



The Human Conductome: Understanding why we make “bad” decisions

Chris Stephens,

Coordinador Ciencia de los Datos C3 y Investigador Titular C, ICN, UNAM
Simposio
15 de junio 2018

FIVE NOVELS IN ONE OUTRAGEOUS VOLUME

DOUGLAS ADAMS

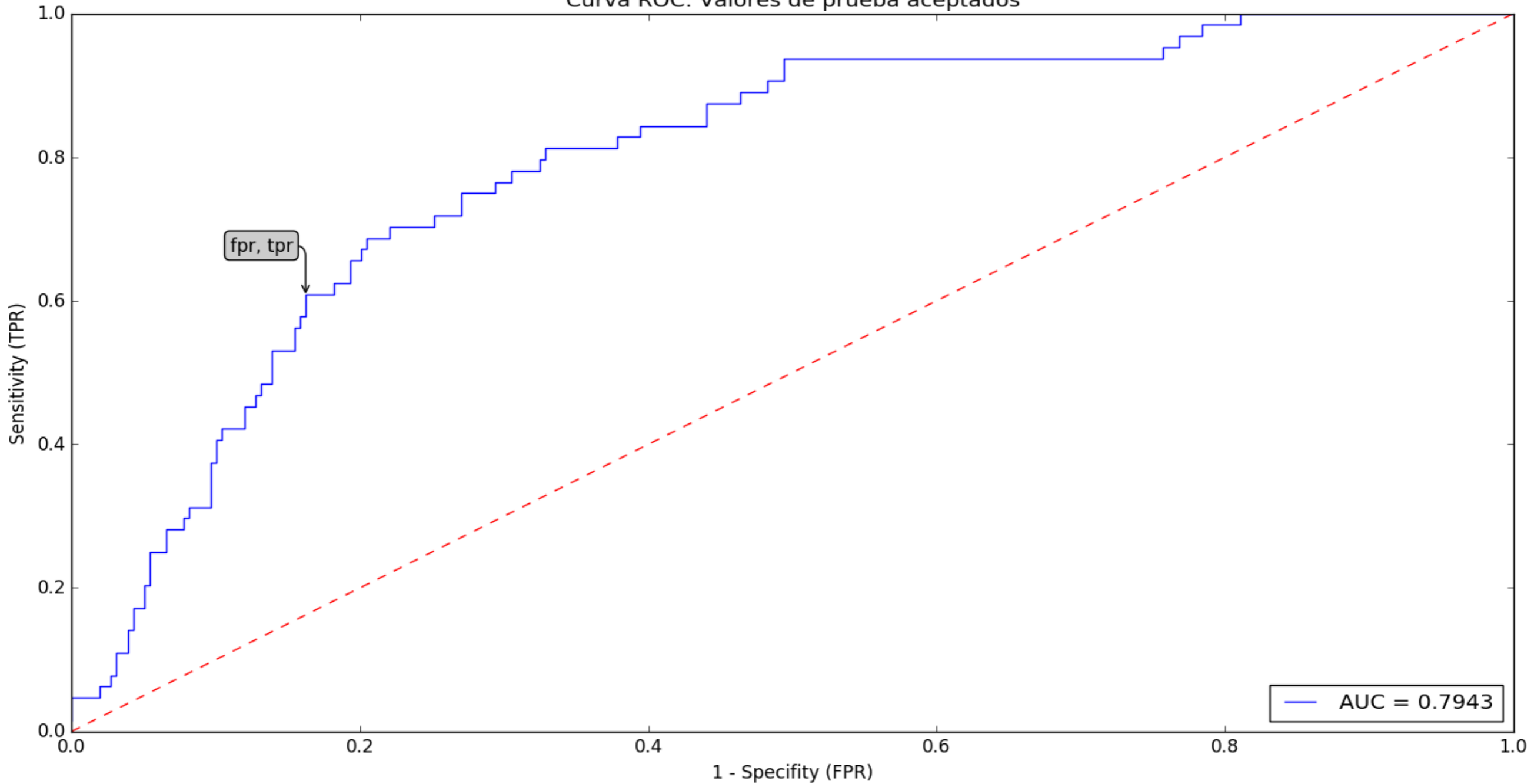


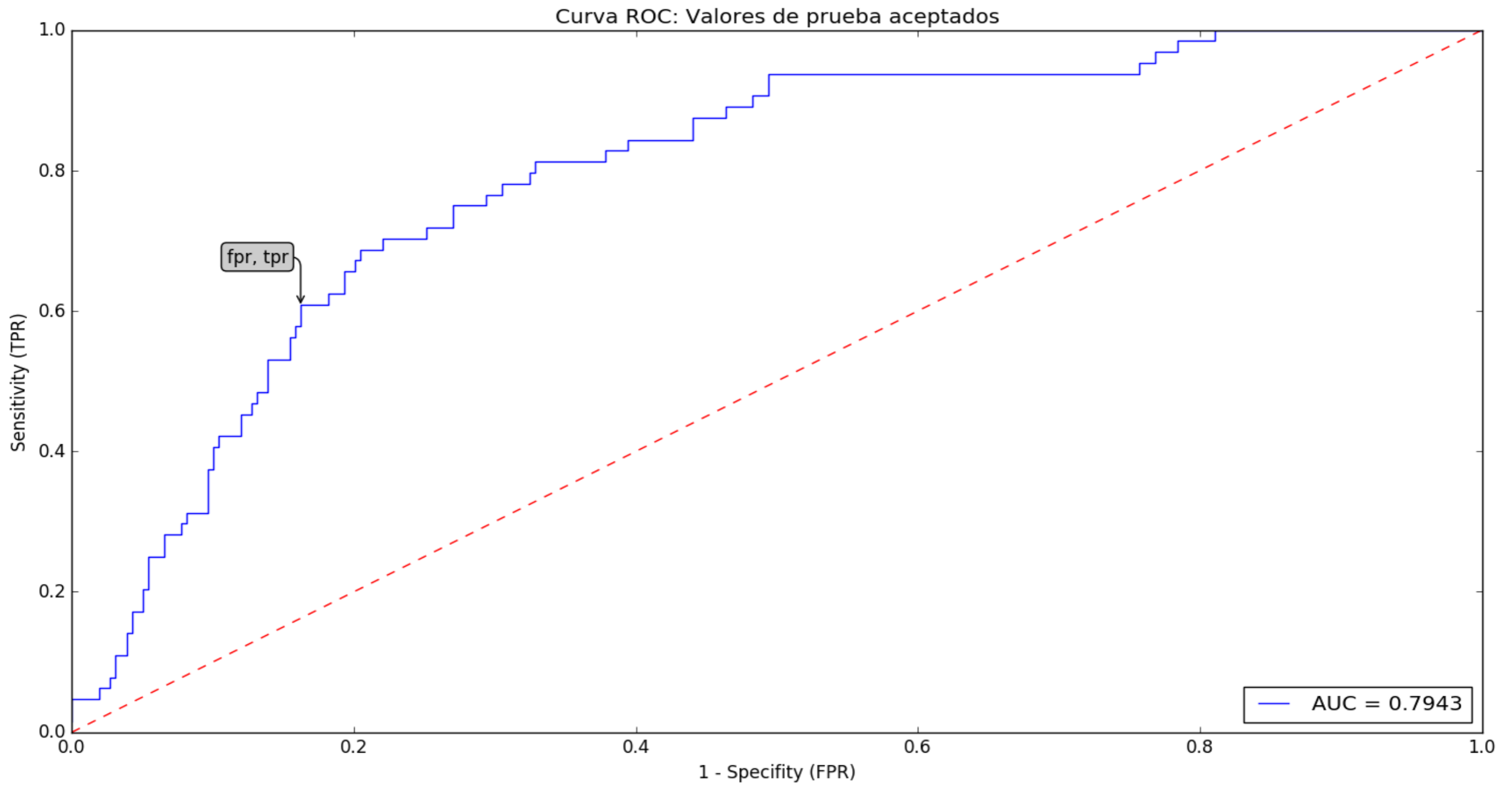
THE ULTIMATE
HITCHHIKER'S
GUIDE TO
THE GALAXY

THE ULTIMATE ANSWER
TO LIFE, THE UNIVERSE
AND EVERYTHING IS

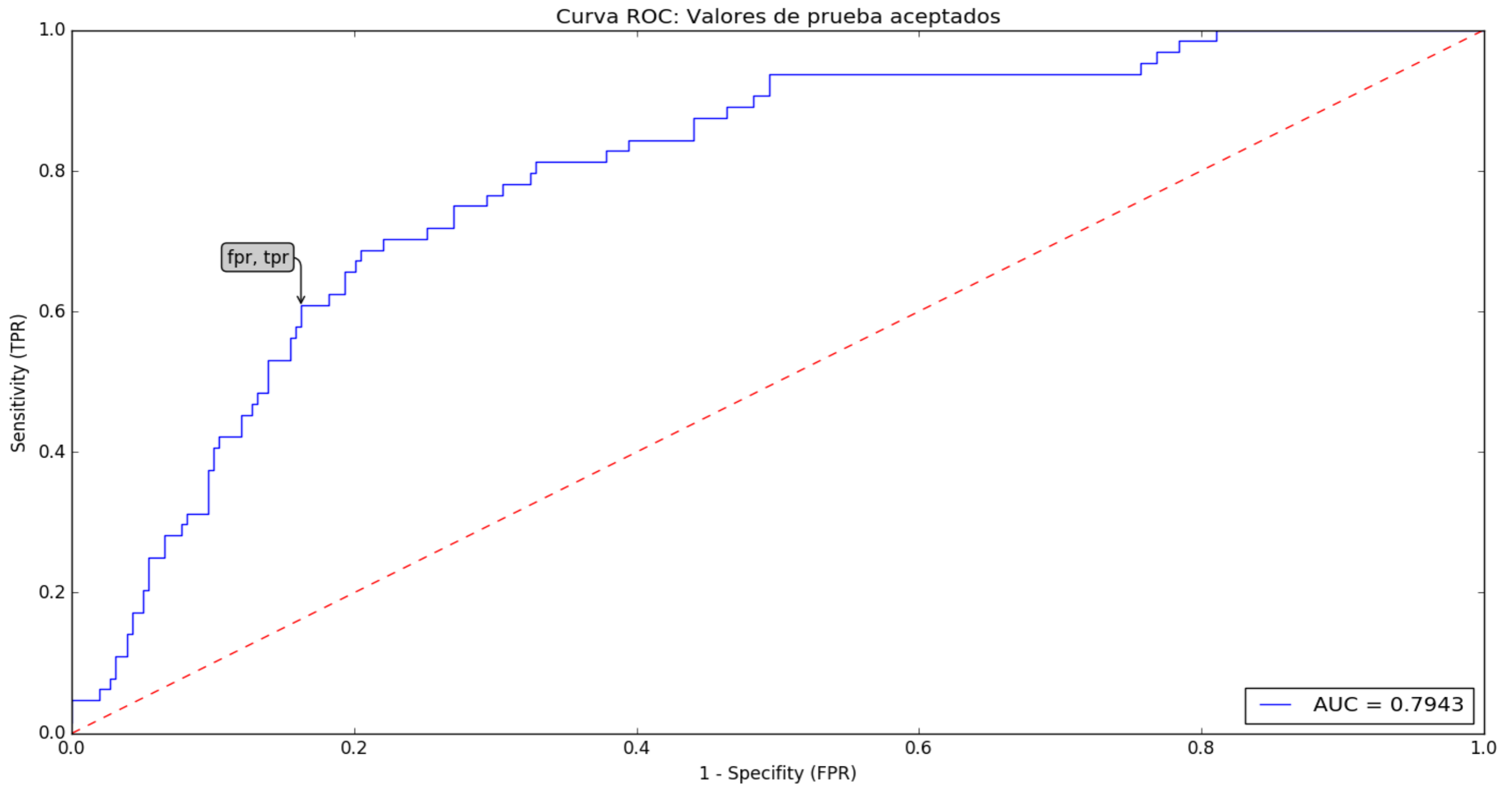
42

Curva ROC: Valores de prueba aceptados





= 42



= 42

Predictive model
for obesity...



Results from predictive models * based on data from a study of 1,076 non-academics and academics from the UNAM:

2,524 variables - Genetic, epidemiological, physiological,...

Epidemiological: Personal (81), **Personal history** (130), **Family History** (548), Self-health evaluation (226), **Nutrition** (220), **Lifestyle** (390), Health knowledge (293)

Genetic (772)

Anthropometric and physiological (49)

* Models are classification models of Naive Bayes type. Model performance is based on a 70/30 training/test split

Nutrition	
Specificity (TNR)	83.40%
1 – Specificity (SPC)	16.60%
Sensitivity (FPR)	29.69%
Accuracy (ACC)	72.76%
AUC ROC	0.63
Lifestyle	
Specificity (TNR)	84.17%
1 – Specificity (SPC)	15.83%
Sensitivity (FPR)	31.25%
Accuracy (ACC)	73.68%
AUC ROC	0.70
Lifestyle and Nutrition	
Specificity (TNR)	78.38%
1 – Specificity (SPC)	21.62%
Sensitivity (FPR)	46.88%
Accuracy (ACC)	72.14%
AUC ROC	0.71
Lifestyle and Nutrition and Personal and Family History	
Specificity (TNR)	81.08%
1 – Specificity (SPC)	18.92%
Sensitivity (FPR)	51.56%
Accuracy (ACC)	75.23%
AUC ROC	0.76

