

To boldly go where no
man has gone before





La Complejidad del Comportamiento y la Toma de Decisiones

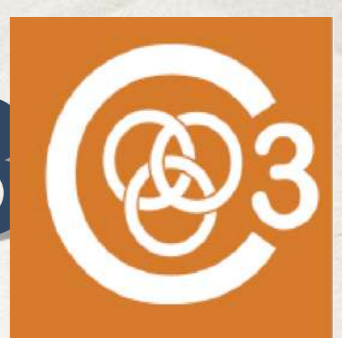
Chris Stephens, C3 y ICN, UNAM
Brown Bag Colloquium, C3 05/05/2016

¿Qué es comportamiento?

Una definición de Wiki

- ❖ En psicología, antropología y biología comportamiento o conducta es la **manera de proceder** que tienen las **personas** u **organismos** en relación a su **entorno** o **mundo de estímulos**.
 - ❖ Puede ser consciente o inconsciente
 - ❖ Voluntario o involuntario
 - ❖ Público o privado

The worldview of the last 3 centuries: The Doctrine



NO EXCEPTIONS.

In fact...

How

es?



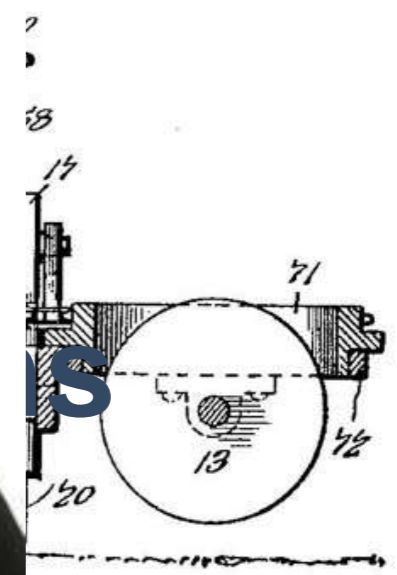
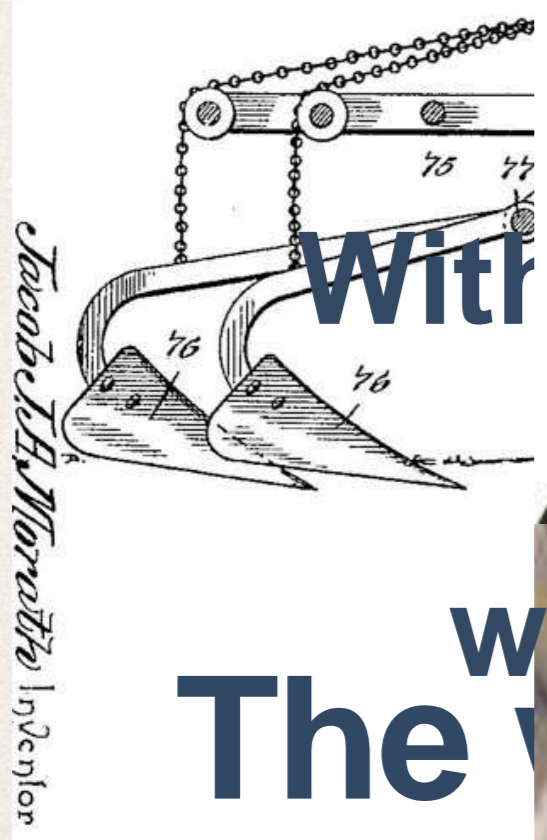
With

is

we are slaves of the law

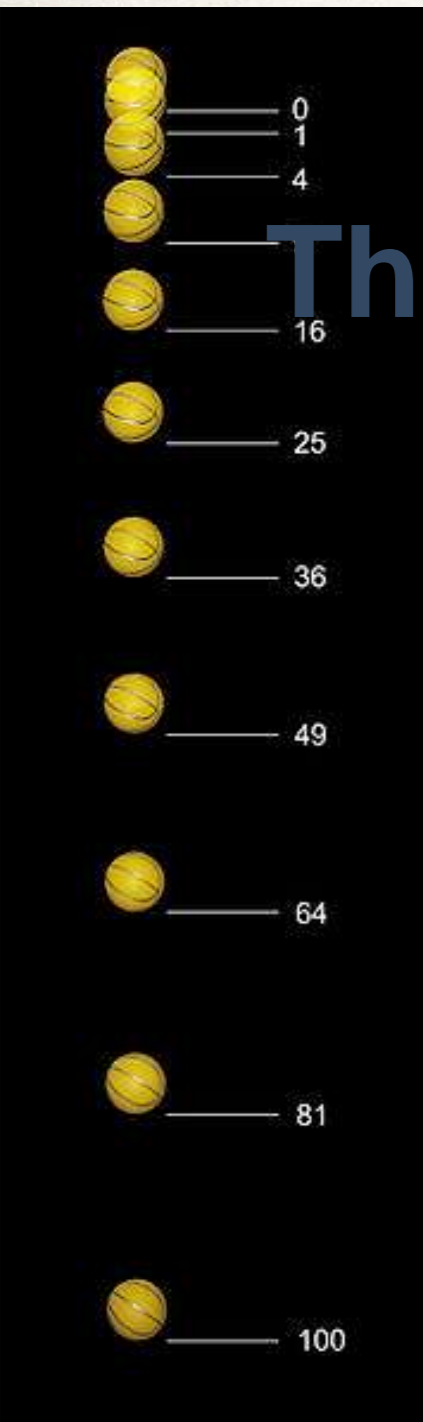
The

ine





The Evolution of Behaviour



Mechanistic

Adaptive

The difference between complex and simple systems is the difference between being and behaving (doing). The *evolution* of behaviour (function) is the revolution that allowed systems to escape the tyranny of physics as the ball of physics slaps them. Complexity is a consequence of that revolution.



Universality

We're all equal under the law



In physics and chemistry...
there's really not a lot to say
once you've seen one perfect
At all times and in all places
gas you've seen them all
that much data

In Complex Adaptive Systems however...



you



Imagine what you can
say about a city

versus

a crystal as big as a city!

¿Qué es una Decisión?

Una definición de Wiki

- ❖ Una decisión es el producto final del proceso **mental-cognitivo** específico de un **individuo** o un **grupo de personas** u **organizaciones**, el cual se denomina toma de decisiones.
 - ❖ En términos más precisos un objeto mental D es una decisión si éste fue obtenido por una **elección consciente de solo una opinión o acción desde un conjunto conocido de alternativas**.

¿Qué es una Decisión?

Una selección entre alternativas implicando un cambio

Asociada con una acción, no con cosas

Asociada con una “estrategia”

¿Cómo enumerar las alternativas?

¿Cómo ponderar las alternativas?

¿Qué factores se toma en cuenta?

Escalas de tiempo

“Racional” versus “irracional”

“Emocional” versus “lógico”

Explicito versus implícito

Nivel individual versus grupal





**El propósito principal de la
La habilidad más importante de los se
ciencia - medicina, salud
pública - es...**

Predecir

para la

Toma de decisiones

Adaptation and Decision Making



both

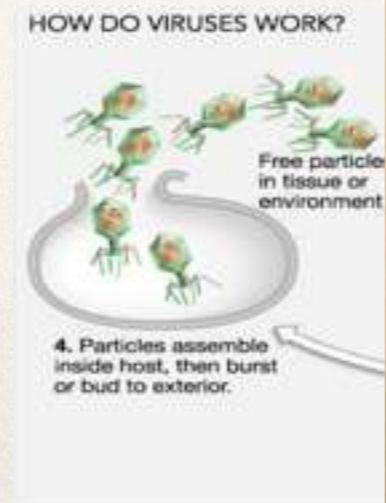


steps
s"

luel



collective level





**There are good decisions
and there are bad decisions**

-
- ❖ **Tomaré un comportamiento como la consecuencia de una serie de decisiones asociado con una estrategia**

Los Sistemas Complejos Adaptativos exhiben una alta diversidad de **EST**

El estado dinámico de un individuo a $t+1$ depende de no solamente el estado del individuo y de otros a tiempo t pero también de la estrategia (regla de actualización) seleccionada a tiempo t , que a su vez depende de las reglas de otros a t

 hay que trabajar en un espacio de estados Y estrategias/reglas/m

¡No sabemos como es este espacio!

Además, la ganancia para una estrategia es R

How do we make predictions and model decisions?

Formula: C represents the metric/goal or state, X are the influencing factors and

$X = X(t)$ because organisms change, learn and adapt, The probability of C given X

~~P(C|X)~~

This represents a **PREDICTION**

According to its numerical value you make a decision

$X = (X_1, X_2, X_3, \dots, X_n)$ represents the data (variables) the organism has on which to base the prediction or decision

$P(C)$ represents the prediction or decision without any information

How do we make predictions and model decisions?

There are two types of prediction model, $P(C|X)$: heuristic and algorithmic

← Heuristic

Algorithmic →



$$\begin{aligned} \sqrt{x^2+4}-2 &= 0 && \text{Isolate the radical.} \\ \sqrt{x^2+4} &= 2 \\ (\sqrt{x^2+4})^2 &= (2)^2 && \text{Cube both sides.} \\ x^2+4 &= 8 && \text{Solve.} \\ x^2-4 &= 0 \\ (x+2)(x-2) &= 0 \\ x-2 &= 0 \\ x &= 2 \end{aligned}$$



You can say a lot about a Complex Adaptive System and each thing you say depends on a lot of other things

Any observable of a complex system depends on a whole host of other factors

$$P(A,B,C,D,\dots; t | a,b,c,d,\dots; t')$$

Diabetes

Renal failure

Obesity

Father had diabetes

Angina

Leukaemia

SNP Rs790314645 mins exercise
per week

Many effects

Many causes

From the “micro” to the “macro”

Many disciplines



**You need a lot of data to
describe the complexity of a
revolution**

La revolución de datos

Revolución en la generación de datos



Cerebro humano
10-100 Terrabytes

Todos los libros en el mundo
30-50 Terrabytes



Revolución en el almacenamiento de datos



En forma electrónica
1 zettabyte

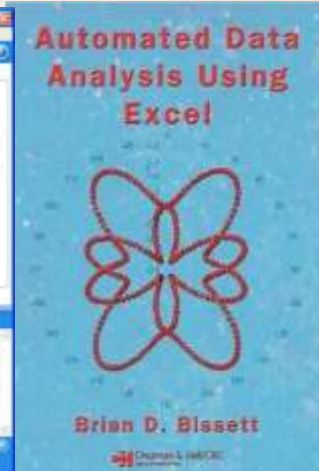
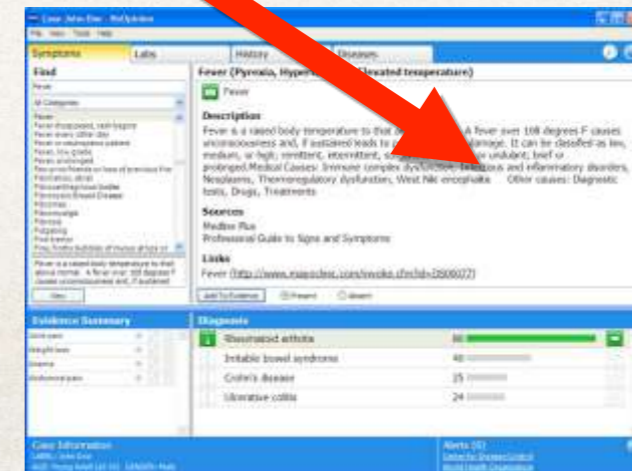
Revolución en el análisis de datos



¿Qué representan estos datos?

¡Sistemas complejos!

El mundo “real” en que vivimos - sucio, incierto, complejo,...





Data connectivity But just how connected are we?



My data:
a snowflake

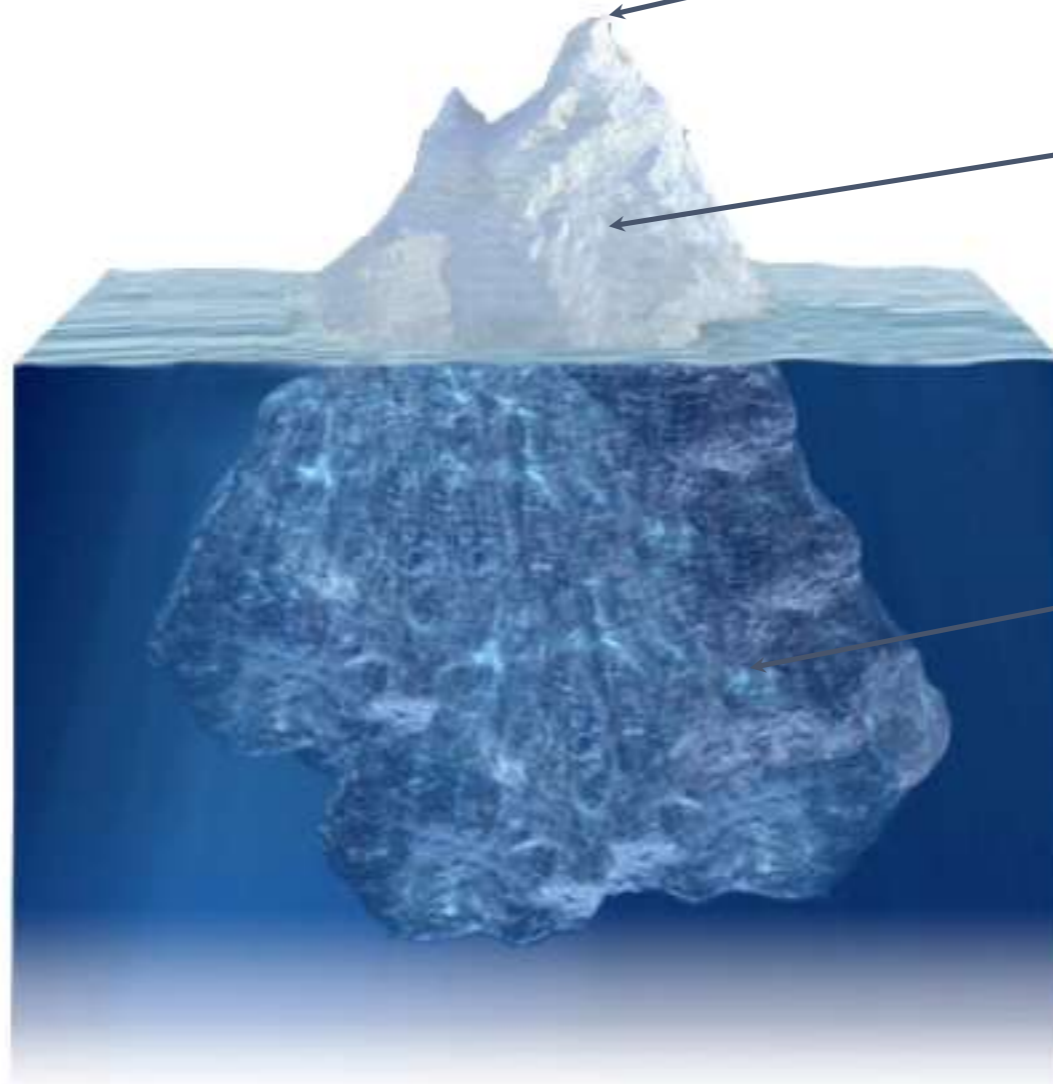
The data we have
access to: the tip
of the iceberg

Data connectivity

Is it that great?



***Public
versus
private
data***



My data:
a snowflake

The data we have
access to: the tip
of the iceberg

The data we
don't have
access to!

Enfermedades Crónicas

Obesidad y diabetes y la toma de decisiones



“Malas” decisiones



Obesidad y diabetes y la toma de decisiones

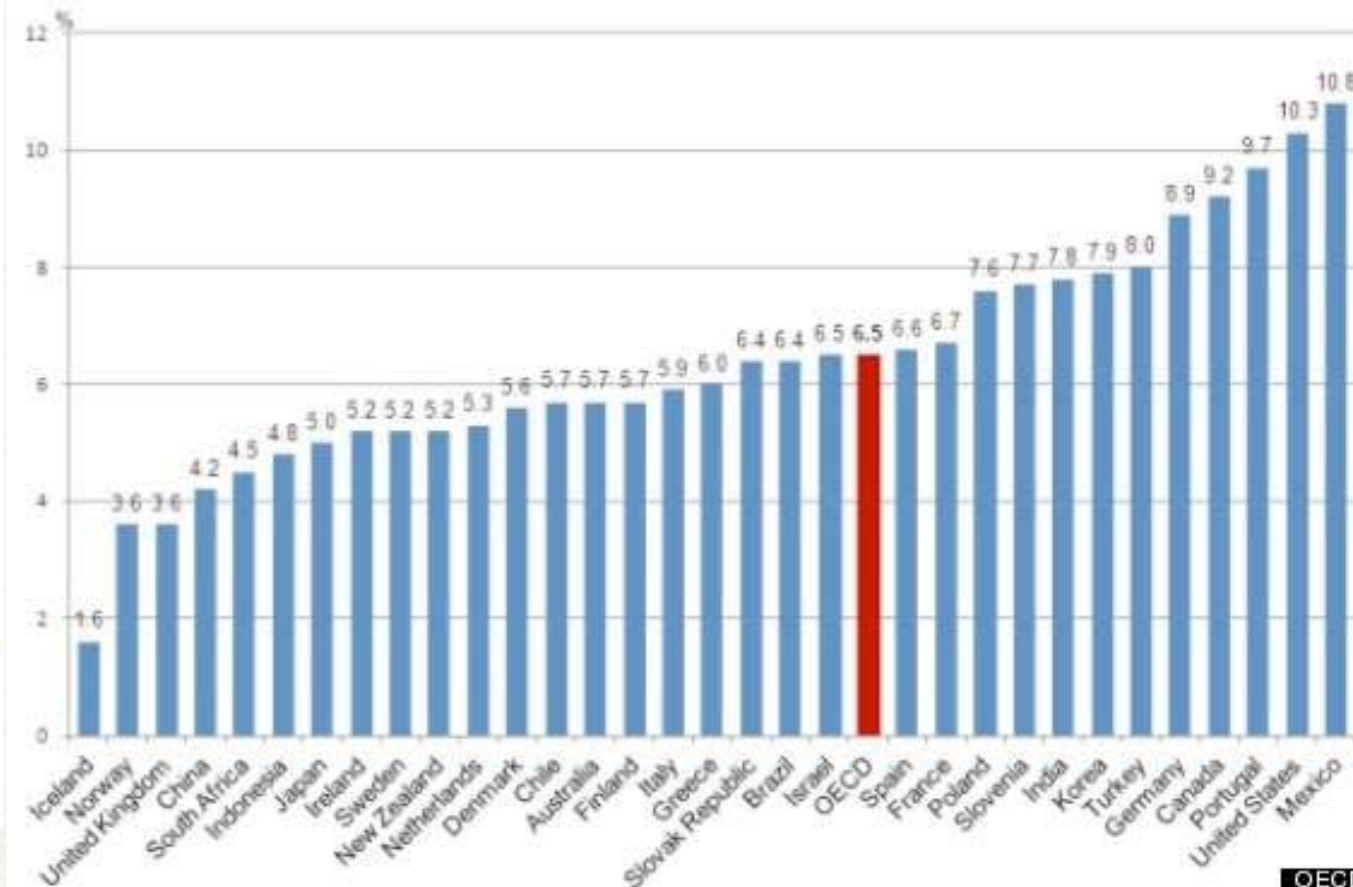
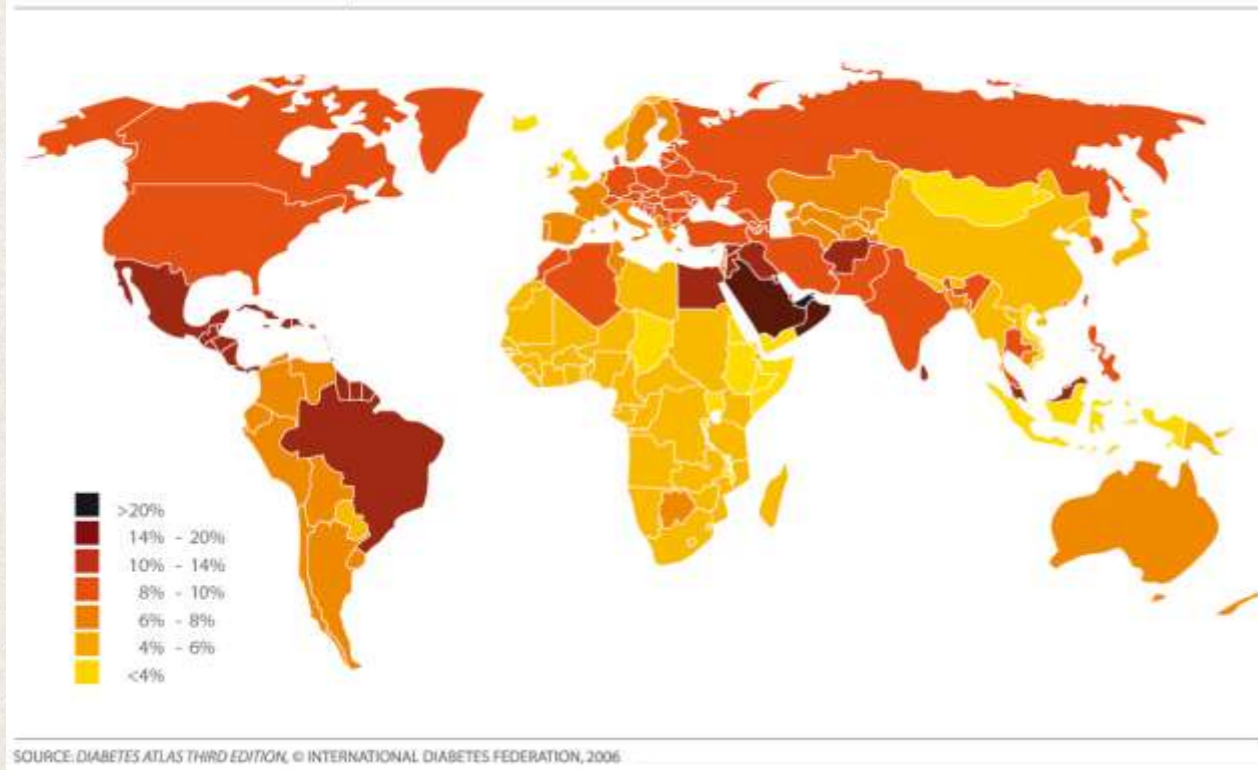


“Buenas” decisiones



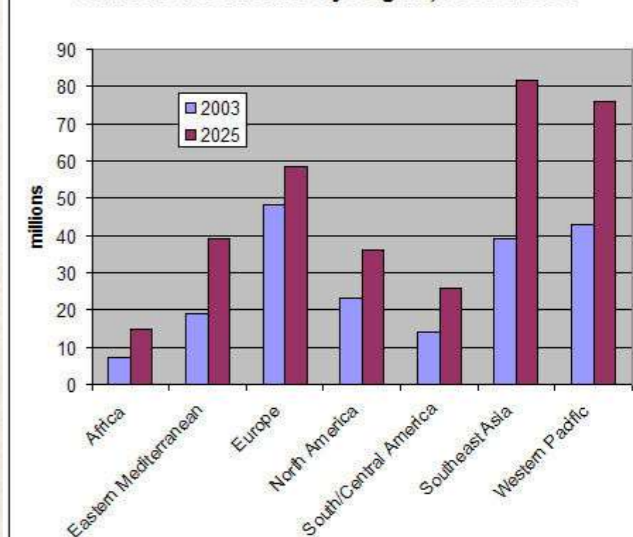
La importancia de la diabetes mellitus tipo 2

Prevalence estimates of diabetes, 2025

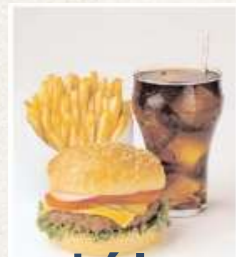


- ❖ Diabetes es una enfermedad donde el riesgo aumenta como función de tiempo dependiente del estilo de vida
- ❖ Un factor que es muy importante es la nutrición
- ❖ Costo en México \$200 mil millones por año, en EU, \$2 millones millones

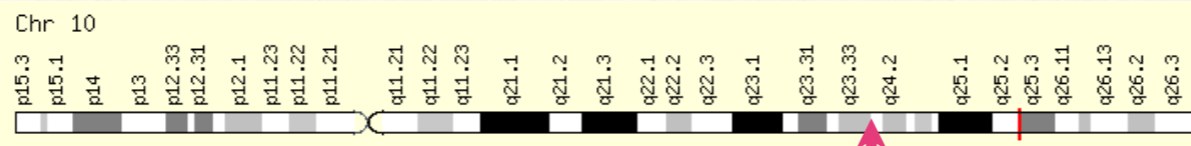
Diabetes Prevalence by Region, 2003 & 2025



