



"El saber de mis hijos
hará mi grandeza"

Desarrollo de ecuaciones predictivas para estimar la composición corporal

Rosa Consuelo Villegas Valle

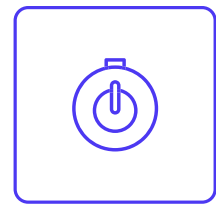
Universidad de Sonora

México

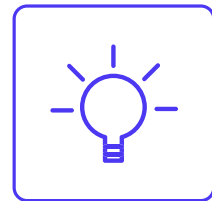


© InBody

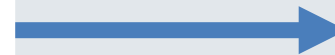
Contenido temático



Importancia del estudio de
la composición corporal
Métodos estimativos



Ejemplos de ecuaciones
predictivas

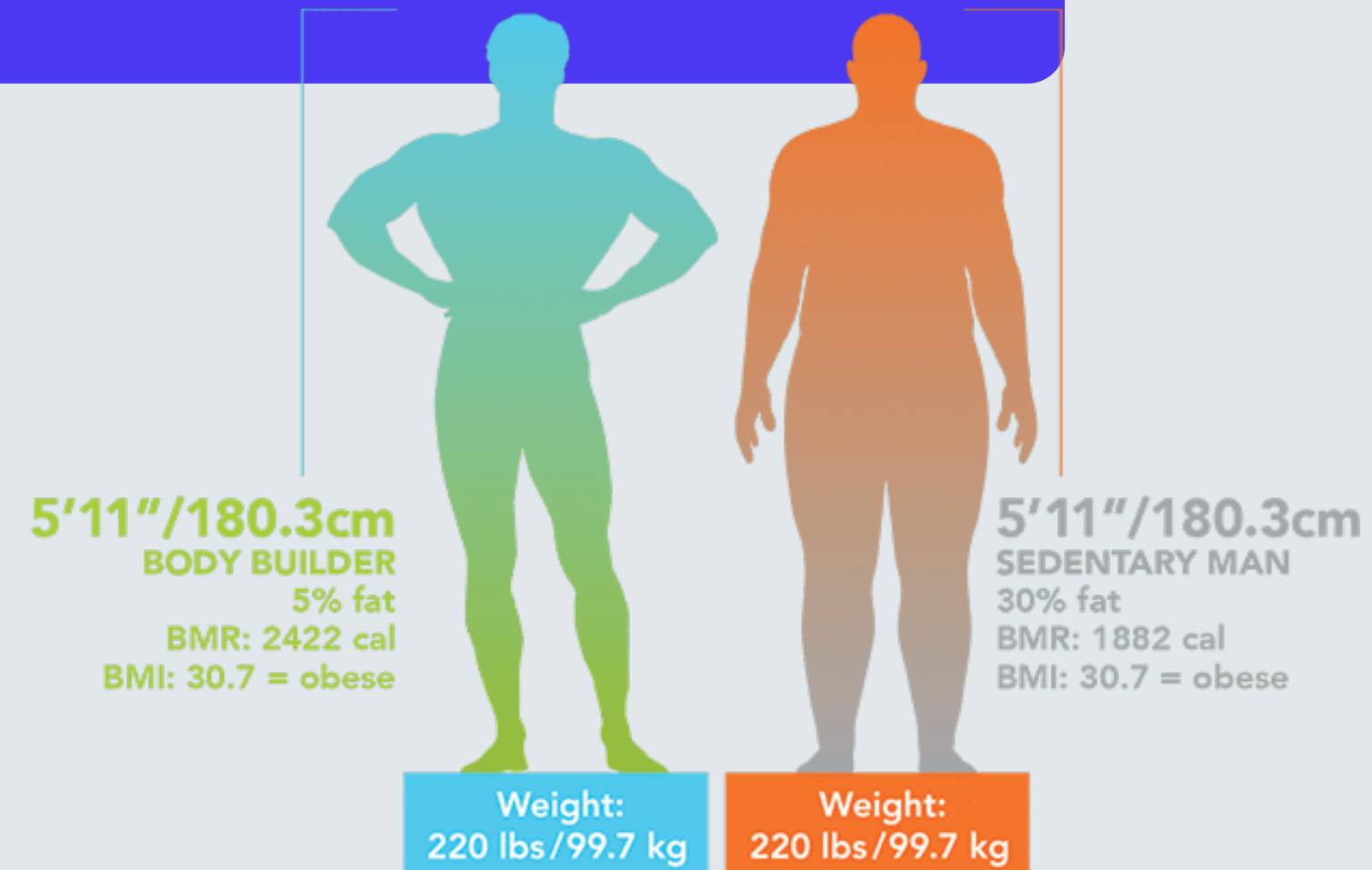


Desarrollo de ecuaciones
predictivas
Métodos de regresión



Estudio de la composición corporal

Cuantificación *in vivo* de los componentes corporales y sus relaciones cuantitativas.



Evaluación del estado
nutricional; calidad del
crecimiento

Evaluación de
intervenciones
terapéuticas,
recuperación de
pacientes con
desnutrición

Riesgo de enfermedades
crónicas

Distribución de componentes
corporales en
sobrepeso/obesidad;
resistencia a la insulina,
diabetes, ECV.

Cambios en la enfermedad

Pérdida selectiva de masa
muscular en el VIH/SIDA, o en
pacientes con cirrosis, estado de
los fluidos corporales.

Intervenciones de
actividad física

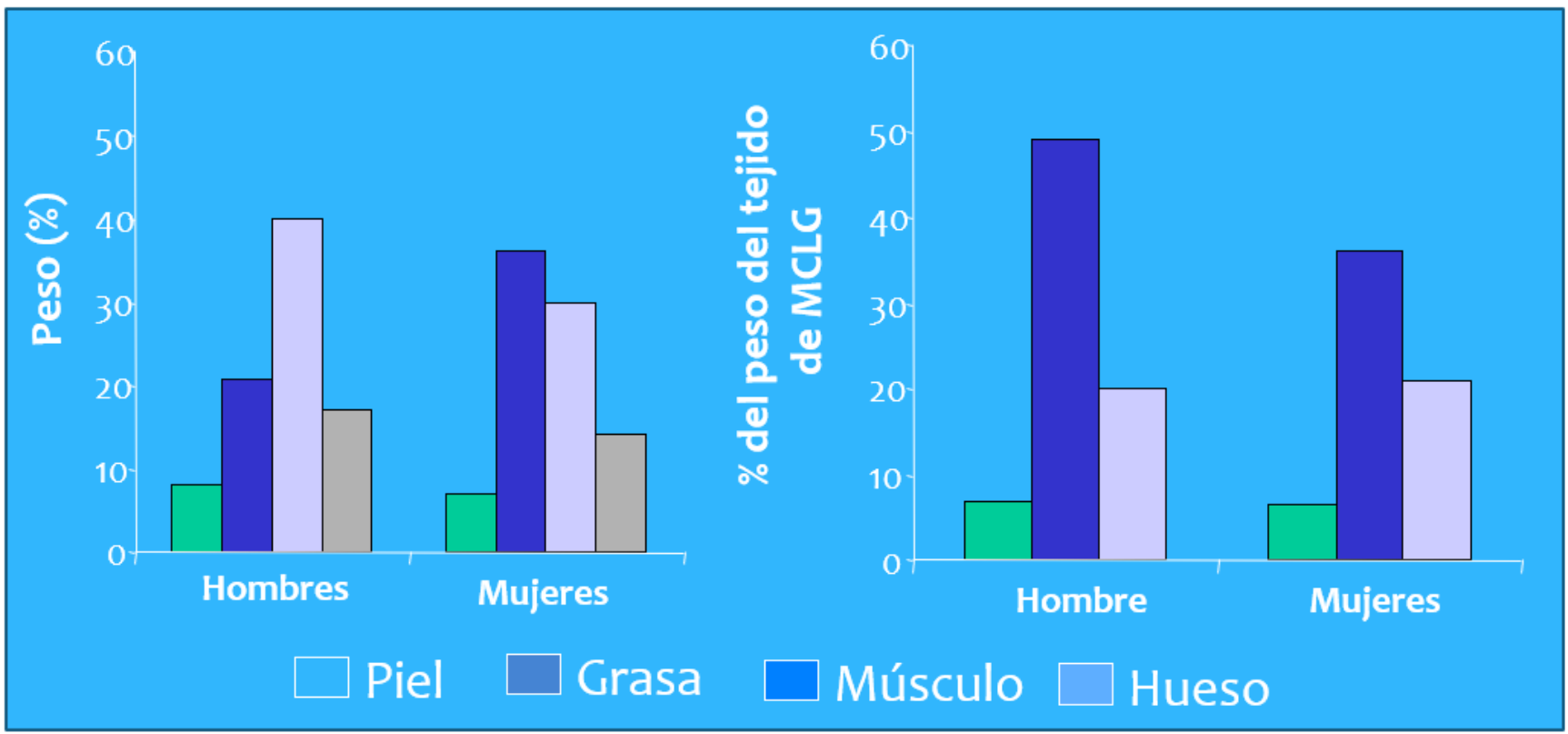
Cambios en los
componentes del cuerpo
debido al aumento de la
actividad física o el
ejercicio.

MÉTODOS PARA EVALUAR LA COMPOSICIÓN CORPORAL

Método directo

Disección de cadáveres

- La composición corporal de hombres y mujeres es similar excepto en grasa corporal (hombres n=31, mujeres n=20).



Bruselas, 1984.

Componente	Densidad (g/mL)	Masa Libre de Grasa(%)	Cuerpo de Ref. (%)
Agua (W)	0.9937	73.8	62.4
Proteína (P)	1.34	19.4	16.4
Minerales (M)	3.038	6.8	5.9
Óseos	2.982	5.6	4.8
No óseos	3.317	1.2	1.1
Grasa (F)	0.9007		15.3
Masa libre de grasa (FFM)	1.100	100	84.7
Total	1.064		100

Densities are at 36 C. Adapted from Brozek et al 1963. Ann N Y Ac Sci 110. Pp113-140

MÉTODOS PARA EVALUAR LA COMPOSICIÓN CORPORAL

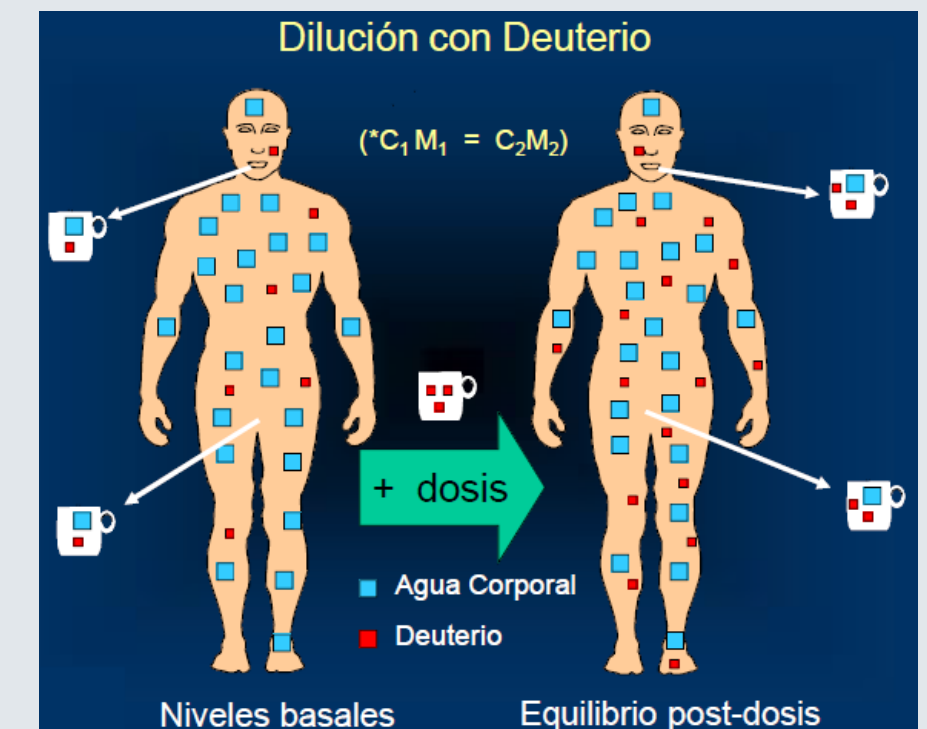
Métodos indirectos

- Métodos *in vivo* (no manipulan tejidos)
- Miden un parámetro (por ejemplo, la densidad corporal) y estiman uno o más componentes a través de una relación constante – **supuestos**
- Se validan a partir del método directo o de la densitometría
- Generalmente son poco accesibles y/o costosos.