A	B	C	D	E	F	G	H	I	J
Variable	Valor	Epsilon	Nx	Nxc	N	Nc	Pc	Pcx	Descripción
AAedad	1	-4.1765	122	7	1076	228	0.2119	0.0574	Edad : 19 - 27
AAedad	2	-2.7892	145	17	1076	228	0.2119	0.1172	Edad : 28 - 32
AAedad	3	0.1580	138	30	1076	228	0.2119	0.2174	Edad : 33 - 37
AAedad	4	2.2954	133	39	1076	228	0.2119	0.2932	Edad : 38 - 42
AAedad	5	1.8754	137	38	1076	228	0.2119	0.2774	Edad : 43 - 47
AAedad	6	1.4875	128	34	1076	228	0.2119	0.2656	Edad : 48 - 52
AAedad	7	1.6079	134	36	1076	228	0.2119	0.2687	Edad : 53 - 58
AAedad	8	-0.5093	139	27	1076	228	0.2119	0.1942	Edad : 59 - 81
Aestado	DF	-0.2242	981	205	1076	228	0.2119	0.2090	Estado : DF
Aestado	EMex	0.7328	86	21	1076	228	0.2119	0.2442	Estado : Estado de México
Aestado	Guan	-0.5185	1	0	1076	228	0.2119	0.0000	Estado : Guanajuato
Aestado	Hid	-0.7333	2	0	1076	228	0.2119	0.0000	Estado : Hidalgo
Aestado	Mlch	1.9285	1	1	1076	228	0.2119	1.0000	Estado : Michoacan
Aestado	Mor	0.1865	4	1	1076	228	0.2119	0.2500	Estado : Morelos
Aestado	Pue	-0.5185	1	0	1076	228	0.2119	0.0000	Estado : Puebla
AIMC	1	-2.7438	28	0	1076	228	0.2119	0.0000	IMC calculado <18.5 : 1
AIMC	2	-10.6645	423	0	1076	228	0.2119	0.0000	IMC calculado 18.5-25 : 2
AIMC	3	-10.3315	397	0	1076	228	0.2119	0.0000	IMC calculado 25-30 : 3
AIMC	4	24.7727	165	165	1076	228	0.2119	1.0000	IMC calculado 30-35: 4
AIMC	5	12.9371	45	45	1076	228	0.2119	1.0000	IMC calculado 35-39 : 5
AIMC	6	8.1821	18	18	1076	228	0.2119	1.0000	IMC calculado >=40 : 6
Apuesto	Acade	-2.8129	234	32	1076	228	0.2119	0.1368	Puesto: Academico
Apuesto	Admin	1.2288	74	20	1076	228	0.2119	0.2703	Puesto: Personal Administrativo
Apuesto	Asi	0.1857	54	12	1076	228	0.2119	0.2222	Puesto: Asistente
Apuesto	Coo	-1.6397	10	0	1076	228	0.2119	0.0000	Puesto: Coordinador
Apuesto	E	-2.3817	52	4	1076	228	0.2119	0.0769	Puesto: Estudiante

Variable	Valor	Epsilon	Nx	Nxc	N	Nc	Pc	Pcx	Descripción
Abrazo	1	1.726919	6	3	1076	228	0.2119	0.5	Medida del brazo = 0 : 1
Abrazo	2	-7.3526447	246	5	1076	228	0.2119	0.0203	Medida del brazo (0,25] : 2
Abrazo	3	-4.6093617	294	30	1076	228	0.2119	0.102	Medida del brazo (25,27] : 3
Abrazo	4	-0.9549931	261	49	1076	228	0.2119	0.1877	Medida del brazo (27,29] : 4
Abrazo	5	12.532857	269	141	1076	228	0.2119	0.5242	Medida del brazo >= 29 : 5
Acintura	1	-6.9373884	179	0	1076	228	0.2119	0	Medida de cintura <= 80 : 1
Acintura	2	-5.7028106	181	7	1076	228	0.2119	0.0387	Medida de cintura (80,87) : 2
Acintura	3	-5.6636574	195	9	1076	228	0.2119	0.0462	Medida de cintura [87,91] : 3
Acintura	4	-4.0486085	187	17	1076	228	0.2119	0.0909	Medida de cintura (91, 97) : 4
Acintura	5	3.9869034	180	60	1076	228	0.2119	0.3333	Medida de cintura [97, 104) : 5
Acintura	6	20.18603	154	135	1076	228	0.2119	0.8766	Medida de cintura >=104 : 6
Apeso	1	-4.1481981	64	0	1076	228	0.2119	0	Medida del peso <= 50 : 1
Apeso	2	-6.8594378	175	0	1076	228	0.2119	0	Medida del peso (50, 57] : 2
Apeso	3	-6.2619858	173	3	1076	228	0.2119	0.0173	Medida del peso (57, 63] : 3
Apeso	4	-4.3473453	164	12	1076	228	0.2119	0.0732	Medida del peso (63, 68] : 4
Apeso	5	-1.2457714	168	29	1076	228	0.2119	0.1726	Medida del peso (68, 74] : 5
Apeso	6	4.9049874	166	61	1076	228	0.2119	0.3675	Medida del peso (74, 82] : 6
Apeso	7	16.680629	166	123	1076	228	0.2119	0.741	Medida del peso >82 : 7
Atalla	1	4.9555267	105	43	1076	228	0.2119	0.4095	Medida de estatura < 1.5 : 1
Atalla	2	-0.5645166	409	82	1076	228	0.2119	0.2005	Medida de estatura [1.5,1.6) : 2
Atalla	3	-1.1460552	353	66	1076	228	0.2119	0.187	Medida de estatura [1.6, 1.7) : 3
Atalla	4	-0.8280514	182	34	1076	228	0.2119	0.1868	Medida de estatura [1.7,1.8) : 4
Atalla	5	-1.2815154	27	3	1076	228	0.2119	0.1111	Medida de estatura [1.8, 1.9) : 5
Atalla	6	-1.2701211	6	0	1076	228	0.2119	0	Medida de estatura >= 1.9 : 6
Atemp	1	1.9275253	3	2	1076	228	0.2119	0.6667	Medida de temperatura <=30 : 1
Atemp	2	-1.605104	68	9	1076	228	0.2119	0.1324	Medida de temperatura (30, 35.5] : 2

