

Nomograma predictivo de hiperglucemia. Aplicación en población trabajadora

Hyperglycemia predictive nomogram. Working population application

**M^a. Teófila Vicente-Herrero¹, Cristina Santamaría Navarro²,
Belén García-Mora², Carlos Sánchez Juan³**

1. Doctora en Medicina. Servicio Medicina del Trabajo. Grupo Correos. Valencia.

2. Doctora en Matemáticas. Instituto de Matemática Multidisciplinar. Universitat Politècnica de València .

3. Doctor en Medicina. Especialista en Endocrinología y Nutrición. Hospital General. Valencia.

Correspondencia

Dra. M^a Teófila Vicente Herrero
Servicio Medicina del Trabajo - Grupo Correos
Plaza del Ayuntamiento, 24-2º. 46002 Valencia
Teléfono: 96 310 27 52 / Fax: 96 394 05 00
E-mail: mtvh@ono.com / correoteo@gmail.com / grupo.gimt@gmail.com

Recibido: 4 – I – 2016

Aceptado: 2 – III – 2016

doi: 10.3306/MEDICINABALEAR.31.01.16

Resumen

Antecedentes: El incremento de pacientes diabéticos infradiagnosticados y sin antecedentes familiares, recomienda el uso de modelos predictivos para una precoz prevención y detección del riesgo.

Objetivos: identificar gráficamente mediante nomograma, variables que pueden influir en presentar valores de glucemia basal ≥ 100 mg/dl como factor de riesgo de diabetes.

Material y método: En 6.345 trabajadores, de ambos sexos (56,8% mujeres, 43,2% hombres) y 41 años de edad media se analiza la relación de variables independientes, con tener una glucemia basal ≥ 100 mg/dl o <100 mg/dl (variable dependiente o respuesta) y, a partir de modelo multivariante se desarrolla uno de regresión para diseñar un nomograma que relaciona estas variables.

Resultados: puntuaciones entre rangos de 0 a 11 (mejor/peor pronóstico) definen los grupos de riesgo: bajo (0-2), medio (3-8) o alto (> 9), y la probabilidad asignada a cada grupo de tener un nivel glucémico ≥ 100 mg/dl

Se estima la probabilidad de que las cifras altas de glucemia evolucionen hacia diabetes tipo 2: 35.1% para personas de riesgo alto, 1.6% para riesgo bajo y 5.2% y 13.6% en los grupos medios de riesgo.

Conclusiones: Los resultados podrían facilitar actuaciones preventivas precoces desde las empresas y de utilidad en Salud Pública.

Palabras clave: Nomograma, Regresión logística multivariante, algoritmo de riesgo, Prevención de Diabetes, Salud Pública, Salud Laboral

Abstract

Background: The growing number of people with undiagnosed diabetes and no previous family history approaches the use of predictive models for prevention and early detection of risk.

Objectives: to identify graphically, using a nomograph, the variables that can influence a person has blood glucose basal level ≥ 100 mg/dl as a risk factor for diabetes.

Patients and methods: We analyse in 6.345 workers of both sexes (56.8% female, 43.2% male), mean age 41 years, the relationship between independent variables and the basal levels of blood glucose ≥ 100 mg/dl or <100 mg/dl. A regression model is done to design a nomogram that relates these variables.

Results: scores ranging from 0-11 (better / worse prognosis) classified in four risk groups: low (0-2), medium (3-8) or high (> 9). The probability of having a glycemic levels ≥ 100 mg/dl is assigned to each group. The nomograph predicts the probability of evolution to high blood glucose levels and potential diabetes type 2: 35.1% for the high risk group, 1.6% for the low risk group and 5.2 %-13.6% for the media risk groups.

Conclusions: this result could provide early preventive actions from the companies, being useful in Public Health.

Keywords: Nomogram, Multivariate logistic regression, risk algorithm, Diabetes prevention, Public Health, Occupational Health

Introducción

La Diabetes es considerada a nivel mundial como la gran epidemia del siglo XXI, una enfermedad crónica con un rápido incremento en su incidencia y prevalencia en los últimos años. Se estima que actualmente existen 382 millones de personas diabéticas y que siguiendo los patrones demográficos actuales, más de 592 millones de personas estarán afectadas de diabetes en la próxima generación con un creciente número de muertes prematuras en menores de 60 años¹.

Entre los factores de riesgo de diabetes se encuentra el sobrepeso, cuyo incremento con la edad, especialmente en mujeres, se asocia con cifras elevadas de glucemia basal y un alto riesgo de desarrollo de patologías de riesgo cardiovascular tanto en pacientes diabéticos ya conocidos como en otros no diagnosticados todavía².

Entre los aspectos preventivos a desarrollar para hacer frente a esta pandemia, destaca la importancia de realizar actuaciones precoces para control y disminución del riesgo cardiovascular, tanto en lo relacionado con cifras de glucemia ≥ 100 mg/dl como con variables vinculadas a la obesidad, consideradas conjuntamente con otros factores de riesgo cardiovascular (RCV).

Recientes estudios llevados a cabo en ámbito laboral ponen de manifiesto que, a medida que aumentan el valor de estas variables relacionadas con RCV (peso, Índice de Masa Corporal-IMC- perímetro de cintura grasa visceral, grasa corporal, metabolismo basal, edad, Presión Arterial-PA-, nivel de HbA1c, el colesterol total, triglicéridos, edad cardiaca, años perdidos y Framingham real y teórico), lo hace la probabilidad de pertenecer al grupo de glucemia ≥ 100 mg/dl, riesgo que está incrementado en varones. Se observa también que las personas con diagnósticos previos de enfermedades asociadas al RCV, pese a estar ya sometidas a control farmacológico, tienen mayor probabilidad de pertenecer al grupo de personas con ≥ 100 mg/dl de glucemia³.

