hosmer-Lemeshow y un adecuado rendimiento al obtener una curva ROC de 0,737. Para estratificar el riesgo cardiometabólico se utilizó el punto de corte óptimo acorde a la puntuación obtenida mediante la escala cuantitativa continua en la distribución de los pacientes. De esta manera se obtuvieron los siguientes resultados:

Bajo riesgo: Escala < 4 puntos y

Alto riesgo: Escala  $\geq$  4 puntos.

Escala Predicción del Riesgo Cardiometabólico

< 4 Bajo riesgo (0)

4 o más Alto riesgo (1)



Tabla 2. Construcción de la escala predictiva

<b>Variables en la ecuación</b>	<b>B</b>	<b>Puntaje</b>
<b>Preeclampsia (X<sub>1</sub>)</b>	1,201	1
<b>IMC (X<sub>2</sub>)</b>	0,969	1
<b>Circunferencia de cintura (X<sub>3</sub>)</b>	0,806	1
<b>Glicemia (X<sub>4</sub>)</b>	1,236	2
<b>Triglicéridos (X<sub>5</sub>)</b>	0,830	1

La curva de calibración para el modelo predictivo obtenido se muestra en la figura 2. Se aprecia que están muy próximas la curva ideal (coincidencia total de las probabilidades empíricas u observadas y las predichas por el modelo) con la curva correspondiente a la validación aparente. No se observan picos que denoten una infravaloración o supervaloración de las probabilidades dadas por la ecuación de la regresión logística correspondiente al índice predictivo, lo que está reforzado por una media del error absoluto de tan solo 0,025; por lo tanto al igual que con el resultado del test de Hosmer-Lemeshow, se concluye que el modelo tiene una buena calibración.

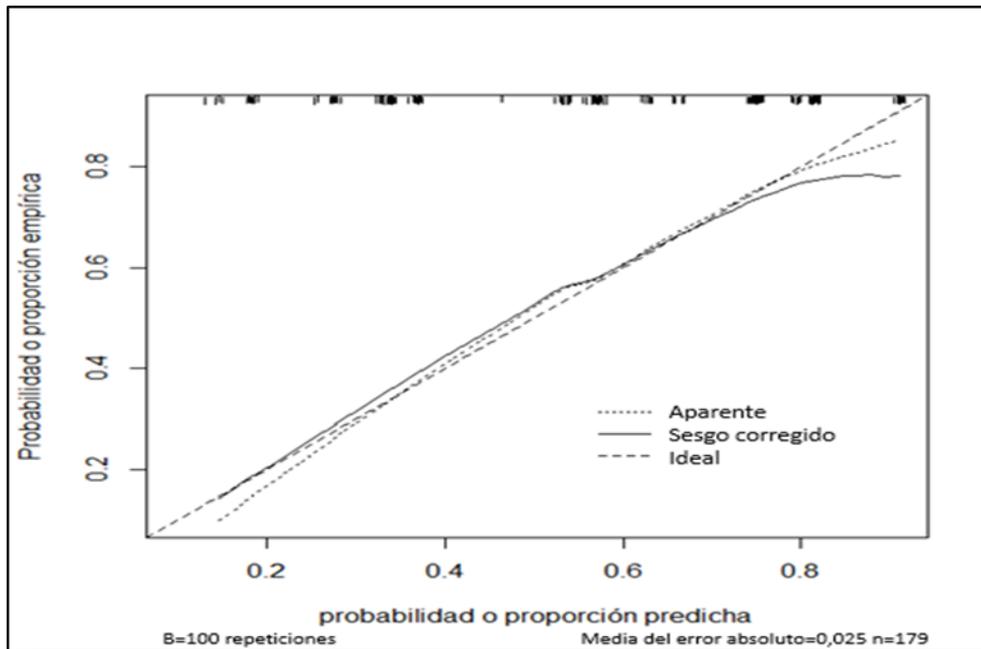


Figura 2. Curva de calibración para el modelo predictivo.