Variable	Valor epsilon	Nx	Nxc	N	Nc	Pc	Pcx	Descripción	
Aami_edadpp	1	-0.57626	175	34	1075	228	0.21209302	0.19428571	Edad promedio de amigos cercanos <= 25 años : 1
Aaml_edadpp	2	-1.95946	93	12	1075	228	0.21209302	0.12903226	Edad promedio de amigos cercanos (25,28] años : 2
Aami_edadpp	3	-2.17087	98	12	1075	228	0.21209302	0.12244898	Edad promedio de amigos cercanos (28,31] años : 3
Aami_edadpp	4	0.405961	87	20	1075	228	0.21209302	0.22988506	Edad promedio de amigos cercanos (31,34] años : 4
Aaml_edadpp	5	-0.1976	74	15	1075	228	0.21209302	0.2027027	Edad promedio de amigos cercanos (34,36] años : 5
Aami_edadpp	6	1.008639	90	23	1075	228	0.21209302	0.25555556	Edad promedio de amigos cercanos (36,39] años : 6
Aami_edadpp	7	2.838212	97	32	1075	228	0.21209302	0.32989691	Edad promedio de amigos cercanos (39,43] años : 7
Aaml_edadpp	8	1.242397	103	27	1075	228	0.21209302	0.26213592	Edad promedio de amigos cercanos (43,47] años : 8
Aami_edadpp	9	-0.63709	107	20	1075	228	0.21209302	0.18691589	Edad promedio de amigos cercanos (47,52] años : 9
Aami_edadpp	10	-0.28064	90	18	1075	228	0.21209302	0.2	Edad promedio de amigos cercanos (52,59] años : 10
Aaml_edadpp	11	0.645939	61	15	1075	228	0.21209302	0.24590164	Edad promedio de amigos cercanos > 59 años : 11
Aamigos_diab	0	-0.63445	938	191	1075	228	0.21209302	0.20362473	Número de amigos diabeticos
Aamigos_diab	1	2.145029	104	31	1075	228	0.21209302	0.29807692	Número de amigos diabeticos
Aamigos_diab	2	-1.20629	26	3	1075	228	0.21209302	0.11538462	Número de amigos diabeticos
Aamlgos_dlab	3	-1.03766	4	0	1075	228	0.21209302	0	Número de amigos diabeticos
Aamigos_diab	4	2.72577	2	2	1075	228	0.21209302	1	Número de amigos diabeticos
Aamigos_diab	5	1.927411	1	1	1075	228	0.21209302	1	Número de amigos diabeticos
Aamlgos_sobre	0	0.289564	413	90	1075	228	0.21209302	0.21791768	Número de amigos con sobrepeso
Aamigos_sobre	1	-0.04007	322	68	1075	228	0.21209302	0.21118012	Número de amigos con sobrepeso
Aamigos_sobre	2	0.616345	182	42	1075	228	0.21209302	0.23076923	Número de amigos con sobrepeso
Aamlgos_sobre	3	-1.56993	90	13	1075	228	0.21209302	0.14444444	Número de amigos con sobrepeso
Aamigos_sobre	4	0.199689	40	9	1075	228	0.21209302	0.225	Número de amigos con sobrepeso
Aamigos_sobre	5	0.84319	13	4	1075	228	0.21209302	0.30769231	Número de amigos con sobrepeso
Aamlgos_sobre	6	-0.6026	8	1	1075	228	0.21209302	0.125	Número de amigos con sobrepeso
Aamlgos_sobre	7	-0.2722	6	1	1075	228	0.21209302	0.16666667	Número de amigos con sobrepeso
Aamigos_sobre	8	-0.51883	1	0	1075	228	0.21209302	0	Número de amigos con sobrepeso

Variable	Valor	Epsilon	Nx	Nxc	N	Nc	Pc	Pxc	Descripción
Aedad_asma	0	-0.03096	1026	217	1076	228	0.2119	0.2115	Sin ser diagnosticados con asma
Aedad_asma	1	-0.68949	31	5	1076	228	0.2119	0.16129	Edad en que fueron diagnosticados con asma (0,18] : 1
Aedad_asma	2	0.51471	3	1	1076	228	0.2119	0.33333	Edad en que fueron diagnosticados con asma (18,25] : 2
Aedad_asma	3	1.23153	11	4	1076	228	0.2119	0.36364	Edad en que fueron diagnosticados con asma (25,40] : 3
Aedad_asma	4	0.18649	4	1	1076	228	0.2119	0.25	Edad en que fueron diagnosticados con asma (40,55] : 4
Aedad_asma	5	-0.51852	1	0	1076	228	0.2119	0	Edad en que fueron diagnosticados con asma (55,70] : 5
Aedad_cardi	0	-0.27232	1022	213	1076	228	0.2119	0.20841	Sin ser diagnosticados con problemas cardiacos
Aedad_cardi	1	-1.71975	11	0	1076	228	0.2119	0	Edad en que fueron diagnosticados con problemas cardiacos (0,18] :
Aedad_cardi	2	1.41002	4	2	1076	228	0.2119	0.5	Edad en que fueron diagnosticados con problemas cardiacos (18,25] :
Aedad_cardi	3	1.10819	19	6	1076	228	0.2119	0.31579	Edad en que fueron diagnosticados con problemas cardiacos (25,40] :
Aedad_cardi	4	2.20261	13	6	1076	228	0.2119	0.46154	Edad en que fueron diagnosticados con problemas cardiacos (40,55] :
Aedad_cardi	5	-0.27111	6	1	1076	228	0.2119	0.16667	Edad en que fueron diagnosticados con problemas cardiacos (55,70] :
Aedad_cardi	6	-0.51852	1	0	1076	228	0.2119	0	Edad en que fueron diagnosticados con problemas cardiacos > 70] :
Aedad_cmama	0	-0.06603	1066	225	1076	228	0.2119	0.21107	Sin ser diagnosticados con cancer de mama
Aedad_cmama	1	-0.51852	1	0	1076	228	0.2119	0	Edad en que fueron diagnosticados con cancer de mama (0,18] :
Aedad_cmama	3	-0.7333	2	0	1076	228	0.2119	0	Edad en que fueron diagnosticados con cancer de mama (25,40] :
Aedad_cmama	4	1.02927	5	2	1076	228	0.2119	0.4	Edad en que fueron diagnosticados con cancer de mama (40,55] :
Aedad_cmama	5	0.99704	2	1	1076	228	0.2119	0.5	Edad en que fueron diagnosticados con cancer de mama (55,70] :
Aedad_coles	0	-0.65591	781	158	1076	228	0.2119	0.2023	Sin ser diagnosticados con colesterol alto
Aedad_coles	1	-1.37189	7	0	1076	228	0.2119	0	Edad en que fueron diagnosticados con colesterol alto (0,18] :
Aedad_coles	2	0.69821	22	6	1076	228	0.2119	0.27273	Edad en que fueron diagnosticados con colesterol alto (18,25] :
Aedad_coles	3	1.66656	100	28	1076	228	0.2119	0.28	Edad en que fueron diagnosticados con colesterol alto (25,40] :
Aedad_coles	4	0.08299	135	29	1076	228	0.2119	0.21481	Edad en que fueron diagnosticados con colesterol alto (40,55] :
Aedad_coles	5	0.18953	31	7	1076	228	0.2119	0.22581	Edad en que fueron diagnosticados con colesterol alto (55,70] :
Aedad_colon	0	-0.05882	1075	227	1076	228	0.2119	0.21116	Sin ser diagnosticado con problemas de colon
Aedad_colon	4	1.92855	1	1	1076	228	0.2119	1	Edad en que fueron diagnosticados con problemas de colon (40,55] :