Técnicas de imagen



Técnicas fisico-químicas

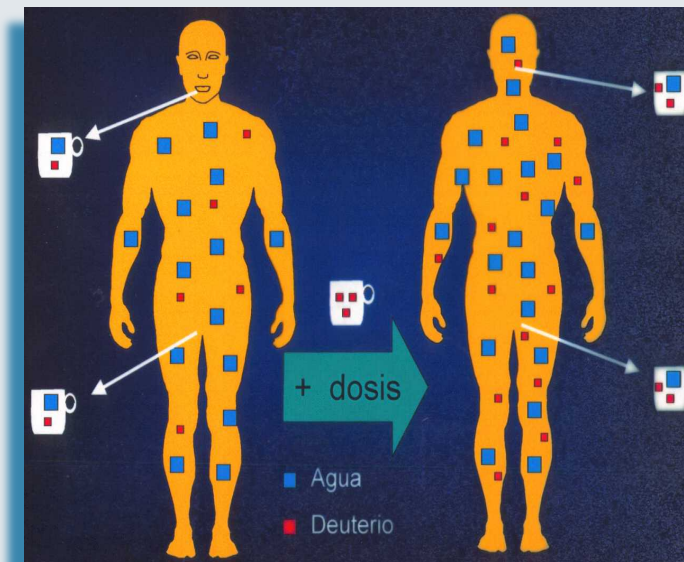


MÉTODOS PARA EVALUAR LA COMPOSICIÓN CORPORAL

Métodos doblemente indirectos

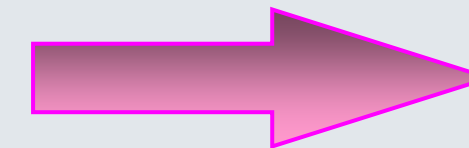
- Resultan de aplicar ecuaciones derivadas de algún método indirecto
- Por diseño, existe un cierto error al aplicar la ecuación, y se asumen ciertos errores también en su diseño
- Permiten hacer extensible el estudio de la composición corporal a una población muy amplia

Laboratorio Métodos de referencia



Supuesto:

$$D_{\text{Grasa}} = 0.9 \text{ g/cm}^3;$$
$$D_{\text{MLG}} = 1.1 \text{ g/cm}^3$$



Supuesto:

Hidratación
constante de la
MLG

Métodos Estimativos de Campo o Cama



Antropometría



Impedancia Bioeléctrica
(BIA)

Retos en la evaluación de la composición corporal en niños

Métodos para determinar la composición corporal en niños de acuerdo a su costo y complejidad técnica

- Medición de pliegues cutáneos
- Bioimpedancia eléctrica (BIA)
- Bioimpedancia multifrecuencia (BIS)
- Absorciometría dual de rayos X (DXA)
- Pletismografía por desplazamiento de aire (BOD-POD)
- Resonancia magnética nuclear

Idealmente un método debe tener:

- Alta exactitud, precisión y reproducibilidad
- Baja dificultad técnica; mínima invasividad
- Costo razonable → **ecuaciones**

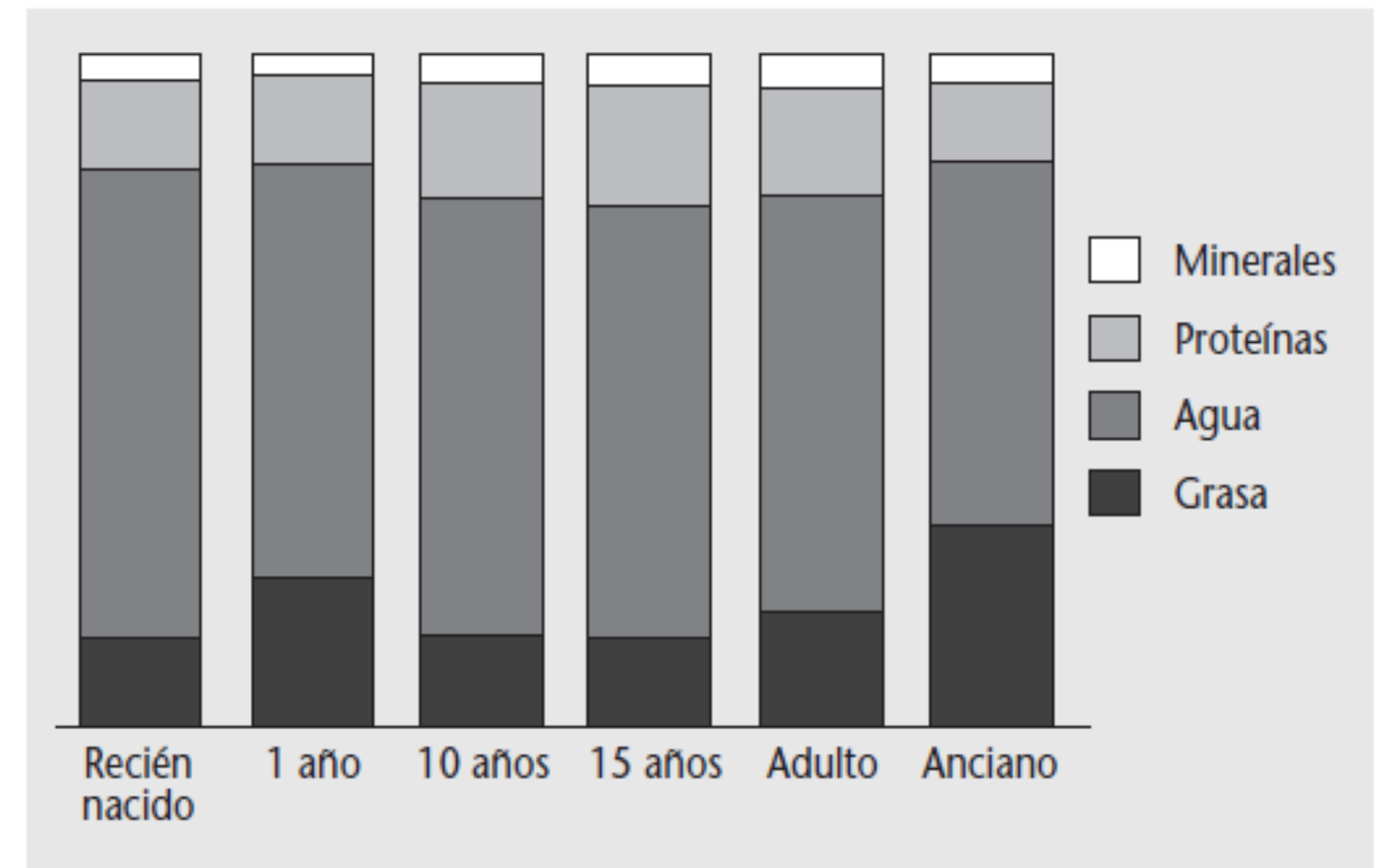


Figura 1. Cambios porcentuales en la composición corporal a lo largo de la vida. Adaptado de Ellis KJ, 2000.

Algoritmos publicados : Ecuaciones para BIA

<https://www.bodystat.com/wp-content/uploads/2012/03/52-a-bioelectrical-impedance-analysis-equation-for-predicting-total-body-water-children-human-immunodeficiency-virus-1.pdf>

Table 1. Published equations for estimating TBW and FFM evaluated with our BIA, TBW and DXA data.

Author(s) and reference	Equation	N	Age	Study location	TBW or FFM measurement & collection methods
Total body water:					
Horlick et al [10]	$TBW = 0.725 + 0.475 Ht^2/R + 0.140 W$	1291	4–18	New York, USA	Deuterium saliva
Arpadi et al [22]	$\ln(TBW) = 1.65 + 0.05 Ht^2/R$	20	4–11	New York, USA	^{18}O urine
Gregory et al [23]	$TBW = 0.79 + 0.55 Ht^2/I$	28	7–16	Dundee, Scotland	Deuterium
Danford et al [24]	$TBW = 1.84 + 0.45 Ht^2/R + 0.11 W$	37	5–9	Illinois, USA	Deuterium, saliva (children)
Kushner et al [25]	Equation 1 $TBW = 0.700 Ht^2/R - 0.32$	81	3 mo–9 yrs	Illinois, USA & Lima, Peru	^{18}O , urine (infants)
	Equation 2 $TBW = 0.593 Ht^2/R + 0.065 W + 0.04$				Deuterium
Davies et al [26]	$TBW = -0.50 + 0.60 Ht^2/I$	26	5–17	Dundee, Scotland	Deuterium
Davies & Gregory (28)	$TBW = 0.13 + 0.58 Ht^2/I$	54	5–17	Dundee, Scotland	^{18}O
Fjeld et al [31]	$TBW = 0.76 + 0.18 Ht^2/I + 0.39 W$	44	3mo–3yrs	Lima, Peru	Deuterium saliva
Leman et al [32]	$TBW = 1.67 + 0.35 Ht^2/R + 0.24 W - 0.74 S$	39	5–18	Nigeria	Deuterium
Fat-free mass:					
Horlick et al [10]	$FFM = (3.474 + 0.459 Ht^2/R + 0.064 W) / (0.769 - 0.009 A - 0.016 S)$	1291	4–18	New York, USA	^{18}O
Goran et al [15]	$FFM = (0.59 Ht^2/R + 0.065 W + 0.04) / (0.769 - 0.0025 A - 0.19 S)$	31	4–6	Vermont & Arizona USA	Densitometry
Deurenberg et al [27] ¹	$FFM = 0.430 * 10^4 * Ht^2/I + 0.354 W + 0.9 S$	64	8–11	Wageningen, Netherlands	Total body potassium
Cordain et al [29]	$FFM = 6.86 + 0.81 Ht^2/R$	30	9–14	Colorado, USA	DEXA, total body potassium
De Lorenzo et al [30]	$FFM = 2.33 + 0.588 Ht^2/I + 0.211 W$	35	7–13	Rome, Italy	Deuterium
Houtkooper et al [33]	$FFM = 0.61 Ht^2/R + 0.25 W + 1.31$	94	10–14	Ohio & Arizona, USA	Respiratory water
Schaefer et al [34]	$FFM = 0.65 Ht^2/I + 0.68 A + 0.15$	112	3–19	Heidelberg, Germany	Deuterium saliva
					40K whole body potassium counter

A = Age in years; Ht = height (cm); W = weight (kg); S = sex where males =1 and females=0; TBW = total body water (L); I = impedance; R = resistance derived from bioelectrical impedance analysis; Arpadi et al [22] include HIV-positive subjects only; Horlick et al [10] include 54 HIV-positive subjects. Deurenberg et al [27] where height in meters; males = 1 and females = 0. The authors refer to impedance as R in their paper. ¹Estimated from body density.