Del análisis de los datos epidemiológicos se concluye que resulta importante identificar los factores que pueden ser determinantes en la aparición de cifras consideradas de riesgo en diabetes, así como disponer de una herramienta clínica que permita aprovechar esta información para optimizar el tratamiento y seguimiento de los pacientes. Si el paciente no alcanza las cifras consideradas de riesgo, se podrá actuar en prevención a partir de este factor pronóstico.

Hasta el momento no se cuenta con una herramienta sencilla que permita una fácil interpretación de la relación de determinados factores clínicos y analíticos con valores elevados de glucemia predisponentes al desarrollo de diabetes. Una herramienta de estas características es el nomograma, nacido a finales del siglo XIX con el trabajo de Maurice D'Ocagne⁴ como una forma gráfica de re-

presentar relaciones entre cantidades. Los nomogramas proporcionan una excelente organización gráfica de todas las variables de un modelo y permiten al usuario obtener manualmente los valores que se infieren a partir de los predictores⁵. Se parte de un modelo de regresión que asigna una puntuación a cada factor predictor de un individuo, en base a la puntuación total obtenida, permite calcular la probabilidad del riesgo o de la recaída. Es muy amplio el número de nomogramas desarrollados para aplicaciones estadísticas^{6,7}. En medicina se están aplicando actualmente en la predicción de recaídas en cáncer de próstata, de riñón^{8,9} en vejiga¹⁰ y en tabaquismo¹¹, así como para la detección de diabetes infradiagnosticadas¹² o el estudio DESIR de 2008 en base a la valoración de polimorfismos genéticos y a la relación entre obesidad y diabetes¹³.

La utilización de modelos predictivos del riesgo en diabetes ha sido creciente en los últimos años con base, en la mayor parte de los estudios a variables como el peso, la edad, el sexo, el perímetro de cintura y la historia familiar previa de diabetes¹⁴. Las revisiones sistemáticas realizadas evidencian la importancia de actuaciones preventivas mediante el uso de modelos predictivos¹⁵ y de su utilidad en Salud Pública¹⁶.

Es objetivo de este trabajo unificar toda la información en cuanto a parámetros de riesgo en diabetes en una herramienta sencilla y gráfica, que permita al médico decidir el protocolo de seguimiento y tratamiento más adecuado en relación con la situación de la enfermedad del paciente y actuar como herramienta predictiva y especialmente en prevención primaria.

Material y métodos

Se realiza la recogida de datos en un colectivo de 6345 trabajadores del área mediterránea española y de diversas empresas de servicios del sector público desde enero a diciembre de 2013, durante los reconocimientos periódicos de vigilancia de la salud.

Cumpliendo la legislación vigente, se informó de la realización del estudio a los Comités de Seguridad y Salud de las empresas participantes y se registró por escrito el consentimiento informado de las personas que se incluyeron en el mismo.

Se incluyen como variables del estudio: edad, sexo, presión arterial, IMC, Perímetro de cintura, parámetros lipídicos, edad del corazón y riesgo cardiovascular.

Se considera actividad física cuando se realiza habitualmente al menos 30 minutos al día o 4 horas semanales tanto en el trabajo como en el tiempo libre.

La presión arterial se determinó empleando un esfigmomanómetro automático OMRON M3 calibrado; tras un periodo de reposo de 10 minutos en decúbito

supino, con tres mediciones realizadas a intervalos de 1 minuto de separación entre ellas, calculándose la media de las tres mediciones. Se consideró HTA cuando los valores eran iguales o superiores a 140/90 mmHg.

Para calcular la edad del corazón se calculó mediante la herramienta denominada "Heart age calculator", disponible en la página web: www.heartage.me. El peso de cada uno de los parámetros analizados sobre la edad del corazón es similar al que tienen esos mismos factores en la determinación del riesgo cardiovascular según el modelo de Framingham. Los parámetros necesarios para el cálculo de la edad del corazón son los siguientes: edad, sexo, altura (en centímetros), peso (en kilogramos), perímetro de cintura (en centímetros), antecedentes de enfermedad cardiovascular de madre o padre y edad que tenían cuando la sufrieron por primera vez, presencia o no de diabetes, consumo de tabaco (si no se fuma en la actualidad también se pregunta si se ha abandonado el consumo en el último año), valores de colesterol total y HDL colesterol y finalmente valores de presión sistólica y si se está actualmente en tratamiento antihipertensivo. Al restar del valor obtenido de la herramienta la edad real obtenemos el número de años que la persona ha "ganado o perdido". Una limitación de esta herramienta es que se obtienen valores comprendidos entre más-menos 20 años de edad, es decir la persona no podrá tener 20 años más o menos de su edad biológica, ni tampoco menos de 18 años ni más de 80 años de edad del corazón.

El ejercicio físico se determinó mediante entrevista clínica estructurada y realizada durante el reconocimiento médico. De acuerdo con el American College of Sport Medicine y la American Heart Association se considera una actividad física cardiosaludable cuando la persona realiza habitualmente 30 minutos de actividad física moderada al menos 5 días a la semana o 20 minutos de actividad vigorosa tres días a la semana¹⁷.