La diabetes y Obesidad son complejas



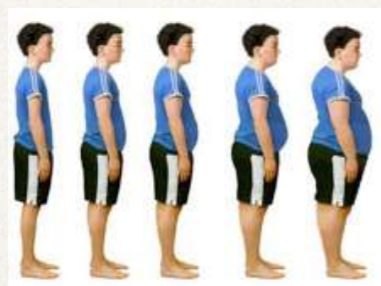
Sociólogos
Mediólogos



Geneticistas



Filósofos



Nutrólogos
Psicólogos

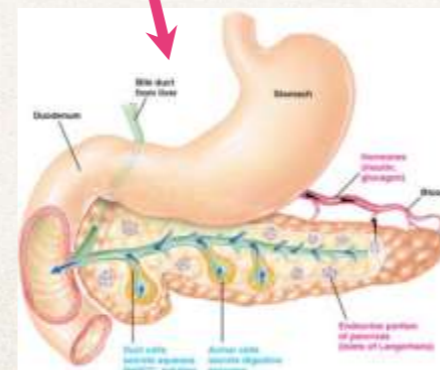


Médicos

Bioquímicos
Biofísicos



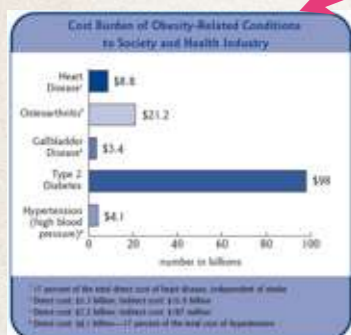
Demógrafos
Epidemiólogos



Endocrinólogos

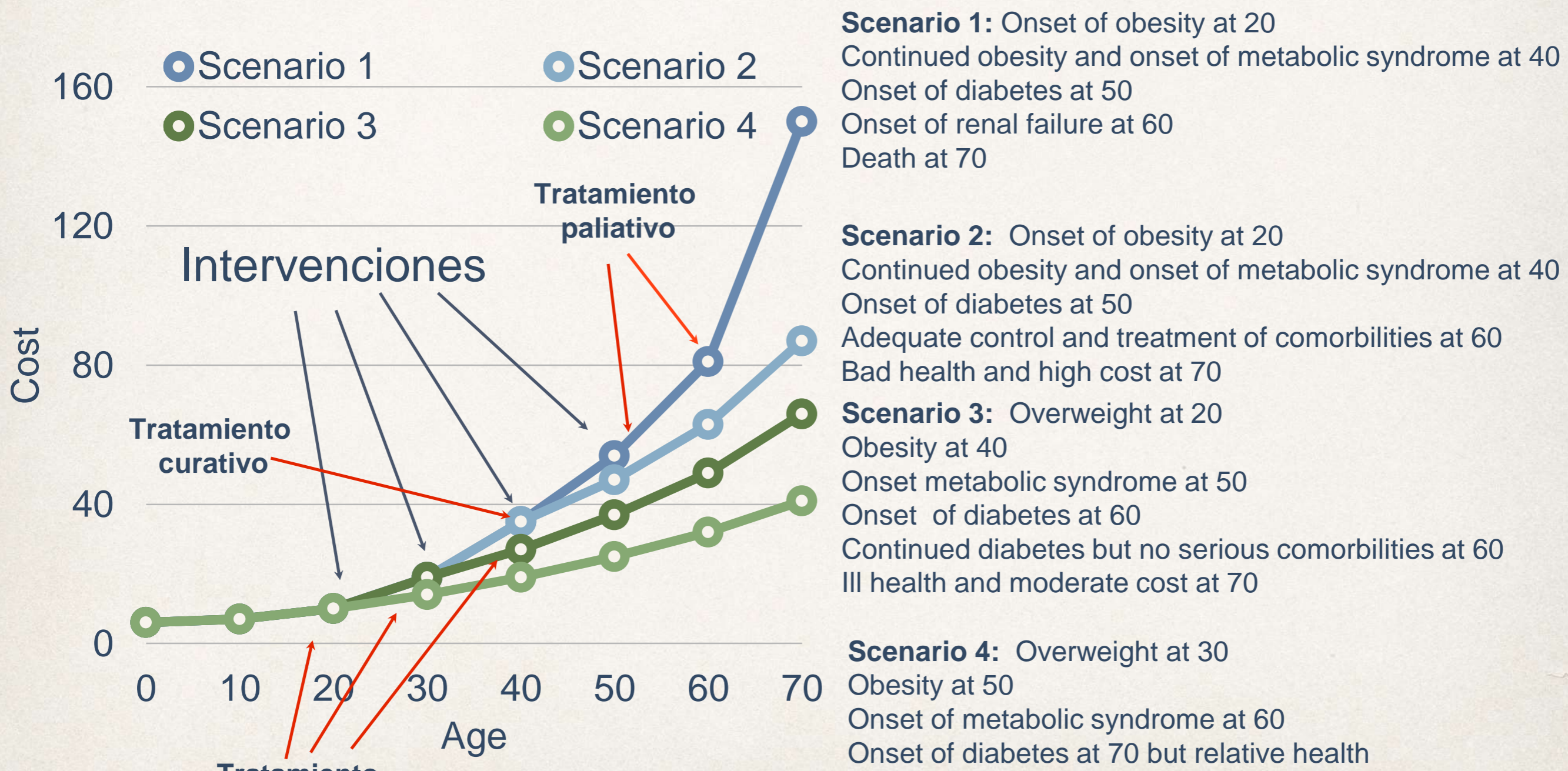


Políticos
Autoridades



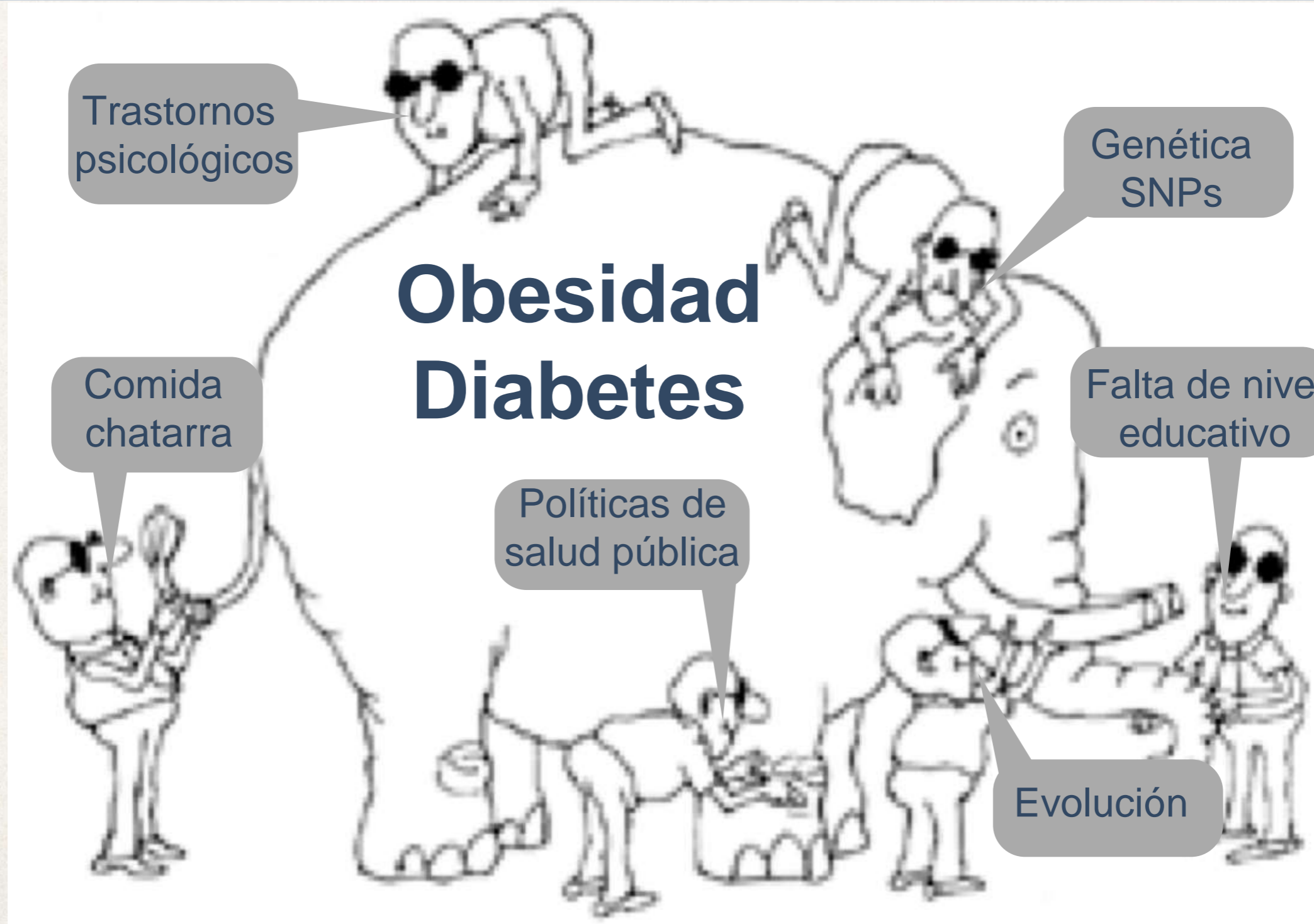
Economistas

Obesidad y diabetes: su prevención y tratamiento son dinámicos y adaptativos



Queremos predecir y entender "historias"

Obesidad, diabetes y la necesidad de trabajo transdisciplinario en grupo



Medicina y Salud Pública y el problema de Predicción

En las ciencias exactas, la predicción suele ser **algorítmica**

En la medicina y la salud pública suele ser **heurística**



Medicina
curativa

Menos complejo,
menos adaptivo

Medicina
preventativa

Más complejo,
más adaptativo

Medicina preventiva requiere mucho más datos. De dónde vienen esos datos... de la revolución de datos



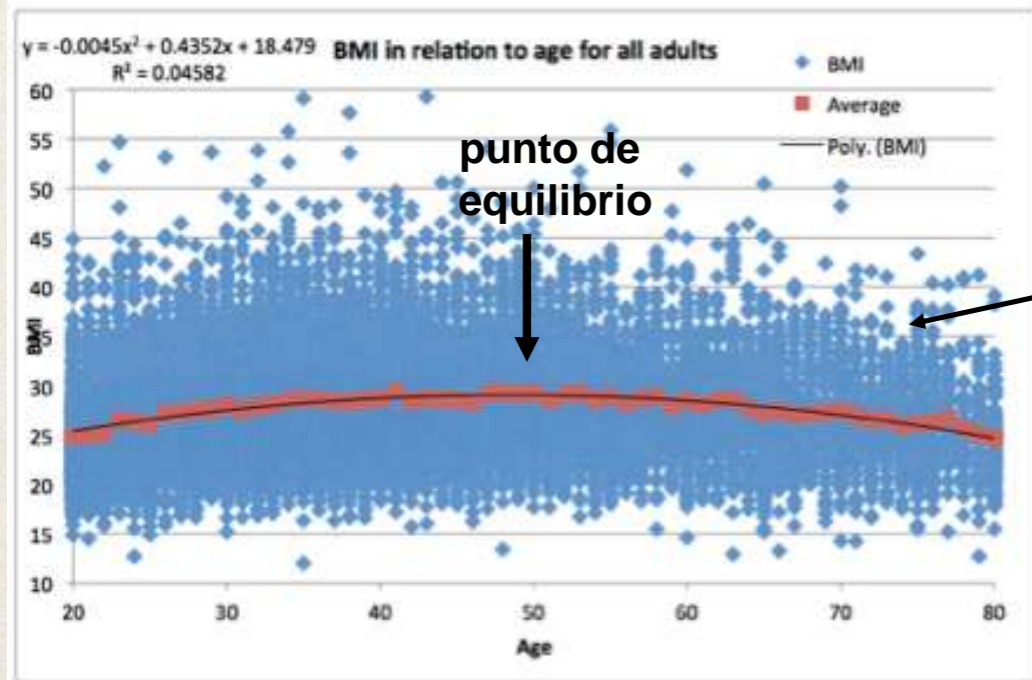
Differences between the data mining approach and traditional epidemiology/medicine

- ❖ Not necessarily driven by a single hypothesis
- ❖ No preset sample size
- ❖ Happy with non-controlled (e.g., RCT) data
- ❖ Purpose is to explore the data with as little prejudice as possible
- ❖ Good for multi-factorial modelling

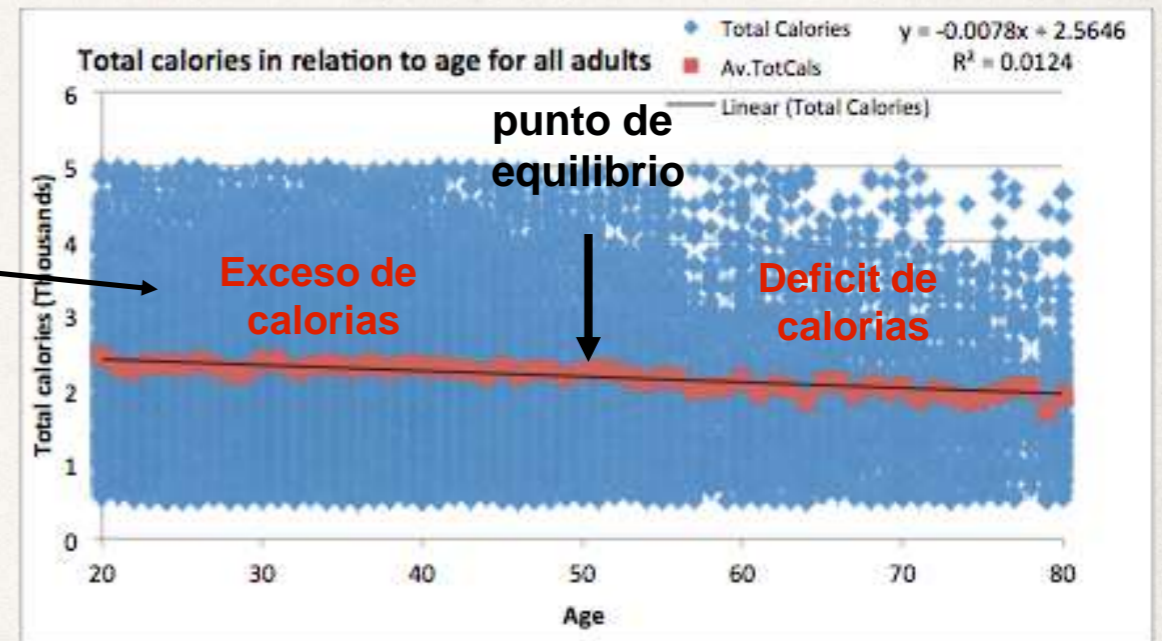


Enfermedades crónicas

No eres lo que comes te vuelves lo que comes

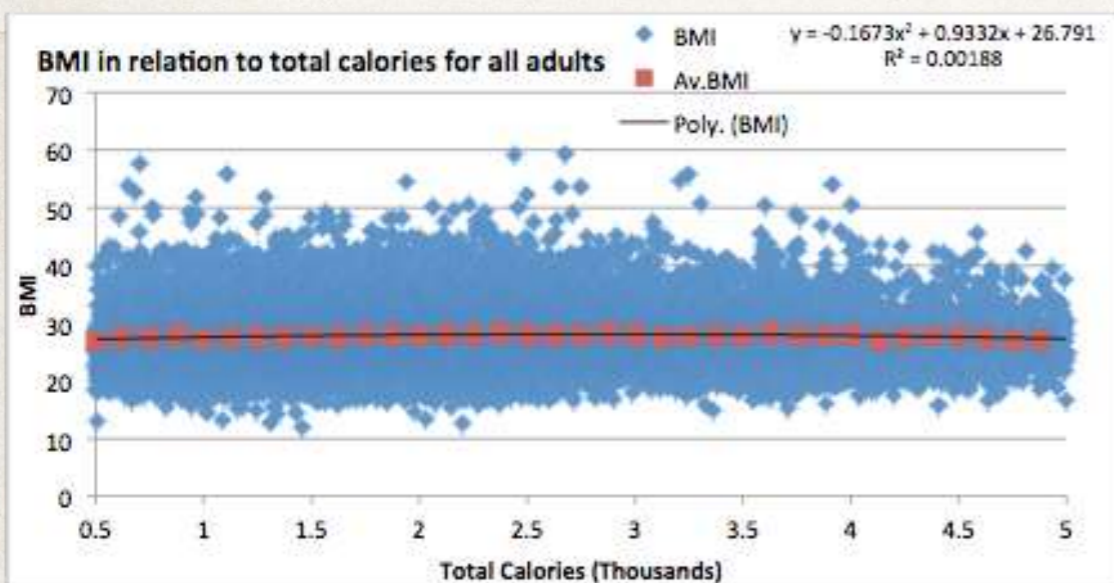


No es "ruido" es multifactorialidad



Comemos menos como función de edad

Nos engordamos y luego nos adelgazamos



Los gordos comen igual a los flacos

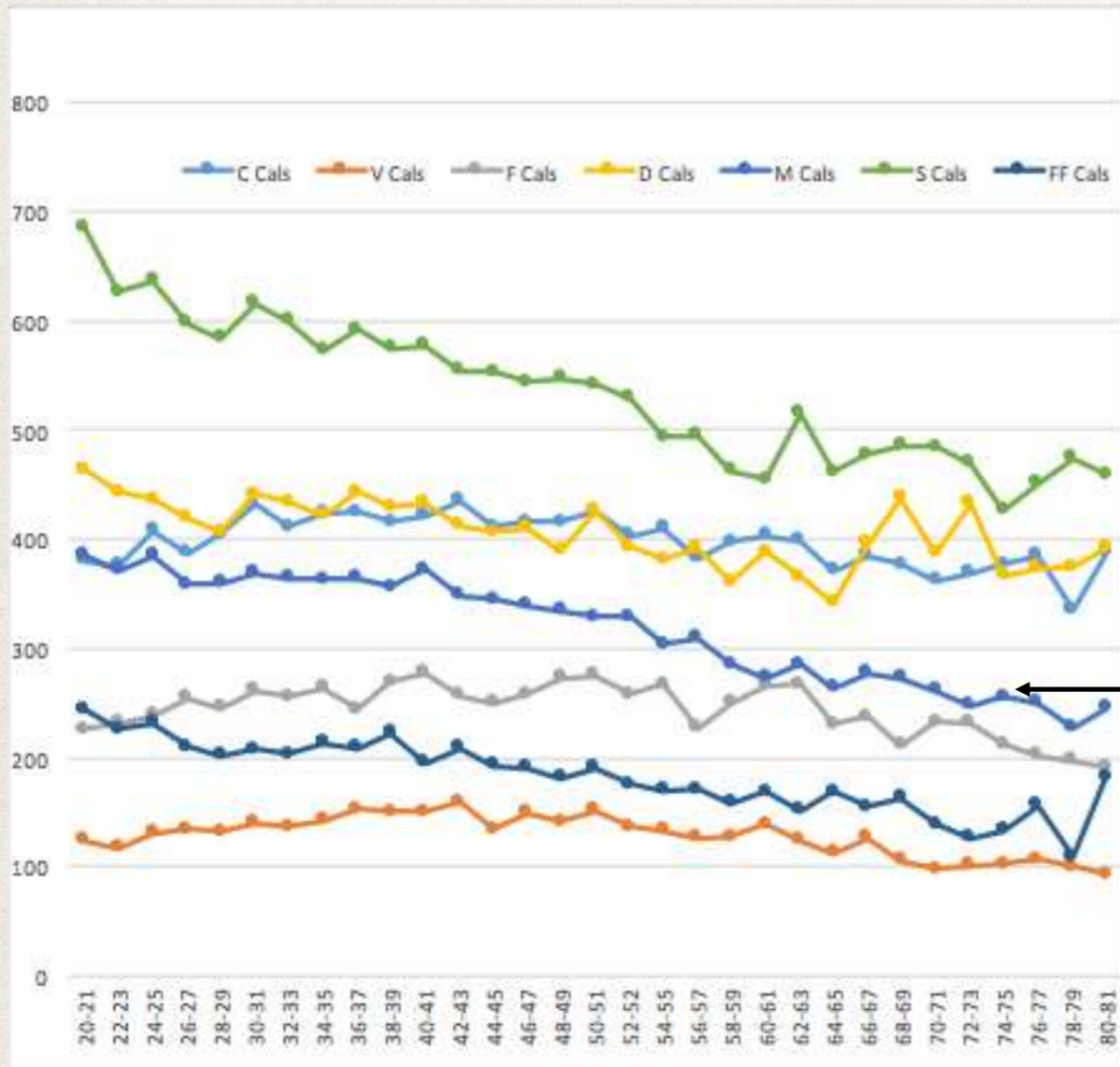
	Variable(s)	Unstd. B	Std. Error	t	f	R^2	Sig	Lower	Upper
Moving Av.					29.236	0.343	0		
BMI Change	Constant	-1.954	0.362	-5.392			0	-2.68	-1.228
ALL	Total_Cals	0.904	0.167	5.407			0	0.569	1.239
	Variable(s)	Unstd. B	Std. Error	t	f	R^2	Sig	Lower	Upper
Moving Av.					13.397	0.193	0.001		
BMI Change	Constant	-1.625	0.444	-3.656			0.001	-2.515	-0.734
Men	Total_Cals	0.724	0.198	3.66			0.001	0.328	1.121
	Variable(s)	Unstd. B	Std. Error	t	f	R^2	Sig	Lower	Upper
Moving Av.					22.429	0.286	0		
BMI Change	Constant	-1.754	0.372	-4.711			0	-2.5	-1.008
Women	Total_Cals	0.833	0.176	4.736			0	0.481	1.185

Es el exceso de calorías que es el motor de la obesidad. El motor es mas activo a 20 y se para a 50 y luego se pone en revés.



Enfermedades crónicas

El motor cambia de combustible...



	Edad 20	Edad 50	Edad 80	Diff 50 20	Diff 80 20	Diff 80 50	Edad 20	Edad 50	Edad 80
S	650	540	460	16.92%	29.23%	14.81%	26.75%	23.38%	24.73%
FF	230	185	140	19.57%	39.13%	24.32%	9.47%	8.01%	7.53%
M	370	330	240	10.81%	35.14%	27.27%	15.23%	14.29%	12.90%
D	450	415	370	7.78%	17.78%	10.84%	18.52%	17.97%	19.89%
F	230	270	200	-17.39%	13.04%	25.93%	9.47%	11.69%	10.75%
V	120	150	90	-25.00%	25.00%	40.00%	4.94%	6.49%	4.84%
C	380	420	360	-10.53%	5.26%	14.29%	15.64%	18.18%	19.35%
	2430	2310	1860	4.94%	23.46%	19.48%			

La mezcla del motor a 20 consiste de 51.5% azucares, comida chatarra y carnes y 30% frutas, verduras y cereales. A edad 50 es 45.5% y 36.5%.

Disminución acelerada en el consumo de carnes en los ancianos

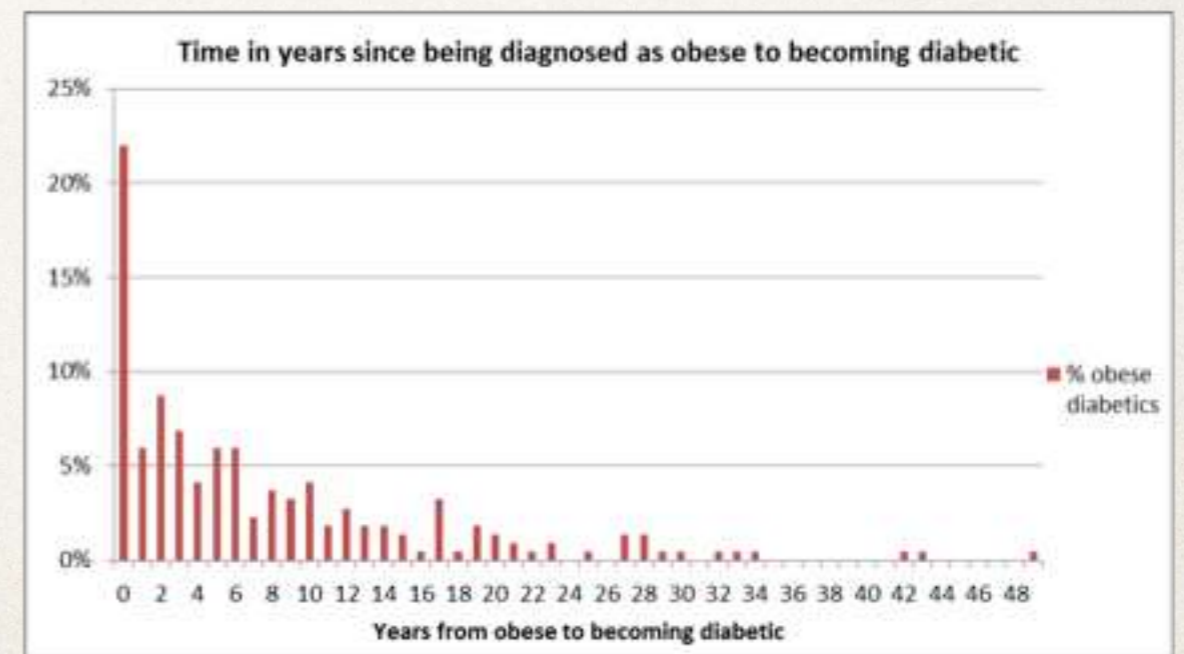
How are the diagnosed health states “now”?

Cross-correlate diagnosed health states to actual BMI

Diagnosed Obese		1000		Diagnosed Diabetic		1327		Diagnosed Neither		1485		Diagnosed Both		280	
Healthy	Over	Obese	Healthy	Over	Obese	Healthy	Over	Obese	Healthy	Over	Obese	Healthy	Over	Obese	
58	284	738	288	588	451	4587	5832	4267	13	76	191				
5.27%	26.30%	68.11%	21.70%	44.11%	33.99%	31.67%	42.26%	28.08%	4.94%	27.14%	68.21%				

- 94% of those previously diagnosed as obese are actually obese/overweight by BMI.
- 95% of those previously diagnosed as obese and diabetic are actually obese/overweight by BMI.
- 68% of those who have not been previously diagnosed as obese or diabetic are BMI obese/overweight.
- 78% of those who have been previously diagnosed as diabetic but not as obese are BMI obese/overweight.

Obesity is the great undiagnosed disease!
Diabetes is incurable. Effectively, so is obesity!