Algoritmos publicados : Pliegues

TABLE 1

Published equations for predicting body density (d in kg/L) or percentage of body fat (%BF) in pediatric subjects¹

Reference	Equation	No. of skinfold sites	Characteristics
Slaughter et al (4) 1988 ($n = 66$)	M: %BF = $1.21 \times \Sigma\text{SFT} - 0.008 \times \Sigma\text{SFT}^2 - 1.7$ F: %BF = $1.33 \times \Sigma\text{SFT} - 0.013 \times \Sigma\text{SFT}^2 - 2.5$	2	Children with $\Sigma\text{SFT} < 35$ mm
Durnin and Rahaman (11) 1967 ($n = 86$)	M: $d = 1.1533 - 0.0643 \times \log \Sigma\text{SFT}$ F: $d = 1.1369 - 0.0598 \times \log \Sigma\text{SFT}$	4	Adolescents 12–16 y of age
Johnston et al (12) 1988 ($n = 308$)	M: $d = 1.1660 - 0.0070 \times \log \Sigma\text{SFT}$ F: $d = 1.144 - 0.060 \times \log \Sigma\text{SFT}$	4	Children and adolescents 8–14 y of age
Brook (13) 1971 ($n = 23$)	M: $d = 1.1690 - 0.0788 \times \log \Sigma\text{SFT}$ F: $d = 1.2063 - 0.0999 \times \log \Sigma\text{SFT}$	4	Children 1–11 y of age
Deurenberg et al (14) 1990 ($n = 212$)	M: $d = 1.1133 - 0.0561 \times \log \Sigma\text{SFT} + 1.7 (\text{age} \times 10^{-3})$ F: $d = 1.1187 - 0.063 \times \log \Sigma\text{SFT} + 1.9 (\text{age} \times 10^{-3})$	4	Children, mean age: 11 y

¹ ΣSFT , sum of skinfold-thickness measurements.

<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/12399284/>

Table 1 Anthropometric equations to estimate infant fat mass (kg)

Reference	Equations	Reference method	N subjects	Subject age of range
Deierlein et al. [21]	$-0.012 - 0.064 \times \text{gender} (1 = \text{male}; 0 = \text{female}) + 0.0024 \times \text{age (days)} - 0.150 \times \text{body weight (kg)} + 0.055 \times \text{body weight}^2 (\text{kg})^2 + 0.046 \times \text{ethnicity} (1 = \text{Hispanic}; 0 = \text{not Hispanic}) + 0.020 \times \text{sum of 3 skinfolds (triceps, subscapular and thigh)}$	ADP	128	1-3 days
Catalano et al. [20]	$0.54657 + 0.39055 \times \text{Birth weight (g)} + 0.0453 \times \text{Flank Skinfold (mm)} - 0.03237 \times \text{Length (cm)}$	TOBEC	194	1-3 days
Lingwood et al. [11]	$\text{FFM} = 0.057 + 0.646 \times \text{weight (kg)} - 0.089 \times \text{gender} (1 = \text{male}; 2 = \text{female}) + 0.009 \times \text{length (cm)}$ $\text{FM} = \text{weight} - \text{FFM}$	ADP	77	0-4 days
Aris et al. [22]	$-0.022 + 0.307 \times \text{weight (kg)} - 0.077 \times \text{gender} (1 = \text{male}; 0 = \text{female}) - 0.019 \times \text{gestational age (week)} + 0.028 \times \text{subscapular skinfold (mm)}$	ADP	88	1-3 days

*indicates multiplication in the scientific equation

<https://bmcpediatr.biomedcentral.com/articles/10.1186/s12887-017-0844-6>

ORIGINAL ARTICLE

Body composition prediction equations based on deuterium oxide dilution method in Mexican children: a national study

E Ramírez¹, ME Valencia^{2,5}, H Bourges³, T Espinosa³, SY Moya-Camarena², G Salazar⁴ and H Alemán-Mateo²

BACKGROUND/OBJECTIVES: Obesity and undernutrition co-exist in many regions of Mexico. However, accurate assessments are difficult because epidemiological data on body composition are not available. The aim of this study was to facilitate assessments of body composition in Mexican school children of different geographical regions and ethnicity by developing equations for bioelectrical impedance and anthropometry based on deuterium oxide dilution.

SUBJECTS/METHODS: We evaluated 336 subjects (143 belonged to six major indigenous groups) from Northern, Central and Southern Mexico. We measured height (Ht), weight (Wt), tricipital skinfold (Tricp-SKF) and resistance (R) based on a bioimpedance analysis (BIA). Fat-free mass (FFM) and fat mass (FM) were estimated from measurements of total body water with the deuterium dilution technique.

RESULTS: The final BIA equation was $FFM\ (kg) = 0.661 \times Ht^2/R + 0.200 \times Wt - 0.320$. The R^2 was 0.96; the square root of the mean square error (SRMSE) was 1.39 kg. The final anthropometric equation was $FM\ (kg) = -1.067 \times sex + 0.458 \times Tricp-SKF + 0.263 \times Wt - 5.407$. The R^2 was 0.91; SRMSE was 1.60 kg. The BIA equation had a bias of 0.095 kg and precision of 1.43 kg. The anthropometric equation had a bias of 0.047 kg and precision of 1.58 kg.

CONCLUSIONS: We validated two equations for evaluating body composition in Mexican indigenous and non-indigenous children and youth from three main regions of the country. These equations provided reliable estimates and will promote a better understanding of both obesity and undernutrition.

European Journal of Clinical Nutrition (2012) 66, 1099–1103; doi:10.1038/ejcn.2012.89; published online 18 July 2012

Keywords: body composition; ethnic groups; Mexican children and youth; obesity; undernutrition

Table 3. Bioelectrical impedance analysis equation for FFM, and anthropometric equation for FM

Equation	R^2	SRMSE	VIF
$FFM\ kg = 0.661 \times Ht^2/R + 0.200 \times Wt - 0.320$	0.96	1.39	5.3
$FM\ kg = -1.067 \times sex + 0.458 \times Tricp-SKF + 0.263 \times Wt - 5.407$	0.91	1.60	1.7

Abbreviations: FFM, fat-free mass; FM, fat mass; Ht^2/R , stature²/resistance (cm/Ω); Wt, weight (kg); sex, male = 1, female = 0; SRMSE, squared root of the mean square error; Tricp-SKF, tricipital skinfold; VIF, variance inflation factor.

<https://pubmed.ncbi.nlm.nih.gov/22805494/>

% Grasa en niños

Para seleccionar una ecuación predictora y obtener resultados confiables :

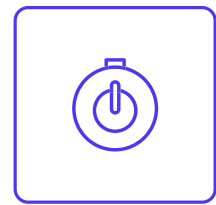
- Validada con algún método de referencia
- Origen de alguna población similar
 - Distintos grupos étnicos tienen distintas proporciones de masa libre de grasa/masa grasa
- Actualmente no existen valores de referencia de grasa corporal para niños latinos /hispanos
- Proyectos en desarrollo

TABLA IV. Valores de referencia de la composición corporal en niños. Adaptado de Fomon SJ, 2002.

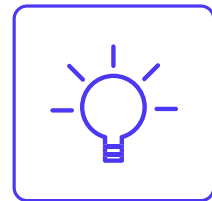
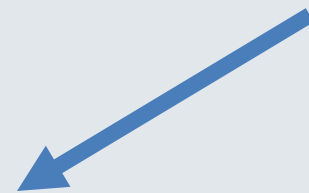
Porcentaje del peso corporal total								
Edad (años)	Talla (cm)	Peso (kg)	Masa grasa (%)	Masa proteica (%)	Masa mineral (%)	ACT (%)	AEC (%)	AIC (%)
<i>Niños</i>								
0	51,6	3,5	13,7	12,9	3,2	69,6	42,5	27,0
1	76,1	10,1	22,5	12,9	2,9	61,2	32,9	28,3
2	87,2	12,6	19,5	14,0	3,2	62,9	31,9	31,0
5	109,9	18,7	14,6	15,8	3,7	65,4	30,0	35,4
10	137,5	31,4	13,7	16,8	4,1	64,8	26,7	38,0
12,5	153,0	42,3	16,3	16,4	4,1	62,7	26,4	36,4
15,5	171,5	59,5	13,0	17,4	4,5	64,6	25,8	38,8
18,5	177,0	69,9	12,9	17,7	4,8	64,1	24,7	39,4
<i>Niñas</i>								
0	50,5	3,3	14,9	12,8	3,2	68,6	42,0	26,7
1	74,3	9,2	23,7	12,9	2,8	60,1	31,8	28,3
2	85,5	11,9	20,4	13,9	3,0	62,2	31,5	30,8
5	108,4	17,7	16,7	15,0	3,1	64,6	31,0	33,6
10	138,3	32,6	19,4	15,0	3,1	62,0	28,1	33,9
12,5	154,6	43,8	21,5	15,4	4,2	58,5	25,6	32,9
15,5	162,1	55,0	24,7	14,9	4,5	55,5	23,7	31,8
18,5	164,0	57,0	25,0	14,9	4,4	55,2	23,5	31,7

ACT: agua corporal total; AEE: agua extracelular; AIC: agua intracelular.

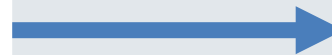
Contenido temático



Importancia del estudio de
la composición corporal
Métodos estimativos



Ejemplos de ecuaciones
predictivas



Desarrollo de ecuaciones
predictivas
Métodos de regresión



Técnicas de regresión

1. Descripción

Conocer el efecto de una variable “X” sobre una variable “Y” considerando otras variables como confusores.

Ejemplo:

Evaluar la asociación del consumo de alcohol (X) con la presión arterial (Y), tomando en cuenta el sexo y edad de los sujetos (confusores).

2. Determinantes

Encontrar las variables que influyen sobre una respuesta (Y) a partir de un grupo de probables variables explicativas (varias X).

Ejemplo:

Encontrar los factores sociodemográficos y dietarios (Xs) que determinan la presión arterial de una persona (Y).

3. Predicción

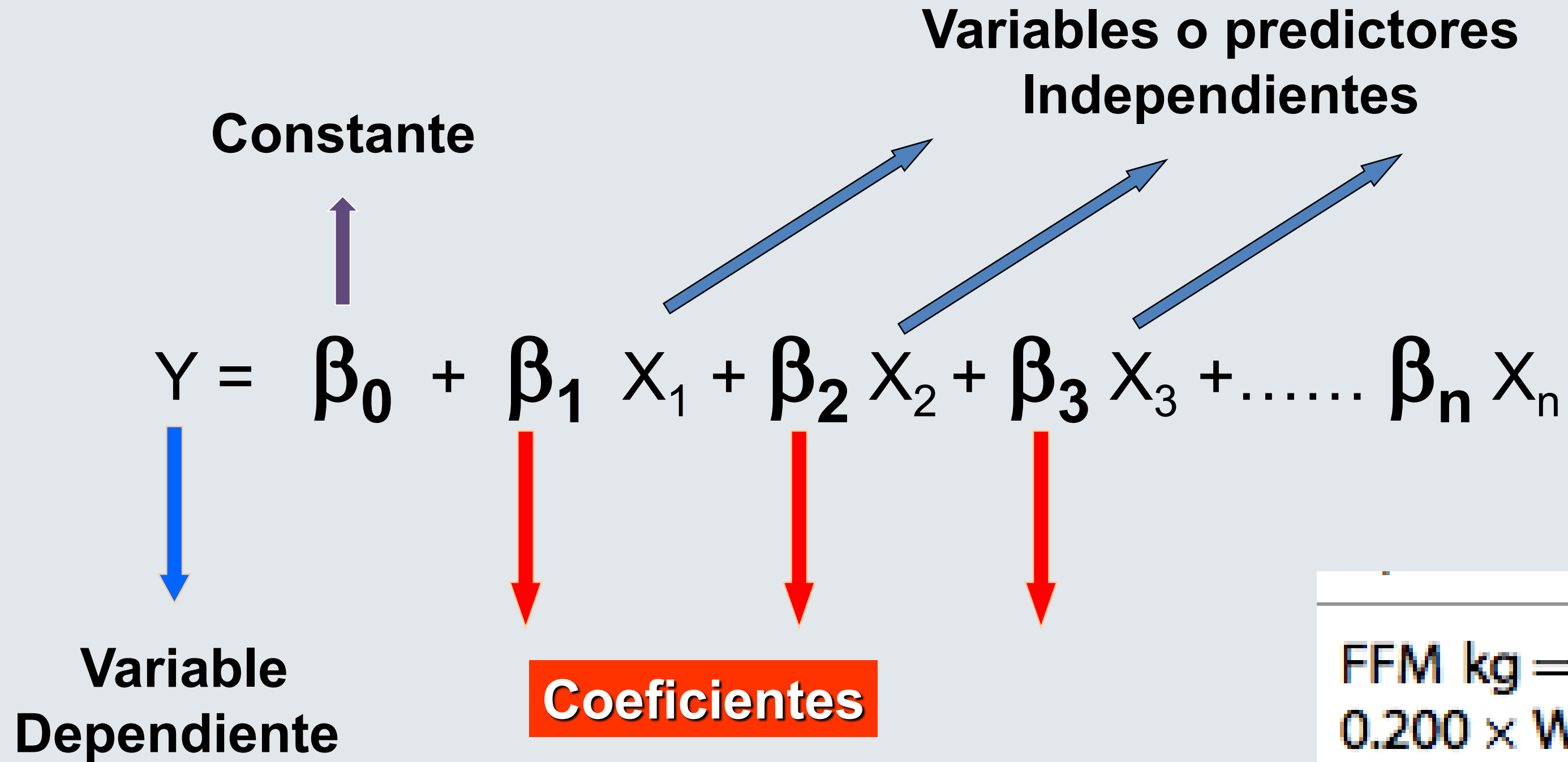
Predecir el valor o presencia de una característica (Y) a partir de los valores de diversas variables predictoras (varias X). Se obtiene una **ecuación predictora**.