Se realiza en primer lugar el estudio descriptivo de los datos, para conocer los rasgos básicos de la población estudiada. Se han excluido para el cálculo del normograma 217 pacientes con diagnóstico de diabetes previa y 255 de los que no se disponía de cifras de hemoglobina glicosilada. Con el resto de la muestra (5,873 pacientes) se detallan, mediante un análisis univariante, las características medidas en la población, utilizando tablas de frecuencias y gráficos en el caso de variables cualitativas y medias en el caso de variables cuantitativas. Este descriptivo debe servir además para identificar posibles errores de sesgo, que deben ser corregidos para las fases posteriores del estudio.

En un segundo paso, mediante estudio estadístico bivariante, se lleva a cabo un análisis de dependencias para determinar la posible relación de dependencia entre: tener un nivel de glucemia (categorizada en los niveles <100 o ≥ 100 mg/dl) y cada una de las demás

variables recogidas, como una primera aproximación en la identificación de "factores de riesgo" o relaciones causales entre las variables recogidas y el nivel de glucemia. Cuando la variable sea continua se hará la comparación de medias y se utilizará la prueba t de Student-Fisher, aplicándose la prueba no paramétrica correspondiente (test U de Mann-Whitney) en caso de no cumplirse el principio de normalidad. Cuando la variable sea cualitativa, se realizará la comparación de proporciones y se utilizará la prueba chi-cuadrado de Pearson. En todos los cálculos se acepta como nivel de significación un valor de p inferior a 0.05.

Finalmente, en una tercera fase se realiza estudio multivariante para identificar las variables que están vinculadas mediante una relación causal con un nivel de glucemia de riesgo, (considerando como tal un nivel de glucemia basal ≥ 100 mg/dl) esto es, los factores predictores de diabetes (de pertenecer al grupo de nivel de glucemia ≥ 100 mg/dl). Para ello, se ha analizado la relación de cada una de las variables independientes (las características recogidas en cada una de las preguntas) en relación con la variable dependiente o respuesta (nivel de glucemia basal ≥ 100 mg/dl $>$ ó < 100 mg/dl). Entre las variables independientes se han analizado: edad, sexo, actividad física relacionada con el puesto de trabajo, presión arterial, antecedentes diabetes, peso, talla, IMC, circunferencia de cintura, colesterol, triglicéridos, tabaco, edad cardiaca (EC), años perdidos de EC, RCV medido con escala Framingham real y teórico. Se entiende que son características prevalentes y preexistentes en los sujetos (se han observado los sujetos en el tiempo, lo que garantiza que estas variables están presentes antes que la variable respuesta para considerarlas responsables, lo que permitirá de manera más adecuada realizar este estudio).

La relación entre las variables independientes (y posibles factores de riesgo) y la variable dependiente (o variable respuesta: nivel de glucemia) se ha estudiado mediante regresión logística univariante en un primer paso, determinando la *odds ratio* con los intervalos de confianza al 95%. Posteriormente se ha utilizado la regresión logística multivariante para establecer la relación conjunta entre las variables predictoras y la probabilidad de sufrir diabetes (utilizando el nivel de glucemia). En el estudio multivariante se utilizan las variables que resultaron significativas en el estudio univariante, a las que se asignan unas puntuaciones que permitirán incluir a las personas en el correspondiente grupo de riesgo. Estos grupos de riesgo establecen la probabilidad asignada a cada uno de tener un nivel glucémico ≥ 100 mg/dl. La puntuación total que puede obtener una persona oscila en el rango que va desde 0 (mejor pronóstico) hasta 11 (peor pronóstico). Se considera nivel bajo de probabilidad de tener un nivel glucémico ≥ 100 mg/dl si se obtienen de 0 a 2 puntos; un nivel medio-bajo si se obtienen de 3 a 5 puntos; un nivel medio-alto si se obtienen entre 6 y 8 puntos; y un nivel alto a partir de 9 puntos.

Se concreta esta información en una herramienta sencilla y gráfica, que permite clasificar a los pacientes en grupos de riesgo asignando a cada uno una puntuación que se obtiene a partir de las características medidas. El *nomograma* mediante la puntuación refleja la contribución conjunta de todos los factores pronóstico del individuo. Dicha puntuación se convierte en una medida clínicamente interpretable.

Para leer el nomograma se debe dibujar una línea vertical desde cada marca que indica el valor del predictor hasta la línea superior (*Points*) de los puntos, se han de calcular los puntos totales correspondientes y localizarlos

en el eje de los puntos totales (*Total Points*). Finalmente se dibuja una línea vertical hacia abajo para obtener la probabilidad de tener un nivel glucémico ≥ 100 mg/dl.

Resultados

El descriptivo de la muestra se describe en la **Tabla I** categorizando las cifras de glucemia en: <100 mg/dl (89%) y ≥ 100 mg/dl (11%).

Los resultados del estudio bivalente se muestran en la **Tabla II** y muestran que: son más jóvenes las personas del grupo de glucemia < 100 ; que existe asociación significativamente no nula entre el nivel de glucemia y el sexo, que no tienen el mismo comportamiento los niveles máximo y mínimo de PA en cada grupo de Glucemia; que tener antecedentes de diabetes familiares es un factor de riesgo significativo de tener Glucemia ≥ 100 mg/dl; que los valores de IMC son mayores en el grupo de glucemia ≥ 100 mg/dl; que existe diferencia significativa en la circunferencia de cintura, siendo mayor en el grupo con glucemia ≥ 100 mg/dl; que existen diferencias significativas en los valores lipídicos, siendo superiores en las personas con glucemia ≥ 100 mg/dl, si bien el colesterol HDL muestra niveles inferiores de media para este grupo; en los valores de edad cardiaca y años perdidos, ambos son mayores en el grupo de glucemia ≥ 100 mg/dl; se observan diferencias significativas en los niveles de Framingham real y teórico entre ambos grupos.