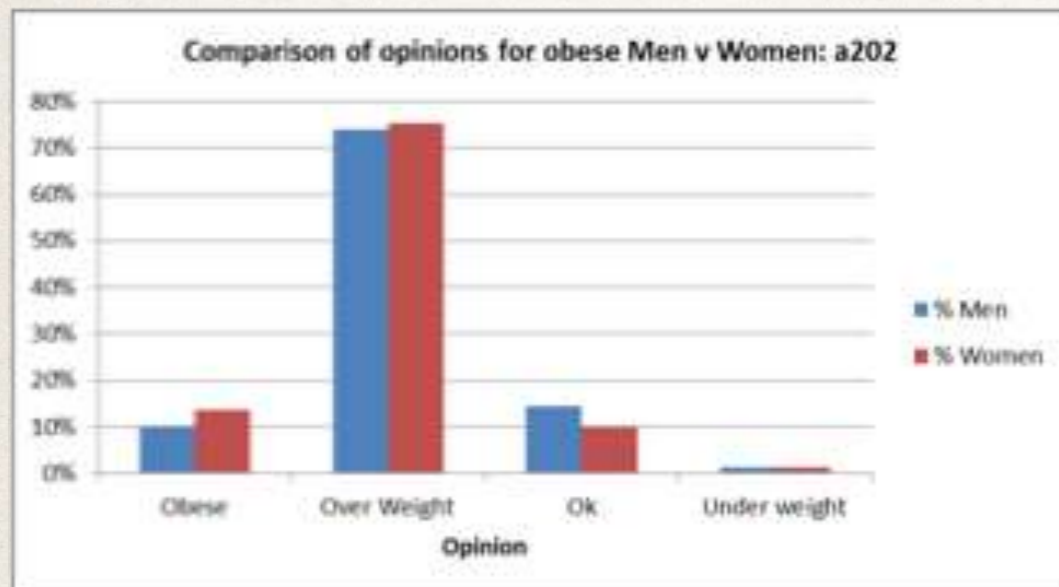
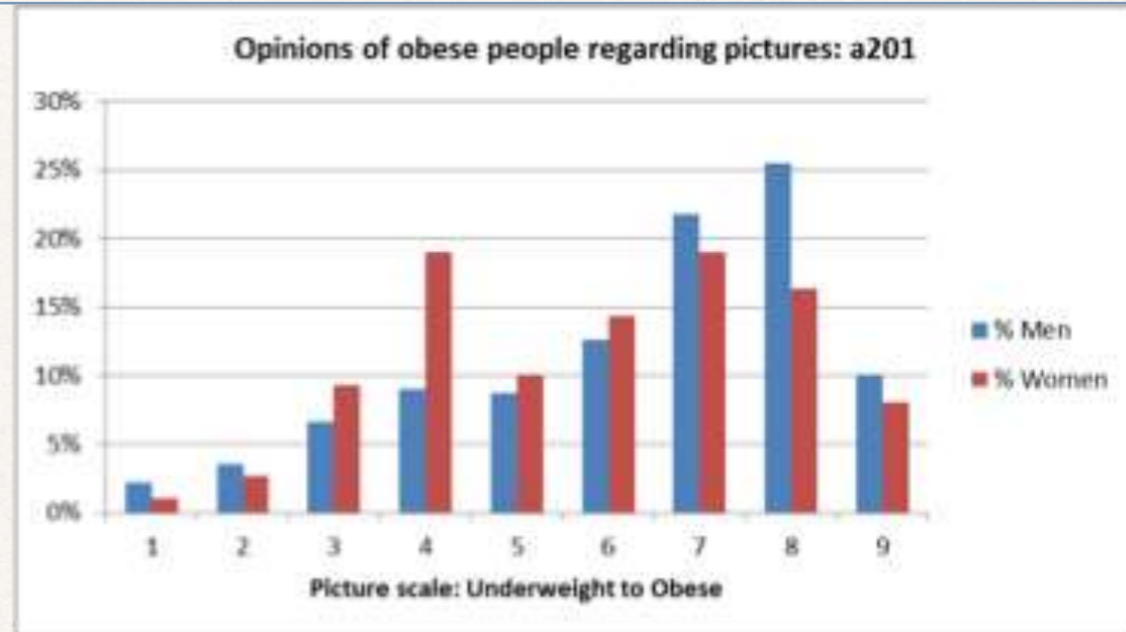


It's also an iceberg: undiagnosed

Obesity is an unrecognised disease by the sufferer in spite of the symptoms

2.1 Ahora le voy a mostrar unas figuras corporales, por favor dígame que figura siente que más se parece a usted en este momento

Muestre las figuras según sea el sexo del entrevistado



People think they're less overweight/obese than they are. Symptom severity is underestimated.

Fundamental question: Why do we lie to ourselves?

Perception of weight and Cognitive Biases

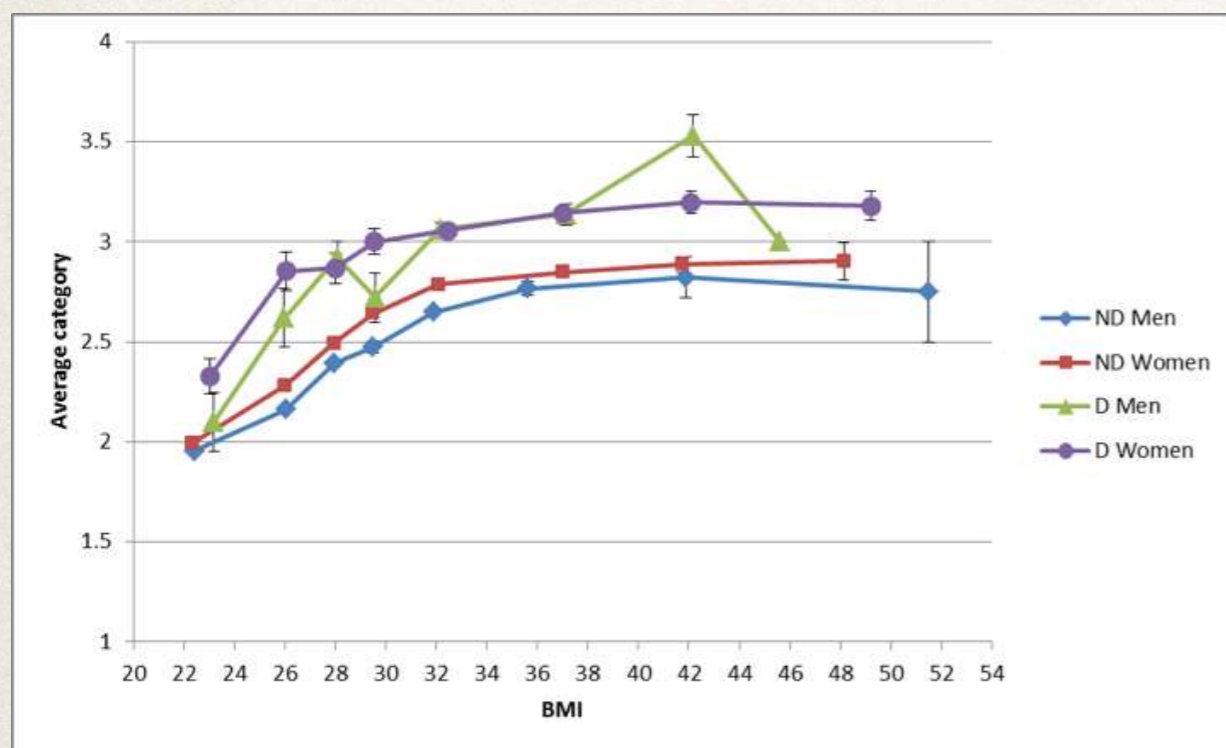
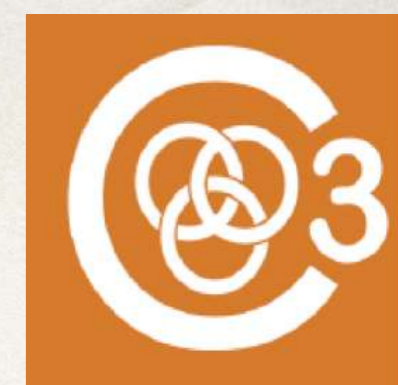


Figure 2. Comparison of non-diagnosed (ND) versus diagnosed (D) obese mean responses for the category self-perception question by gender.

Self-serving bias
Anchoring bias

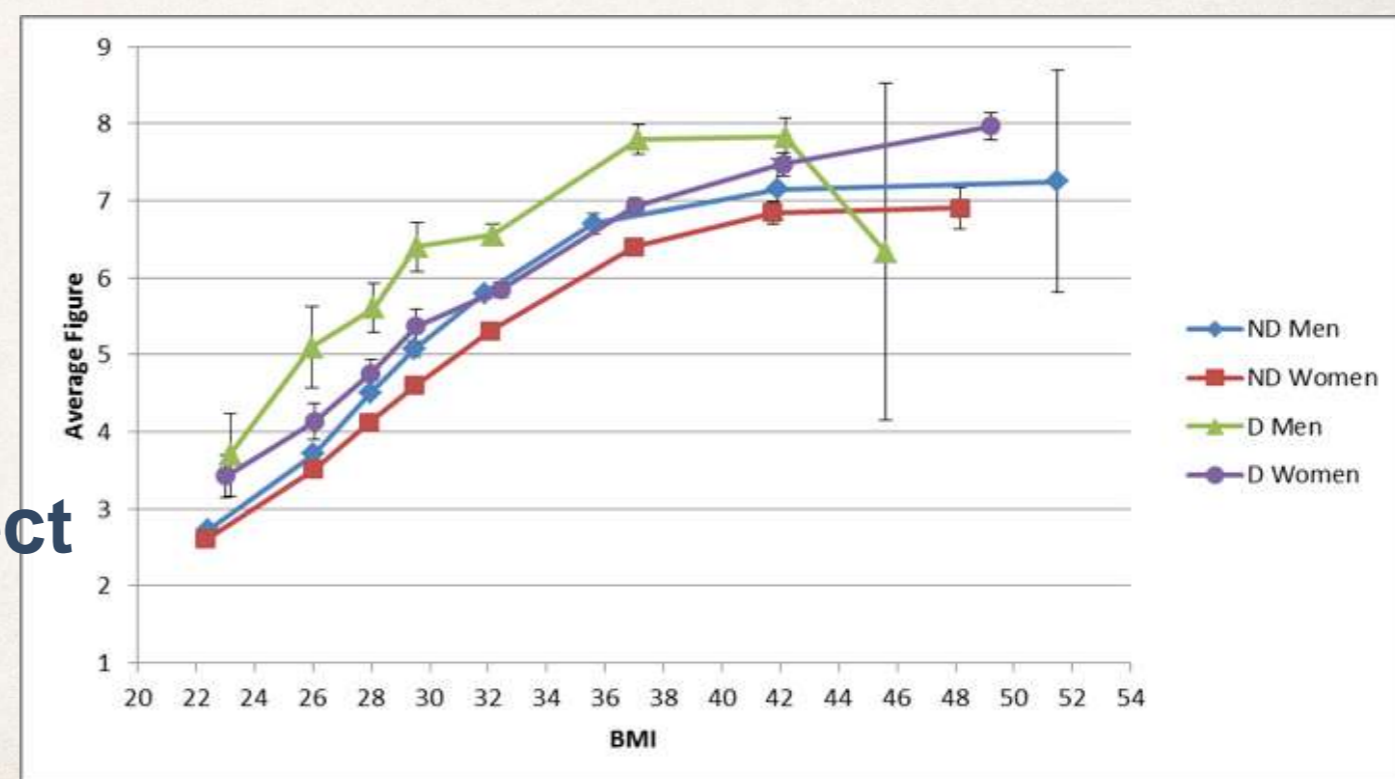
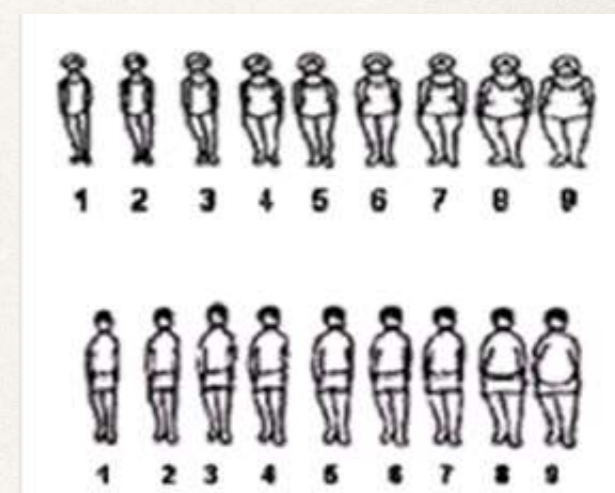


Figure 3. Comparison of non-diagnosed (ND) versus diagnosed (D) obese mean responses for the Stunkard figure rating scale question by gender.

Slopes in the linear range are 35-50% less than one would expect if people could gauge their weight accurately! The lobster in the pot syndrome



Non-diagnosed																		
Non-diagnosed																		
Fig	BMI>30						25<BMI<30						BMI<25					
	R > Des		R = Des		R < Des		R > Des		R = Des		R < Des		R > Des		R = Des		R < Des	
	#	%	#	%	#	%	#	%	#	%	#	%	#	%	#	%	#	%
1	0	0.00%	21	58.33%	15	41.67%	0	0.00%	216	66.00%	111	33.04%	0	0.00%	427	54.53%	356	45.47%
2	30	28.30%	63	59.43%	13	12.26%	75	13.64%	379	68.04%	103	18.31%	46	3.94%	711	60.87%	411	35.19%
3	81	38.39%	109	51.66%	21	9.95%	264	24.72%	697	65.26%	107	10.02%	199	12.78%	105	67.89%	301	19.33%
4	454	59.97%	287	37.91%	16	2.11%	118	49.94%	112	47.49%	61	2.57%	581	35.58%	915	56.03%	137	8.39%
5	1357	82.79%	272	16.80%	10	0.61%	152	74.80%	495	24.31%	15	0.74%	289	58.03%	194	38.96%	15	3.01%
6	1472	89.54%	165	10.04%	7	0.43%	700	79.91%	169	19.23%	7	0.80%	95	67.38%	42	29.73%	4	2.84%
7	714	92.97%	53	6.90%	1	0.13%	124	88.57%	14	10.00%	3	1.43%	12	80.00%	3	20.00%	0	0.00%
8	718	92.77%	16	6.81%	1	0.43%	25	92.59%	2	7.41%	0	0.00%	5	83.33%	1	16.67%	0	0.00%
9	90	90.00%	10	10.00%	0	0.00%	18	81.82%	4	18.18%	0	0.00%	5	100.00%	0	0.00%	0	0.00%
Diagnosed																		
Diagnosed																		
Fig	BMI>30						25<BMI<30						BMI<25					
	R > Des		R = Des		R < Des		R > Des		R = Des		R < Des		R > Des		R = Des		R < Des	
	#	%	#	%	#	%	#	%	#	%	#	%	#	%	#	%	#	%
1	0	0.00%	7	77.78%	2	22.22%	0	0.00%	3	50.00%	3	50.00%	0	0.00%	4	57.14%	3	42.86%
2	3	15.00%	13	65.00%	4	20.00%	4	20.00%	13	65.00%	3	15.00%	0	0.00%	8	80.00%	2	20.00%
3	21	60.00%	13	37.14%	1	2.86%	21	43.03%	13	46.38%	8	11.59%	3	23.08%	9	69.23%	1	7.69%
4	117	73.68%	38	25.00%	3	1.32%	167	70.46%	68	28.69%	3	0.84%	14	56.00%	11	44.00%	0	0.00%
5	420	92.72%	33	7.28%	0	0.00%	245	90.07%	25	9.19%	2	0.74%	15	83.33%	3	16.67%	0	0.00%
6	565	95.93%	23	3.90%	1	0.17%	129	96.99%	4	3.01%	0	0.00%	12	92.31%	1	7.69%	0	0.00%
7	286	94.95%	8	2.71%	1	0.34%	19	90.48%	2	9.52%	0	0.00%	5	100.00%	0	0.00%	0	0.00%
8	105	98.13%	2	1.87%	0	0.00%	7	87.50%	1	12.50%	0	0.00%	1	100.00%	0	0.00%	0	0.00%
9	43	100.00%	0	0.00%	0	0.00%	2	100.00%	0	0.00%	0	0.00%	1	100.00%	0	0.00%	0	0.00%

Table 2: Comparison of real self-perception versus desired body image, measured on the Stunkard Figure rating scale.

Percentages are calculated for each figure dependent on whether the self-perception is higher, equal to, or lower than the desired body figure.

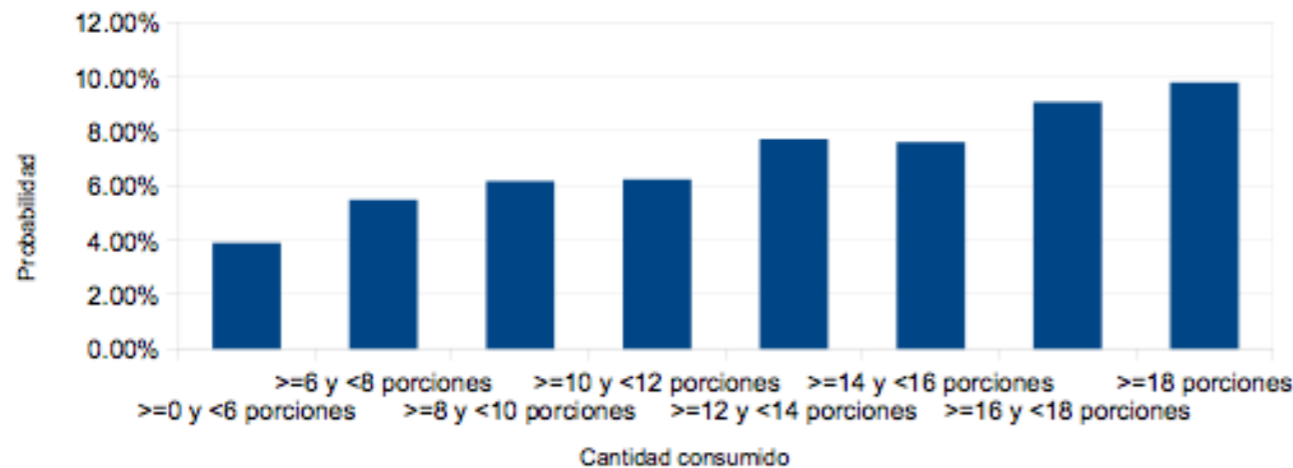


Identificación de riesgos:

La nutrición, la psicología, la evolución y la causalidad...

Sheet3

Grafico de cantidad consumido por dia versus probabilidad ser obeso



Graph of probability obese vs daily consumption of diet drinks

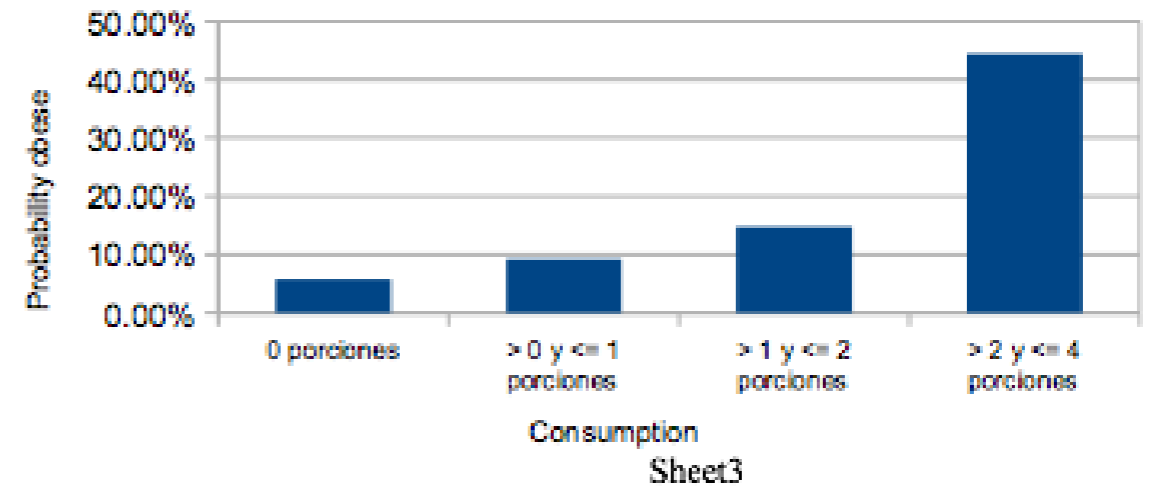
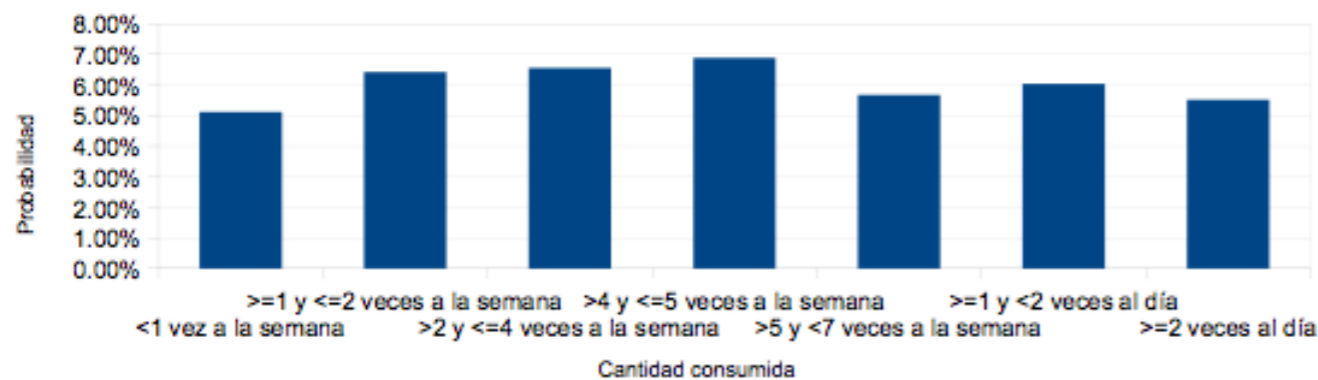
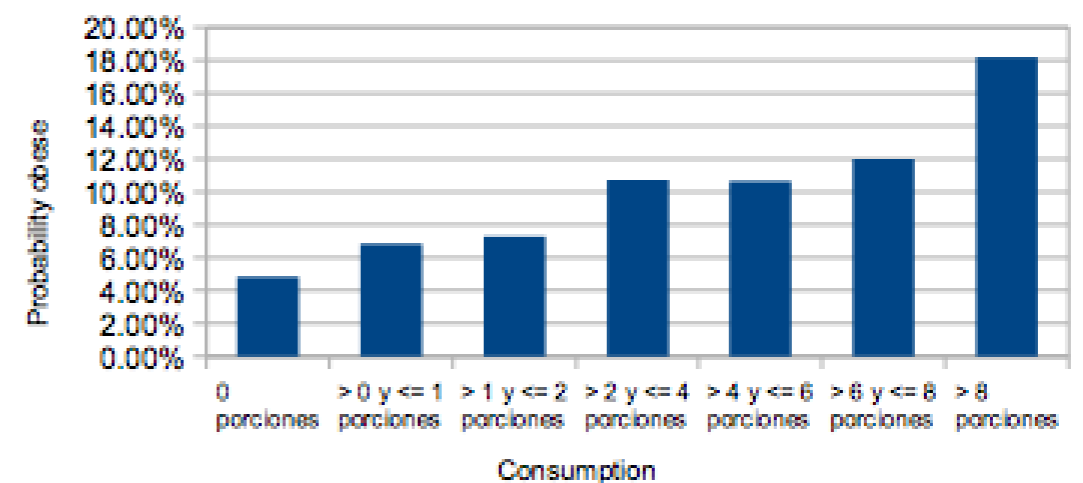


Grafico de probabilidad de ser obeso versus cantidad de comida chatarra consumida

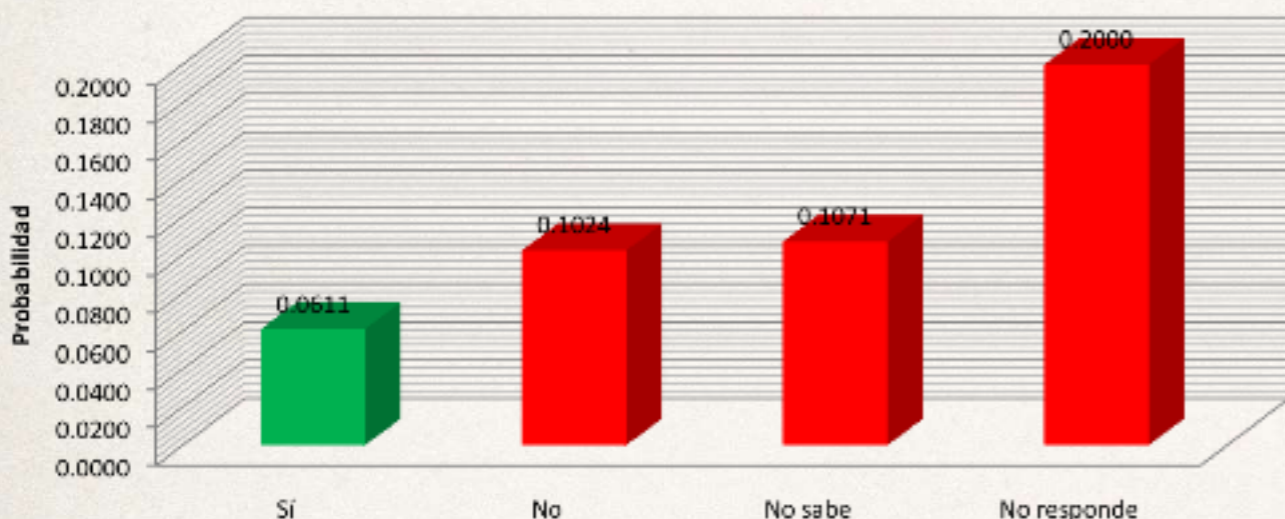


Graph of probability obese versus daily consumption of lettuce



Identificación de riesgos: Ignorancia y la educación

¿Sabe leer o escribir un recado?