La validación del modelo predictivo según indicadores seleccionados, se observa en la tabla 3, la validación cruzada muestra indicadores similares a la obtenida en la validación aparente de la construcción del modelo predictivo. Con diferencias porcentuales por debajo del 10, que exhibe los valores más alto en el coeficiente de concordancia de Kappa. Se calcularon las áreas bajo las curvas ROC para comparar la capacidad discriminativa del modelo, en ambos grupos de validación mostró valores superiores a 0,700 considerados con una exactitud moderada. La sensibilidad es superior al 80 % en ambos grupos de validación, lo que significa que la probabilidad de que el modelo propuesto pueda predecir la presencia de riesgo cardiometabólico en la edad mediana en aquellas mujeres que realmente la tienen es superior a 0,80. La especificidad, por su parte se refiere a la probabilidad de que la prueba identifique como no enfermo a aquel que efectivamente no lo está, es decir, en un 50 % el modelo propuesto puede predecir qué mujer de edad mediana no va a tener riesgo en las que realmente no lo tienen. El valor del coeficiente de concordancia de Kappa (K) fue de 0,38 para la validación aparente y de 0,35 en la validación cruzada valores considerados aceptables, lo que permite considerar que tiene un buen grado de acuerdo, es decir que existe concordancia o coincidencia entre los valores observados y predichos de la variable dependiente en cada caso.

No existen diferencias en los valores de las medidas anteriores entre ambos conjuntos de datos por lo que el resultado de la validación se cataloga como satisfactorio.



Tabla 3. Validación del modelo predictivo según indicadores seleccionados

Indicadores	Validación		Diferencia porcentual
	Aparente	Validación cruzada (k=10)	
<b>Área bajo la curva ROC</b>	0,751	0,714	5,036
<b>Sensibilidad (%)</b>	84,47	82,55	2,274
<b>Especificidad (%)</b>	52,63	53,04	0,768
<b>Precisión (%)</b>	70,95	69,42	2,163
<b>Concordancia de Kappa</b>	0,38	0,35	8,158

## DISCUSIÓN

Los nomogramas de predicción se han utilizado como una herramienta útil en diferentes estudios de riesgo.<sup>12</sup> El nomograma de predicción para la estratificación del riesgo cardiometabólico en mujeres de edad mediana ha sido una herramienta útil en este sistema de trabajo porque permite, mediante su implementación, clasificar a los pacientes según riesgo. Se aplica mediante la ubicación de los resultados de las diferentes variables que lo componen en los ejes de puntuación. Finalmente se obtiene un resultado que puede estar a la derecha o a la izquierda del punto de corte óptimo (0,099).

Pasos para la interpretación del nomograma:

1. Localice en el eje de cada variable su valor correspondiente y hágalo coincidir con el eje superior (points) para obtener un resultado numérico
  2. Sume el resultado numérico obtenido para cada variable
  3. Localice el resultado de la suma de todas las variables en el eje inferior (total points) y hágalo coincidir en el eje de pronóstico de riesgo
  4. Si el resultado está por debajo de 0,5 (punto de corte óptimo) existe un bajo riesgo cardiometabólico
  5. Si el resultado está por encima de este valor entonces se considera un riesgo elevado
- La predicción del riesgo y los modelos predictivos son conocidos en la medicina por su utilidad para estimar, de forma juiciosa y con elementos de apoyo y herramientas de



referencia, la planificación y la actuación en torno a las enfermedades y para servir de orientación para la toma de decisiones.<sup>13,14</sup>

Los estudios de cohorte de base poblacional, constituyen un valioso recurso para la prevención y el tratamiento de las enfermedades y los puntajes de riesgo, basados en cohortes poblacionales, son herramientas muy útiles en la práctica clínica, ya que permiten clasificar a las personas según grupos de riesgo y, por tanto, priorizar las intervenciones de prevención en sujetos con un riesgo cardiovascular más elevado.<sup>15</sup> El riesgo en la mujer comienza en la mediana edad, alrededor de la menopausia. se incrementa en las mujeres envejecidas; la incidencia de infarto de miocardio aumenta gradualmente. lo que hace necesario precisar cuáles son los factores de riesgo con fines de prevención.<sup>16</sup>

La evaluación del riesgo cardiovascular surge del estudio de Framingham en donde se señalaron como factores de riesgo cardiovascular.<sup>17</sup> Se han desarrollado varios modelos para establecer el riesgo que destaca que los factores no tienen el mismo peso para producir un efecto. Uno de los modelos más plausibles es la puntuación de riesgo de enfermedad cardiovascular a 10 años y su conversión a porcentaje de riesgo, en donde se asigna el mayor peso a la edad.<sup>18</sup>

La propuesta de evaluación de riesgo cardiovascular de Framingham no incluye a la obesidad ni a la adiposidad central; sin embargo, muchos estudios sugieren que el incremento de la grasa corporal es un factor de riesgo cardiovascular que debe tomarse en cuenta.<sup>19</sup>