Variable	Valor	Epsilon	Nx	Nxc	N	Nc	Pc	Pxc	Descripción
Acal_agua	-1	2.8756	453	121	1076	228	0.212	0.267	No sabe el número de calorías que tiene el agua : -1
Acal_agua	0	-2.4813	567	96	1076	228	0.212	0.169	El agua contiene 0 calorías : 0
Acal_agua	1	-0.3396	27	5	1076	228	0.212	0.185	El agua contiene de 1 a 20 calorías : 1
Acal_agua	2	-0.0659	29	6	1076	228	0.212	0.207	El agua contiene más de 20 calorías : 2
Acal_hamb	-1	0.7938	705	158	1076	228	0.212	0.224	No sabe cuantas calorías tiene una hamburguesa : -1
Acal_hamb	0	-0.8981	3	0	1076	228	0.212	0	Las hamburguesas contienen 0 calorías : 0
Acal_hamb	1	0.684	18	5	1076	228	0.212	0.278	Las hamburguesas contienen [1, 100) calorías : 1
Acal_hamb	2	-0.6033	61	11	1076	228	0.212	0.18	Las hamburguesas contienen [100-350] calorías : 2
Acal_hamb	3	-1.5537	67	9	1076	228	0.212	0.134	Las hamburguesas contienen (350,500] calorías : 3
Acal_hamb	4	-0.8842	71	12	1076	228	0.212	0.169	Las hamburguesas contienen (500-1000) calorías : 4
Acal_hamb	5	0.3754	74	17	1076	228	0.212	0.23	Las hamburguesas contienen [1000,15000) calorías : 5
Acal_hamb	6	-0.0881	77	16	1076	228	0.212	0.208	Las hamburguesas contienen >= 15000 calorías : 6
Acal_jugo	-1	1.0148	808	183	1076	228	0.212	0.226	No sabe el número de calorías que tiene el jugo de naranja : -1
Acal_jugo	0	0.1865	4	1	1076	228	0.212	0.25	El jugo de naranja contiene 0 calorías :
Acal_jugo	1	0.3885	29	7	1076	228	0.212	0.241	El jugo de naranja contiene (0,100) calorías : 1
Acal_jugo	2	-1.4798	36	4	1076	228	0.212	0.111	El jugo de naranja contiene [100, 200) calorías : 2
Acal_jugo	3	-1.7161	99	14	1076	228	0.212	0.141	El jugo de naranja contiene [200, 500) calorías : 3
Acal_jugo	4	0.0904	60	13	1076	228	0.212	0.217	El jugo de naranja contiene [500,1000) calorías : 4
Acal_jugo	5	-0.9579	40	6	1076	228	0.212	0.15	El jugo de naranja contiene mas de 1000 calorías : 5
Acal_ref	-1	0.9476	775	175	1076	228	0.212	0.226	No sabe cuantas calorías tiene un vaso de refresco : -1
Acal_ref	0	-0.8981	3	0	1076	228	0.212	0	El refresco tiene 0 calorías : 0
Acal_ref	1	0.4568	24	6	1076	228	0.212	0.25	El refresco tiene (0,100) calorías : 1
Acal_ref	2	-1.3887	22	2	1076	228	0.212	0.091	El refresco tiene [100,200) calorías : 2
Acal_ref	3	-0.3352	96	19	1076	228	0.212	0.198	El refresco tiene [200,500) calorías : 3
Acal_ref	4	-1.2275	72	11	1076	228	0.212	0.153	El refresco tiene [500, 1000) calorías : 4
Acal_ref	5	-0.7474	84	15	1076	228	0.212	0.179	El refresco tiene mas de 1000 calorías : 5

Variable	Valor	Epsilon	Nx	Nxc	N	Nc	Pc	Pxc	Descripción
Ahba	1	-2.62561	910	160	1074	227	0.2114	0.1758	HBA (valor para diagnosticar la diabetes) <= 5.6 : 1 - Normal o r
Ahba	2	5.600193	100	44	1074	227	0.2114	0.44	HBA (valor para diagnosticar la diabetes) (5.6, 6.4] : 2 - Pre diabético
Ahba	3	2.900328	64	23	1074	227	0.2114	0.3594	HBA (valor para diagnosticar la diabetes) >6.4 : 3 - Compatible
Ainsulina	1	-8.50928	485	26	1074	227	0.2114	0.0536	Insulina < 6.0 : 1 - Normal
Ainsulina	2	-0.31677	91	18	1074	227	0.2114	0.1978	Insulina (6.0, 7.0) : 2
Ainsulina	3	0.798506	214	50	1074	227	0.2114	0.2336	Insulina [7.0, 9.9] : 3 Deseable
Ainsulina	4	1.616042	97	27	1074	227	0.2114	0.2784	Insulina [10, 12.6] : 4
Ainsulina	5	11.90673	187	106	1074	227	0.2114	0.5668	Insulina >= 12.6 : 5 - Diabetes
Aldlc_res	1	-0.32836	101	20	1074	227	0.2114	0.198	LDLC < 79 : 1
Aldlc_res	2	1.283815	184	46	1074	227	0.2114	0.25	LDLC [79, 100] : 2
Aldlc_res	3	-1.36628	198	34	1074	227	0.2114	0.1717	LDLC [100, 115] : 3
Aldlc_res	4	-0.63123	187	36	1074	227	0.2114	0.1925	LDLC (115, 130] : 4
Aldlc_res	5	1.378526	199	50	1074	227	0.2114	0.2513	LDLC (130, 150] : 5
Aldlc_res	6	-1.17115	156	27	1074	227	0.2114	0.1731	LDLC (150, 180] : 6
Aldlc_res	7	1.42982	17	6	1074	227	0.2114	0.3529	LDLC (180, 189] : 7
Aldlc_res	8	0.378576	16	4	1074	227	0.2114	0.25	LDLC (189, 200] : 8
Aldlc_res	9	-0.44392	7	1	1074	227	0.2114	0.1429	LDLC (200, 220] : 9
Aldlc_res	10	0.896268	9	3	1074	227	0.2114	0.3333	LDLC [>= 220 : 10
chol_com	ALTO	-0.37921	12	2	1074	227	0.2114	0.1667	chol = 201 : Alto
chol_com	LTO CRITICO	0.301357	512	111	1074	227	0.2114	0.2168	chol > 202 : Alto crítico
chol_com		-0.23475	550	114	1074	227	0.2114	0.2073	chol < 100 : Normal
crs_com	LTO CRITICO	-0.26814	6	1	1074	227	0.2114	0.1667	crs [7.1, 1.31] : Alto critica
crs_com	AJO CRITICO	-0.73213	2	0	1074	227	0.2114	0	crs [0.35, 0.38] : Bajo crítico
crs_com		0.051829	1066	226	1074	227	0.2114	0.212	crs [0.42, 9.65] : Normal
glu_com	ALTO	2.73168	6	4	1074	227	0.2114	0.6667	glu = 110 : Alto
glu_com	LTO CRITICO	3.648645	114	40	1074	227	0.2114	0.3509	glu [111.418] : Alto crítico