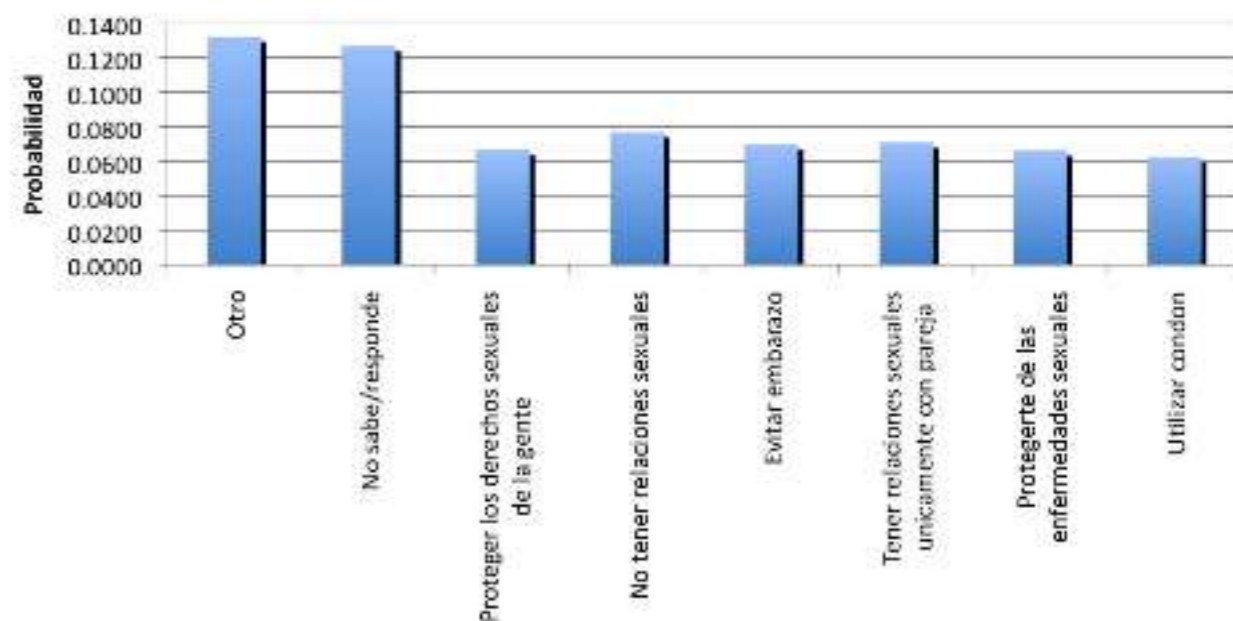


Para hombres 20-59 de
PREVENIMSS 2006

- Sí
- No
- No sabe
- No responde

Ignorancia y especialmente ignorancia sobre la salud es un factor de riesgo de importancia similar a la obesidad

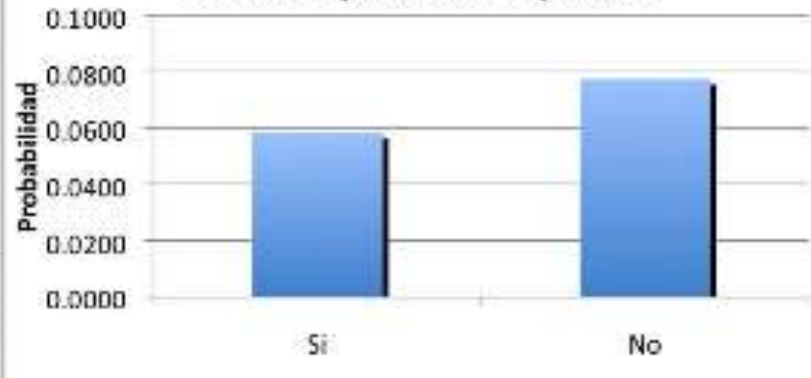
Gráfica de probabilidad de diabetes versus qué piensas que significa el sexo protegido



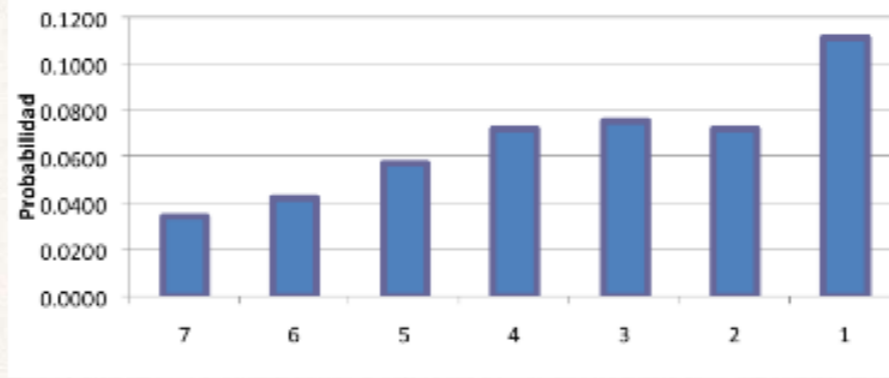


Identificación de riesgos: Sedentarismo y ejercicio

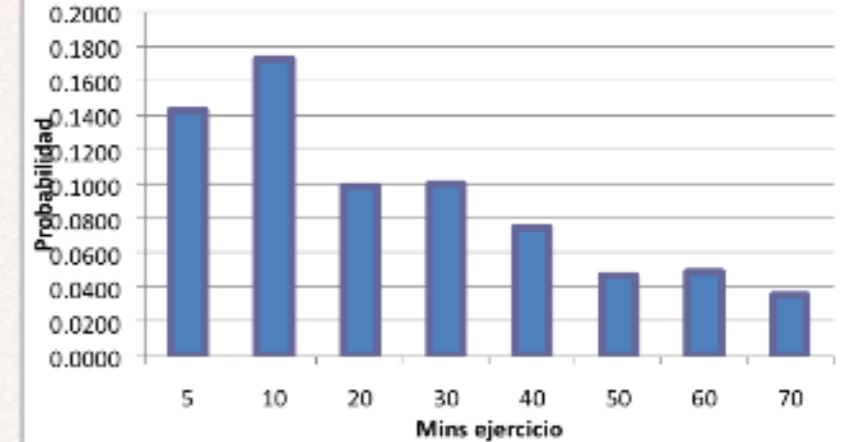
Gráfica de Probabilidad de Diabetes versus si practicas deportes



Gráfica de Probabilidad de diabetes versus Número de días de ejercicio por semana

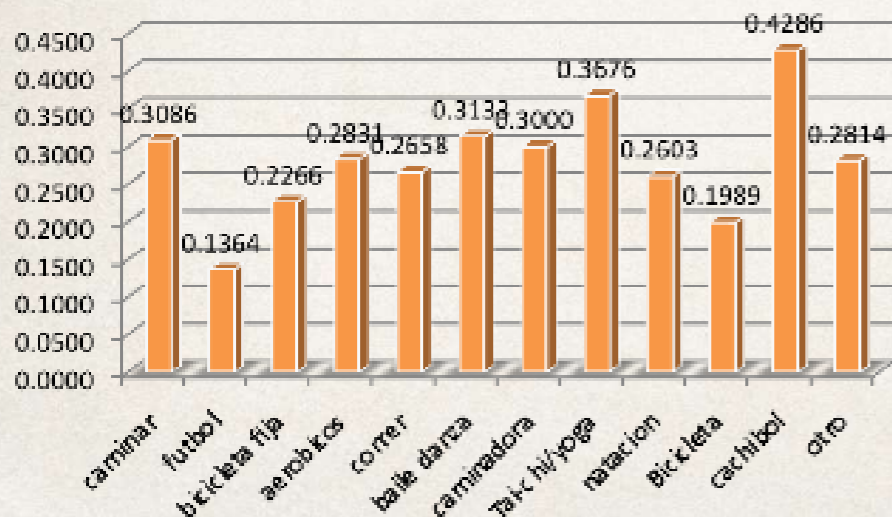


Gráfica de Probabilidad de diabetes versus mins de ejercicio



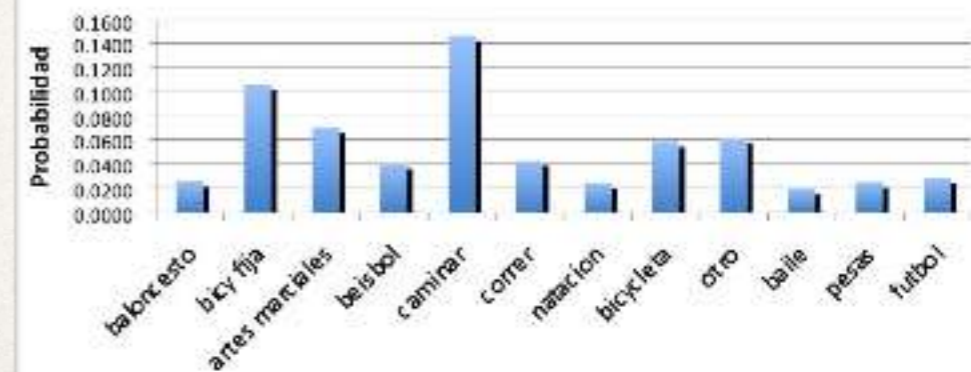
Para hombres 20-59 de PREVENIMSS 2006

Tipo de ejercicio practicado vs probabilidad de tener diabetes P(C/X)



Para adultos mayores > 59

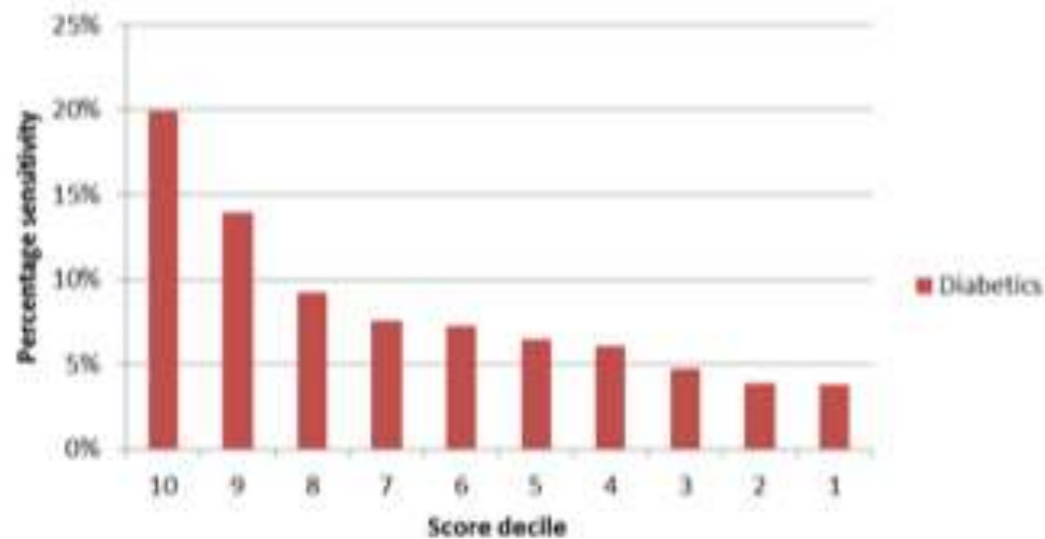
Gráfica de Probabilidad de Diabetes versus tipo de ejercicio



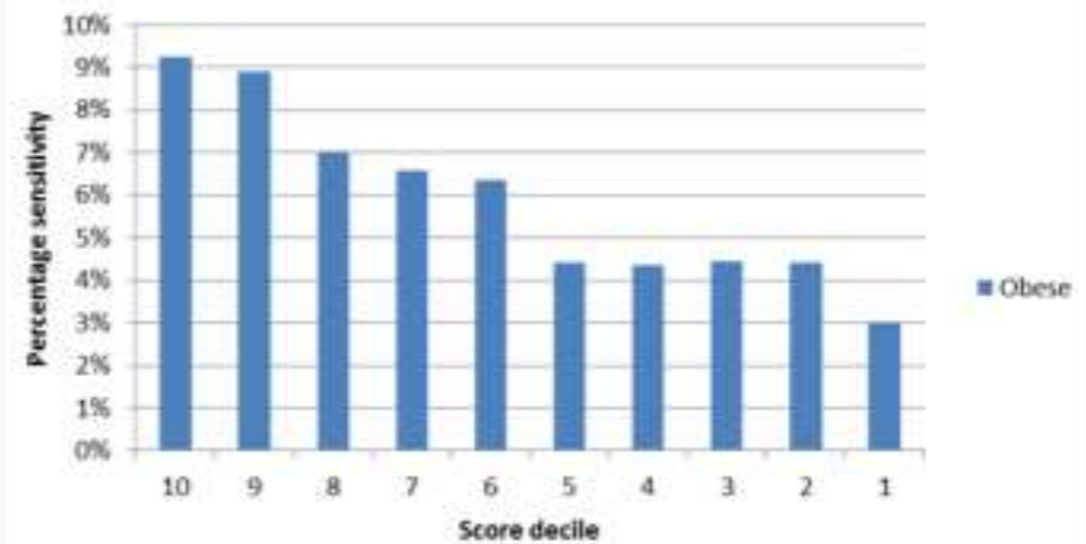
You can predict someone's health state from their diet, but beware of causality

Naive Bayes statistical model based on differential consumption of different food groups - 50 variable model

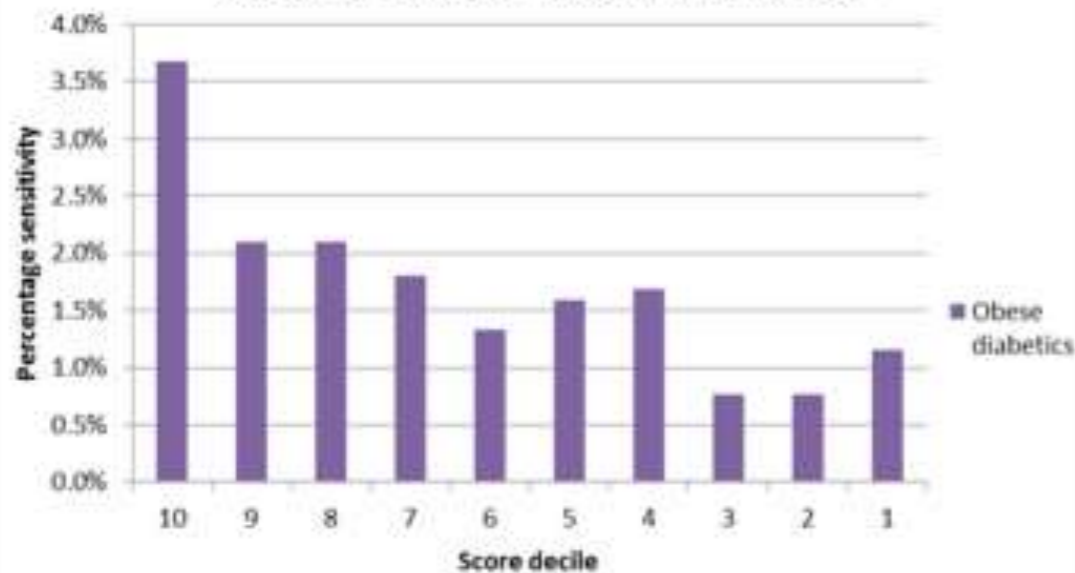
Average sensitivity analysis of Diabetics



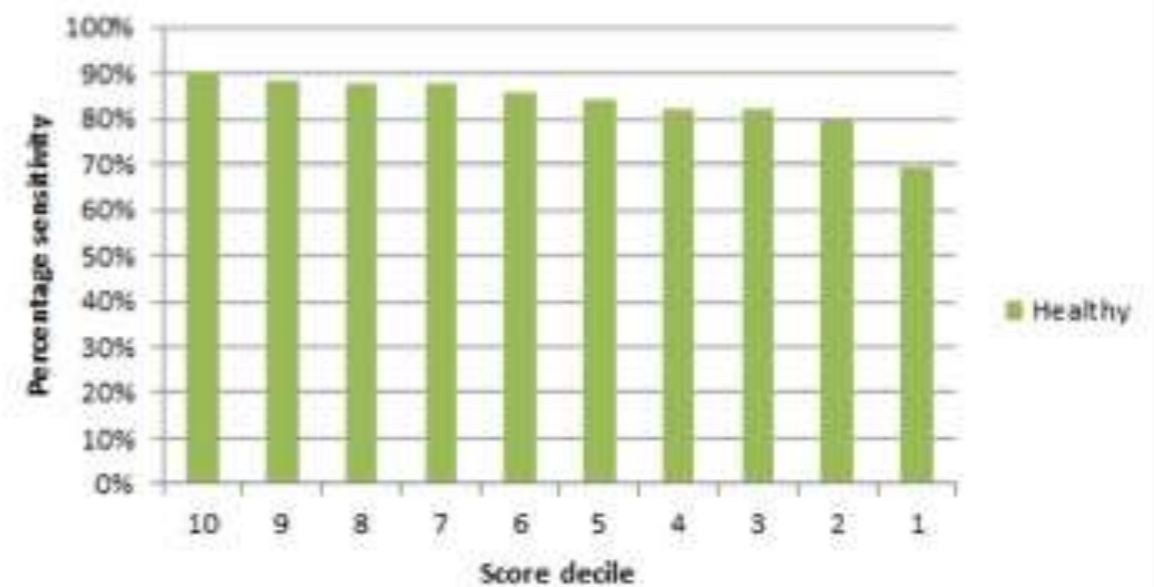
Averaged sensitivity of Obese people



Averaged sensitivity analysis of obese diabetics



Averaged sensitivity analysis of healthy adults



How to get more complete data...

Do it yourself!

Project: : La Complejidad de la Diabetes Mellitus Tipo 2

Supported by CONACyT through the program of Redes Tematicas with the Red Ciencia, Complejidad y Sociedad \$1.5 million, duration 1 year

Purpose was to combine genetic and lifestyle data to find their relative contribution as risk factors and build more complete predictive risk models

GEN	SNP
FTO	rs9939609
MC4R	rs17782313
	rs12970134
NEGR1	rs2815752
	rs2568958
SEC16/RASAL2	rs10913469
TMEM18	rs6548238
	rs7561317
	rs2867125
SFRS10/ETV5/DGKG	rs7647305
LGR4/LIN7C/BDNF	rs6265
	rs925946
BCDIN3/FAIM2	rs7138803
BDNF	rs6265
	rs925943
SH2B1/ATP2A1	rs7498665
	rs7359397
KCTD15	rs29941
	rs11084753
GNPDA2	rs10938397
MTCH2	rs10838738
	rs11084753
NRXN3	rs10150332
TFAP2B	rs987237
MSRA	rs7826222
LYPLAL1	rs2605100
RBJ	rs713586
GPRC5B	rs12444979
MAP2K5	rs2241423
QPCTL	rs2287019
TNN13K	rs1514175
SLC39A8	rs13107325
FLJ35779	rs2112347
LRRNGC	rs10968576
TMEM160	rs3810291
FANCL	rs887912
CADM2	rs13078807
PRKD1	rs11847697
LRP1B	rs2890652
PTBP2	rs1555543
MTIF3	rs4771122
ZNF608	rs4836133
RPL27A	rs4929949
NUDT3	rs206936
RPGRIP1L	rs6499640
	rs8050136
LOC284757	rs6027281
MAF	rs1424233
PRL	rs4712652
PTER	rs10508503
PPARG	rs3856806
ADRB3	rs4994
ADRB2	rs1042719
LEPR	rs1137101
GNB3	rs5443
UCP3	rs1800849
ADIPOQ	rs2241766
UCP2	rs659366
NR3C1	rs56149945
INSIG2	rs7566605
PSC1	rs6232
NPY	rs16147

Participantes total	1055
Participantes con resultados de bioquimica sanguina	943
Participantes con glucosa > 125	58
Participantes con glucosa entre 110 y 125	50
Participantes con diabetes y hipertension	19
Participantes con prediabetes y hipertension	9
Participantes obesos	430
Participantes obesos y diabeticos	35
Participantes obesos y prediabeticos	30
Participantes con colesterol alto	470
Participantes con trigliceridos alto	430
% con glucosa > 125	6.10%
% con glucosa entre 110 y 125	5.30%
% diabeticos con hipertension	32.70%
% prediabeticos con hipertension	18%
% obeso	40.80%
% de diabeticos que son obesos	60.30%
% de prediabeticos que son obesos	60%

Epsilon	Nx	Nxc	N	Nc	Pc	Pcx	Descripción
4.2391	105	40	1076	228	0.212	0.381	Grado de Estudios: Carrera Técnica
-2.7219	143	17	1076	228	0.212	0.119	Grado de Estudios: Doctorado
-1.6616	301	52	1076	228	0.212	0.173	Grado de Estudios: Licenciatura
-3.0047	182	22	1076	228	0.212	0.121	Grado de Estudios: Maestria
-0.7333	2	0	1076	228	0.212	0.000	Grado de Estudios: Otro
-0.3834	12	2	1076	228	0.212	0.167	Grado de Estudios: Post-Doctorado
1.8952	46	15	1076	228	0.212	0.326	Grado de Estudios: Primaria
3.5287	141	47	1076	228	0.212	0.333	Grado de Estudios: Secundaria
-2.8129	234	32	1076	228	0.212	0.137	Puesto: Academico
1.2288	74	20	1076	228	0.212	0.270	Puesto: Personal Administrativo
0.1857	54	12	1076	228	0.212	0.222	Puesto: Asistente
-1.6397	10	0	1076	228	0.212	0.000	Puesto: Coordinador
-2.3817	52	4	1076	228	0.212	0.077	Puesto: Estudiante
-3.5791	81	4	1076	228	0.212	0.049	Puesto: E estudiante Doctorado
-2.0459	71	8	1076	228	0.212	0.113	Puesto: Estudiante Maestria
2.0279	110	32	1076	228	0.212	0.291	Puesto: Intendencia
-0.5338	85	16	1076	228	0.212	0.188	Puesto: Investigador
0.5147	3	1	1076	228	0.212	0.333	Puesto: Investigador Emerito
2.4121	96	30	1076	228	0.212	0.313	Puesto: Jefe de Area
2.0588	48	16	1076	228	0.212	0.333	Puesto: Laboratorista
3.5286	67	26	1076	228	0.212	0.388	Puesto: Secretaria
0.2988	57	13	1076	228	0.212	0.228	Puesto: Técnico
2.8519	34	14	1076	228	0.212	0.412	Puesto: Vigilante

Epsilon	Nx	Nxc	N	Nc	Pc	Pcx	Descripción
1.928	3	2	1076	228	0.212	0.667	Medida de temperatura <=30 : 1
-1.605	68	9	1076	228	0.212	0.132	Medida de temperatura (30, 35.5] : 2
-1.307	339	62	1076	228	0.212	0.183	Medida de temperatura (36, 35.5) : 3
0.107	336	72	1076	228	0.212	0.214	Medida de temperatura (36, 36.4) : 4
1.761	330	83	1076	228	0.212	0.252	Medida de temperatura >= 36.4 : 5
-1.270	6	0	1076	228	0.212	0.000	Presión arterial diatolica
-5.152	259	21	1076	228	0.212	0.081	Presión arterial diatolica
-1.497	295	52	1076	228	0.212	0.176	Presión arterial diatolica
1.036	381	89	1076	228	0.212	0.234	Presión arterial diatolica
5.016	101	42	1076	228	0.212	0.416	Presión arterial diatolica
6.254	27	19	1076	228	0.212	0.704	Presión arterial diatolica
3.253	7	5	1076	228	0.212	0.714	Presión arterial diatolica

Epsilon	Nx	Nxc	N	Nc	Pc	Pcx	Descripción
-0.379	12	2	1074	227	0.211	0.167	chol = 201 : Alto
0.301	512	111	1074	227	0.211	0.217	chol > 202 : Alto critico
-0.235	550	114	1074	227	0.211	0.207	chol < 100 : Normal
0.851	13	4	1074	227	0.211	0.308	uric = 7.3 : Alto
2.932	107	35	1074	227	0.211	0.327	uric [9.7, 10.5] : Alto critico
-0.732	2	0	1074	227	0.211	0.000	uric = 2.5 : Bajo
-0.598	8	1	1074	227	0.211	0.125	uric [1.6, 2.4] : Bajo critico
-0.998	944	187	1074	227	0.211	0.198	uric [2.6, 7.2] : Normal