Ejemplo:

$$\text{FFM kg} = 0.661 \times \text{Ht}^2 / R + 0.200 \times \text{Wt} - 0.320$$

Ramírez et al, 2012.

Estructura de una ecuación predictora



$$\text{FFM kg} = 0.661 \times \text{Ht}^2 / R + 0.200 \times \text{Wt} - 0.320$$

Proceso para el diseño de una ecuación predictiva

Programas estadísticos

- SAS
- STATA
- SPSS
- NCSS
- R

01

Limpiar base de datos.
Cuidar el tamaño de muestra

Mínimo 30 sujetos por grupo: ecuación y validación.

02

Limpiar exceso de variables predictoras (X) para evitar multicolinealidad

03

Elegir un método automatizado de selección de variables (hacia adelante, hacia atrás, todas las regresiones posibles).

04

Especificar un criterio para elegir “el mejor modelo”

05

Obtener/seleccionar el modelo final.
Probar el cumplimiento de supuestos estadísticos.

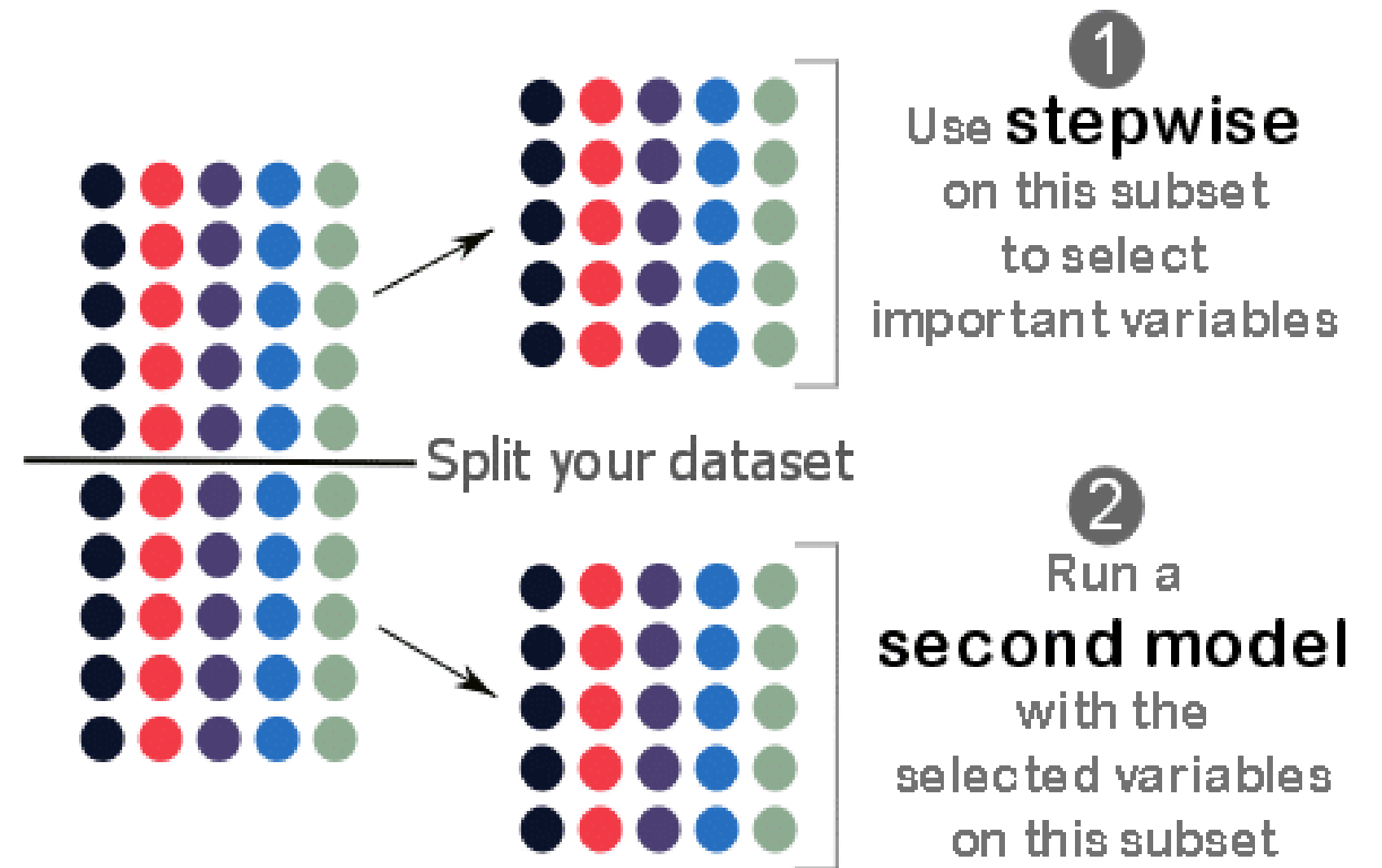
06

Probar sesgo y exactitud del modelo.

Validar el modelo en una población similar.

Antes de comenzar: separación de muestra

- Para obtener los parámetros de la regresión sin sesgo:
 1. Dividir la muestra en 2: “*training set*” y “*testing set*”
 2. Usar el primer grupo para seleccionar las variables (forward, backward, mixto)
 3. Usar el segundo grupo para correr el modelo sólo con las variables seleccionadas y estimar los parámetros de la regresión.



Limpieza de variables para evitar la multicolinealidad

En los modelos lineales múltiples los predictores deben ser independientes, no deben referirse a lo mismo.

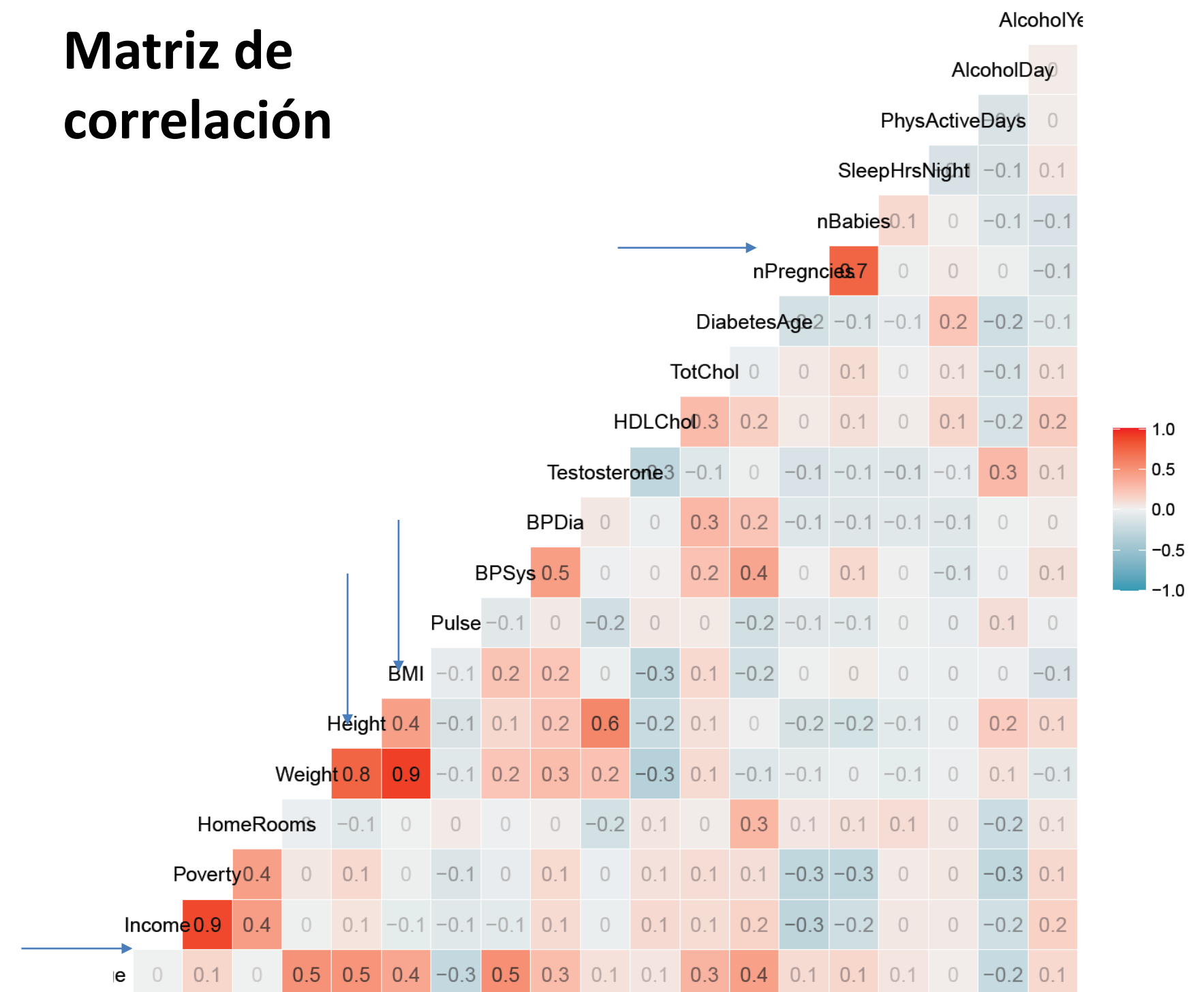
La colinealidad ocurre cuando:

- un predictor está linealmente relacionado con uno o varios de los otros predictores del modelo
- es la combinación lineal de otros predictores.

Encontrar el mejor modelo que explique con mayor precisión la variabilidad de la Y con el menor número de predictores

Incluir todas las variables que ayudan a predecir la variable de respuesta (Y) evitando la excesiva colinealidad.

Matriz de correlación



Proceso para el diseño de una ecuación predictiva

Programas estadísticos

- SAS
- STATA
- SPSS
- NCSS
- R

01

Cuidar el tamaño de muestra

Mínimo 30 sujetos por grupo.

02

Limpiar exceso de variables predictoras (X) para evitar multicolinealidad

03

Elegir un método automatizado de selección de variables (hacia adelante, hacia atrás, todas las regresiones posibles).

04

Especificar un criterio para elegir “el mejor modelo”

05

Obtener/seleccionar el modelo final.
Probar el cumplimiento de supuestos estadísticos.

06

Probar sesgo y exactitud del modelo.

Validar el modelo en una población similar.

Elegir método automatizado para seleccionar variables

$$\text{FFM kg} = 0.661 \times \text{Ht}^2/R + 0.200 \times \text{Wt} - 0.320$$

1. Métodos paso a paso

Emplean criterios matemáticos para decidir qué predictores contribuyen significativamente al modelo y en qué orden se introducen.