Los resultados del Multivariante se muestran en la **Tabla III**. La relación entre las variables independientes (y posibles factores de riesgo) y la variable dependiente (o variable respuesta: nivel de glucemia) permite establecer la relación conjunta entre las variables predictoras y la probabilidad de sufrir diabetes (utilizando el nivel de glucemia de riesgo ≥ 100 mg/dl). Se observa que las

Tabla I: Características de la muestra.

Variables Cuantitativas	n	media	dt
Edad	6345	41,2	10,1
PA sistólica (mmHg)	6345	121,3	17,4
PA diastólica (mmHg)	6345	76,1	11,4
Índice de Masa Corporal	6345	25,0	5,9
Perímetro cintura (cm)	6345	86,5	13,7
Colesterol Total (mg/dl)	6345	199,1	36,4
Colesterol LDL (mg/dl)	6345	126,1	35,0
Colesterol HDL (mg/dl)	6345	53,9	13,3
Triglicéridos (mg/dl)	6345	101,6	69,0
Años perdidos edad corazón	6345	2,5	9,3
Framingham real	4565	2,8	2,2
Framingham teórico	4565	1,9	0,6
Variables cualitativas	n	%	
Antecedentes familiares diabetes no	3908	83,1	
Antecedentes familiares diabetes si	2437	51,9	
Hombre	2741	43,2	
Mujer	3604	56,8	
Diabetes Diagnosticada: no	6128	96,6	
Diabetes Diagnosticada: si	217	3,4	
Glucemia <100 mg/dl	5645	96,1	
Glucemia ≥ 100 mg/dl	700	11,9	
No Fumador	3695	74,2%	
Ex-Fumador	371	7,5%	
Fumador	2279	45,8%	

Tabla II: Valores de los diferentes parámetros según nivel de glucemia.

Variables cuantitativas	Glucemia < 100 (n=5225)		Glucemia ≥ 100 (n=648)		p
	media	dt	media	dt	
Edad	40,6	10,0	47,9	8,8	<0.0001
PA sistólica (mmHg)	121,0	16,5	133,7	19,4	<0.0001
PA diastólica (mmHg)	75,8	11,1	82,3	13,0	<0.0001
Índice masa corporal	24,6	5,8	27,9	6,3	<0.0001
Perímetro cintura (cm)	86,4	12,9	96,7	12,9	<0.0001
Colesterol (mg/dl)	197,8	36,4	208,6	39,7	<0.0001
c-LDL (mg/dl)	124,5	34,7	131,9	37,7	<0.0001
c-HDL (mg/dl)	54,5	13,4	47,1	12,1	<0.0001
Triglicéridos (mg/dl)	94,6	57,1	150,9	117,5	<0.0001
Años perdidos edad corazón	1,9	8,9	10,8	9,2	<0.0001
Framingham real (*)	2,5	1,9	4,5	3,0	<0.0001
Framingham teórico (*)	1,9	0,6	2,2	0,6	<0.0001
Variables Cualitativas	n	%	n	%	p
Sexo: hombre	2228	83,9	427	16,1	<0.0001
Sexo: mujer	2997	93,1	221	6,9	<0.0001

(*) El número de personas en esta categoría con glucemia <100 mg/dl es de 3702 y con glucemia ≥ 100 mg/dl es de 593. Framingham se calcula a partir de 35 años, por lo tanto los trabajadores menores de esa edad se pierden en el cálculo.

Tabla III: Regresión Logística univariante y múltiple.