Epsilon	Nx	Nxc	N	Nc	Pc	Pcx	Descripción
5.045	44	23	1076	228	0.212	0.523	¿Cómo consideras tu condición física actual? 1 : Muy mala
5.865	189	73	1076	228	0.212	0.386	¿Cómo consideras tu condición física actual? 2 : Mala
-0.579	429	86	1076	228	0.212	0.200	¿Cómo consideras tu condición física actual? 3 : Regular
-4.185	355	43	1076	228	0.212	0.121	¿Cómo consideras tu condición física actual? 4 : Buena
-2.942	57	3	1076	228	0.212	0.053	¿Cómo consideras tu condición física actual? 5 : Muy buena
-0.733	2	0	1076	228	0.212	0.000	¿Cómo consideras tu condición física actual? 8 : No quiero responder
0.344	25	6	1076	228	0.212	0.240	¿Cómo consideras tu nivel de estrés actualmente? 1 : Muy mala
-0.908	113	20	1076	228	0.212	0.177	¿Cómo consideras tu nivel de estrés actualmente? 2 : Mala
0.036	428	91	1076	228	0.212	0.213	¿Cómo consideras tu nivel de estrés actualmente? 3 : Regular
-0.232	372	77	1076	228	0.212	0.207	¿Cómo consideras tu nivel de estrés actualmente? 4 : Buena
0.974	134	33	1076	228	0.212	0.246	¿Cómo consideras tu nivel de estrés actualmente? 5 : Muy buena
1.929	1	1	1076	228	0.212	1.000	¿Cómo consideras tu nivel de estrés actualmente? 6 : No sé
-0.898	3	0	1076	228	0.212	0.000	¿Cómo consideras tu nivel de estrés actualmente? 8 : No quiero responde
-1.467	8	0	1076	228	0.212	0.000	¿Cómo consideras tu peso actual? 1 : Muy malo
-3.703	51	0	1076	228	0.212	0.000	¿Cómo consideras tu peso actual? 2 : Malo
-9.658	419	8	1076	228	0.212	0.019	¿Cómo consideras tu peso actual? 3 : Regular
4.650	514	152	1076	228	0.212	0.296	¿Cómo consideras tu peso actual? 4 : Bueno
13.966	80	68	1076	228	0.212	0.850	¿Cómo consideras tu peso actual? 5 : Muy bueno
-0.733	2	0	1076	228	0.212	0.000	¿Cómo consideras tu peso actual? 6 : No sé
-0.733	2	0	1076	228	0.212	0.000	¿Cómo consideras tu peso actual? 8 : No quiere responder
1.151	15	5	1076	228	0.212	0.333	¿Cómo consideras que es tu salud actualmente? 1 : Muy mala
5.145	60	29	1076	228	0.212	0.483	¿Cómo consideras que es tu salud actualmente? 2 : Mala
4.406	366	112	1076	228	0.212	0.306	¿Cómo consideras que es tu salud actualmente? 3 : Regular
-3.760	536	78	1076	228	0.212	0.146	¿Cómo consideras que es tu salud actualmente? 4 : Buena
-4.301	95	3	1076	228	0.212	0.032	¿Cómo consideras que es tu salud actual
0.997	2	1	1076	228	0.212	0.500	¿Cómo consideras que es tu salud actual
-0.733	2	0	1076	228	0.212	0.000	No quiere responder como es su salud :

Epsilon	Nx	Nxc	N	Nc	Pc	Pcx	Descripción
-2.020	854	157	1075	228	0.212	0.184	Número de hermanos diabéticos
2.797	143	44	1075	228	0.212	0.308	Número de hermanos diabéticos
1.082	47	13	1075	228	0.212	0.277	Número de hermanos diabéticos
2.452	24	10	1075	228	0.212	0.417	Número de hermanos diabéticos
-2.827	445	70	1075	228	0.212	0.157	Número de hermanos con sobrepeso
0.422	311	69	1075	228	0.212	0.222	Número de hermanos con sobrepeso
1.643	175	46	1075	228	0.212	0.263	Número de hermanos con sobrepeso
1.866	73	22	1075	228	0.212	0.301	Número de hermanos con sobrepeso
1.167	42	12	1075	228	0.212	0.286	Número de hermanos con sobrepeso
0.492	11	3	1075	228	0.212	0.273	Número de hermanos con sobrepeso
1.454	10	4	1075	228	0.212	0.400	Número de hermanos con sobrepeso
-1.932	894	166	1075	228	0.212	0.186	Número de hijos con sobrepeso
3.260	142	46	1075	228	0.212	0.324	Número de hijos con sobrepeso
1.749	29	10	1075	228	0.212	0.345	Número de hijos con sobrepeso
2.326	7	4	1075	228	0.212	0.571	Número de hijos con sobrepeso
2.726	2	2	1075	228	0.212	1.000	Número de hijos con sobrepeso
-1.881	511	91	1075	228	0.212	0.178	Porcentaje del círculo social que tiene sobrepeso 0-25%
0.500	313	70	1075	228	0.212	0.224	Porcentaje del círculo social que tiene sobrepeso 25-50%
0.835	190	45	1075	228	0.212	0.237	Porcentaje del círculo social que tiene sobrepeso 50-75%
2.838	61	22	1075	228	0.212	0.361	Porcentaje del círculo social que tiene sobrepeso 75-100%
2.280	251	68	1075	228	0.212	0.271	Padre diabetico
-1.258	824	160	1075	228	0.212	0.194	Padre sin diabetes
0.507	299	67	1075	228	0.212	0.224	Padre con sobrepeso
-0.315	776	161	1075	228	0.212	0.207	Padre sin sobrepeso
4.247	267	85	1075	228	0.212	0.318	Madre diabetica
-2.442	808	143	1075	228	0.212	0.177	Madre sin diabetes
1.116	436	102	1075	228	0.212	0.234	Madre con sobrepeso
-0.922	639	126	1075	228	0.212	0.197	Madre sin sobrepeso

Epsilon	Nx	Nxc	N	Nc	Pc	Pcx	Descripción
2.876	453	121	1076	228	0.212	0.267	No sabe el número de calorías que tiene
-2.481	567	96	1076	228	0.212	0.169	El agua contiene 0 calorías
-0.340	27	5	1076	228	0.212	0.185	El agua contiene de 1 a 20 calorías
-0.066	29	6	1076	228	0.212	0.207	El agua contiene más de 20 calorías
0.948	775	175	1076	228	0.212	0.226	No sabe cuantas calorías tiene un vaso
-0.898	3	0	1076	228	0.212	0.000	El refresco tiene 0 calorías
0.457	24	6	1076	228	0.212	0.250	El refresco tiene (0,100) calorías
-1.389	22	2	1076	228	0.212	0.091	El refresco tiene (100,200) calorías
-0.335	96	19	1076	228	0.212	0.198	El refresco tiene (200,500) calorías
-1.228	72	11	1076	228	0.212	0.153	El refresco tiene (500, 1000) calorías
-0.747	84	15	1076	228	0.212	0.179	El refresco tiene mas de 1000 calorías

Epsilon	Nx	Nxc	N	Nc	Pc	Pcx	Descripción
-0.256	36	7	1076	228	0.212	0.194	No toma alcohol
2.883	600	156	1076	228	0.212	0.260	Toma 0 unidades de alcohol por semana
-1.363	166	28	1076	228	0.212	0.169	Toma 1 unidad de alcohol por semana
-2.514	131	16	1076	228	0.212	0.122	Toma de 2 a 3 unidades de alcohol por semana
-1.903	143	21	1076	228	0.212	0.147	Toma más de 4 unidades de alcohol por semana
2.441	194	55	1076	228	0.212	0.284	Duerme menos de 3 horas bien por noche
1.613	244	62	1076	228	0.212	0.254	Duerme 4 horas bien por noche
-0.583	249	49	1076	228	0.212	0.197	Duerme 5 horas bien por noche
-0.961	216	40	1076	228	0.212	0.185	Duerme 6 horas bien por noche
-2.727	173	22	1076	228	0.212	0.127	Duerme mas de 7 horas bien por noche
-0.120	861	181	1076	228	0.212	0.210	No fuma cigarrillos
-1.191	13	1	1076	228	0.212	0.077	Fuma menos de un cigarro por día
-0.646	77	14	1076	228	0.212	0.182	Fuma 1 cigarro por día
1.798	74	22	1076	228	0.212	0.297	Fuma de 2 a 4 cigarros por día
-0.276	51	10	1076	228	0.212	0.196	Fuma más de 5 cigarros por día

Epsilon	Nx	Nxc	N	Nc	Pc	Pcx	Descripción
0.551	107	25	1076	228	0.212	0.234	Camina >=400 metros al día
0.476	122	28	1076	228	0.212	0.230	Camina mas de 400 metros hasta menos de 1000 metros
-0.110	263	55	1076	228	0.212	0.209	Camina 1000 metros en promedio al día
0.630	268	61	1076	228	0.212	0.228	Camina mas de 1000 metros hasta 2000 metros
0.417	20	5	1076	228	0.212	0.250	Camina mas de 2000 metros hasta 3000 metros
-1.240	296	54	1076	228	0.212	0.182	Camina mas de 3000 metros en promedio
4.291	436	129	1076	228	0.212	0.296	Hace 0 horas de ejercicio a la semana
0.359	97	22	1076	228	0.212	0.227	Hace 1 hora de ejercicio a la semana
-1.127	118	20	1076	228	0.212	0.169	Hace 2 horas de ejercicio a la semana
-1.411	114	18	1076	228	0.212	0.158	Hace 3 horas de ejercicio a la semana
-2.595	163	21	1076	228	0.212	0.129	Hace 4 o 5 horas de ejercicio a la semana
-2.856	147	17	1076	228	0.212	0.116	Hace mas de 6 horas de ejercicio a la semana
-2.526	55	4	1076	228	0.212	0.073	Los aerobics es uno de los ejercicios que realiza
0.586	1021	224	1076	228	0.212	0.219	Los aerobics no es uno de los ejercicios que realiza
-1.090	12	1	1076	228	0.212	0.083	El atletismo es uno de los ejercicios que realiza
0.116	1064	227	1076	228	0.212	0.213	El atletismo no es uno de los ejercicios que realiza
-2.067	119	16	1076	228	0.212	0.134	El ejercicio con la bicicleta es un ejercicio que realiza
0.729	957	212	1076	228	0.212	0.222	El ejercicio con la bicicleta no es un ejercicio que realiza
0.588	201	46	1076	228	0.212	0.229	Caminar es un ejercicio que realiza actualmente
-0.282	875	182	1076	228	0.212	0.208	Caminar no es un ejercicio que realiza actualmente
-3.512	187	20	1076	228	0.212	0.107	Correr es un ejercicio que realiza actualmente
1.611	889	208	1076	228	0.212	0.234	Correr no es un ejercicio que realiza actualmente
-0.460	938	193	1076	228	0.212	0.206	Le gusta el ejercicio
1.005	129	32	1076	228	0.212	0.248	No le gusta hacer ejercicio
-2.440	486	81	1076	228	0.212	0.167	Le gusta el ejercicio intenso
2.059	588	145	1076	228	0.212	0.247	No le gusta el ejercicio intenso

Epsilon	Nx	Nxc	N	Nc	Pc	Pcx	Descripción			
5.045	44	23	1076	228	0.212	0.523	¿Cómo consideras tu condición física actual? 1 : Muy mala			
5.865	189	73	1076	228	0.212	0.386	¿Cómo consideras tu condición física actual? 2 : Mala			
-0.579	429	86	1076	228	0.212	0.200	¿Cómo consideras tu condición física actual? 3 : Regular			
-4.185	355	43	1076	228	0.212	0.121	¿Cómo consideras tu condición física actual? 4 : Buena			
-2.942	57	3	1076	228	0.212	0.053	¿Cómo consideras tu condición física actual? 5 : Muy buena			
-0.733	2	0	1076	228	0.212	0.000	¿Cómo consideras tu condición física actual? 8 : No quiero responder			
0.344	25	6	1076	228	0.212	0.240	¿Cómo consideras tu nivel de estrés actualmente? 1 : Muy mala			
-0.908	113	20	1076	228	0.212	0.177	¿Cómo consideras tu nivel de estrés actualmente? 2 : Mala			
0.036	428	91	1076	228	0.212	0.213	¿Cómo consideras tu nivel de estrés actualmente? 3 : Regular			
-0.232	372	77	1076	228	0.212	0.207	¿Cómo consideras tu nivel de estrés actualmente? 4 : Buena			
0.974	134	33	1076	228	0.212	0.246	¿Cómo consideras tu nivel de estrés actualmente? 5 : Muy buena			
1.929	1	1	1076	228	0.212	1.000	¿Cómo consideras tu nivel de estrés actualmente? 6 : No sé			
-0.898	3	0	1076	228	0.212	0.000	¿Cómo consideras tu nivel de estrés actualmente? 8 : No quiero responder			
-1.467	8	0	1076	228	0.212	0.000	¿Cómo consideras tu peso actual? 1 : Muy malo			
-3.703	51	0	1076	228	0.212	0.000	¿Cómo consideras tu peso actual? 2 : Malo			
-9.658	419	8	1076	228	0.212	0.019	¿Cómo consideras tu peso actual? 3 : Regular			
4.650	514	152	1076	228	0.212	0.296	¿Cómo consideras tu peso actual? 4 : Bueno			
13.966	80	68	1076	228	0.212	0.850	¿Cómo consideras tu peso actual? 5 : Muy bueno			
-0.733	2	0	1076	228	0.212	0.000	¿Cómo consideras tu peso actual? 6 : No sé			
-0.733	2	0	1076	228	0.212	0.000	¿Cómo consideras tu peso actual? 8 : No quiere responder			
1.151	15	5	1076	228	0.212	0.333	¿Cómo consideras que es tu salud actualmente? 1 : Muy mala			
5.145	60	29	1076	228	0.212	0.483	¿Cómo consideras que es tu salud actualmente? 2 : Mala			
4.406	366	112	1076	228	0.212	0.306	¿Cómo consideras que es tu salud actualmente? 3 : Regular			
-3.760	536	78	1076	228	0.212	0.146	¿Cómo consideras que es tu salud actualmente? 4 : Buena			

Epsilon	Nx	Nxc	N	Nc	Pc	Pcx	Descripción			
-2.46	943	169	1076	####	0.21	0.18	Sin ser diagnosticado con hipertensión			
0.19	4	1	1076	####	0.21	0.25	Edad en que fueron diagnosticados con hipertensión (0,18] : 1			
0.68	10	3	1076	####	0.21	0.30	Edad en que fueron diagnosticados con hipertensión (18,25] : 2			
5.79	34	21	1076	####	0.21	0.62	Edad en que fueron diagnosticados con hipertensión (25,40] : 3			
4.30	59	26	1076	####	0.21	0.44	Edad en que fueron diagnosticados con hipertensión (40,55] : 4			
1.20	26	8	1076	####	0.21	0.31	Edad en que fueron diagnosticados con hipertensión (55,70] : 5			
-0.57	1007	206	1076	####	0.21	0.20	Sin ser diagnosticado con diabetes			
0.51	3	1	1076	####	0.21	0.33	Edad en que fueron diagnosticados con diabetes (0,25] : 1			
2.20	13	6	1076	####	0.21	0.46	Edad en que fueron diagnosticados con diabetes (25,39] : 2			
1.98	14	6	1076	####	0.21	0.43	Edad en que fueron diagnosticados con diabetes (39,49] : 3			
0.29	39	9	1076	####	0.21	0.23	Edad en que fueron diagnosticados con diabetes >=50 : 4			
-0.30	1057	220	1076	####	0.21	0.21	No le han diagnosticado problemas pulmonares			
2.23	19	8	1076	####	0.21	0.42	Le han diagnosticado problemas pulmonares			
-0.13	1065	224	1076	####	0.21	0.21	No le han diagnosticado problemas renales			
1.23	11	4	1076	####	0.21	0.36	Le han diagnosticado problemas renales			

Epsilon	Nx	Nxc	N	Nc	Pc	Pcx	Descripción			
4.801	91	38	1076	228	0.212	0.418	Estatura que estima tener el encuestado < 1.5 : 1			
-0.924	399	77	1076	228	0.212	0.193	Estatura que estima tener el encuestado [1.5, 1.6) : 2			
-1.094	366	69	1076	228	0.212	0.189	Estatura que estima tener el encuestado [1.6, 1.7) : 3			
0.144	185	40	1076	228	0.212	0.216	Estatura que estima tener el encuestado [1.7, 1.8) : 4			
-1.635	32	3	1076	228	0.212	0.094	Estatura que estima tener el encuestado [1.8, 1.9) : 5			
-0.733	2	0	1076	228	0.212	0.000	Estatura que estima tener el encuestado [1.9, 2.0) : 6			
1.929	1	1	1076	228	0.212	1.000	Estatura que estima tener el encuestado > 2.0) : 7			

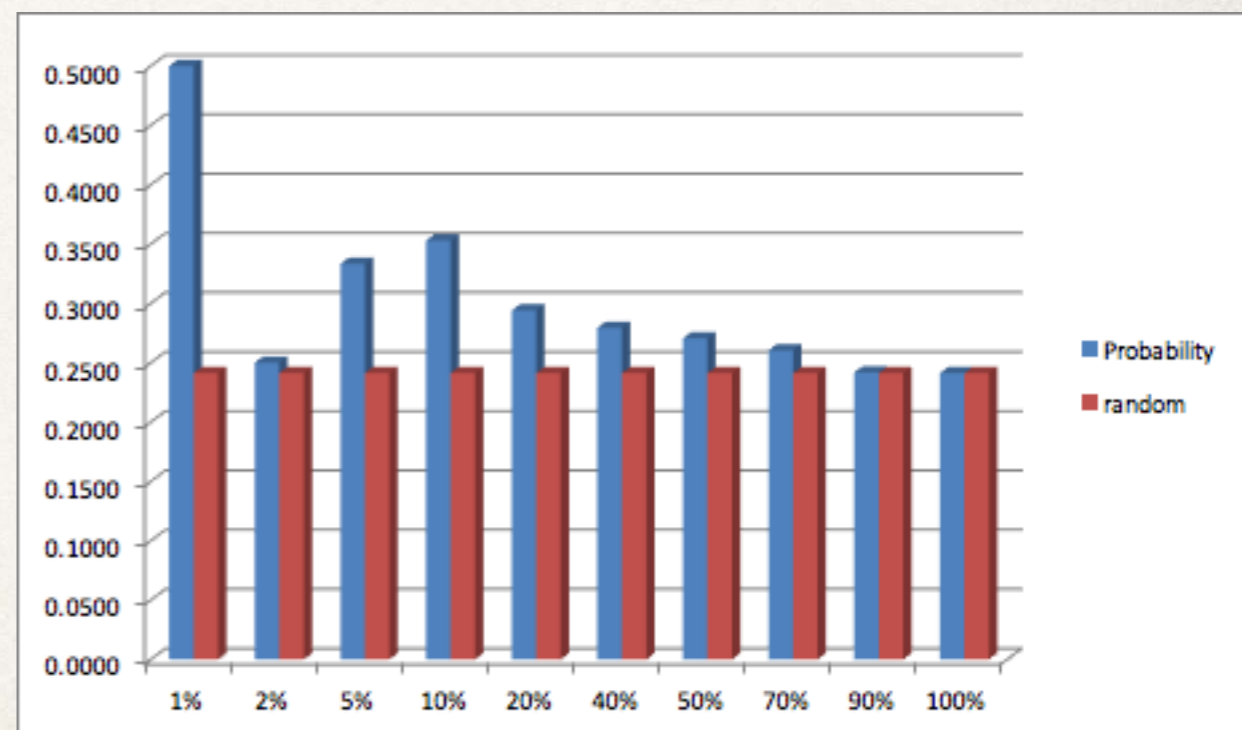
Genetic analysis

772 SNPs considerados
Subconjuntos con obesidad,
DM2, lipidos, hepaticas

Driver	Value	Epsilon	P(C/X)	P(C)	N(X/C)	N(X)	N(C)	NTotal
rs2943641_A	2	2.9391	0.6000	0.2169	6	10	123	567
rs2972146_C	2	2.9391	0.6000	0.2169	6	10	123	567
rs2943650_G	2	2.9391	0.6000	0.2169	6	10	123	567
rs12629908_A	2	2.6981	0.3116	0.2169	43	138	123	567
rs870347_C	2	2.2200	0.2914	0.2169	44	151	123	567
rs1407434_G	0	2.1617	0.2841	0.2169	50	176	123	567
rs972283_A	2	2.1543	0.3085	0.2169	29	94	123	567
rs10496971_C	2	1.9688	0.3011	0.2169	28	93	123	567
rs2241766_C	1	1.9472	0.2741	0.2169	54	197	123	567
rs10885122_A	2	1.9426	0.5000	0.2169	4	8	123	567
rs2986742_G	2	1.9121	0.4545	0.2169	5	11	123	567
rs1799884_A	2	-2.0385	0.0000	0.2169	0	15	123	567
rs3943253_A	2	-2.0502	0.1364	0.2169	15	110	123	567
rs4607517_A	2	-2.1053	0.0000	0.2169	0	16	123	567
rs4880436_A	2	-2.1388	0.0870	0.2169	4	46	123	567
rs174537_C	2	-2.1927	0.0851	0.2169	4	47	123	567
rs174546_G	2	-2.1927	0.0851	0.2169	4	47	123	567
rs174550_A	2	-2.1927	0.0851	0.2169	4	47	123	567
rs972283_A	0	-2.3181	0.1521	0.2169	33	217	123	567
rs2073821_A	2	-2.3502	0.1170	0.2169	11	94	123	567
rs1513181_G	2	-2.3605	0.1250	0.2169	14	112	123	567
rs2237895_A	2	-2.3836	0.1308	0.2169	17	130	123	567
rs7803075_G	2	-2.4635	0.0847	0.2169	5	59	123	567
rs896854_A	0	-2.5528	0.1398	0.2169	26	186	123	567
rs7809589_C	2	-2.5964	0.1231	0.2169	16	130	123	567
rs1111875_A	0	-3.2065	0.1211	0.2169	23	190	123	567

obesidad (score = 0.904, predictivo pero escaso)

obesidad (score = 0.105, no tan predictivo pero comun)



NO parece dar un buen modelo predictivo

Puntos claves

Complejidad

Educación

Nature versus nurture

hardware versus software

Medición

Niños

Lo colectivo versus lo individual

Causa y efecto

Medicina preventiva versus curativa

Multi-factorialidad

Enfermedades Emergentes

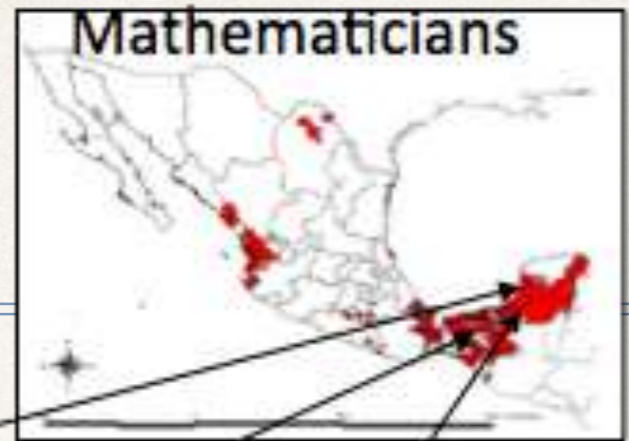
Sociologists
Anthropologists
Economists



Inmunologists
Geneticists
Parasitologists



Geographers
Epidemiologists
Mathematicians



Ecologists



Ecologists

is not just for

Ecologists

Entomologists



Medics



Biochemists
Biophysicists
Medics



Biologists
Biodiversity informatics
Data miners



Mammalogist



Botanists

What are our goals?

The Santa Claus list

Where will diseases emerge or re-emerge – why, when, what can we do about it and how do we know it's working?

We want to predict, for instance

- Disease reservoirs and vectors, their interactions and their relative importance

- Spatio-temporal behaviour of disease and associated risk factors

- Dispersal characteristics

- Socio-demographic/economic risk factors

- Genetic susceptibility (at all levels)

We want an integrated systems analysis that takes into account the complex nature of disease and we want to understand

How do we Construct a Niche Landscape?



Normally data mining takes place in a “categorical” space (the equivalent in ecology is a niche space). However, most ecological data is spatio-temporal at multiple scales. Spatial data mining is much less developed than standard data mining.

- Collection data
- Ecological niche data
- Ecological niche model data
- Socio-economic data
- Socio-demographic data
- Phenotypic data
- Vegetable and crop cover
- Geographical data
- Medical and public health data...

Problems with spatial data:

Different sources

Different location, data base, access,...

Different data types

categorical, metric, continuous, discrete,...

Different spatial resolution

Explicit – e.g., pixel by pixel in environmental layers

Implicit – 30,000,000 data points versus 30

“Quality” (e.g. Phenotypic characteristic) versus “quantity”

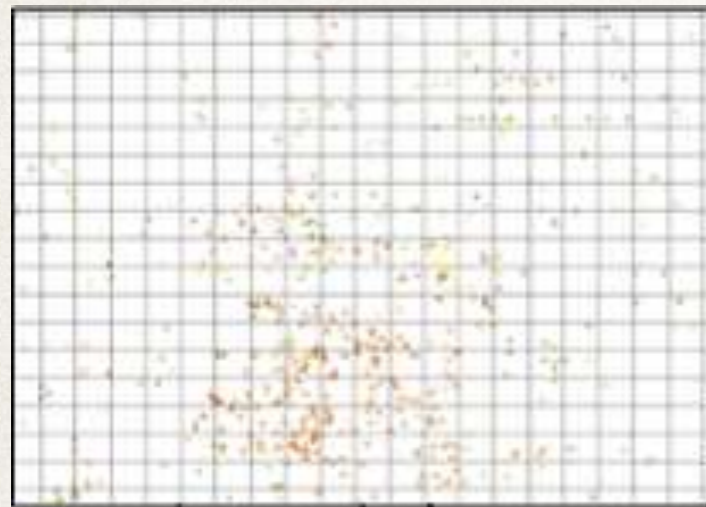
Abiotic versus biotic



The data are represented in space and time – spatial data mining



A Democracy of the Data



**Choose a spatial resolution: give everyone one vote there.
The "Senate" versus the "Congress" approach!**

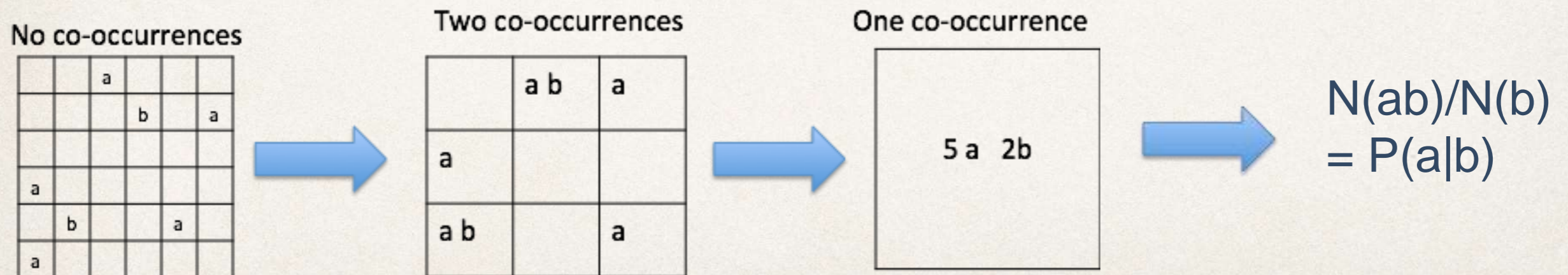
Cuadrante	Sigmodon hispidus	Dipetalogaster maxima	Casos Chagas	Precipitación anual	Temperatura promedio	GARP Triatoma maximus	GARP Dipetalogaster maxima	Pertin agrícola
A1	1	3	1	23	18.6	1	1	4
A2	0	1	0	23	18.6	1	1	4
A3	0	2	0	23.7	18.7	1	1	1
A4	0	4	0	23.7	18.7	1	1	3
A5	0	2	1	23.7	18.7	1	1	3
A6	2	5	2	23.7	18.7	1	1	2
A7	0	1	0	23.3	18.4	1	1	5
A8	0	2	0	22.8	18.8	1	1	3
A9	1	3	1	22.8	18.8	1	1	1
A10	0	1	0	22.8	18.8	0	1	1
A11	0	0	0	22.8	18.8	0	1	1
A12	0	0	0	22.8	18.8	0	1	2
A13	0	0	0	22.8	18.8	0	0	4
A14	0	0	0	22.8	18.8	0	0	3
A15	0	2	0	22.8	18.8	0	1	4
A16	0	1	0	22.8	18.8	0	1	2
A17	0	0	0	22.8	18.8	0	1	1
A18	0	0	0	22.8	18.8	0	0	1



Now we can make statistical inferences

In standard data mining, for example: $P(\text{death}|\text{age}) = N(\text{death,age})/N(\text{age})$; $P(\text{death}|\text{diabetes})$; $P(\text{death}|\text{age,diabetes})$; to **infer** that age is a risk factor for death, as is diabetes. Here, we count individuals who have different traits. There is a preferred statistical unit - the individual within which we can look for coincidences/co-occurrences. In spatial data mining this is not the case.