Tres estrategias:

- Forward (hacia adelante)
- Backward (hacia atrás)
- Mixto (también llamado sólo stepwise)

2. Todas las regresiones posibles

Genera todos los modelos posibles

2^p

Los ordena de acuerdo con:

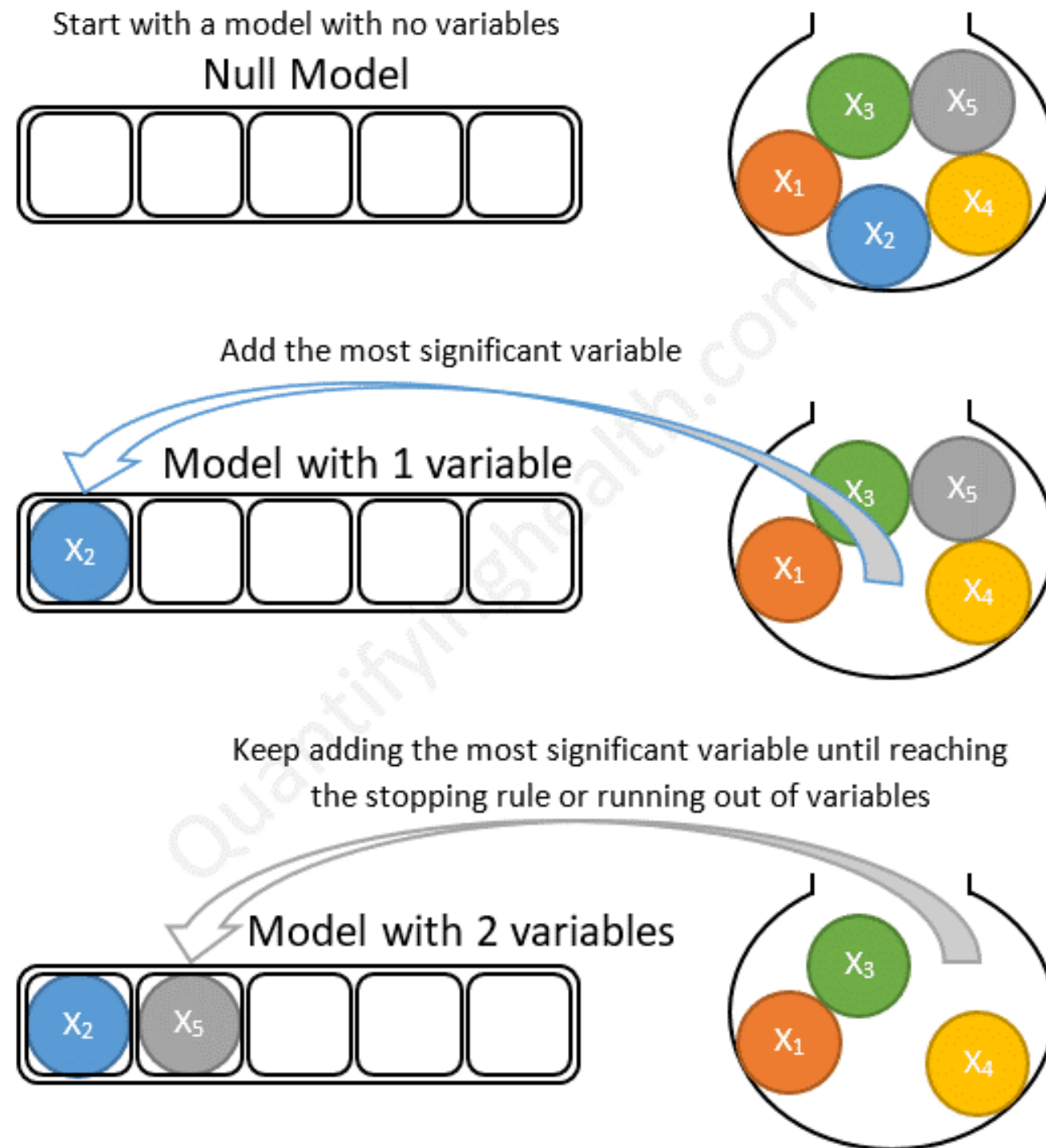
- Número de variables incluidas
- Algún criterio elegido por el investigador (Cp Mallows , R^2 , AIC, etc).

El investigador elige el modelo que utilizará con base en conocimiento previo, literatura y los criterios numéricos generados para cada modelo.

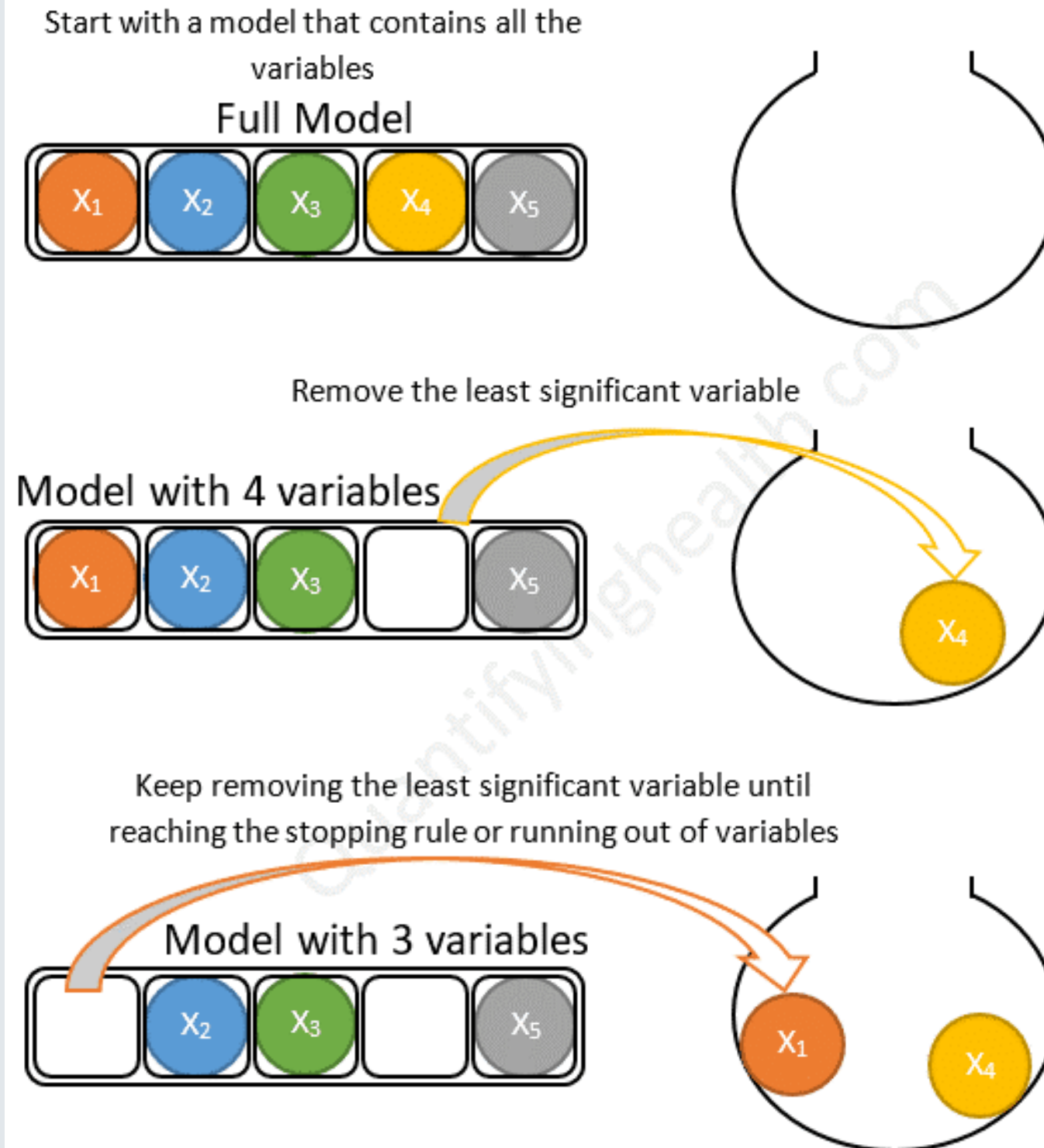
Métodos paso a paso

Para un mismo conjunto de datos, no todos los métodos (ni criterios) proporcionarán un mismo modelo final.

Forward stepwise selection example with 5 variables:



Backward stepwise selection example with 5 variables:



Métodos todas las regresiones posibles

- 5 variables predictoras →

$$2^5 = 32$$

modelos posibles.

El programa los ordena de acuerdo al número de variables y algunos criterios estadísticos

All Possible Regression Report
 Dataset C:\...--CLASES--\7 REGRESION\Sample_Dataset_2014.xls
 Dependent Sprint

All Possible Results Section

Model Size	R-Squared	Root MSE	Cp	Model
1	0.602390	0.7603137	29.428077	C (Athlete)
1	0.070330	1.162595	328.407126	B (Gender)
1	0.045607	1.177952	342.299574	E (Smoking)
1	0.040928	1.180836	344.928818	I (Writing)
1	0.015751	1.196235	359.076624	D (Weight)
1	0.014648	1.196905	359.696149	F (English)
1	0.013202	1.197783	360.508692	K (StudyTime)
1	0.009616	1.199958	362.524132	G (Reading)
1	0.005132	1.202671	365.043463	A (Rank)
1	0.002972	1.203976	366.257457	H (Math)
1	0.000275	1.205603	367.773070	J (SleepTime)
2	0.650240	0.7149245	4.539970	CD
2	0.623515	0.741735	19.557371	BC
2	0.610039	0.7548931	27.129843	CH
2	0.608882	0.7560123	27.780023	CK
2	0.606178	0.7586205	29.299134	CI
2	0.605840	0.7589465	29.489405	CE
2	0.603498	0.7611974	30.805096	CG
2	0.602842	0.7618273	31.174059	CF
2	0.602712	0.7619516	31.246872	CJ
2	0.602446	0.7622065	31.396231	AC
3	0.655549	0.7113037	3.556531	CDK
3	0.654420	0.7124685	4.190972	CDE
3	0.653631	0.7132811	4.634181	BCD
3	0.652237	0.7147152	5.417603	CDH
3	0.651512	0.7154594	5.824789	CDG
3	0.650770	0.7162211	6.241971	CDF
3	0.650380	0.716621	6.461171	CDJ
3	0.650300	0.7167032	6.506273	CDI
3	0.650262	0.7167421	6.527579	ACD
3	0.629936	0.7372754	17.949149	BCK
4	0.659054	0.7095063	3.586855	BCDK
4	0.658983	0.7095806	3.627022	CDEK