Regresión logística univariante							
Variable	Coef	Err.Est	Wald	p	Odds Ratio	O.R inf.95%	O.R sup.95%
Edad	0.080	0.005	274.728	0.000	1.083	1.073	1.093
Sexo (ref. Hombre)	-0.955	0.087	119.262	0.000	0.385	0.324	0.457
<i>Actividad física asociada al puesto de trabajo (ref. Baja Act. Fis.)</i>							
Intermedia Act. Fis.	-0.063	0.095	0.440	0.507	0.939	0.779	1.132
Alta Actividad Fis.	-0.298	0.110	7.426	0.006	0.742	0.599	0.920
<i>Actividad física extralaboral (ref. Baja/Interm Act. Fis.)</i>							
Alta Actividad Fis.	-0.272	0.102	7.076	0.008	0.762	0.623	0.931
PA Min.	0.045	0.003	170.798	0.000	1.046	1.039	1.053
PA Máx.	0.037	0.002	272.034	0.000	1.037	1.033	1.042
<i>Antecedentes diabetes (ref. No)</i>							
Sí	0.437	0.087	25.274	0.000	1.548	1.305	1.836
Peso	0.039	0.003	236.006	0.000	1.040	1.035	1.045
Talla	0.018	0.005	15.645	0.000	1.018	1.009	1.028
IMC	0.137	0.008	268.228	0.000	1.147	1.129	1.166
Cintura	0.056	0.003	308.243	0.000	1.058	1.051	1.065
Colesterol total	0.008	0.001	49.056	0.000	1.008	1.005	1.010
Colesterol LDL	0.006	0.001	25.399	0.000	1.006	1.004	1.008
Colesterol HDL	-0.050	0.004	169.611	0.000	0.951	0.944	0.959
Triglicéridos	0.008	0.001	247.508	0.000	1.008	1.007	1.010
<i>Tabaco (ref. No fuma)</i>							
Exfumador	-0.329	0.221	2.218	0.136	0.719	0.466	1.110
Fumador	-0.089	0.100	0.792	0.373	0.915	0.466	1.110
Edad cardiaca	0.067	0.003	489.512	0.000	1.069	1.063	1.076
Años perdidos	0.103	0.005	445.925	0.000	1.109	1.098	1.119
Fram. Real	0.324	0.019	293.746	0.000	1.383	1.332	1.435
Fram. Teórico	0.797	0.071	124.938	0.000	2.220	1.930	2.553
Regresión logística múltiple							
Variable	Coef	Err.Est	Chi2	p	Odds Ratio	O.R inf.95%	O.R sup.95%
Edad	0.048	0.005	78.655	0.000	1.049	1.038	1.061
IMC	0.041	0.016	6.871	0.009	1.042	1.011	1.075
Cintura	0.004	0.001	39.378	0.000	1.004	1.002	1.005
Triglicéridos	0.017	0.006	8.050	0.005	1.017	1.005	1.029
Años perdidos							
Edad del corazón	0.057	0.006	97.920	0.000	1.058	1.046	1.070
Constante	-7.676	0.405	358.748	0.000	0.000		

variables edad, presión arterial máxima y mínima, peso, talla, IMC, circunferencia de cintura, metabolismo basal, colesterol total y LDL, triglicéridos, la edad cardiaca, años perdidos, Framingham real y teórico presentan coeficientes estimados positivos (Odds superior a 1) y que a medida que aumentan (en concreto, por cada unidad que aumente su valor) se incrementa la probabilidad de pertenecer al grupo de glucemia ≥ 100 mg/dl. A medida que aumenta el nivel de colesterol HDL, se reduce el riesgo de superar el nivel de glucemia de 100. Respecto al sexo, las mujeres presentan menor peligro de tener niveles altos de glucemia que los hombres (el riesgo se reduce aproximadamente un tercio en las mujeres). Se observa también que las personas con alta actividad física relacionada con el puesto de trabajo reducen el riesgo de pertenecer al grupo de glucemia ≥ 100 mg/dl. Las personas con antecedentes familiares de diabetes también presentan un riesgo incrementado de pertenecer a este grupo de glucemia.

El modelo, mediante regresión logística, clasifica el pronóstico en un 89.4% de los casos (Tabla IV).

La Tabla IV permite ver que, una vez asignadas las puntuaciones a las variables incluidas en el modelo y, definidas las probabilidades de tener unas cifras de glucemia ≥ 100 mg/dl se concluye que, cuando se pertenece al grupo de riesgo Alto, las posibilidades de pertenecer al grupo glucemia ≥ 100 mg/dl son del 35.1%, en los de Riesgo Bajo las probabilidades son del 1.6% y en los grupos medios entre un 5.2% y un 13.6% respectivamente.

La figura 1 muestra la representación gráfica y la puntuación conjunta de todos los factores pronósticos para su interpretación clínico-preventiva que se puede apreciar mejor con un ejemplo práctico:

Si partimos de un individuo de 40 años (2 puntos), con un IMC superior a 25 (1 punto), con valor de cintura 90 (1 pun-

Tabla IV: Clasificación del Pronosticado y Puntuación del Riesgo.

Clasificación del Pronosticado*				
Observado		Pronosticado		
		Glucemia menor o mayor/igual a 100		Porcentaje correcto
		Glucemia<100	Glucemia≥ 100	
Glucemia menor o mayor/igual a 100	Glucemia<100	5192	32	99,40
	Glucemia≥ 100	590	57	8,80
Porcentaje global				89,40
a. El valor de corte es ,500				
Puntuación de Riesgo Estimado				
Variables			Puntuación	
Edad		≤ 35	0	
		36-50	2	
		> 50	3	
IMC		≤ 25	0	
		> 25	1	
Triglicéridos		≤ 150	0	
		150-200	1	
		>200	2	
Perímetro de Cintura		≤ 80	0	
		80.01-95	1	
		> 95	2	
Años perdidos (edad del corazón)		≤ 5 años	0	
		Entre -5 y 5 años	2	
		> 5 años	3	
Riesgo Bajo (0-2 puntos)	Riesgo Medio-Bajo (3-5 puntos)	Riesgo Medio-Alto (6-8 puntos)	Riesgo Alto (9-11 puntos)	
1.6%	5.2%	13.6%	35.1%	