Variable	Valor	Epsilon	Nx	Nxc	N	Nc	Pc	Pxc	Descripción
Aestatura	1	4.801461	91	38	1076	228	0.2119	0.4176	Estatura que estima tener el encuestado < 1.5 : 1
Aestatura	2	-0.92449	399	77	1076	228	0.2119	0.193	Estatura que estima tener el encuestado [1.5, 1.6) : 2
Aestatura	3	-1.09413	366	69	1076	228	0.2119	0.1885	Estatura que estima tener el encuestado [1.6, 1.7) : 3
Aestatura	4	0.143796	185	40	1076	228	0.2119	0.2162	Estatura que estima tener el encuestado [1.7, 1.8) : 4
Aestatura	5	-1.63546	32	3	1076	228	0.2119	0.0938	Estatura que estima tener el encuestado [1.8, 1.9) : 5
Aestatura	6	-0.7333	2	0	1076	228	0.2119	0	Estatura que estima tener el encuestado [1.9, 2.0) : 6
Aestatura	7	1.928548	1	1	1076	228	0.2119	1	Estatura que estima tener el encuestado > 2.0) : 7
Apeso	1	-3.77209	62	1	1076	228	0.2119	0.0161	Peso que estima tener el encuestado <= 50 : 1
Apeso	2	-4.05811	79	2	1076	228	0.2119	0.0253	Peso que estima tener el encuestado (50, 55) : 2
Apeso	3	-5.74441	132	1	1076	228	0.2119	0.0076	Peso que estima tener el encuestado [55, 60) : 3
Apeso	4	-5.1211	172	9	1076	228	0.2119	0.0523	Peso que estima tener el encuestado [60, 65) : 4
Apeso	5	-1.86651	142	21	1076	228	0.2119	0.1479	Peso que estima tener el encuestado [65, 70) : 5
Apeso	6	-2.34173	138	18	1076	228	0.2119	0.1304	Peso que estima tener el encuestado [70, 75) : 6
Apeso	7	0.84116	106	26	1076	228	0.2119	0.2453	Peso que estima tener el encuestado [75, 80) : 7
Apeso	8	8.123762	143	70	1076	228	0.2119	0.4895	Peso que estima tener el encuestado [80, 90) : 8
Apeso	9	14.14686	102	80	1076	228	0.2119	0.7843	Peso que estima tener el encuestado >= 90 : 9
condi_act	1	5.045429	44	23	1076	228	0.2119	0.5227	¿Cómo consideras tu condición física actual? 1 : Muy mala
condi_act	2	5.865344	189	73	1076	228	0.2119	0.3862	¿Cómo consideras tu condición física actual? 2 : Mala
condi_act	3	-0.57931	429	86	1076	228	0.2119	0.2005	¿Cómo consideras tu condición física actual? 3 : Regular
condi_act	4	-4.18504	355	43	1076	228	0.2119	0.1211	¿Cómo consideras tu condición física actual? 4 : Buena
condi_act	5	-2.94241	57	3	1076	228	0.2119	0.0526	¿Cómo consideras tu condición física actual? 5 : Muy buena
condi_act	8	-0.7333	2	0	1076	228	0.2119	0	¿Cómo consideras tu condición física actual? 8 : No quiero re
condi1	1	3.176688	41	17	1076	228	0.2119	0.4146	¿Cómo consideras tu condición física hace un año? 1 : Muy n
condi1	2	4.71648	180	64	1076	228	0.2119	0.3556	¿Cómo consideras tu condición física hace un año? 2 : Mala
condi1	3	0.133941	396	85	1076	228	0.2119	0.2146	¿Cómo consideras tu condición física hace un año? 3 : Regula
condi1	4	-2.65254	367	57	1076	228	0.2119	0.1553	¿Cómo consideras tu condición física hace un año? 4 : Buena

Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	Puesto
-2.81	234	32	13.68%	Academico
1.23	74	20	27.03%	Personal Administrativo
0.19	54	12	22.22%	Asistente
-1.64	10	0	0.00%	Coordinador
-2.38	52	4	7.69%	Estudiante
-3.58	81	4	4.94%	Estudiante Doctorado
-2.05	71	8	11.27%	Estudiante Maestria
2.03	110	32	29.09%	Intendencia
-0.53	85	16	18.82%	Investigador
0.51	3	1	33.33%	Investigador Emerito
2.41	96	30	31.25%	Jefe de Area
2.06	48	16	33.33%	Laboratorista
3.53	67	26	38.81%	Secretaria
0.30	57	13	22.81%	Técnico
2.85	34	14	41.18%	Vigilante

Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	Puesto					
-2.81	234	32	13.68%	Academico					
1.23	74	20	27.03%	Personal Administrativo					
0.19	54	12	22.22%	Asistente					
-1.64	10	0	0.00%	Coordinador					
-2.38	52	4	7.69%	Estudiante					
-3.58	81	4	4.94%	Estudiante Doctorado					
-2.05	71	8	11.27%	Estudiante Maestria					
2.03	110	32	29.09%	Intendencia					
-0.53	85	16	18.82%	Investigador					
0.51	3	1	33.33%	Investigador Emerito					
2.41	96	30	31.25%	Jefe de Area					
2.06	48	16	33.33%	Laboratorista					
3.53	67	26	38.81%	Secretaria					
0.30	57	13	22.81%	Técnico					
2.85	34	14	41.18%	Vigilante					
					Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	Edad
					-4.18	122	7	5.74%	19 - 27
					-2.79	145	17	11.72%	28 - 32
					0.16	138	30	21.74%	33 - 37
					2.30	133	39	29.32%	38 - 42
					1.88	137	38	27.74%	43 - 47
					1.49	128	34	26.56%	48 - 52
					1.61	134	36	26.87%	53 - 58
					-0.51	139	27	19.42%	59 - 81

Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	Puesto
-2.81	234	32	13.68%	Academico
1.23	74	20	27.03%	Personal Administrativo
0.19	54	12	22.22%	Asistente
-1.64	10	0	0.00%	Coordinador
-2.38	52	4	7.69%	Estudiante
-3.58	81	4	4.94%	Estudiante Doctorado
-2.05	71	8	11.27%	Estudiante Maestria
2.03	110	32	29.09%	Intendencia
-0.53	85	16	18.82%	Investigador
0.51	3	1	33.33%	Investigador Emerito
2.41	96	30	31.25%	Jefe de Area
2.06	48	16	33.33%	Laboratorista
3.53	67	26	38.81%	Secretaria
0.30	57	13	22.81%	Técnico
2.85	34	14	41.18%	Vigilante

Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	Edad
-4.18	122	7	5.74%	19 - 27
-2.79	145	17	11.72%	28 - 32
0.16	138	30	21.74%	33 - 37
2.30	133	39	29.32%	38 - 42
1.88	137	38	27.74%	43 - 47
1.40	128	34	26.56%	48 - 52
Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	Estatura en m
4.96	105	43	40.95%	< 1.5 : 1
-0.56	409	82	20.05%	[1.5,1.6) : 2
-1.15	353	66	18.70%	[1.6, 1.7) : 3
-0.83	182	34	18.68%	[1.7,1.8) : 4
-1.28	27	3	11.11%	[1.8, 1.9) : 5
-1.27	6	0	0.00%	>= 1.9 : 6

Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	Puesto
-2.81	234	32	13.68%	Academico
1.23	74	20	27.03%	Personal Administrativo
0.19	54	12	22.22%	Asistente
-1.64	10	0	0.00%	Coordinador
-2.38	52	4	7.69%	Estudiante
-3.58	81	4	4.94%	Estudiante Doctorado
-2.05	71	8	11.27%	Estudiante Maestria

Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	Edad
-4.18	122	7	5.74%	19 - 27