En un estudio realizado en Méjico se valora el riesgo cardiovascular según la adiposidad central en el envejecimiento femenino y concluyen que conforme al estado menopáusico existe correlación entre el porcentaje de riesgo cardiovascular, índice cintura-talla y la circunferencia de la cintura. El índice cintura talla es un factor de riesgo para enfermedad cardiovascular en la premenopausia.<sup>20</sup>

El incremento observado en la totalidad de las variables según criterio del autor esta relacionado con diferentes eventos que ocurrieron en las mujeres entre la gestación y la edad mediana tales como la diabetes mellitus, la hipertensión arterial crónica, cardiopatías isquémicas y las hiperlipidemias. Específicamente se incrementaron con mayor intensidad las variables glicemia, triglicéridos, IMC y circunferencia abdominal todos los cuales guardan una estrecha relación con la obesidad, condición que en esta etapa de la vida es proclive al incremento y a su vez aumenta el riesgo cardiometabólico.



- Conclusiones.

Se concluye que los modelos predictores para la estratificación del riesgo constituyen una herramienta más para la evaluación del riesgo cardiometabólico en mujeres de edad mediana.

- Referencias Bibliográficas

1. Valdiviezo C, Garovic VD, Ouyang P. Preeclampsia and hypertensive disease in pregnancy: their contributions to cardiovascular risk. *Clinical Cardiology*. 2012;35(3):160-5. URL: <https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/22389120/>.

2. Nudy M, Chinchilli VM, Foy AJ. A systematic review and meta-regression analysis to examine the 'timing hypothesis' of hormone replacement therapy on mortality, coronary heart disease, and stroke. *Int J Cardiol Heart Vasc*. 2019;22:123-31.

3. El Khoudary SR, Aggarwal B, Beckie TM, Hodis HN, Johnson AE, Langer RD, et al. Menopause transition and cardiovascular disease risk: implications for timing of early prevention. A Scientific Statement from the American Heart Association. *Circulation*. 2020;142:e506-e532.

4. Medina-Mendieta J, Cortés-Cortés M, Cortés-Iglesias M, Pérez-Fernández A, Manzano-Cabrera M. Estudio sobre modelos predictivos para la COVID-19 en Cuba. *Medisur* [Internet]. 2020 [citado 02/05/2021];18(3):431-442. Disponible en: <http://medisur.sld.cu/index.php/medisur/article/view/4703/3164>

5. Cummings MJ, Baldwin MR, Abrams D, Jacobson SD, Meyer BJ, Balough EM, et al. Epidemiology, clinical course, and outcomes of critically ill adults with COVID19 in New York City: a prospective cohort study. *Lancet* [Internet]. 2020 [citado 2/03/2023];395(10239):1763-1770. Disponible en:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140673620311892>.

[https://doi.org/10.1016/s0140-6736\(20\)31189-2](https://doi.org/10.1016/s0140-6736(20)31189-2)

6. Zhou F, Yu T, Du R, Fan G, Liu Y, Liu Z, et al. Clinical course and risk factors for mortality of adult inpatients with COVID-19 in Wuhan, China: a retrospective cohort study. *Lancet* [Internet]. 2020 [citado 2/03/2023];395(10229):1054- 1062. Disponible en:

<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0140673620305663>.

[https://doi.org/10.1016/S0140-6736\(20\)30566-3](https://doi.org/10.1016/S0140-6736(20)30566-3)

7. Wynants L, Van Calster B, Collins GS, Riley RD, Heinze G, Schuit E, et al. Prediction models for diagnosis and prognosis of COVID-19: systematic review and critical