We must define coincidences/co-occurrences using an appropriate **uniform** spatio-temporal scale.

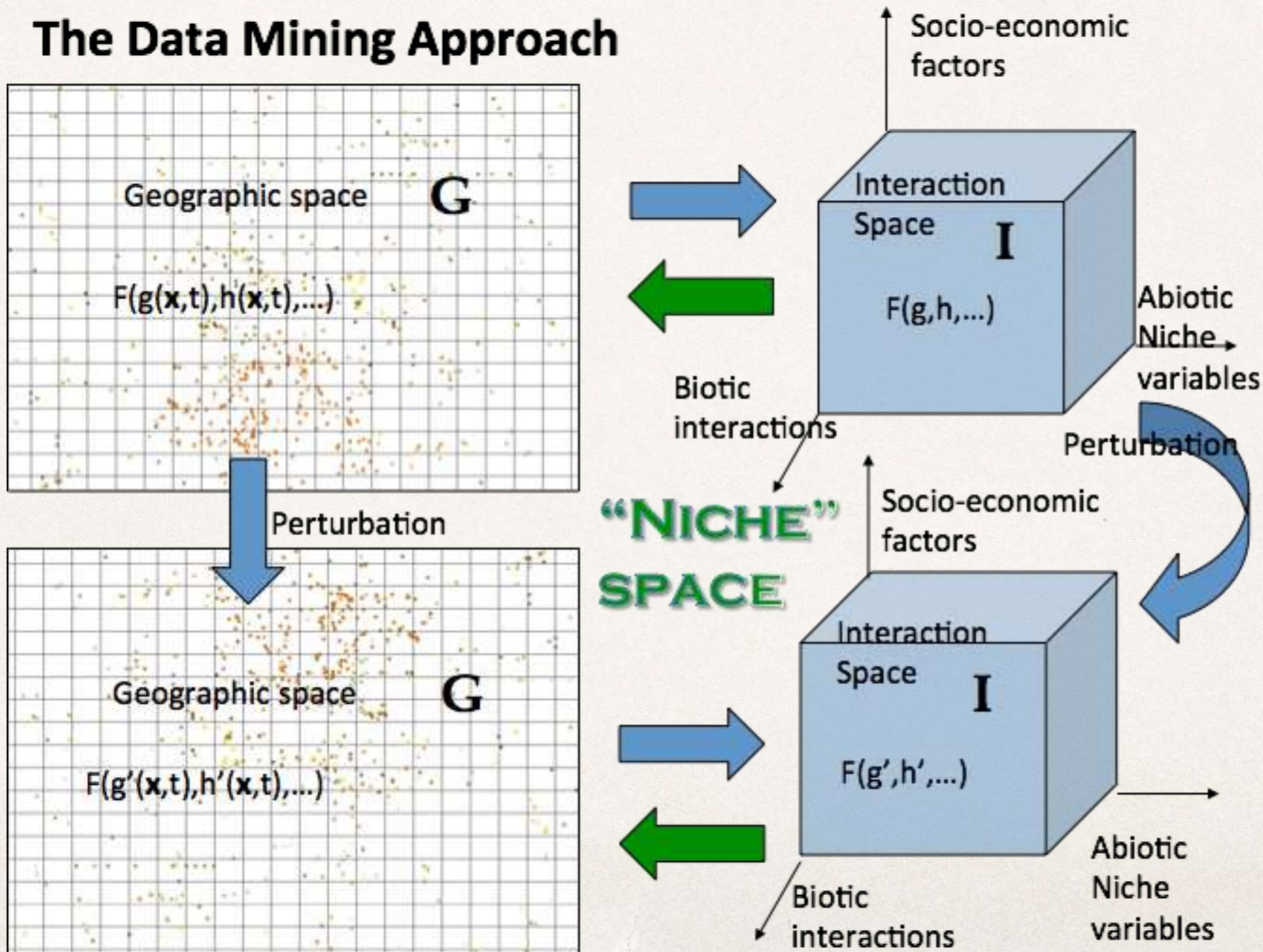


Dependence of species a on niche variable b

And we can pass to Niche Space: Or can we?



The Data Mining Approach



Two Example Niches: Lutzomyia

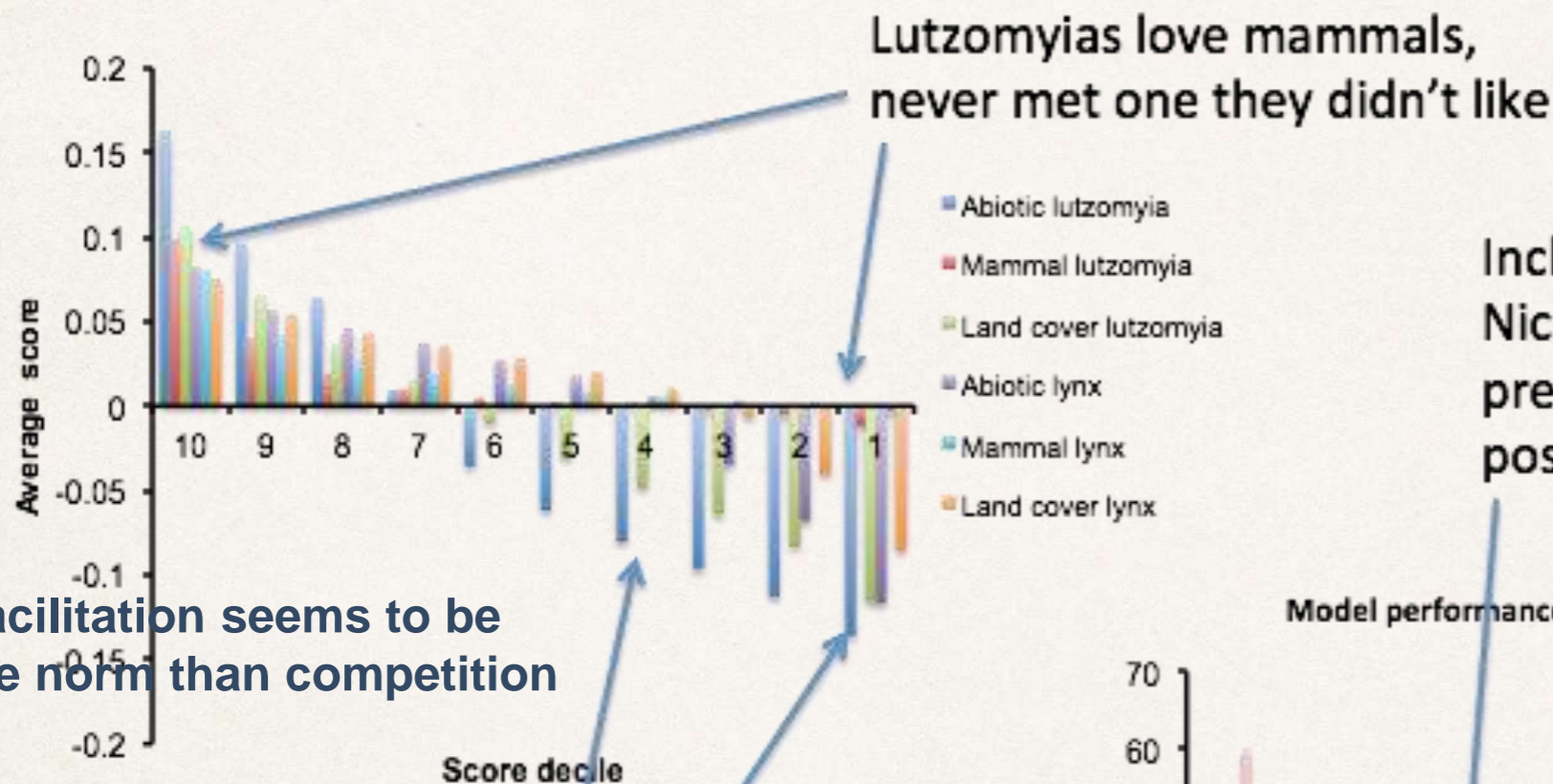


TOP DECILE Optimal niche conditions for <i>Lutzomyia</i>				BOTTOM DECILE Suboptimal niche conditions for <i>Lutzomyia</i>			
ABIOTIC VARIABLES	RANGE	Epsilon	Score contribution	ABIOTIC VARIABLES	RANGE	Epsilon	Score contribution
BIO17	88-219	8.960	5.013	BIO12	42-507	-5.604	-2.279
BIO1	23.3-26.4	8.938	1.006	BIO16	18-218	-5.001	-2.328
BIO11	22.2-25.3	8.873	2.322	BIO18	1-249	-3.839	-3.799
BIO14	26-63	8.782	4.916	BIO6	3.1-3.4	-3.761	-2.931
BIO4	25.35-33.09	7.543	2.152	BIO7	26.3-28.4	-3.544	-8.853
BIO6	13.4-16.6	7.524	3.293	BIO2	16.5-18.4	-3.535	-2.997
BIO13	392-774	7.107	12.913	BIO11	2.9-12.5	-3.271	-4.482
BIO7	28.5-30.6	7.012	3.803	BIO4	3310-7184	-2.971	-9.551
BIO16	1019-2019	6.925	12.175	BIO19	192-383	-2.940	-0.448
BIO19	192-383	6.618	4.157	BIO10	28.9-32.3	-2.669	-0.916
BIO12	1906-3302	6.314	8.701	BIO1	10.3-19.9	-2.189	-1.033
BIO2	9.8-10.8	6.130	4.458	BIO3	3.7-5.5	-2.130	-3.576
BIO18	623-746	5.748	1.260	BIO8	28.4-31.7	-1.964	-0.731
RESERVOIRS				RESERVOIRS			
<i>Reithrodontomys gracilis</i>		8.892	2.640	<i>Sigmodon hispidus</i>		6.946	1.244
<i>Heteromys gaumeri</i>		8.800	2.234				
<i>Heteromys desmarestianus</i>		8.716	2.381				
<i>Otocolonyia phyllotis</i>		7.559	2.028				
<i>Peromyscus yucatanicus</i>		7.249	2.116				
<i>Sigmodon hispidus</i>		6.946	1.244				
<i>Didelphis marsupialis</i>		5.774	1.662				
<i>Oryzomys melanotis</i>		3.494	1.387				
<i>Marmosa mexicana</i>		2.773	1.541				
LAND COVER				LAND COVER			
Cloud forest		6.642	1.408	Subtropical scrub		-1.675	-1.527
Tropical evergreen forest		6.603	4.476	Subtropical scrub with secondary vegetation		-1.849	-1.658
Cloud forest with secondary vegetation		6.028	1.459	Xeric scrub with secondary vegetation		-2.092	-3.640
Tropical evergreen forest with secondary vegetation		6.007	4.344	Xeric scrub		-2.924	-4.044
Agriculture areas		5.966	1.736	Mesquite		-3.337	-1.714
Human settlement		4.947	0.577	Grassland		-3.734	-1.874
Deciduous tropical forest with secondary vegetation		4.081	1.013	Mangroves		-4.063	-2.000



Two Example Niches

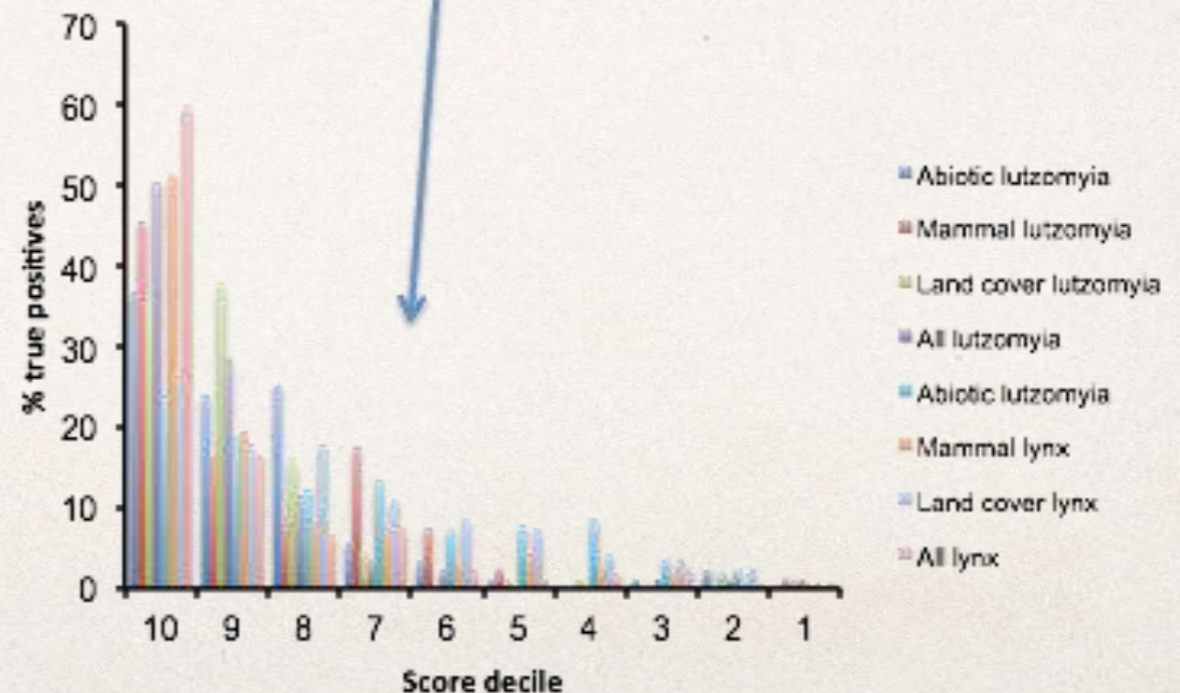
Normalized niche scores



Biotic facilitation seems to be more the norm than competition

Climatic factors are more important for determining where Lutzomyias aren't rather than where they are

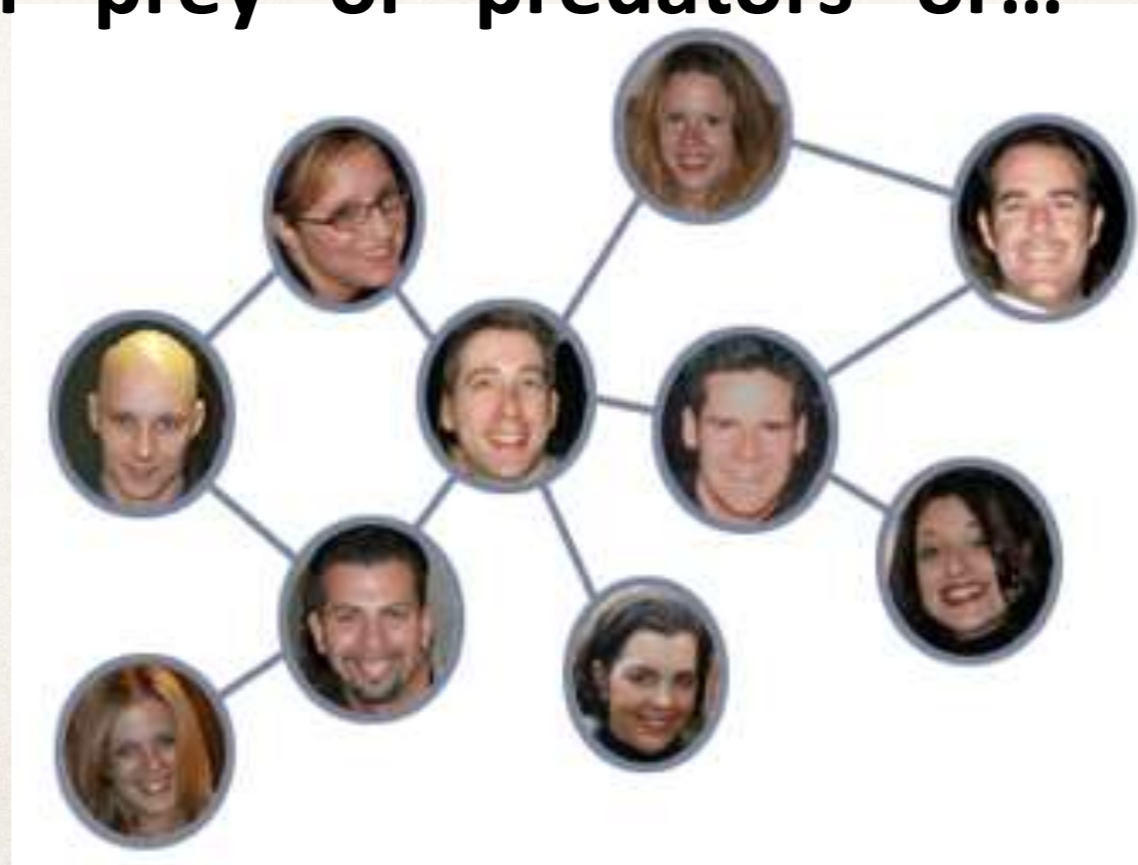
Model performance as a function of score decile



Chains of causality

You can judge a man by his “friends”

or his “enemies”, or “parasites”,
or “prey” or “predators” or...



Use Complex Inferential Networks to Represent Ecosystemic Interactions



- Take nodes to be...
 - Species, other taxonomic or phylogenetic groupings, groupings by phenotypic characteristics,
- Take links to be a statistical measure of spatial (temporal) co-occurrence
 - $P(Y|X)$, $\epsilon(Y|X)$, $P(A,B|C,D)$, $\epsilon(Z|X,Y)$
 - What is a high/low degree of co-occurrence? (Choosing a null hypothesis)
 - What spatial (temporal) resolution? (When do things co-occur?)

Species	\bar{x}	Negative	Positive	Total	% positive	Formate (95%)
<i>Carollia sowelli</i>	8.83	43	2	45	4.4	-1 - 14
<i>Heteromys gauderi</i> *	8.8	5	0	5	0	-15 - 29
<i>Peromyscus mexicanus</i>	8.79	115	6	121	5	2 - 11
<i>Heteromys desmarestianus</i> *	8.72	30	0	30	0	-2 - 16
<i>Molossus rufus</i>	8.63	1	0	1	0	-42 - 56
<i>Glossophaga soricina</i>	8.57	19	7	26	26.9	-3 - 16
<i>Carollia peripallata</i>	8.5	8	0	8	0	-11 - 24
<i>Pteronotus parnellii</i>	8.16	4	0	4	0	-18 - 31
<i>Desmodus rotundus</i>	8.15	13	1	14	7.1	-6 - 20
<i>Sturnira lilium</i>	8.03	56	7	63	11.1	1 - 13
<i>Artibeus phaeotis</i>	8.01	35	1	36	2.8	-1 - 15
<i>Oryzomys couesi</i>	7.73	2	0	2	0	-28 - 41
<i>Ototylomys phyllotis</i> *	7.56	9	1	10	10	-9 - 22
<i>Sigmodon hispidus</i> *	7.28	36	4	40	10	-1 - 14
<i>Peromyscus yucatanicus</i> *	7.25	3	0	3	0	-22 - 35
<i>Didelphis virginiana</i>	7.12	3	0	3	0	-22 - 30
<i>Didelphis marsupialis</i>	6.44	11	0	11	0	-8 - 21
<i>Phyllotis opossum</i>	6.25	6	1	7	14.3	-12 - 25
<i>Centurio senex</i>	6.01	1	0	1	0	-42 - 56
<i>Artibeus jamaicensis</i>	5.98	81	5	86	5.8	1 - 12
<i>Artibeus lituratus</i>	5.84	38	3	41	7.3	-1 - 14
<i>Myotis keaysi</i>	5.61	2	0	2	0	-28 - 41
<i>Chiroderma villorum</i>	5.56	5	0	5	0	-15 - 29
<i>Saccopteryx bilineata</i>	5.3	1	0	1	0	-42 - 56
<i>Sciurus aureogaster</i>	5.23	71	8	79	7.3	1 - 12
<i>Baiomys musculus</i>	5.21	2	0	2	0	-28 - 41
<i>Artibeus watsoni</i>	5.13	2	0	2	0	-28 - 41
<i>Choeronycteris godmani</i>	5.05	10	3	13	23.1	-7 - 20
<i>Pteronotus personatus</i>	5.03	3	1	4	25	-18 - 31
<i>Reithrodontomys mexicanus</i>	4.91	1	0	1	0	-42 - 56
<i>Oryzomys rostratus</i>	4.87	22	1	23	4.3	-4 - 17
<i>Micronycteris micronis</i>	4.23	1	0	1	0	-42 - 56
<i>Oligoryzomys fulvescens</i>	4.2	6	0	6	0	-13 - 27
<i>Peromyscus leucopus</i>	3.8	22	4	26	15.4	-3 - 16
<i>Sturnira ludovici</i>	3.79	24	1	25	4	-3 - 17
<i>Tamiasciurus carolinensis</i>	3.69	1	0	1	0	-42 - 56
<i>Liomys pictus</i>	3.61	47	1	48	2.1	0 - 14
<i>Glossophaga commissarisi</i>	3.49	2	6	8	75	-11 - 24
<i>Lanchokeia aurita</i>	3.48	1	0	1	0	-42 - 56
<i>Phyllotomus discolor</i>	3.48	0	1	1	100	-42 - 56
<i>Platyrrhinus helleri</i>	3.36	5	0	5	0	-22 - 35
<i>Uroderma bilobatum</i>	3.34	4	0	4	0	-18 - 31
<i>Urocyon cinereoargenteus</i>	2.97	1	0	1	0	-42 - 56
<i>Procyon lotor</i>	2.95	1	0	1	0	-42 - 56
<i>Myotis velifer</i>	2.58	3	0	3	0	-18 - 31
<i>Microtus mexicanus</i>	2.53	16	0	16	0	-6 - 19
<i>Myotis nigricans</i>	2.47	2	0	2	0	-28 - 41
<i>Leptonycteris yerbabuena</i>	2.43	1	1	2	50	-28 - 41
<i>Reithrodontomys fulvescens</i>	2.08	20	0	20	0	-4 - 18
<i>Neotoma mexicana</i>	1.99	5	0	5	0	-15 - 29
<i>Eptesicus fuscus</i>	1.82	1	0	1	0	-42 - 56
<i>Peromyscus leippsi</i>	1.34	1	0	1	0	-42 - 56
<i>Sorex saussurei</i>	1.29	3	0	3	0	-22 - 35
<i>Orgzodomyz banderanus</i>	1.21	9	0	9	0	-10 - 23
<i>Liomys irroratus</i>	1.16	8	0	8	0	-11 - 24
<i>Myotis auricularis</i>	0.22	2	0	2	0	-28 - 41
<i>Tadarida brasiliensis</i>	-0.09	1	0	1	0	-42 - 56
<i>Peromyscus hylocichla</i>	-0.28	2	0	2	0	-28 - 41
<i>Antrozous pallidus</i>	-0.34	1	0	1	0	-42 - 56
<i>Peromyscus zerkowichus</i>	-0.46	2	0	2	0	-28 - 41
<i>Chaetodipus hispidus</i>	-0.71	4	0	4	0	-18 - 31
<i>Peromyscus pectoralis</i>	-0.73	2	0	2	0	-28 - 41
<i>Neotomodon alstoni</i>	-0.9	17	0	17	0	-5 - 19
<i>Baiomys taylori</i>	-1.16	10	3	13	23.1	-7 - 20
<i>Chaetodipus seltoni</i>	-1.24	3	0	3	0	-22 - 35
<i>Neotoma micropus</i>	-1.27	16	0	16	0	-6 - 19
<i>Peromyscus maniculatus</i>	-1.37	58	2	60	3.3	0 - 13
<i>Peromyscus eremicus</i>	-1.41	0	1	1	100	-42 - 56
<i>Perognathus flavus</i>	-1.52	1	0	1	0	-42 - 56
<i>Dipodomys merriami</i>	-2.01	1	0	1	0	-42 - 56