*Este modelo clasifica un 89.4% de los casos correctamente

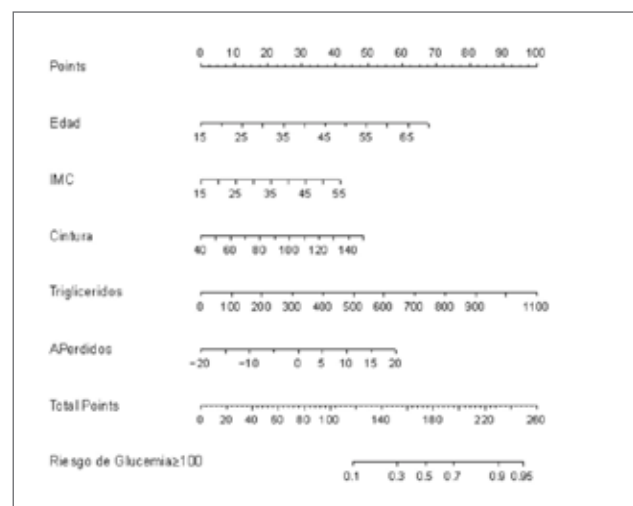
to), nivel de triglicéridos 210 mg/dl (2 puntos) y valor en la variable años perdidos 2 (2 puntos). El total de los puntos de este individuo es de 8 puntos, por lo que se encuentra dentro del grupo de "Riesgo Medio-Alto". Su probabilidad de estar en el grupo de glucemia ≥ 100 mg/dl será del 13,6%.

Discusión

La utilización de nomogramas en Medicina es una práctica de uso cada vez más habitual, especialmente en el último quinquenio. Un nomograma es una herramienta matemática que permite representar gráficamente modelos de regresión multivariante que recogen información de diversos factores pronósticos. Es decir, se trata de relacionar los diversos factores pronósticos en un sistema gráfico para una interpretación única. La utilización de este instrumento podría suponer una serie de ventajas para la práctica clínica y, en el caso de la Medicina del Trabajo en actividades preventivas y de Promoción de la salud. Proporciona al facultativo una mayor información respecto al estado y expectativas de desarrollo de la enfermedad o proceso en cada paciente. Ello permitiría disponer de más información de cara a planificar

el tratamiento, control y/o seguimiento, con lo que redundaría en una mejor utilización de recursos: disminuir el número de consultas no necesarias, priorizar y prestar mayor atención y medios a los casos que lo requieran y rentabilizar mejor el tiempo y el gasto clínico-sanitario.

Figura 1: Nomograma.



El uso del nomograma ya ha sido descrito, como se ha comentado con anterioridad en gran cantidad de áreas médicas como seguimiento del cáncer de próstata, de riñón, de vejiga, en tabaquismo y en ginecología para valorar las dosis hormonales más adecuadas en patologías como el ovario poliquístico¹⁸, o la edad biológica/cronológica en mujeres infértiles o subfértiles^{19,20}. En pediatría se ha usado en neumología pediátrica para validar el uso de fonoespirometría en niños asmáticos en periodo de exacerbación de sus síntomas²¹, o en periodo fetal para establecer referencias entre las semanas ²⁰⁻³⁷ de gestación²². También se ha usado en cirugía oftalmológica en técnicas específicas como la recesión rectolateral en procesos de exotropía²³ y en oncología urológica para predecir la toxicidad urinaria tardía después de aplicar radioterapia, al objeto de apoyar en la toma de decisiones en el tratamiento a aplicar²⁴. En cardiología para evaluar el riesgo de muerte en pacientes con insuficiencia cardíaca crónica²⁵.

En el área médica que aquí tratamos, la diabetes, también se han usado nomogramas en algunos aspectos terapéuticos como por ejemplo, para valorar la efectividad de los inhibidores de la DPP-4 en la reducción de la HbA1c absoluta y sobre la glucosa en ayunas, y que apoyan la varianza observada entre los distintos fármacos de este grupo tras realizar una revisión de metaanálisis en ensayos clínicos randomizados y controlados en pacientes con diabetes tipo 2. También se han utilizado para estimar la proporción de pacientes objetivo para cada clase de fármaco no insulínico teniendo como referencia la HbA1c en cifras de < 7 % y en pacientes con diabetes tipo 2 y, como en el caso anterior, en una revisión amplia de ensayos clínicos randomizados²⁷.

Desde un punto de vista clínico-preventivo y, en una línea de trabajo similar a la referida en nuestro trabajo, algunos autores han utilizado nomogramas como herramientas de utilidad para predecir el riesgo de Diabetes Mellitus en población general asintomática, utilizando como referencia algoritmos de riesgo basados/no basados en el laboratorio²⁸. En nuestro caso para la aplicación del nomograma se incorporan variables de riesgo previamente seleccionadas en el estudio estadístico bivalente y multivalente que aportan una mayor sensibilidad al re-

sultado y que incluyen, junto con valores de laboratorio, aspectos de riesgo cardiovascular y sociodemográficos de especial utilidad en medicina del trabajo y extrapolables a salud pública en las especialidades implicadas.

Una de las herramientas predictivas de riesgo en relación a diabetes más conocidas es el FINDRISC, destacando entre sus ventajas el ser un método no invasivo que permite el diagnóstico de prediabetes o diabetes no detectadas²⁹. Algunos de los estudios utilizándola han sido específicamente en ámbito laboral, coincidiendo como el que aquí presentamos en la detección precoz del riesgo y en la actuación preventiva en diabetes no diagnosticadas. Algunos autores inciden en la especial utilidad de aplicación de estas herramientas predictivas en salud laboral partiendo de la evidencia del considerable número de trabajadores con riesgo de diabetes tipo 2 detectados³⁰.

Destacar como fortaleza de este trabajo su elevado tamaño muestral y su especificidad en ámbito laboral incluyendo variables concretas del mundo del trabajo. Como limitaciones fundamentales, el hecho de que la herramienta no ha sido validada para población diferente a la laboral y al hecho de no tener recogidos los tratamientos específicos de las personas incluidas con patologías concretas como presión arterial elevada o dislipemias y que pudieran alterar los resultados obtenidos.