- appraisal. BMJ [Internet]. 2020 [citado 2/03/2023];369:m1328. Disponible en: <https://www.bmj.com/content/369/bmj.m1328>. <https://doi.org/10.1136/bmj.m1328>
8. Organización Panamericana de la Salud. ¿Por qué los modelos predictivos son cruciales en la lucha contra la COVID-19? [Internet]. Washington, D.C.: OPS; 2020 [citado 2/03/2023]. Disponible en: [https://iris.paho.org/bitstream/handle/10665.2/52440/OPSEIHISCOVID19200007\\_spa.pdf](https://iris.paho.org/bitstream/handle/10665.2/52440/OPSEIHISCOVID19200007_spa.pdf)
9. Herrera Cartaya CE, Lage Dávila A, Betancourt Cervantes J, Barreto Fiu EE, Sánchez Valdés L, Crombet Ramos T. Nomograma de predicción para la estratificación del riesgo en pacientes con COVID-19. Eur J Health Res [Internet]. 2021 [citado 27/08/2022];7(2):1-19. Disponible en: <https://revistas.uautonoma.cl/index.php/ejhr/article/view/1592> <https://doi.org/10.32457/ejhr.v7i2.1592>
10. Herrera-Cartaya C, Betancourt-Cervantes J, Lage-Dávila A, Berrio-Águila J, Hidalgo-Mesa C, Barreto-Fiu E. Algoritmos para la estratificación del riesgo en pacientes con COVID-19. Acta Médica del Centro [Internet]. 2021 [citado 4 Mar 2023]; 15 (4) :[aprox. 13 p.]. Disponible en: <https://revactamedicacentro.sld.cu/index.php/amc/article/view/1550>
11. Fernández Félix BM. Validación interna de modelos predictivos de regresión logística. Comando de validación [Tesis]. España: Universidad Complutense de Madrid; 2018. Disponible en: [https://eprints.ucm.es/id/eprint/49486/1/TFM\\_Borja%20Fern%C3%A1ndez%20Felix.pdf](https://eprints.ucm.es/id/eprint/49486/1/TFM_Borja%20Fern%C3%A1ndez%20Felix.pdf)
12. Ji D, Zhang D, Xu J, Chen Z, Yang T, Zhao P, et al. Prediction for Progression Risk in Patients With COVID-19 Pneumonia: The CALL Score. Clin Infect Dis [Internet]. 2020 [citado 08/03/2023];71(6):1393-1399. Disponible en: <https://www.ncbi.nlm.nih.gov/pmc/articles/PMC7184473/> <https://dx.doi.org/10.1093/cid/ciaa414>
13. Medina-Mendieta J, Cortés-Cortés M, Cortés-Iglesias M, Pérez-Fernández A, Manzano-Cabrera M. Estudio sobre modelos predictivos para la COVID-19 en Cuba. Medisur [Internet]. 2020 [citado 02/03/2023];18(3):431-442. Disponible en: <http://medisur.sld.cu/index.php/medisur/article/view/4703/3164>
14. Vega-Abascal J, Piriz-Assa A, Guimará-Mosqueda M, Vega-Abascal L, Caballero-González L, Nápoles-Riaño D. PredRCG\_aps: Predicción del riesgo cardiovascular global



- en la atención. *Correo Científico Médico* [Internet]. 2022 [citado 2 Mar 2023]; 26 (2) Disponible en: <https://revcocmed.sld.cu/index.php/cocmed/article/view/4202>
15. Pizarro R, Masson W. Estudios prospectivos poblacionales: las fortalezas de las cohortes históricas. *Acta Gastroenterol Latinoam*.2020 [citado 3/03/2023];50(4):382-387. Disponible en: <https://www.actagastro.org/numeros-anteriores/2020/Vol-50-N4/Vol50N4-PDF05.pdf>
16. Savonitto S, Ferri LA, Colombo D. Perimenopause vasomotor symptoms, coronary atherosclerosis and risk of myocardial infarction during menopause: the cardiologist's perspective. *Menopause Rev* 2018; 17: 53-56. doi: 10.5114/pm.2018.77301.
17. Wilson PWF, D'Agostino RB, Levy D, Belanger AM, Silbershatz H, Kannel WB. Prediction of coronary heart disease using risk factor categories. *Circulation*. 1998; 97: 1837-1847. doi.10.1161/01.cir.97.18.1837.
18. D'Agostino RB Sr, Pencina MJ, Massaro JM, Coady S. Cardiovascular disease risk assessment: insights from Framingham. *Global Heart*. 2013; 8: 11-23. doi. 10.1016/j.gheart.2013.01.001.
19. Hanley C, Matthews KA, Brooks MM, Janssen I, Budoff MJ, Sekikawa A, et al. Cardiovascular fat in women at midlife: effects of race, overall adiposity, and central adiposity. The SWAN Cardiovascular Fat Study. *Menopause*. 2018; 25 (1): 38-45. doi:10.1097/GME.0000000000000945.
20. Zacarías-Flores M, González-Herrera IV, Sánchez-Rodríguez MA. Riesgo cardiovascular a 10 años según la adiposidad central en el envejecimiento femenino. *Ginecol Obstet Mex*. 2021; 89 (1): 14-23.