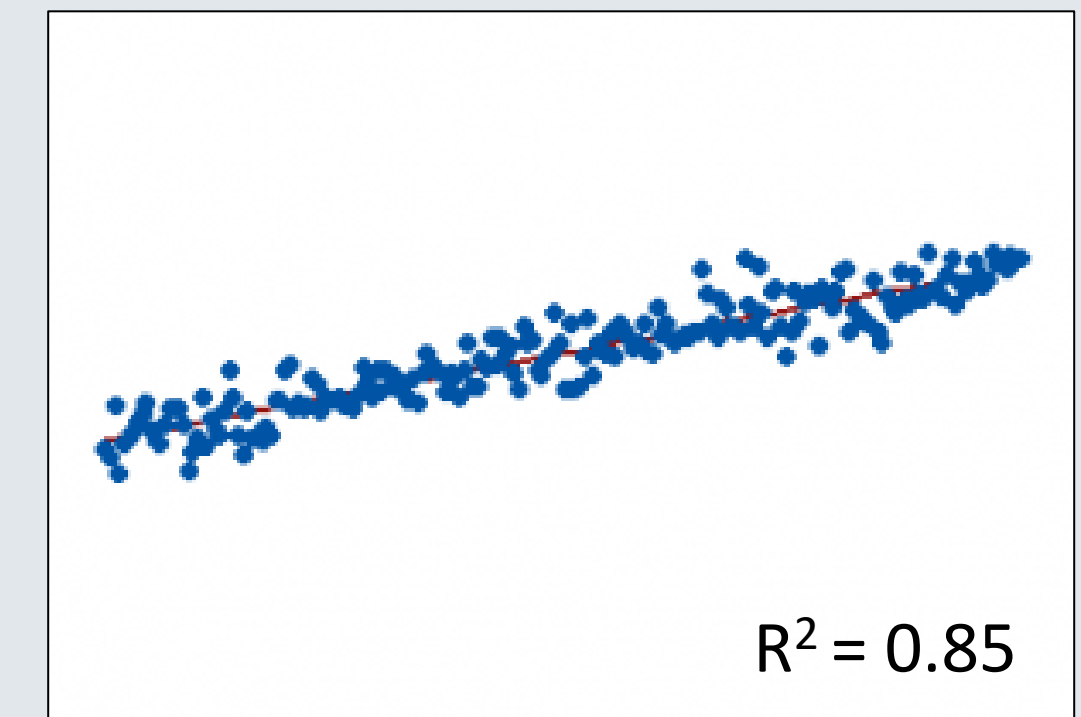
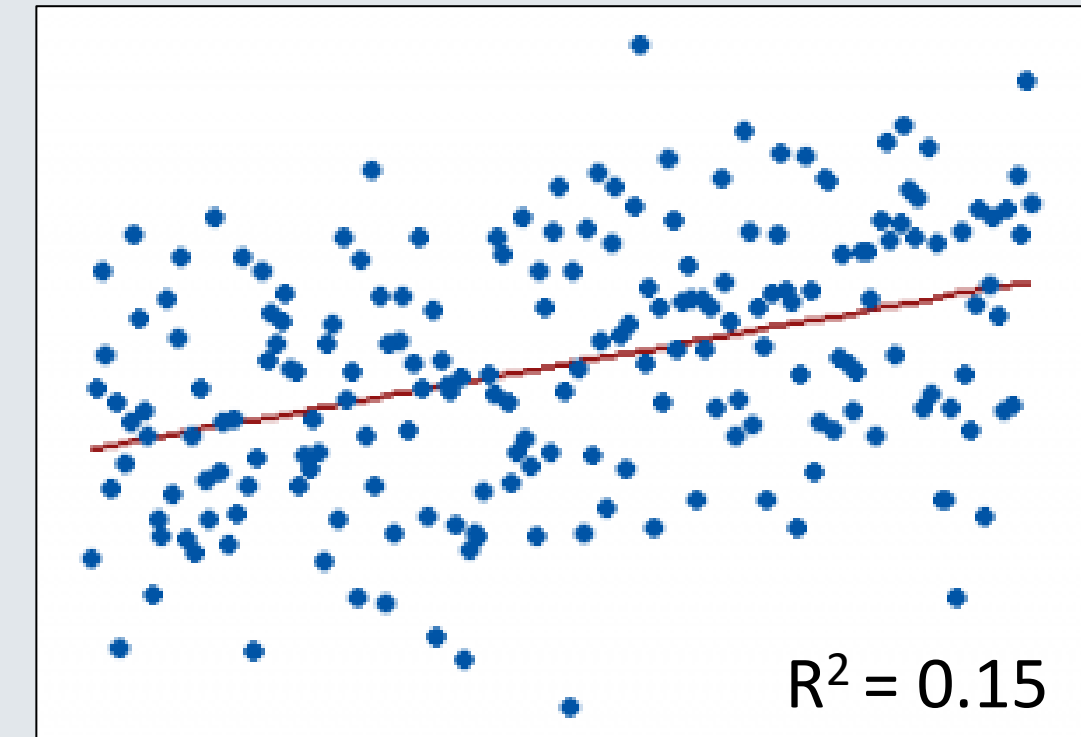
Criterios para elegir “El mejor modelo”: R cuadrada

Indica la **proporción** de la varianza en la variable dependiente que explican colectivamente las variables independientes

Mide la fuerza de la asociación entre el modelo y la V.DEP. en una escala 0-100%.

En ecuaciones predictivas, se busca generar un modelo con R^2 **alta** (>0.80)

Equation	R^2
FFM kg = $0.661 \times \text{Ht}^2/R + 0.200 \times \text{Wt} - 0.320$	0.96
FM kg = $-1.067 \times \text{sex} + 0.458 \times \text{Tricp-SKF} + 0.263 \times \text{Wt} - 5.407$	0.91



Métodos todas las regresiones posibles

- 5 variables predictoras →

$$2^5 = 32$$

modelos posibles.

Se selecciona un modelo con

- Alta R^2
- Bajo error estándar de regresión (S)
- Cp Mallow cercano a Número de variables + 1

Best Subsets Regression: Strength versus Temperature, Pressure, ...

Response is Strength

Vars	R-Sq	R-Sq (adj)	R-Sq (pred)	Mallows Cp	S	Temperature	Pressure	Resistance	Time	Concentration
1	72.1	71.0	66.9	38.5	12.328					X
1	39.4	37.1	26.3	112.7	18.154	X				
2	85.9	84.8	81.4	9.1	8.9321			X	X	
2	82.0	80.6	74.2	17.8	10.076				X	X
3	87.4	85.9	79.0	7.6	8.5978		X	X	X	
3	86.5	84.9	81.4	9.7	8.9110	X		X	X	
4	89.1	87.3	80.6	5.8	8.1698	X	X	X	X	
4	88.0	86.0	79.3	8.2	8.5550	X		X	X	X
5	89.9	87.7	78.8	6.0	8.0390	X	X	X	X	X

Comparación de métodos

- Stepwise (forward, backward , mixto) no ajusta TODOS los modelos sino que evalúa la significancia de las variables una por una para llegar a 1 modelo final, **elegido por el programa estadístico**
- TRP genera todos los modelos posibles y muestra los “mejores candidatos” con base algún criterio (R^2 , C_p de Mallows). **El investigador elige el modelo final.**

Ejemplo

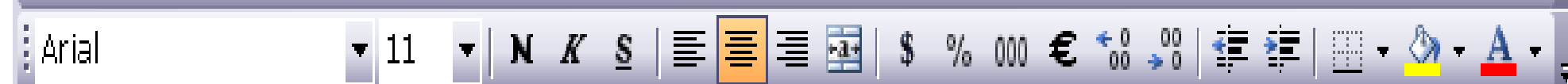
Proceso de
generación de una
ecuación de
predicción

Microsoft Excel - Nayeli Validacion de Ecuacion																				
Archivo Edición Ver Insertar Formato Herramientas Datos Ventana ?																				
Arial 11 N K S \$ % 000 € 75%																				
C133 fx 37 Responder con cambios... Terminar revisión...																				
	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	S	T	U	V
1	edad	(edad) ²	sex	sex(n)	pesoBP	Talla(m)	Talla(cm)	Fat%-BP	FatKg-BP	LBMKg-BP	LBM%-BP	R	Xc	Ht2/R,cm	Ht ² /R,m	Fat%-BIE	LBM%-BIE	FATKgBIE	LBMKg-BIE	AGUAB
133	37	1369	Male	1	82.1	1.76	176	36.1	29.6	52.5	63.9	533	56	58.116	0.006	28	72	23	59	43
134	43	1849	Male	1	83.4	1.784	178.4	30.8	25.7	57.7	69.2	524	63	60.738	0.006	27	73	22	61	45
135	46	2116	Male	1	93.7	1.7	170	34.7	32.5	61.2	65.3	433	55	66.744	0.007	29	71	27	67	49
136	28	784	Male	1	88.1	1.705	170.5	34.5	30.4	57.7	65.5	462	49	62.923	0.006	28	72	25	63	46
137	38	1444	Male	1	79.6	1.798	179.8	27.5	21.85	57.7	72.5	493	48	65.574	0.007	21	79	17	63	46
138	39	1521	Male	1	84	1.731	173.1	30.6	25.7	58.25	69.4	520	58	57.622	0.006	30	70	25	59	43
139	28	784	Male	1	58.2	1.678	167.8	12.9	7.55	50.7	87.1	483	53	58.296	0.006	9	91	5	53	39
140	31	961	Male	1	61.1	1.682	168.2	15.6	9.5	51.6	84.4	491	58	57.620	0.006	12	88	8	53	39
141	30	900	Male	1	59.5	1.66	166	18.45	10.95	48.55	81.55	570	62	48.344	0.005	20	80	12	48	35
142	22	484	Male	1	67.7	1.71	171	13.7	9.25	58.4	86.3	492	54	59.433	0.006	17	83	11	56	41
143	21	441	Male	1	103.3	1.792	179.2	32.85	33.95	69.45	67.15	464	51	69.208	0.007	32	68	33	71	52
144	26	676	Male	1	82.5	1.732	173.2	22.1	18.25	64.25	77.9	500	59	59.996	0.006	27	73	22	60	44
145	29	841	Male	1	72	1.711	171.1	24.9	17.9	54.1	75.1	481	65	60.863	0.006	19	81	14	58	43
146	26	676	Male	1	51.3	1.695	169.5	7.7	3.95	47.35	92.3	625	70	45.968	0.005	14	86	7	44	32
147	42	1764	Male	1	86.1	1.674	167.4	30	25.85	60.25	70	454	59	61.724	0.006	28	72	24	62	45
148	42	1764	Male	1	84.7	1.73	173	25.35	21.45	63.2	74.65	433	68	69.120	0.007	22	78	19	66	48
149	45	2025	Male	1	81.2	1.765	176.5	22.45	18.25	63	77.55	470	54	66.281	0.007	22	78	18	64	47
150	42	1764	Male	1	97.8	1.745	174.5	31.1	30.4	67.3	68.9	427	50	71.312	0.007	28	72	27	71	52
151	44	1936	Male	1	80.9	1.77	177	27.7	22.4	58.45	72.3	453	55	69.159	0.007	19	81	16	65	48
152	46	2116	Male	1	81.3	1.748	174.8	26.85	21.85	59.5	73.15	488	50	62.613	0.006	24	76	20	62	45
153	42	1764	Male	1	99	1.85	185	32.9	32.5	66.4	67.1	443	47	77.257	0.008	25	75	25	74	54
154	22	484	Male	1	76.7	1.659	165.9	27.3	20.9	55.8	72.7	460	55	59.832	0.006	23	77	18	59	43
155	22	484	Male	1	81.9	1.775	177.5	19.85	16.3	65.6	80.15	413	50	76.286	0.008	15	85	12	69	51

Muestra total de
155 sujetos y todas
las variables :
ACT, MLG, R, Xc
peso, Sexo(0,1), edad