La visión preventiva de la Medicina del Trabajo y el concepto de colaboración con Salud Pública que recoge la Salud Laboral contempla aspectos muy específicos del mundo del trabajo como el de trabajador especialmente sensible en diabetes³¹, incapacidad/discapacidad en el trabajador diabético³², accidente de trabajo y diabetes³³, riesgos laborales y terapias en diabetes³⁴, en ocasiones con repercusión médico-legal³⁵ y nos anima a aportar esta herramienta matemática como modelo sencillo en su utilización en aras de optimizar recursos mediante una detección precoz de pacientes no diagnosticados o no debidamente controlados y que podrían de esta forma ser objetivo de actuación precoz antes del desarrollo de la enfermedad y sus posteriores complicaciones con la consiguiente repercusión sanitaria y laboral y en costes directos e indirectos para la sociedad³⁶.

Bibliografía

1. Han Cho N, Whiting D, Guariguata L, Aschner Montoya P, Forouhi N, Hambleton I et al. International Diabetes Federation. IDF Diabetes Atlas 6ª ed. Consultado el 15 de mayo de 2015. [Disponible en: http://www.idf.org/sites/default/files/EN_6E_Atlas_Full_0.pdf].
2. Vicente-Herrero MT, Terradillos-García MJ, Capdevila-García L, Ramírez-Iñiguez de la Torre, López González AA. Riesgo cardiovascular en la población laboral. *Rev Mex Cardiol* 2014; 25 (2): 73-81.
3. Vicente-Herrero MT, Terradillos-García MJ, Capdevila-García L, Ramírez-Iñiguez de la Torre, López-González AA. Parámetros de Obesidad y Riesgo Cardiovascular en Población Laboral Española. *Revista Mexicana de Endocrinología, Metabolismo & Nutrición*. 2014;1:38-49.
4. D'Ocagne M. *Traité de nomographie: Théorie des abaques, applications pratiques*. Paris: Gauthier-Villars, 1899.
5. Harrell FE. *Regression Modeling Strategies with Applications to Linear Models, Logistic Regression and Survival Analysis*. New York: Springer; 2002.
6. Banks J. Nomograms. In S. Kotz and N.L. Johnson, editors. *Encyclopedia of Statistical Sciences* (6). New York: Wiley; 1985.
7. Hankins TL. Blood, dirt, and nomograms. *Chance* 2000; 13:26-37.
8. Kattan MW, Wheeler TM, Scardino PT. Postoperative nomogram for disease recurrence after radical prostatectomy for prostate cancer. *J*

Clin Oncol. 1999;17:1499-507.

9. Kattan MW, Shariat SF, Andrews B, Zhu K, Canto E, Matsumoto K, et al. The addition of interleukin-6 soluble receptor and transforming growth factor Beta1 improves a preoperative nomogram for predicting biochemical progression in patients with clinically localized prostate cancer. *J Clin Oncol*. 2003; 21: 3573-9.

10. Santamaría C. Modelización matemática de los factores de riesgo en el carcinoma vesical superficial. Nomogramas de predicción de recaída para el seguimiento individualizado de los pacientes. Tesis doctoral, Universidad Politécnica de Valencia, septiembre 2006.

11. Peris-Cardells R, García-Mora MB, Santamaría-Navarro C, Rubio-Navarro G, Paniagua-Moliner, A. Nomograma predictivo de recaída en el tratamiento del tabaquismo. Aplicación en intervención mínima. *Prevención del Tabaquismo*. 2008;10(1):6-12.

12. Zhou X, Qiao Q, Ji L, Ning F, Yang W, Weng J, Shan Z, Tian H, Ji Q, Lin L, Li Q, Xiao J, Gao W, Pang Z, Sun J. Nonlaboratory-based risk assessment algorithm for undiagnosed type 2 diabetes developed on a nation-wide diabetes survey. *Diabetes Care*. 2013;36(12):3944-52.

13. Balkau B, Lange C, Fezeu L, Tichet J, de Lauzon-Guillain B, Czernichow S, Fumeron F, Froguel P, Vaxillaire M, Cauchi S, Ducimetière P, Eschwège E. Predicting diabetes: clinical, biological, and genetic approaches: data from the Epidemiological Study on the Insulin Resistance Syndrome (DESIR). *Diabetes Care*. 2008;31(10):2056-61.

14. Gao WG, Dong YH, Pang ZC, Nan HR, Wang SJ, Ren J, Zhang L, Tuomilehto J, Qiao Q. A simple Chinese risk score for undiagnosed diabetes. *Diabet Med*. 2010;27(3):274-81.

15. Buijsse B, Simmons RK, Griffin SJ, Schulze MB. Risk assessment tools for identifying individuals at risk of developing type 2 diabetes. *Epidemiol Rev*. 2011;33:46-62.

16. Noble D, Mathur R, Dent T, Meads C, Greenhalgh T. Risk models and scores for type 2 diabetes: systematic review. *BMJ* 2011;343:d7163.

17. Haskell WL, Lee IM, Pate RR, Powell KE, Blair SN, Franklin BA, et al. Physical activity and public health: updated recommendation for adults from the American College of Sports Medicine and the American Heart Association. *Med Sci Sports Exerc* 2007; 39:1423-34

18. Wiser A, Shalom Paz E, Hyman JH, Sokal Arnon T, Bantan N, Holzer H et al. Age-related normogram for antral follicle count in women with polycystic ovary syndrome. *Reprod Biomed Online*. 2013;27(4):414-8.