Enfermedad	Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos
No le han diagnosticado asma	-0.03	1025	217	21.15%
Le han diagnosticado asma	0.14	50	11	22.00%
No le han diagnosticado problemas cardiacos	-0.27	1022	213	20.84%
Le han diagnosticado problemas cardiacos	1.18	54	15	27.78%
No le han diagnosticado cancer de mama	-0.07	1066	225	21.11%
Le han diagnosticado cancer de mama	0.68	10	3	30.00%
No le han diagnosticado colesterol alto	-0.66	781	158	20.23%
Le han diagnosticado colesterol alto	1.07	295	70	23.73%
No le han diagnosticado cancer de colon	-0.06	1075	227	21.12%
Le han diagnosticado cancer de colon	1.93	1	1	100.00%
No le han diagnosticado otra enfermedad	-0.01	1067	226	21.18%
Le han diagnosticado otra enfermedad	0.08	9	2	22.22%
No le han diagnosticado cancer de prostata	-0.01	1072	227	21.18%
Le han diagnosticado cancer de prostata	0.19	4	1	25.00%
No sabe si le han diagnosticado diabetes	-0.55	1030	211	20.49%
Le han diagnosticado diabetes	2.72	45	17	37.78%
No le han diagnosticado hipertension	-2.46	943	169	17.92%
Le han diagnosticado hipertension	6.54	133	59	44.36%
No le han diagnosticado problemas neuronales	0.00	1057	224	21.19%
Le han diagnosticado problemas neuronales	-0.01	19	4	21.05%
No sabe si le han diagnosticado obesidad	-7.55	741	73	9.85%
Le han diagnosticado obesidad	11.32	333	155	46.55%
No sabe si le han diagnosticado prediabetes	-0.42	993	205	20.64%
Le han diagnosticado prediabetes	1.72	79	23	29.11%
No le han diagnosticado problemas pulmonares	-0.30	1057	220	20.81%
Le han diagnosticado problemas pulmonares	2.23	19	8	42.11%
No le han diagnosticado problemas renales	-0.13	1065	224	21.03%
Le han diagnosticado problemas renales	1.23	11	4	36.36%
No le han diagnosticado problemas de retinopatia	0.05	1059	225	21.25%
Le han diagnosticado problemas de retinopatia	-0.36	17	3	17.65%
No le han diagnosticado trigliceridos altos	-0.84	772	154	19.95%
Le han diagnosticado trigliceridos altos	1.35	304	74	24.34%

# obesos	Proporcion obesos	Estatura en m
43	40.95%	< 1.5 : 1
82	20.05%	[1.5,1.6) : 2
66	18.70%	[1.6, 1.7) : 3
34	18.68%	[1.7,1.8) : 4
3	11.11%	[1.8, 1.9) : 5
0	0.00%	>= 1.9 : 6

Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	Puesto
-2.81	234	32	13.68%	Academico
1.23	74	20	27.03%	Personal Administrativo
0.19	54	12	22.22%	Asistente
-1.64	10	0	0.00%	Coordinador
-2.38	52	4	7.69%	Estudiante
-3.58	81	4	4.94%	Estudiante Doctorado
-2.05	71	8	11.27%	Estudiante Maestria

Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	Edad
-1.18	122	7	5.74%	19 - 27

Enfermedad	Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos
No le han diagnosticado asma	-0.03	1025	217	21.15%
Le han dignosticado asma	0.14	50	11	22.00%
No le han diagnosticado problemas cardiacos	-0.27	1022	213	20.84%
Le han diagnosticado problemas cardiacos	1.18	54	15	27.78%
No le han diagnosticado cancer de mama	-0.07	1066	225	21.11%
Le han diagnosticado cancer de mama	0.68	10	3	30.00%
No le han diagnosticado colesterol alto	-0.66	781	158	20.23%
Le han diagnosticado colesterol alto	1.07	295	70	23.73%
No le han diagnosticado cancer de colon	-0.06	1075	227	21.12%
Le han diagnosticado cancer de colon	1.93	1	1	100.00%
No le han diagnosticado otra enfermedad	-0.01	1067	225	21.08%
Le han diagnosticado otra enfermedad	0.01	1	1	100.00%
No le han diagnosticado cancer de prostata	-0.01	1067	225	21.08%
Le han diagnosticado cancer de prostata	0.01	1	1	100.00%
No sabe si le han diagnosticado diabetes	-0.01	1067	225	21.08%
Le han diagnosticado diabetes	0.01	1	1	100.00%
No le han diagnosticado hipertension	-0.01	1067	225	21.08%
Le han diagnosticado hipertension	0.01	1	1	100.00%
No le han diagnosticado problemas neuronales	-0.01	1067	225	21.08%
Le han diagnosticado problemas neuronales	0.01	1	1	100.00%
No sabe si le han diagnosticado obesidad	-7.55	741	73	9.85%
Le han diagnosticado obesidad	11.32	333	155	46.55%
No sabe si le han diagnosticado prediabetes	-0.42	993	205	20.64%
Le han diagnosticado prediabetes	1.72	79	23	29.11%
No le han diagnosticado problemas pulmonares	-0.30	1057	220	20.81%
Le han diagnosticado problemas pulmonares	2.23	19	8	42.11%
No le han diagnosticado problemas renales	-0.13	1065	224	21.03%
Le han diagnosticado problemas renales	1.23	11	4	36.36%
No le han diagnosticado problemas de retinopatía	0.05	1059	225	21.25%
Le han dignosticado problemas de retinopatía	-0.36	17	3	17.65%
No le han diagnosticado trigliceridos altos	-0.84	772	154	19.95%
Le han diagnosticado trigliceridos altos	1.35	304	74	24.34%

Estatura en m	# obesos	Proporcion obesos
< 1.5	43	40.95%
1		

Número de amigos cercanos	Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos
Cero	2.35	93	29	31.18%
Uno	2.08	74	23	31.08%
Mas que 1	-1.35	908	176	19.38%

Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	Puesto	Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	Edad
-2.81	234	32	13.68%	Academico					
1.23	74	20	27.03%	Personal Administrativo					
0.19	54	12	22.22%	Asistente					
-1.64	10	0	0.00%	Coordinador					
-2.38	52	4	7.69%	Estudiante					
-3.58	81	4	4.94%	Estudiante Doctorado					
-2.05	71	8	11.27%	Estudiante Maestria					
2.03									
-0.53	Enfermedad	Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos				
0.51	No le han diagnosticado asma	-0.03	1025	217	21.15%				
2.41	Le han diagnosticado asma	0.14	50	11	22.00%				
2.06	No le han diagnosticado problemas cardiacos	-0.27	1022	213	20.84%				
3.53	Le han diagnosticado problemas cardiacos	1.18	54	15	27.78%				
0.30	No le han diagnosticado cancer de mama	-0.07	1066	225	21.11%				
2.85	Le han diagnosticado cancer de mama	0.68	10	3	30.00%				
	No le han diagnosticado colesterol alto	-0.66	781	158	20.23%				
	Le han diagnosticado colesterol alto	1.07	295	70	23.73%				
	No le han diagnosticado cancer de colon	-0.06	1075	227	21.12%				
	Le han diagnosticado cancer de colon	1.93	1	1	100.00%				
	No le han diagnosticado otra enfermedad								
	Le han diagnosticado otra enfermedad								
	No le han diagnosticado cancer de prostata								
	Le han diagnosticado cancer de prostata								
	No sabe si le han diagnosticado diabetes								
	Le han diagnosticado diabetes								
	No le han diagnosticado hipertension								
	Le han diagnosticado hipertension								
	No le han diagnosticado problemas neuronales								
	Le han diagnosticado problemas neuronales								
	No sabe si le han diagnosticado obesidad								
	Le han diagnosticado obesidad								
	No sabe si le han diagnosticado prediabetes								
	Le han diagnosticado prediabetes								
	No le han diagnosticado problemas pulmonares								
	Le han diagnosticado problemas pulmonares								
	No le han diagnosticado problemas renales								
	Le han diagnosticado problemas renales								
	No le han diagnosticado problemas de retinopatia								
	Le han diagnosticado problemas de retinopatia	-0.36	17	3	17.65%				
	No le han diagnosticado trigliceridos altos	-0.84	772	154	19.95%				
	Le han diagnosticado trigliceridos altos	1.35	304	74	24.34%				