Dividir en
2 grupos

1. Generación de ecuación
2. Validación de la ecuación



Partición 1: 78 Sujetos

	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R
1	Id	Reg	edad	(edad) ²	sex	sex(n)	pesoBP	Talla(m)	Talla(cm)	Fat%-BP	FatKg-BP	LBMKg-BP	LBM%-BP	R	Xc	t ² R,cr	t ² R,m	Fat%-B
55	JOS	138	29	841	Male	1	84.2	1.718	171.8	25.6	21.6	62.6	74.4	431	56	68.48	0.007	22
56	REC	252	41	1681	Male	1	86.4	1.75	175	27.75	23.95	62.4	72.25	436	51	70.24	0.007	22
57	ABF	309	33	1089	Male	1	77	1.65	165	31.8	24.45	52.55	68.2	507	57	53.7	0.005	28
58	CAR	313	33	1089	Male	1	73.1	1.763	176.3	33.85	24.7	48.4	66.15	576	53	53.96	0.005	30
59	FEL	317	30	900	Male	1	55.3	1.752	175.2	20.8	11.5	43.8	79.2	682	63	45.01	0.005	19
60	FR4	320	38	1444	Male	1	69.7	1.715	171.5	24.6	17.15	52.55	75.4	540	58	54.47	0.005	23
61	JOS	326	31	961	Male	1	70.6	1.709	170.9	21.35	15.05	55.55	78.65	473	55	61.75	0.006	17
62	RIC	332	30	900	Male	1	87.4	1.766	176.6	32.6	28.5	58.9	67.4	508	57	61.39	0.006	29
63	JES	348	25	625	Male	1	68.2	1.782	178.2	15.4	10.5	57.7	84.6	544	63	58.37	0.006	18
64	JON	349	27	729	Male	1	79.7	1.776	177.6	24.9	19.8	59.9	75.1	502	52	62.83	0.006	23
65	JOF	350	24	576	Male	1	64.5	1.695	169.5	6.55	4.2	60.3	93.45	493	58	58.28	0.006	15
66	JUA	351	24	576	Male	1	120.8	1.85	185	30.1	36.3	84.5	69.9	437	56	78.32	0.008	34
67	LUI3	355	24	576	Male	1	109.8	1.85	185	32.35	35.55	74.35	70.15	466	59	73.44	0.007	32
68	REN	363	23	529	Male	1	64.1	1.636	163.6	18.15	11.65	52.45	81.85	520	70	51.47	0.005	21
69	SAL	366	23	529	Male	1	72	1.761	176.1	15.9	11.45	60.5	84.1	486	57	63.81	0.006	17
70	GIL	384	47	2209	Male	1	78.75	1.73	173	26.45	20.6	57.3	73.55	464	56	64.5	0.006	21
71	JAM	386	41	1681	Male	1	79	1.74	174.1	27.05	21.35	57.65	72.95	461	52	65.75	0.007	21
72	JOS	389	41	1681	Male	1	91.4	1.783	178.3	37.3	34.05	57.35	62.7	549	57	57.91	0.006	33
73	JUA	392	46	2116	Male	1	79.7	1.673	167.3	34.1	27.2	52.5	65.9	487	54	57.47	0.006	27
74	MAI	396	40	1600	Male	1	100.6	1.796	179.6	34.35	34.55	66	65.65	447	51	72.16	0.007	29
75	MAI	403	42	1764	Male	1	85.6	1.7	170	30.7	26.3	59.3	69.3	424	50	68.16	0.007	23
76	PAB	407	47	2209	Male	1	85.6	1.734	173.4	26.05	22.3	63.35	73.95	431	48	69.76	0.007	22
77	EDC	446	29	841	Male	1	108.6	1.787	178.7	40.7	44.1	64.4	59.3	470	53	67.94	0.007	35
78	RAI	461	27	729	Male	1	90.3	1.712	171.2	28.35	25.55	64.65	71.65	432	55	67.85	0.007	26

Partición 2: 77 Sujetos

M61			fx 87.1																	
	A	B	C	D	E	F	G	H	I	J	K	L	M	N	O	P	Q	R	Barra de fórmulas	
1	Homb	Reg	edad	(edad) ²	sex	sex(n)	pesoBP	Talla(m)	Talla(cm)	Fat%-BP	FatKg-BP	LBMKg-BP	LBM%-BP	R	Xc	Ht ² /R,cm	Ht ² /R,m	Fat%-BIE	LBM%-BIE	FATKgB
54	FRANC	127	36	1296	Male	1	63.8	1.703	170.3	27.5	17.6	46.3	72.5	535	58	54.21	0.00542	18	82	12
55	LUIS G	133	37	1369	Male	1	82.1	1.76	176	36.1	29.6	52.5	63.9	533	56	58.116	0.00581	28	72	23
56	JUAN	135	43	1849	Male	1	83.4	1.784	178.4	30.8	25.7	57.7	69.2	524	63	60.738	0.00607	27	73	22
57	RAMO	140	46	2116	Male	1	93.7	1.7	170	34.7	32.5	61.2	65.3	433	55	66.744	0.00667	29	71	27
58	REGIN	236	28	784	Male	1	88.1	1.705	170.5	34.5	30.4	57.7	65.5	462	49	62.923	0.00629	28	72	25
59	VIRGIL	244	38	1444	Male	1	79.6	1.798	179.8	27.5	21.85	57.7	72.5	493	48	65.574	0.00656	21	79	17
60	JUAN	250	39	1521	Male	1	84	1.731	173.1	30.6	25.7	58.25	69.4	520	58	57.622	0.00576	30	70	25
61	LUIS A	258	28	784	Male	1	58.2	1.678	167.8	12.9	7.55	50.7	87.1	483	53	58.296	0.00583	9	91	5
62	HELIO	272	31	961	Male	1	61.1	1.682	168.2	15.6	9.5	51.6	84.4	491	58	57.62	0.00576	12	88	8
63	FILIBE	318	30	900	Male	1	59.5	1.66	166	18.45	10.95	48.55	81.55	570	62	48.344	0.00483	20	80	12
64	ALEJA	336	22	484	Male	1	67.7	1.71	171	13.7	9.25	58.4	86.3	492	54	59.433	0.00594	17	83	11
65	DANIEL	340	21	441	Male	1	103.3	1.792	179.2	32.85	33.95	69.45	67.15	464	51	69.208	0.00692	32	68	33
66	HUMBER	346	26	676	Male	1	82.5	1.732	173.2	22.1	18.25	64.25	77.9	500	59	59.996	0.006	27	73	22
67	LUIS R	356	29	841	Male	1	72	1.711	171.1	24.9	17.9	54.1	75.1	481	65	60.863	0.00609	19	81	14
68	MARCO	359	26	676	Male	1	51.3	1.695	169.5	7.7	3.95	47.35	92.3	625	70	45.968	0.0046	14	86	7
69	DANIEL	378	42	1764	Male	1	86.1	1.674	167.4	30	25.85	60.25	70	454	59	61.724	0.00617	28	72	24
70	EDUAR	379	42	1764	Male	1	84.7	1.73	173	25.35	21.45	63.2	74.65	433	68	69.12	0.00691	22	78	19
71	FRANC	382	45	2025	Male	1	81.2	1.765	176.5	22.45	18.25	63	77.55	470	54	66.281	0.00663	22	78	18
72	JESUS	387	42	1764	Male	1	97.8	1.745	174.5	31.1	30.4	67.3	68.9	427	50	71.312	0.00713	28	72	27
73	JESUS	388	44	1936	Male	1	80.9	1.77	177	27.7	22.4	58.45	72.3	453	55	69.159	0.00692	19	81	16
74	JOSE	390	46	2116	Male	1	81.3	1.748	174.8	26.85	21.85	59.5	73.15	488	50	62.613	0.00626	24	76	20
75	LUIS P	393	42	1764	Male	1	99	1.85	185	32.9	32.5	66.4	67.1	443	47	77.257	0.00773	25	75	25
76	FELIPE	447	22	484	Male	1	76.7	1.659	165.9	27.3	20.9	55.8	72.7	460	55	59.832	0.00598	23	77	18
77	SALVA	464	22	484	Male	1	81.9	1.775	177.5	19.85	16.3	65.6	80.15	413	50	76.286	0.00763	15	85	12

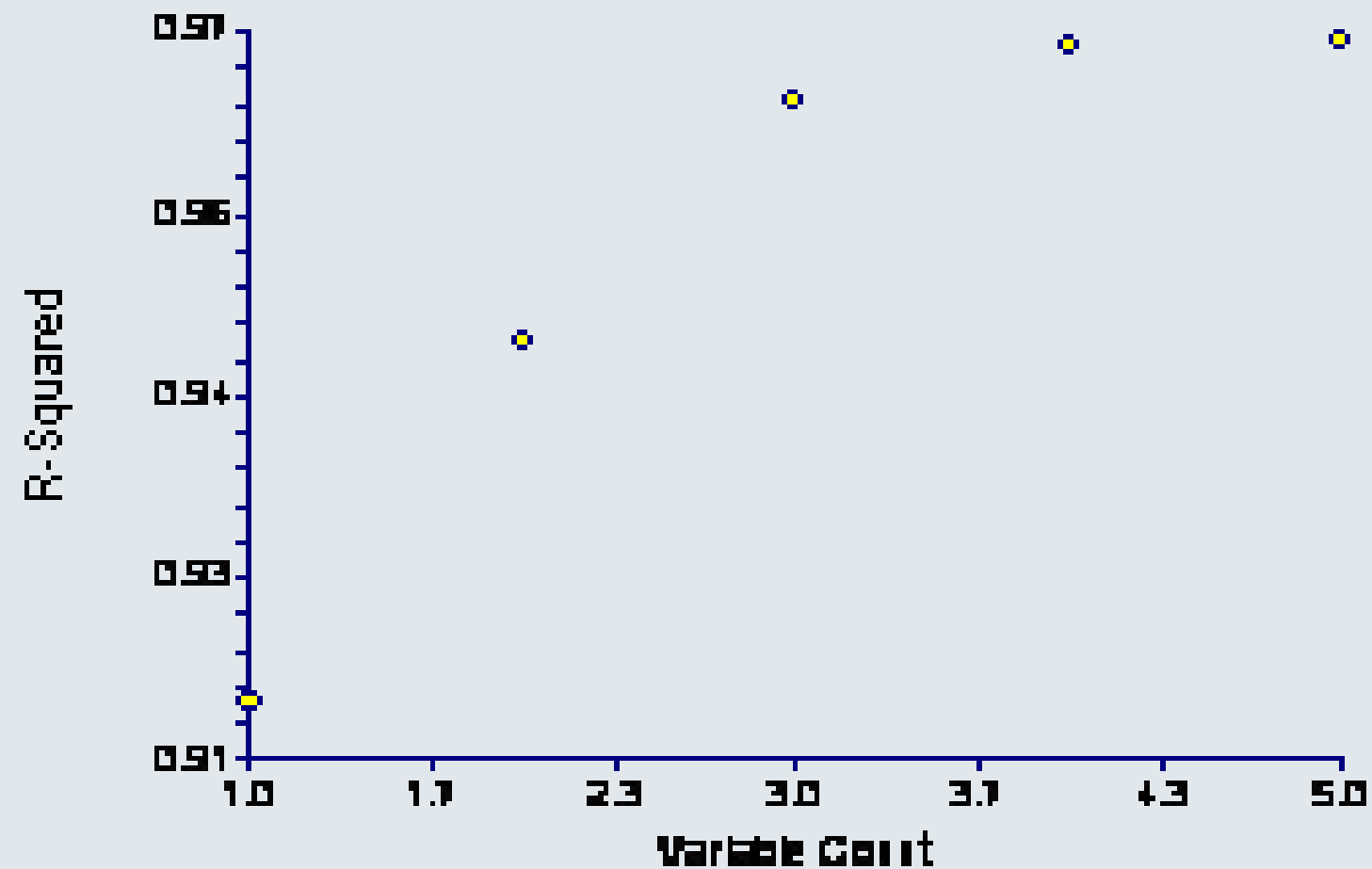
Ejemplo

Code	Variable	Count	Mean
	LBMKg_BP	78	49.68398
A	edad	78	34.25641
B	sex_n_	78	0.474359
C	pesoBP	78	72.66987
D	Xc	78	57.58974
E	Ht2_R_cm	78	52.22204

Selection Results Section

Model Size	R-Squared	R-Squared Change	Coded Variables
1	0.914872	0.914872	E
2	0.944428	0.029557	CE
3	0.964213	0.019785	ACE
4	0.968877	0.004664	ACDE
5	0.969253	0.000376	ABCDE

R-Squared vs Variable Count



Stepwise Regression Report

Page/Date/Time 1 3/1/2005 8:34:01 PM
Database Naveli 78
Dependent LBMKg_BP

Iteration Detail Section

Iter. No.	Action	Variable	R-Squared	Sqrt(MSE)
0	Unchanged		0.000000	11.00266
1	Added	Ht2_R_cm	0.914872	3.231272
2	Unchanged		0.914872	3.231272
3	Added	pesoBP	0.944428	2.628086
4	Unchanged		0.944428	2.628086
5	Added	edad	0.964213	2.123197
6	Unchanged		0.964213	2.123197
7	Added	Xc	0.968877	1.993527
8	Unchanged		0.968877	1.993527