19. Wiweko B, Prawesti DM, Hestiantoro A, Sumapraja K, Natadisastra M, Baziad A. Chronological age vs biological age: an age-related normogram for antral follicle count, FSH and anti-Müllerian hormone. *J Assist Reprod Genet*. 2013;30(12):1563-7.

20. Naasan MN, Harrity C, Pentony L, Mocanu E. Anti-Müllerian hormone normogram in an Irish subfertile population. *Ir J Med Sci*. 2015;184(1):213-8.

21. Ochoa K, Nunez J, Wang VJ. Los Angeles phonospirometry technique: creating a normogram that correlates with peak expiratory flow measurements in children. *J Asthma*. 2015; 27:1-6.

22. Saksiriwuttho P, Duangkum C, Ratanasiri T, Komwilaisak R. Normogram of fetal middle cerebral artery peak systolic velocity at 20-37 weeks of gestation at Srinagarind Hospital. *J Med Assoc Thai* 2012;95(9):1122-5.

23. Lee JY, Kim SH, Yi ST, Lee TE, Cho YA. Contemplation of the surgical normogram of lateral rectus recession for exotropia associated with superior oblique palsy. *Korean J Ophthalmol*. 2012;26(3):195-8.

24. Mathieu R, Arango JD, Beckendorf V, Delobel JB, Messai T, Chira C et al. Nomograms to predict late urinary toxicity after prostate cancer radiotherapy. *World J Urol*. 2014;32(3):743-51.

25. Barlera S, Tavazzi L, Franzosi MG, Marchioli R, Raimondi E, Masson S et al; GISSI-HF Investigators. Predictors of mortality in 6975 patients with chronic heart failure in the Gruppo Italiano per lo Studio della Streptochinasi nell'Infarto Miocardico-Heart Failure trial: proposal for a nomogram. *Circ Heart Fail*. 2013;6(1):31-9.

26. Esposito K, Chiodini P, Maiorino MI, Capuano A, Cozzolino D, Petrizzo M et al. A nomogram to estimate the HbA1c response to different DPP-4 inhibitors in type 2 diabetes: a systematic review and meta-analysis of 98 trials with 24 163 patients. *BMJ Open*. 2015;5(2):e005892.

27. Esposito K, Chiodini P, Ceriello A, Giugliano D. A nomogram to estimate the proportion of patients at hemoglobin A1c target <7% with noninsulin antidiabetic drugs in type 2 diabetes: a systematic review of 137 randomized controlled trials with 39,845 patients. *Acta Diabetol*. 2014;51(2):305-11.

28. Wong CK, Siu SC, Wan YF, Jiao FF, Yu EY, Fung CS, Wong KW, Leung AY, Lam CL. Simple Non-laboratory-based and Laboratory-based Risk Assessment Algorithms and Nomogram for Detecting Undiagnosed Diabetes Mellitus. *J Diabetes*. 2015 May 7. doi: 10.1111/1753-0407.12310.

29. Tankova T, Chakarova N, Atanasova I, Dakovska L. Evaluation of the Finnish Diabetes Risk Score as a screening tool for impaired fasting glucose, impaired glucose tolerance and undetected diabetes. *Diabetes Res Clin Pract*. 2011 ;92(1):46-52.

30. Vandersmissen GJ, Godderis Evaluation of the Finnish Diabetes Risk Score (FINDRISC) for diabetes screening in occupational health care. *Int J Occup Med Environ Health*. 2015;28(3):587-91.

31. Vicente-Herrero MT, Ramírez MV, López-González AA, Terradillos MJ, Capdevila L, Torres I et al. El paciente diabético como trabajador especialmente sensible en medicina del trabajo. *Revista Ciencia & Trabajo*. 2010; 12(37):376-9.

32. Vicente-Herrero MT, Sánchez-Juan C, Terradillos-García MJ, Aguilar-Jiménez E, Capdevila-García L, Ramírez-Iñiguez de la Torre MV et al. Minusvalía e Incapacidad en diabetes y sus complicaciones, una revisión desde la legislación española. *Avances en Diabetología*. 2010;26 (6):451-6

33. Vicente-Herrero MT, Aguilar Jiménez E, Terradillos García MJ, Capdevila- García L, Ramírez-Iñiguez de la Torre MV, López-González AA, et al. Diabetes, accidente de trabajo y daño laboral. Una revisión desde la legislación española en prevención de riesgos laborales. *Rev Med Inst Mex Seguro Soc* 2010; 48 (4): 457-63

34. Vicente-Herrero MT, Capdevila-García L, Ramírez-Iñiguez de la Torre MV, Terradillos-García MJ, López-González AA. La diabetes, sus terapias y los riesgos laborales. *Educación diabetológica profesional* 2011;XXI(1):14-21.

35. Vicente-Herrero MT, Torres-Alberich JI, López-González AA, Ramírez-Iñiguez de la Torre MV, Terradillos-García MJ, Capdevila-García L et al. Treinta años de diabetes en la jurisprudencia española (revisión 1979-2009). *Medicina del Trabajo*; 2010; 19(1):25-33.

36. Vicente-Herrero MT, Terradillos-García MJ, Capdevila-García L, Ramírez- Iñiguez de la Torre MV, López-González AA. costs of temporary disability in Spain related to diabetes mellitus and its complications. *Endocrinol Nutr*. 2013;60(8):447-55.