- Only about 50 (2.5%) of mammals on the American continent have been identified as hosts of Leishmania
- In Mexico only 8 out of 419 (2.1%) had been identified as hosts
- We collected 922 individuals from 70 species
- Predicted and confirmed 22 new species of mammal as carriers of Leishmania in Mexico
- 13 of them are bats, identified for the first time in Mexico
- Squirrels identified as carriers
- 34% of collected species were confirmed as hosts
- Overall infection rate was 6.7%
- No species could be rejected as a host at this infection rate at the 95% confidence level
- Changes the picture for control of Leishmania totally;
- Leishmania and Lutzomyias are eclectic in their host source.
- Linnean classification is NOT ecologically relevant

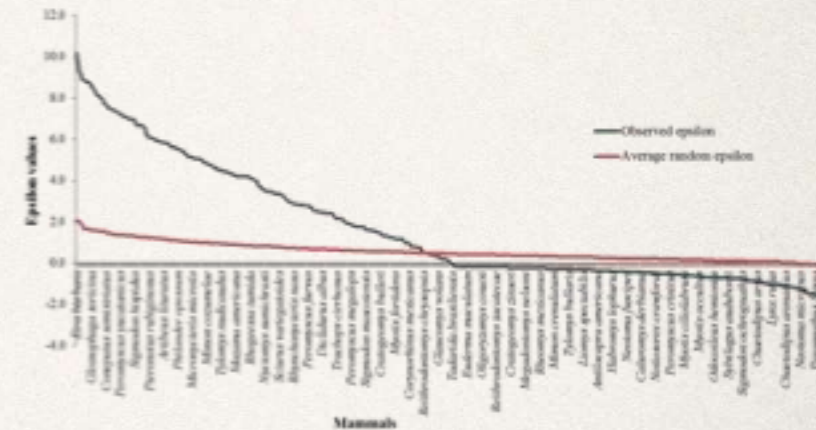
Prediction at the Ecosystemic Level: Disease reservoirs



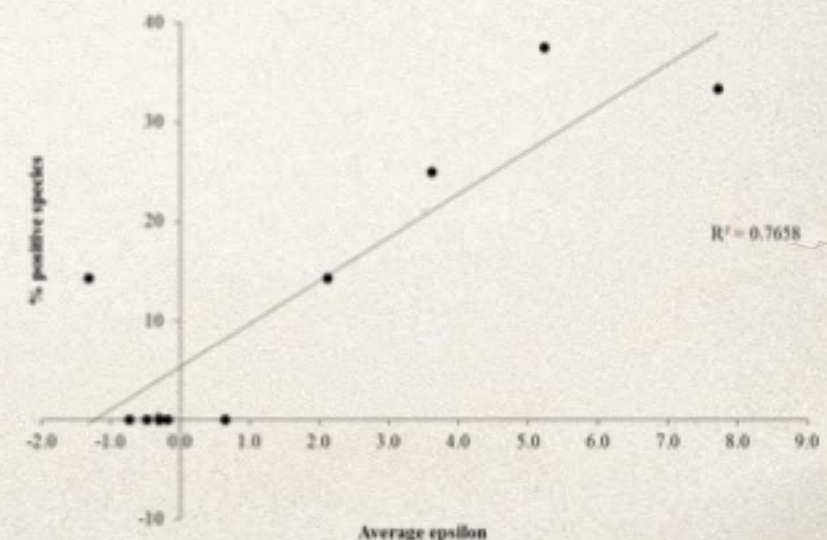
	Mammals	Epsilon	Conf.
1	Eira barbara	10.1683	
2	Rhogeessa aeneus	9.3649	
3	Artibeus intermedius	9.1628	Yes
4	Reithrodontomys gracilis	8.8921	Yes
5	Carollia sowelli	8.8303	Yes
6	Heteromys gaumeri	8.8000	Yes
7	Peromyscus mexicanus	8.7859	Yes
8	Heteromys desmarestianus	8.7164	Yes
9	Molossus rufus	8.6277	
10	Glossophaga soricina	8.5713	Yes
11	Carollia perspicillata	8.5030	Yes
12	Orthogeomys hispidus	8.3468	
13	Pteronotus parnellii	8.1632	Yes
14	Desmodus rotundus	8.1519	Yes
15	Dasyprocta mexicana	8.1128	
16	Sturnira lilium	8.0290	Yes
17	Dermanura phaeotis	8.0055	Yes
18	Dasyprocta punctata	7.9678	
19	Oryzomys couesi	7.7253	
20	Potos flavus	7.7248	
21	Conepatus semistriatus	7.6879	
22	Oryzomys phyllotis	7.5587	Yes
23	Ateles geoffroyi	7.4787	
24	Cryptotis magna	7.4207	
25	Guniculus paca	7.3220	
26	Lamprocyttus brachyotis	7.2852	
27	Sigmodon hispidus	7.2805	Yes
28	Peromyscus yucatanicus	7.2486	Yes
29	Oryzomys chapmani	7.1242	
30	Didelphis virginiana	7.1150	
31	Peromyscus melanocarpus	7.0260	
32	Microtus umbrosus	6.9630	
33	Thyroptera tricolor	6.9630	
34	Nasua narica	6.8953	
35	Megadontomys cryophilus	6.8830	
36	Oryzomys affaroi	6.8816	
37	Sorex vancouveris	6.8797	
38	Carollia subrufa	6.8316	
39	Peromyscus aztecus	6.6173	
40	Didelphis marsupialis	6.4390	Yes
41	Sciurus yucatanensis	6.3865	
42	Philander opossum	6.2546	Yes
43	Habromys ixtlali	6.1120	
44	Microtus waterhousei	6.1120	
45	Pteronotus rubiginosus	6.1120	
46	Reithrodontomys microdon	6.0967	
47	Coendou mexicanus	6.0268	
48	Centurio senex	6.0076	
49	Artibeus jamaicensis	5.9786	Yes
50	Glossophaga morenoi	5.8847	

	Mammals	Epsilon	Conf.
51	Molossus sinaloae	5.8518	Yes
52	Artibeus lituratus	5.8422	Yes
53	Mormoops megalophylla	5.8374	
54	Habromys lepturus	5.7848	
55	Myotis keaysi	5.6148	
56	Chiroderma villosum	5.5562	
57	Tamandua mexicana	5.4845	
58	Tylomys nudicaudus	5.4510	
59	Saccopteryx bilineata	5.2984	
60	Macroctes mexicanus	5.2472	
61	Sciurus aureogaster	5.2267	Yes
62	Balomys musculus	5.2092	
63	Rhogeessa tumida	5.1950	
64	Sciurus deppoi	5.1414	
65	Dermanura watsoni	5.1338	
66	Otonyctomys hatti	5.1338	
67	Orthogeomys grandis	5.0556	
68	Alouatta palliata	5.0457	Yes
69	Choeroneiscus godmani	5.0457	
70	Peromyscus macrotis	5.0457	
71	Pteronotus personatus	5.0288	
72	Lontra longicaudis	4.9330	
73	Reithrodontomys mexicanus	4.9120	Yes
74	Oryzomys rostratus	4.8681	Yes
75	Mimomys cozumelae	4.8327	
76	Pteronotus davyi	4.7943	
77	Herpailurus yagouaroundi	4.7100	
78	Glossophaga leachii	4.6849	
79	Rhogeessa gracilis	4.6317	
80	Sylvilagus brasiliensis	4.6317	
81	Hodomys alleni	4.5155	
82	Leopardus wiedii	4.4420	
83	Peromyscus simulatus	4.4195	
84	Sigmodon alleni	4.3707	
85	Bassariscus sumichrasti	4.3110	
86	Oryzomys fulvescens	4.3110	
87	Diphylla ecaudata	4.3013	
88	Oryzomys melanotis	4.2907	Yes
89	Micronycteris microtis	4.2338	
90	Mazama americana	4.2274	
91	Microtus oaxacensis	4.2061	
92	Rheomys thomasi	4.2061	
93	Oryzomys saturator	4.2061	
94	Myotis elegans	4.2024	
95	Oligoryzomys fulvescens	4.1984	
96	Natalus stramineus	4.0826	
97	Balantiopteryx io	4.0522	
98	Nyctinomops laticaudatus	4.0522	
99	Tlacuatzin canescens	4.0119	
100	Odocoileus virginianus	3.9265	

	Mammals	Epsilon	Conf.
101	Balantiopteryx plicata	3.8590	
102	Peromyscus leucopus	3.7994	Yes
103	Sturnira ludovici	3.7888	Yes
104	Enchisthenes hartii	3.6929	
105	Vampyropus caraccioli	3.6929	
106	Eptesicus furinalis	3.6453	
107	Liomys pictus	3.6107	
108	Glossophaga commissaris	3.4861	Yes
109	Lonchorhina aurita	3.4781	
110	Phyllostomus discolor	3.4781	Yes
111	Peromyscus gymnotis	3.4516	
112	Anoura geoffroyi	3.4201	
113	Platyrrhinus helleri	3.3586	
114	Eumops bonariensis	3.3398	
115	Sciurus variegatoides	3.3398	
116	Uroderma bilobatum	3.3373	
117	Lasiurus intermedius	3.2197	
118	Lasiurus ega	3.1739	
119	Peromyscus megalops	3.1410	
120	Eumops glaucinus	3.0564	
121	Urocyon cinereoargenteus	2.9697	
122	Procyon lotor	2.9502	
123	Hylonycteris underwoodi	2.9343	
124	Rhynchonycteris naso	2.8580	
125	Eptesicus brasiliensis	2.8106	
126	Myotis albescens	2.8106	
127	Lophostoma evotis	2.8106	
128	Tapirus bairdii	2.8106	
129	Vampyrus spectrum	2.8106	
130	Marmosa mexicana	2.7731	Yes
131	Peromyscus furvus	2.7731	
132	Myotis velifera	2.5757	
133	Spilogale putorius	2.5411	
134	Microtus mexicanus	2.5268	
135	Dasyprocta novemcinctus	2.4725	
136	Myotis nigricans	2.4704	
137	Lophostoma brasiliense	2.4407	
138	Didelphis albiventris	2.4407	
139	Sciurus niger	2.4407	
140	Leptonycteris curasoae	2.4268	
141	Nyctinomops sumichrasti	2.4026	
142	Sigmodon mascotensis	2.3815	
143	Alouatta pigra	2.3374	
144	Peromyscus melanophrys	2.2204	
145	Dermanura tolteca	2.1920	
146	Trachops cirrhosus	2.1663	
147	Bauerus dubiaquercus	2.1612	
148	Spilogale pygmaea	2.1612	
149	Leptonycteris nivalis	2.1402	
150	Sylvilagus floridanus	2.1002	

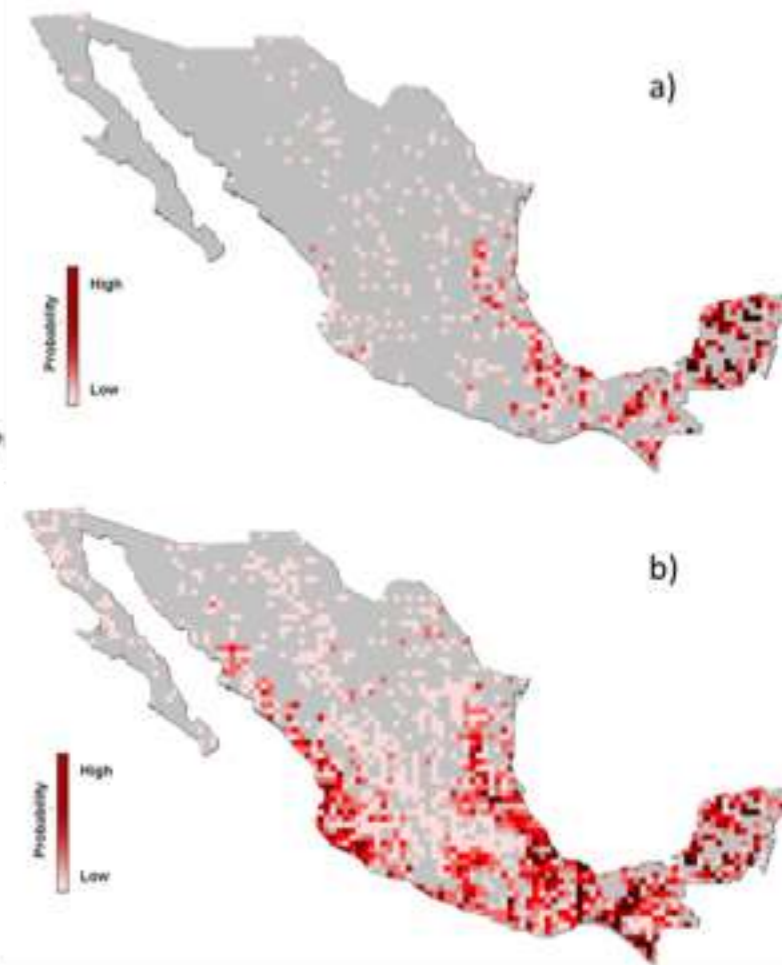
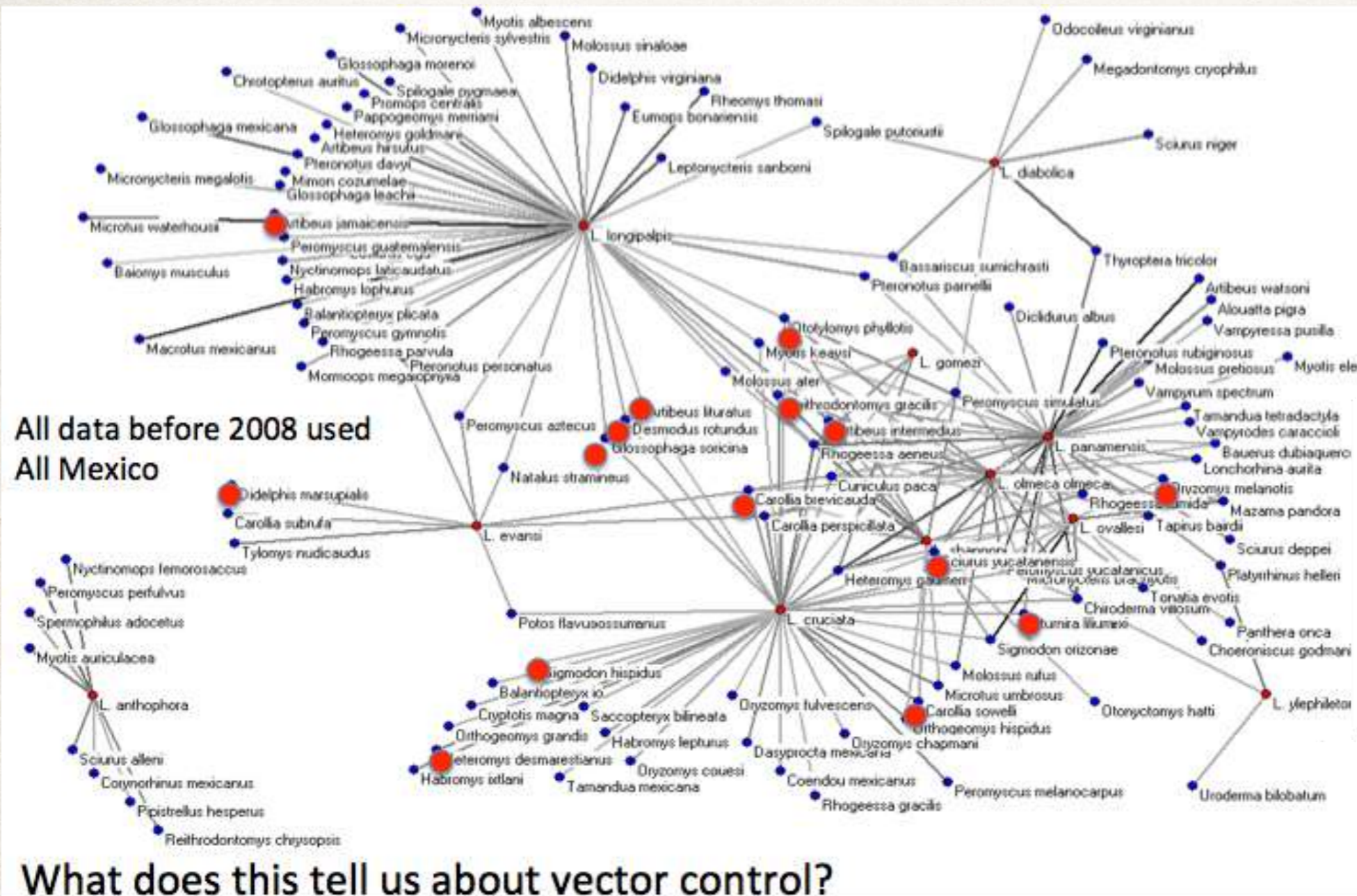


Biotic facilitation seems to be the norm. Species are not distributed randomly



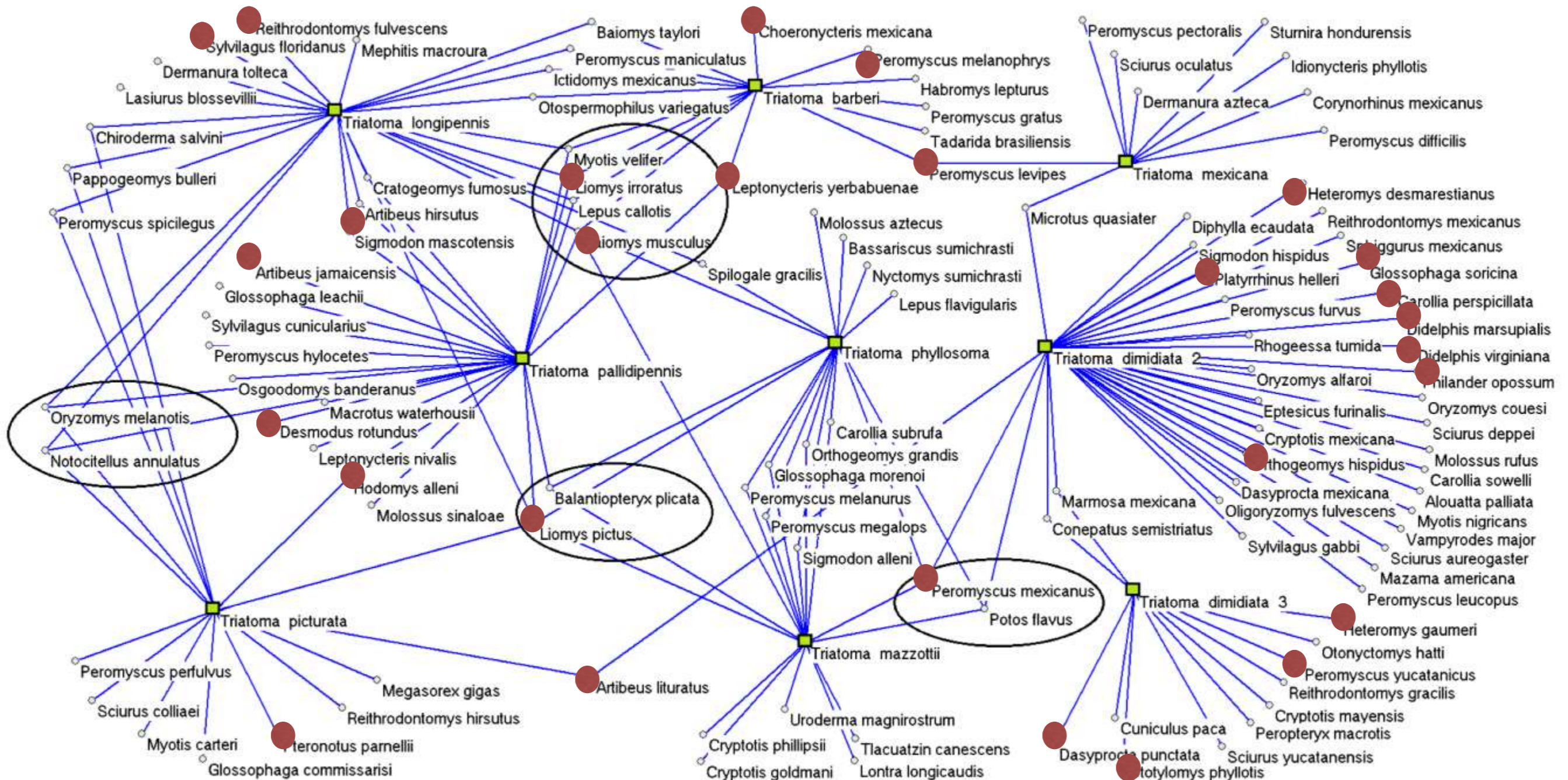


The Ecology of Leishmaniasis





The Ecology of Chagas

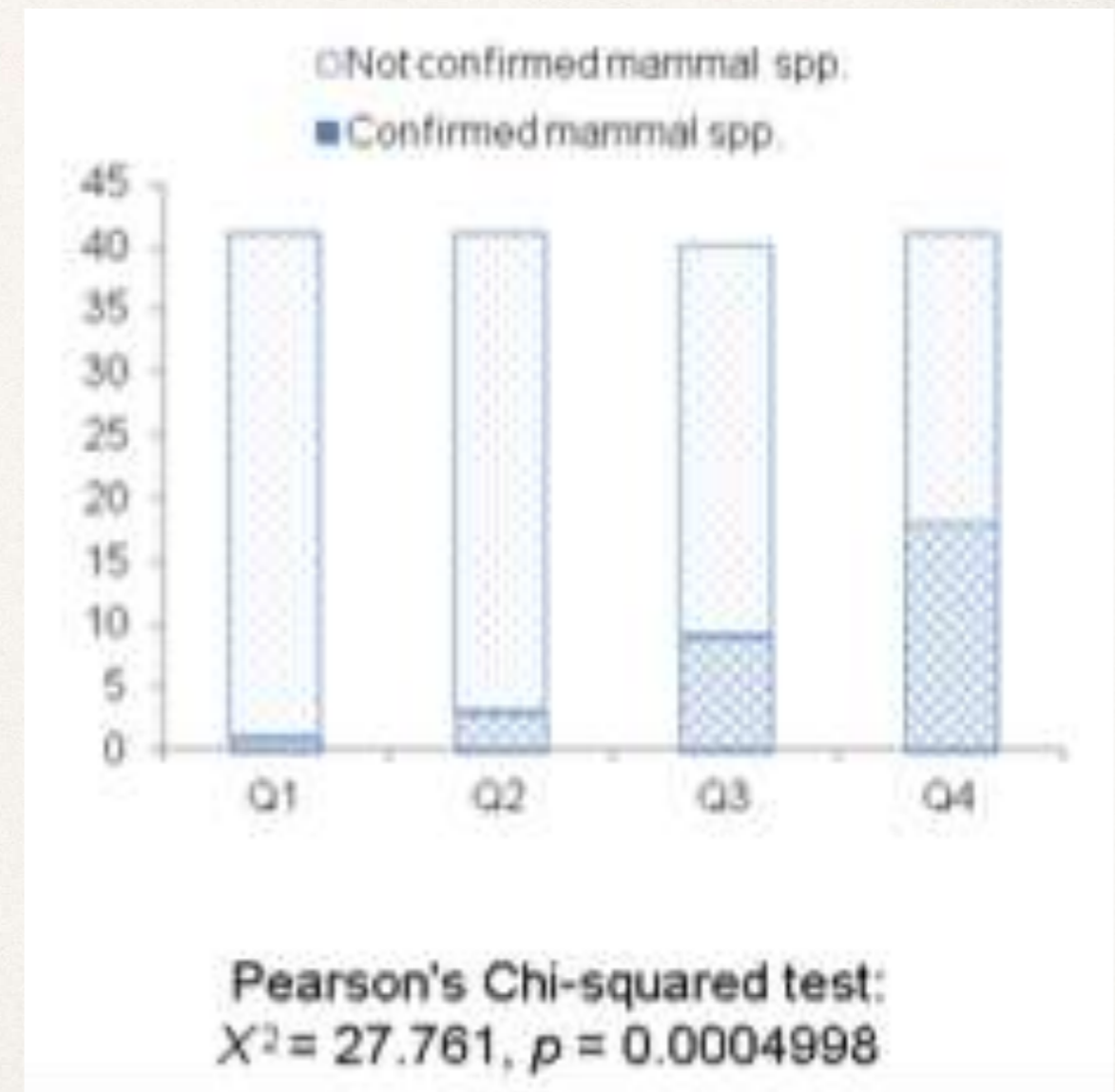




The Ecology of Chagas

CONFIRMED MAMMAL	Q	ε2
<i>Baiomys musculus</i> ^{a,b,c,d}	4	12.63
<i>Liomys irroratus</i> ^{a,b,c,d,e}	4	11.20
<i>Artibeus jamaicensis</i> ^{a,b}	4	10.57
<i>Glossophaga soricina</i> ^a	4	10.02
<i>Desmodus rotundus</i> ^b	4	9.91
<i>Peromyscus mexicanus</i> ^f	4	9.76
<i>Didelphis virginiana</i> ^{b,e,t,g}	4	9.76
<i>Leptonycteris yerbabuenae (curasoae)</i> ^b	4	8.91
<i>Sturnira lilium</i> ^{a,b}	4	8.64
<i>Orthogeomys hispidus</i> ^h	4	7.75
<i>Pteronotus parnellii</i> ^{a,b}	4	7.60
<i>Reithrodontomys fulvescens</i> ⁱ	4	7.52
<i>Sigmodon hispidus</i> ^{c,d,j}	4	7.01
<i>Didelphis marsupialis</i> ^{a,h,i}	4	6.60
<i>Carollia perspicillata</i> ^j	4	6.59
<i>Nasua narica</i> ^k	4	6.45
<i>Peromyscus leucopus</i> ^h	4	6.36
<i>Sigmodon mascotensis</i> ^o	4	6.33
<i>Tylomys nudicaudus</i> ⁱ	3	6.07
<i>Choeronycteris mexicana</i> ^a	3	6.06
<i>Peromyscus melanophrys</i> ^b	3	5.75
<i>Philander opossum</i> ^{o,j}	3	5.74
<i>Mephitis macroura</i> ^e	3	5.59
<i>Peromyscus levipes</i> ^{c,d}	3	5.26
<i>Dasypus novemcinctus</i> ^{l,j}	3	4.82
<i>Procyon lotor</i> ^{i,k}	3	4.26
<i>Hodomys alleni</i> ^l	3	3.74
<i>Sylvilagus floridanus</i> ^h	2	3.50
<i>Urocyon cinereoargenteus</i> ^h	2	3.42
<i>Heteromys desmarestianus</i> ^l	2	3.21
<i>Neotoma mexicana</i> ^{a,c}	1	2.64
<i>Dasyprocta punctata</i> ^h	-	NS
<i>Heteromys gaumeri</i> ^h	-	NS
<i>Lynx rufus</i> ^l	-	NS
<i>Neotoma micropus</i> ^l	-	NS
<i>Otospermophilus (Spermophilus) variegatus</i> ^b	-	NS
<i>Ototylomys phyllotis</i> ^{h,j}	-	NS
<i>Peromyscus yucatanicus</i> ^h	-	NS
<i>Soiioale anoustifrons (outorius)</i> ^h	-	NS