Multiple Regression Report

Regression Equation Section

Independent Variable	Regression Coefficient $b(i)$	Standard Error $Sb(i)$	T-Value to test $H_0: B(i)=0$	Prob Level	Reject H_0 at 5%?	Power of Test at 5%
Intercept	-2.4658	3.0317	-0.813	0.4187	No	0.1264
edad	-0.1773	0.0323	-5.487	0.0000	Yes	0.9997
Ht2_R_cm	0.7374	0.0324	22.786	0.0000	Yes	1.0000
pesoBP	0.1763	0.0243	7.270	0.0000	Yes	1.0000
Xc	0.1198	0.0362	3.308	0.0015	Yes	0.9038
R2		0.9633		0.9689		

$$\text{FFM (kg)} = 0.7374 (\text{Talla}^2/\text{R}) + 0.1763 (\text{Peso}) - 0.1773(\text{Edad}) + 0.1198 (Xc) - 2.4658$$

$$R^2 = 0.97; \text{ SEE} = 1.99, n=155:$$

Se llevó a cabo el proceso de validación cruzada y análisis de multicolinealidad

Peso, kg; Talla, cm; R y Xc, ohms; Edad, años

Análisis final de la ecuación

- Bland-Altman: evalúa exactitud, precisión y sesgo
- Análisis de concordancia

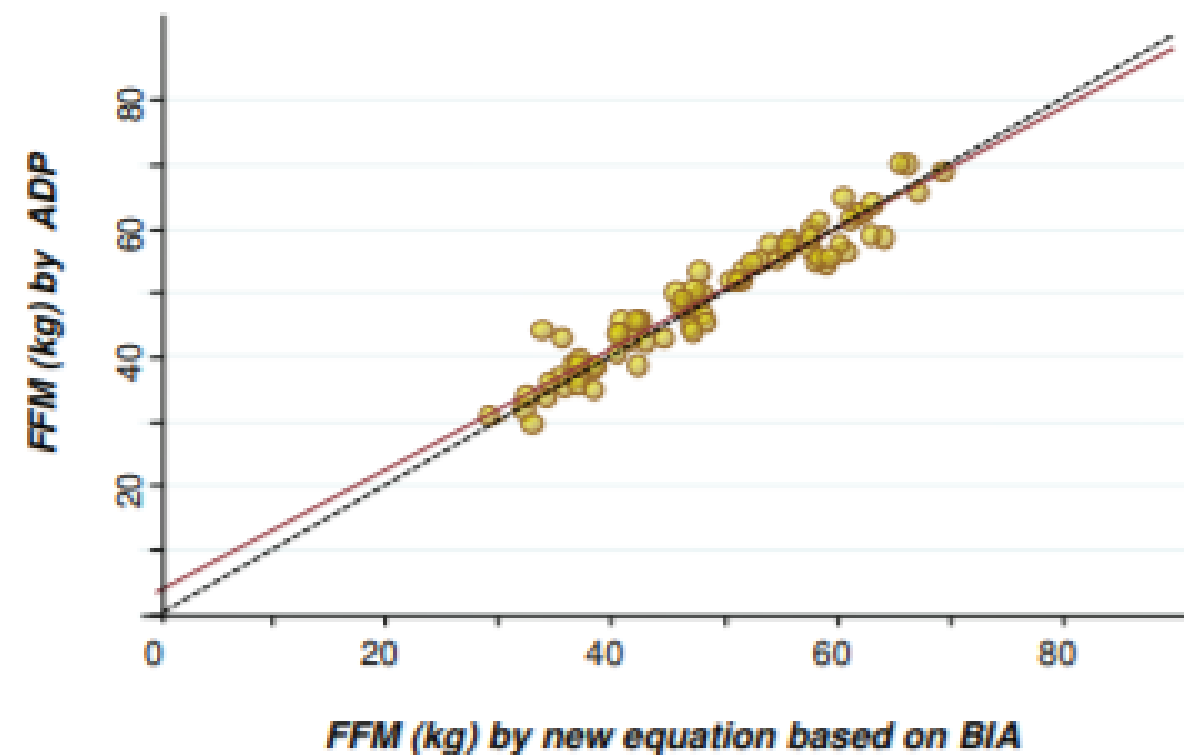


Figure 1
Regression between fat free mass by ADP and the new equation based on BIA.

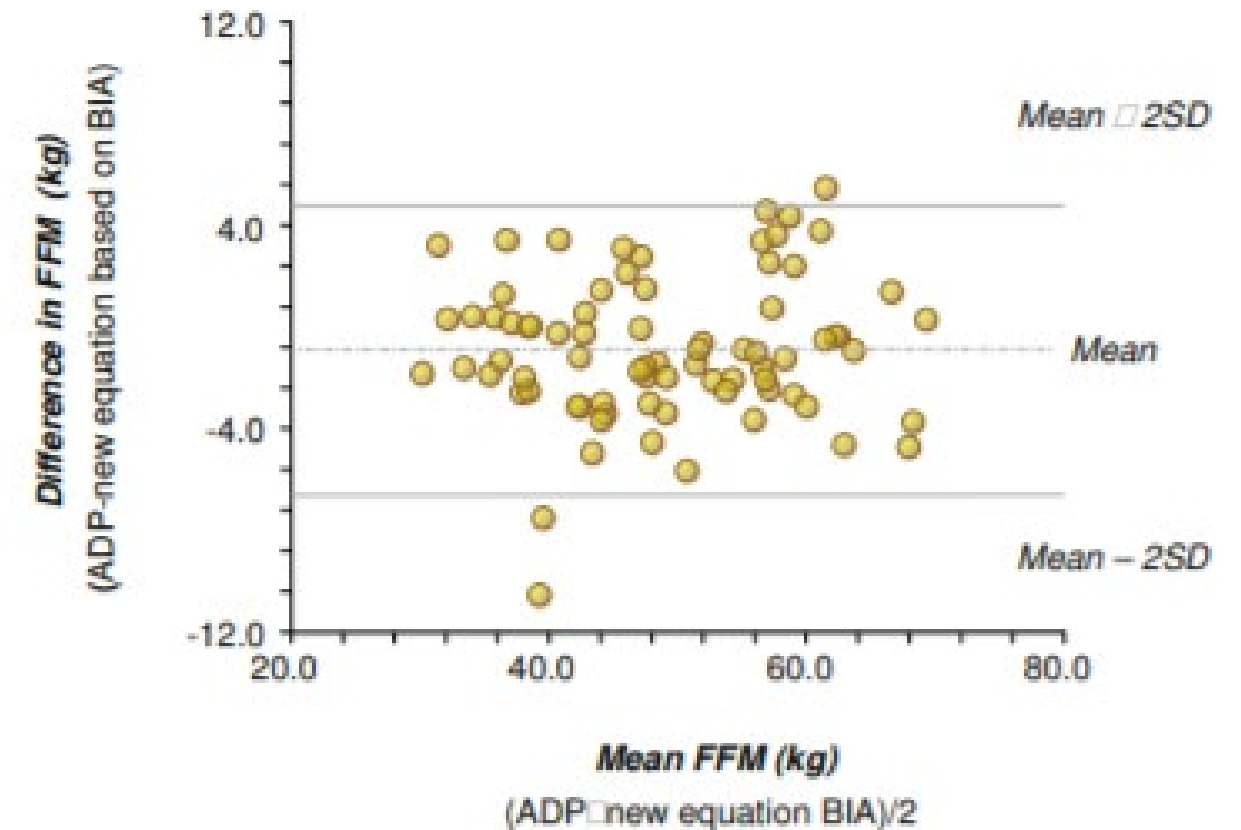


Figure 2
Bland and Altman analysis.

- El sesgo (media de la diferencia en MLG por ADP y la estimada a partir de la nueva ecuación) fue -0.87 ± 2.84 kg
- No hubo asociación ($p > 0.05$) entre las diferencias de medias y la media de dos mediciones (MLG obtenida por ADP y por la nueva ecuación validada)

Validación cruzada

- Se prueba la predicción de la Y en el segundo grupo utilizando la ecuación generada en el primer grupo.

Media de la MLG (predicción) = 48.51 Kg
de la muestra de 78 sujetos



Media de la MLG medida = 48.43 Kg
en la muestra de 77 sujetos

Sin diferencia
estadística
significativa



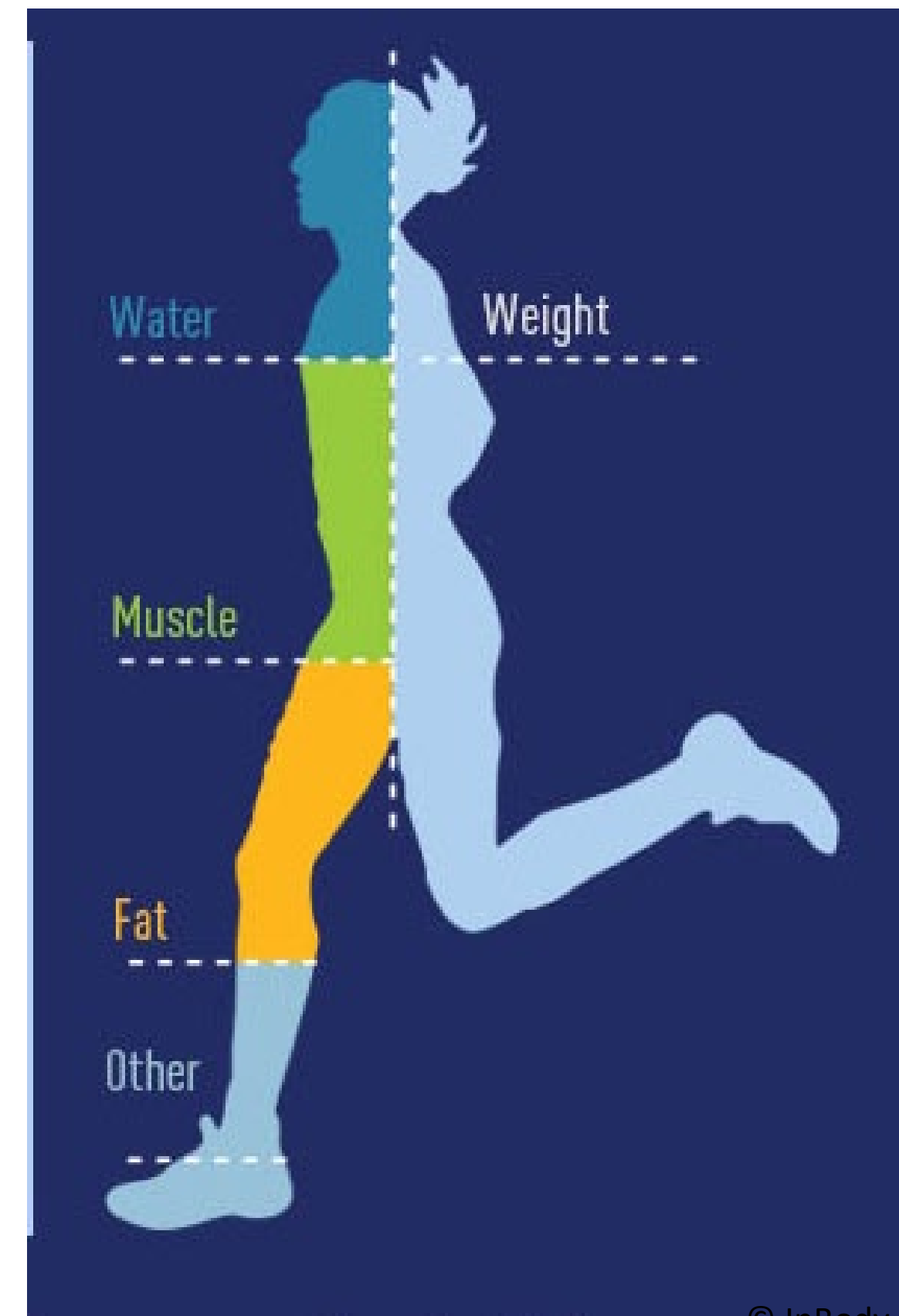
"El saber de mis hijos
hará mi grandeza"

¡Gracias por su atención!

Rosa Consuelo Villegas Valle

Universidad de Sonora

México



© InBody