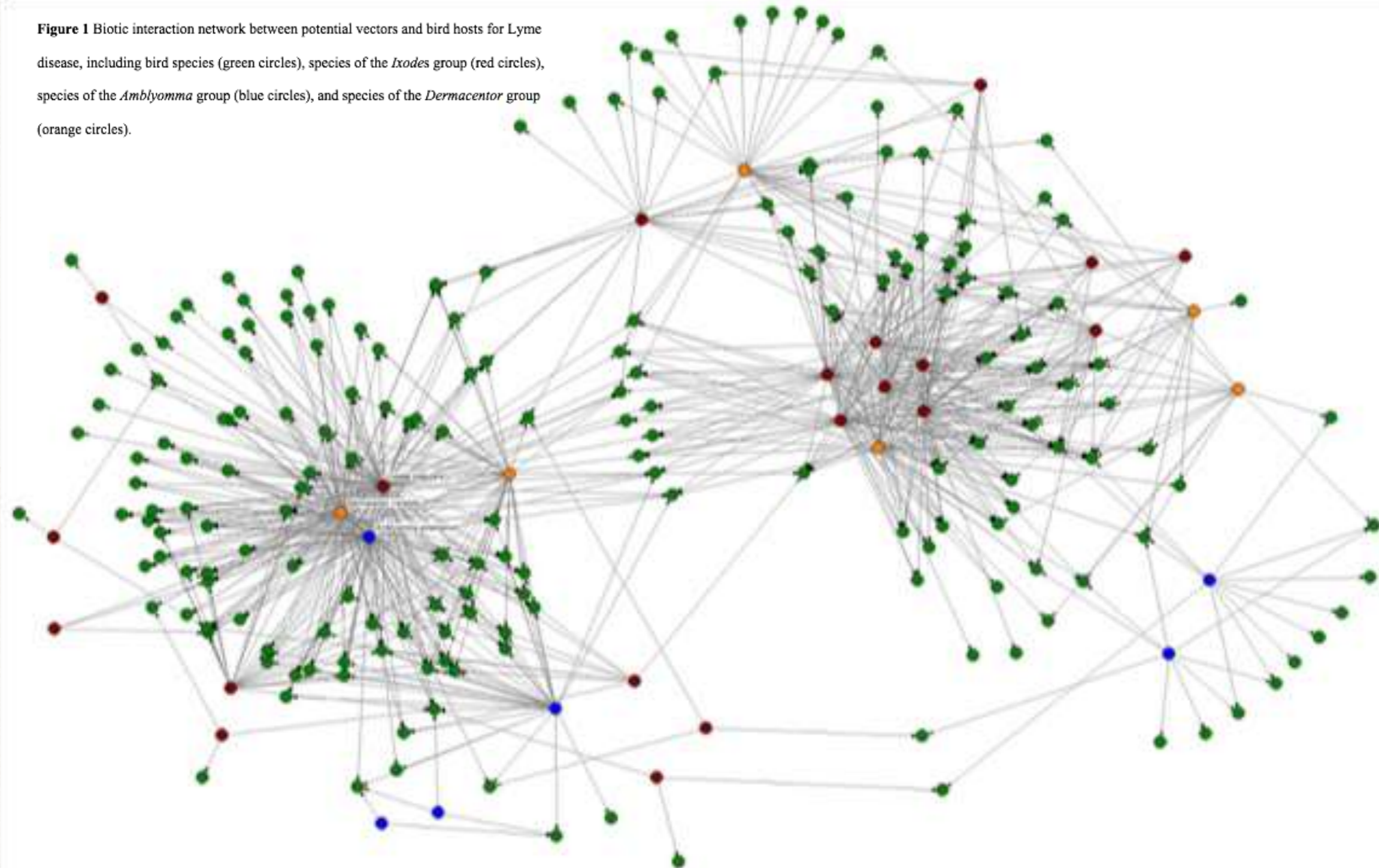
signifies also a confirmed host for Leishmania



The Ecology of Lyme

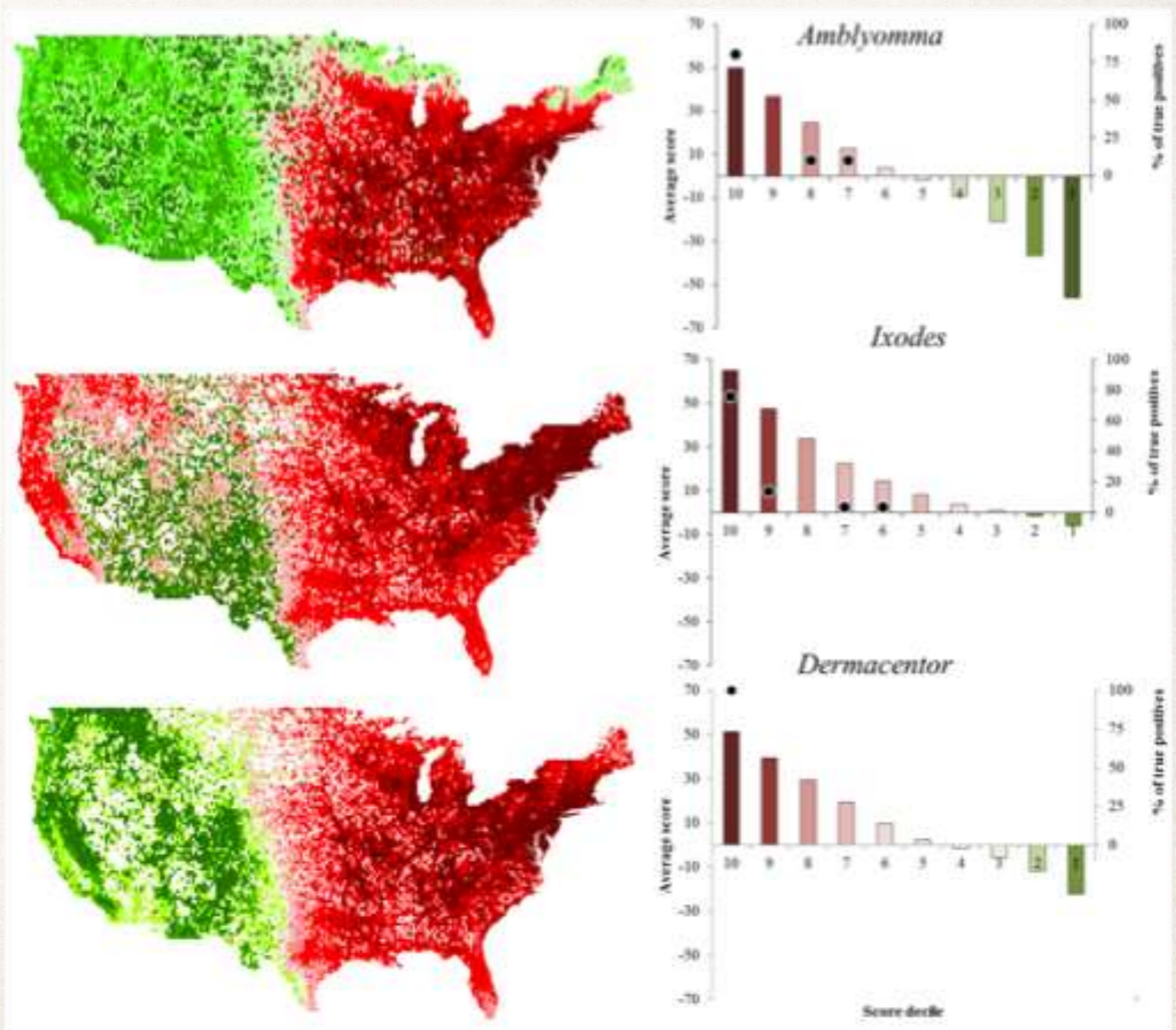
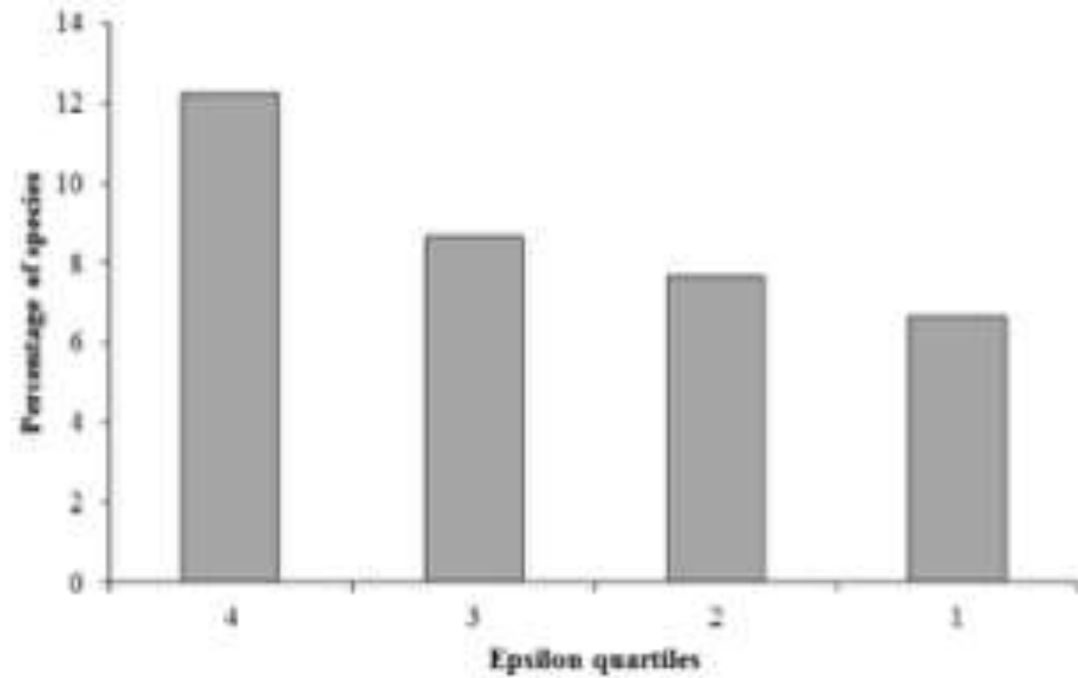


Figure 1 Biotic interaction network between potential vectors and bird hosts for Lyme disease, including bird species (green circles), species of the *Ixodes* group (red circles), species of the *Amblyomma* group (blue circles), and species of the *Dermacentor* group (orange circles).





The Ecology of Lyme



The Ecology of Dengue/CHIKV/ZIKV

Rank	Mammal	epsilon	Rank	Mammal	epsilon
1	<i>Glissonophaga soricina</i>	12.78	38	<i>Dasypus novemcinctus</i>	7.11
2	<i>Molossus rufus</i>	11.99	39	<i>Sigmodon hispidus</i>	7.02
3	<i>Artibeus jamaicensis</i> *	11.68	40	<i>Uroderma bilobatum</i>	6.82
4	<i>Liomys pictus</i>	11.06	41	<i>Leptomyscus curacaoe</i>	6.75
5	<i>Oryzomys conesi</i>	11.04	42	<i>Carollia perspicillata</i>	6.71
6	<i>Carollia subrigida</i>	10.49	43	<i>Centurio senex</i>	6.61
7	<i>Sturnira lilium</i>	10.28	44	<i>Sciurus colliaei</i>	6.59
8	<i>Artibeus lituratus</i> *	9.91	45	<i>Lontra longicaudis</i>	6.49
9	<i>Choeronycteris godmani</i>	9.42	46	<i>Didelphis marsupialis</i>	6.49
10	<i>Liomys salvini</i>	9.33	47	<i>Cratogeomys balleri</i>	6.35
11	<i>Oligoryzomys fulvescens</i>	9.15	48	<i>Carollia howelli</i> *	6.27
12	<i>Dermomura phaeotis</i>	9.12	49	<i>Myotis elegans</i>	6.12
13	<i>Rhogeessa tumida</i>	9.06	50	<i>Myotis nigricans</i> *	6.06
14	<i>Pteronotus personatus</i>	9.05	51	<i>Sigmodon arizonae</i>	6.00
15	<i>Batomys musculus</i>	8.97	52	<i>Rhynchonycteris naso</i>	5.95
16	<i>Glissonophaga comitissarisi</i>	8.80	53	<i>Tlacuatzin canescens</i>	5.87
17	<i>Didelphis virginiana</i>	8.58	54	<i>Leopardus pardalis</i>	5.84
18	<i>Pteronotus parnellii</i> *	8.58	55	<i>Calurumys derbianus</i>	5.78
19	<i>Orthogeomys hispidus</i>	8.53	56	<i>Molossus molossus</i>	5.76
20	<i>Sciurus aureogaster</i>	8.52	57	<i>Oryzomys rostratus</i>	5.76
21	<i>Molossus stealoeae</i>	8.51	58	<i>Osgoodomys banderanus</i>	5.76
22	<i>Desmodus rotundus</i>	8.23	59	<i>Myotis carteri</i>	5.66
23	<i>Saccopteryx bilineata</i>	8.22	60	<i>Micronycteris microtis</i>	5.52
24	<i>Lasiurus intermedius</i>	8.15	61	<i>Sylvilagus brasiliensis</i>	5.47
25	<i>Phyllotisomys discolor</i>	8.12	62	<i>Sylvilagus floridanus</i>	5.37
26	<i>Philander opossum</i>	8.10	63	<i>Spermophilus annulatus</i>	5.36
27	<i>Peromyscus gymnotis</i>	7.90	64	<i>Peromyscus leucopus</i>	5.30
28	<i>Balantiopteryx plicata</i>	7.81	65	<i>Conepatus leuconotus</i>	5.30
29	<i>Eptesicus furinatis</i>	7.69	66	<i>Chaetodipus pernix</i>	5.27
30	<i>Pteronotus dayi</i>	7.55	67	<i>Sciurus yucatanensis</i>	5.23
31	<i>Dermomura tolteca</i>	7.48	68	<i>Sigmodon mascotensis</i>	5.13
32	<i>Sciurus variegatoides</i>	7.48	69	<i>Eira barbata</i>	5.12
33	<i>Marmosops megalophylla</i>	7.45	70	<i>Ateles geoffroyi</i>	5.11
34	<i>Oryzomys melanotis</i>	7.42	71	<i>Neotoma phenax</i>	5.07
35	<i>Artibeus intermedius</i>	7.40	72	<i>Noctilio leporinus</i>	5.06
36	<i>Chaetodipus arizonae</i>	7.20	73	<i>Reithrodontomys fulvescens</i>	4.95
37	<i>Nasua narica</i>	7.18			



Risk map for Aedes Aegypti from biotic model

Making the Methodology Available

Bienvenido a la Plataforma de exploración de datos ecológicos del C3 y la CONABIO.

¿Que deseas modelar?

Nicho ecológico

Comunidad ecológica

<http://geoportal.conabio.gob.mx/charlie/index.html>

Conclusions and questions

- ❖ Obesity and type 2 diabetes as diseases are Complex Adaptive Systems
- ❖ CAS are highly multi-factorial and not “predictable” in the standard sense
- ❖ Present day science hasn't the tools or conceptual framework with which to deal with CAS.
- ❖ Why do we make bad decisions? Are we irrational? Why do we cheat ourselves? What is plastic in our behaviour and how plastic is it?

Los alimentos...

Verduras y Hortalizas:			
Sopa o caldo con verduras	Crema de verduras	Jitomate	Hojas Verdes
Chayote	Zanahoria	Calabacita	Brocoli o coliflor
Col	Ejotes	Elote	Lechuga
Nopales	Pepino	Aguacate	Otra verdure
Papas cocida	Bebidas Nutrivida del programa OPORTUNIDADES		

Cereales y granos:		
Cacahuates, habas o pepitas	Sopa de pasta a	Sopa de pasta b
Tortillas de harina MASECA o MINSA	Tortilla de mesa (comprada)	Tortilla de harina de trigo
Lenteja, garbanzo, haba amarilla o alubia	Frijoles a	Frijoles b
Tortillas de nixtamal	Arroz	Pan blanco
Pan integral	Galletas saladas	Selección de cereal de caja

Azucres y grasas:		
Refresco normal	Refresco dieta	Margarina
Jugos o aguas de fruta con azucar	Te con azucar	Chocolate
Bebidas o aguas de sabor con azucar	Cafes con azucar	Frituras
Agregado a la leche azucar	Pastelillos y donas indust.	Crema
Agregado a la leche chocolate u otro saborizante	Galletas dulces	Mantequilla
Azucar por ejemplo en fresas o platanos con crema	Gelatina, Flan	Mayonesa
Pan dulce (excepto donas y churros)	Barras de cereal	Dulce
Donas y churros de panaderia	Pastel o pay	Platano frito

Lacteos:			
Leche liconsa	Otra Leche	Leche preparada de sabor	Queso
Yogurt	Danonino o similar	Yakult o similar	

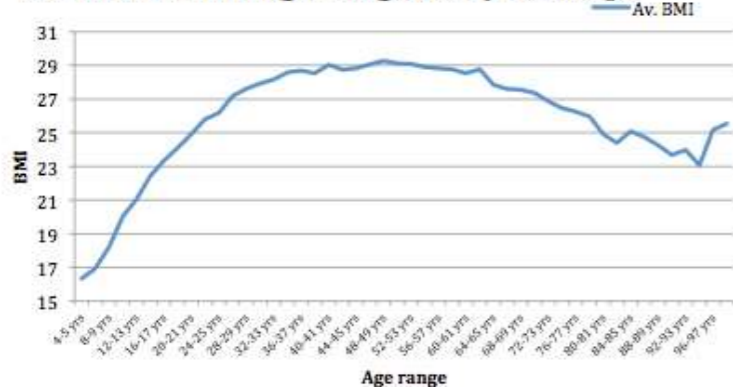
Carnes, pescados, huevos y legumbres secas:			
Carne de Puerco	Carne de res	Carne de res seca (machaca)	Longaniza o chorizo
Pollo a	Pollo b	Pollo c	Huevo a
Huevo b	Pescardo fresco	Pescardo seco	Atun y sardine
Algun marisco (camaron, ostiones, etc.)			
Salchicha de Puerco, pavo o combinado, jamon de Puerco o pavo o mortadela (a parte de en otro)			

Frutas frescas:			
Jugos naturales sin azucar	Platano	Jicama	Naranja o mandarina
Manzana o pera	Melon o sandia	Guayaba	Mango
Papaya	Pina	Toronja	Fresa
Otra fruta			

Fast food:			
Torta o sandwich	Hamburguesa	Pizza	Hot dog
Pozole	Tamal	Atole de maiz	
Sopes, quesadillas, enchiladas, tacos o gorditas de comal (sin freir)			
Sopes, quesadillas, enchiladas, tacos o gorditas frito			

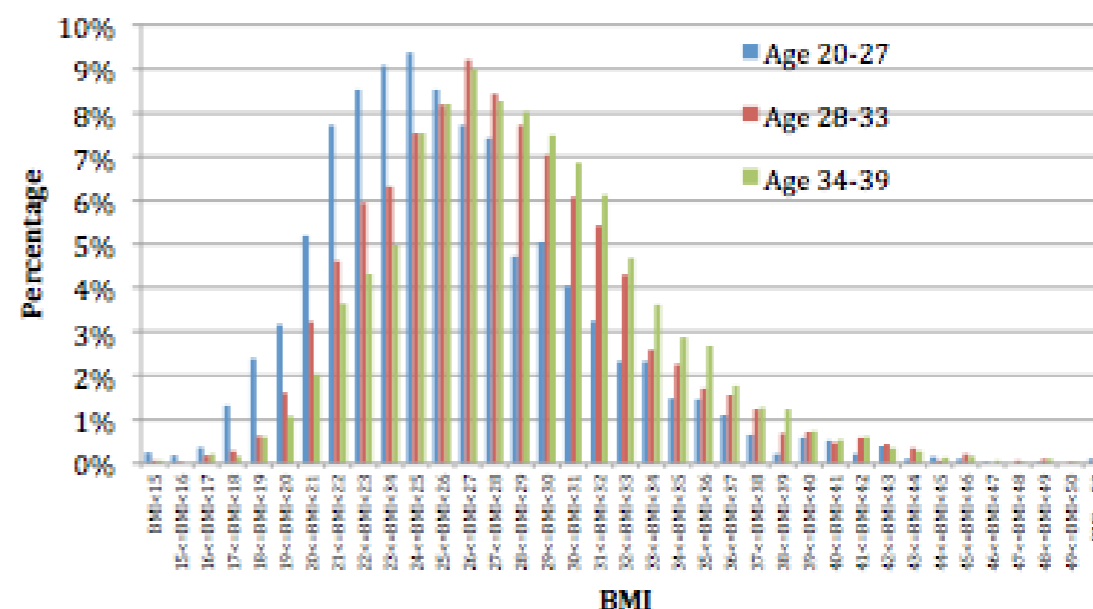
How the “healthy” become unhealthy and they/we don't know

Av. BMI for full age range in 2 year steps

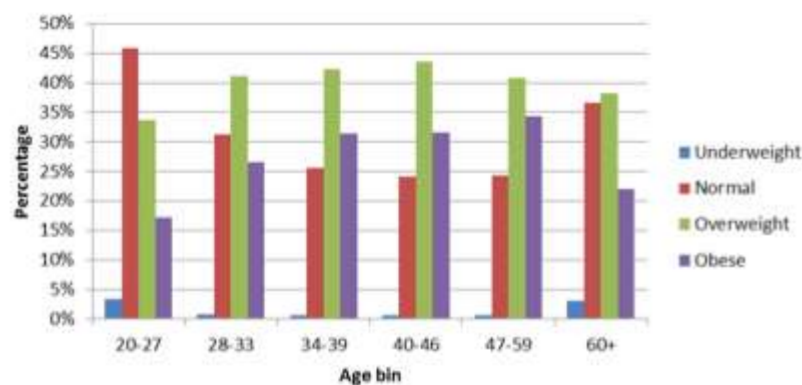


Here we analyse the “healthy” (undiagnosed diabetes/obesity) and see how they become unhealthy in terms of BMI.

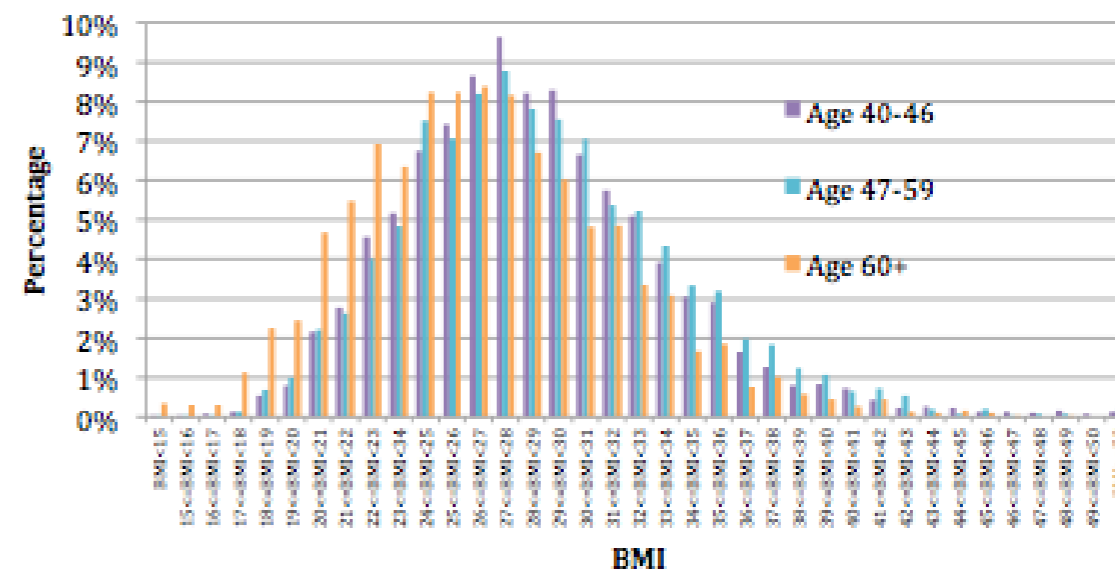
BMI distribution across first three coarse grained age groups



Percentage distribution of BMI categories for coarse grained ages



BMI distribution across coarse grained age groups



Average BMI of 'Healthy' adults for coarse grained age