Número de amigos cercanos	Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos
Cero	2.35	93	29	31.18%
Uno	2.08	74	23	31.08%
Mas que 1	-1.35	908	176	19.38%

Porcentaje del circulo social que tiene sobrepeso	Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos
0-25%	-1.88	511	91	17.81%
25-50%	0.50	313	70	22.36%
50-75%	0.83	190	45	23.68%
75-100%	2.84	61	22	36.07%

Estatura en m	Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos
< 1.5	1	43	40.95%	

Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	Puesto	Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	Edad
-2.81	234	32	13.68%	Academico					
1.23	74	20	27.03%	Personal Administrativo					
0.19	54	12	22.22%	Asistente					
-1.64	10	0	0.00%	Coordinador					
-2.38	52	4	7.69%	Estudiante					
-3.58	81	4	4.94%	Estudiante Doctorado					
-2.05	71	8	11.27%	Estudiante Maestria	-4.18	122	7	5.74%	19 - 27
2.03									
-0.53	Enfermedad	Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos				
0.51	No le han diagnosticado asma	-0.03	1025	217	21.15%	35	17	11.72%	28 - 32
2.41	Le han diagnosticado asma	0.14	50	11	22.00%	38	30	21.74%	33 - 37
2.06	No le han diagnosticado problemas cardiacos	-0.27	1022	213	20.84%	33	39	29.32%	38 - 42
3.53	Le han diagnosticado problemas cardiacos	1.18	54	15	27.78%	37	38	27.74%	43 - 47
0.30	No le han diagnosticado cancer de mama	-0.07	1066	225	21.11%	39	34	26.56%	48 - 52
2.85	Le han diagnosticado cancer de mama	0.68	10	3	30.00%				
	No le han diagnosticado colesterol alto	-0.66	781	158	20.23%				
	Le han diagnosticado colesterol alto	1.07	295	70	23.73%	obesos	Proporcion obesos	Estatura en m	
	No le han diagnosticado cancer de colon	-0.06	1075	227	21.12%				
	Le han diagnosticado cancer de colon	1.93	1	1	100.00%	43	40.95%	< 1.5 : 1	
	No le han diagnosticado otra enfermedad								
	Le han diagnosticado otra enfermedad								
	No le han diagnosticado cancer de prostata								
	Le han diagnosticado cancer de prostata								
	No sabe si le han diagnosticado diabetes								
	Le han diagnosticado diabetes								
	No le han diagnosticado hipertension								
	Le han diagnosticado hipertension								
	No le han diagnosticado problemas neuronales								
	Le han diagnosticado problemas neuronales								
	Número de amigos cercanos	Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos				
	Cero	2.35	93	29	31.18%				
	Uno	2.08	74	23	31.08%				
	Mas que 1	-1.35	908	176	19.38%				
	Porcentaje del circulo social	Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos				
	¿Cómo consideras que es tu salud actualmente?	Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos				
	1 : Muy mala	1.15	15	5	33.33%				
	2 : Mala								
	3 : Regular								
	4 : Buena								
	5 : Muy buena								
	¿Qué acciones le gustaría tomar respecto a su peso?	Epsilon	# participantes	Proporcion poblacion	# obesos	Probabilidad obesidad	Proporcion obesos		
	Bajar de peso	5.25	771	71.65%	223	28.92%	97.81%		
	Esta contento con su peso	-7.54	239	22.21%	3	1.26%	1.32%		
	Subir de peso	-3.50	63	5.86%	2	3.17%	0.88%		
	No sabe	-0.90	3	0.28%	0	0.00%	0.00%		

Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	Puesto	Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	Edad	
-2.81	234	32	13.68%	Academico						
1.23	74	20	27.03%	Personal Administrativo						
0.19	54	12	22.22%	Asistente						
-1.64	10	0	0.00%	Coordinador						
-2.38	52	4	7.69%	Estudiante						
-3.58	81	4	4.94%	Estudiante Doctorado						
-2.05	71	8	11.27%	Estudiante Maestria						
2.03										
-0.53	Enfermedad				Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos		
0.51	No le han diagnosticado asma				-0.03	1025	217	21.15%	38	
2.41	Le han dignosticado asma				0.14	50	11	22.00%	30	
2.06	No le han diagnosticado problemas cardiacos				-0.27	1022	213	20.84%	33	
3.53	Le han diagnosticado problemas cardiacos				1.18	54	15	27.78%	37	
0.30	No le han diagnosticado problemas cardiacos				0.07	1066	235	21.11%	37	
2.85	¿Cómo consideras tu peso actual?				Epsilon	# participantes	# obesos	Probabilidad obesidad	Proporcion obesos	
	Muy malo				-1.47	8	0	0.00%	0.00%	
	Malo				-3.70	51	0	0.00%	0.00%	
	Regular				-9.66	419	8	1.91%	3.51%	
	Bueno				4.65	514	152	29.57%	66.67%	
	Muy bueno				13.97	80	68	85.00%	29.82%	
	Le han diagnosticado diabetes	Cero			2.55	93	29	31.18%		
	No le han diagnosticado hipertensión	Uno			2.08	74	23	31.08%		
	Le han diagnosticado hipertensión	Mas que 1			-1.35	908	176	19.38%		
	No le han diagnosticado problemas neuronales									
	Le han diagnosticado problemas neuronales									
	¿Cómo consideras que es tu salud actualmente?					# participantes	# obesos	Proporcion obesos		
	1 : Muy mala				1.15	15	5	33.33%		
	2 : Mala					511	91	17.81%		
	3 : Regular					313	70	22.36%		
	4 : Buena					190	45	23.68%		
	5 : Muy buena									
	¿Qué acciones le gustaría tomar respecto a su peso?				Epsilon	# participantes	Proporcion poblacion	# obesos	Probabilidad obesidad	Proporcion obesos
	Bajar de peso				5.25	771	71.65%	223	28.92%	97.81%
	Esta contento con su peso				-7.54	239	22.21%	3	1.26%	1.32%
	Subir de peso				-3.50	63	5.86%	2	3.17%	0.88%
	No sabe				-0.90	3	0.28%	0	0.00%	0.00%

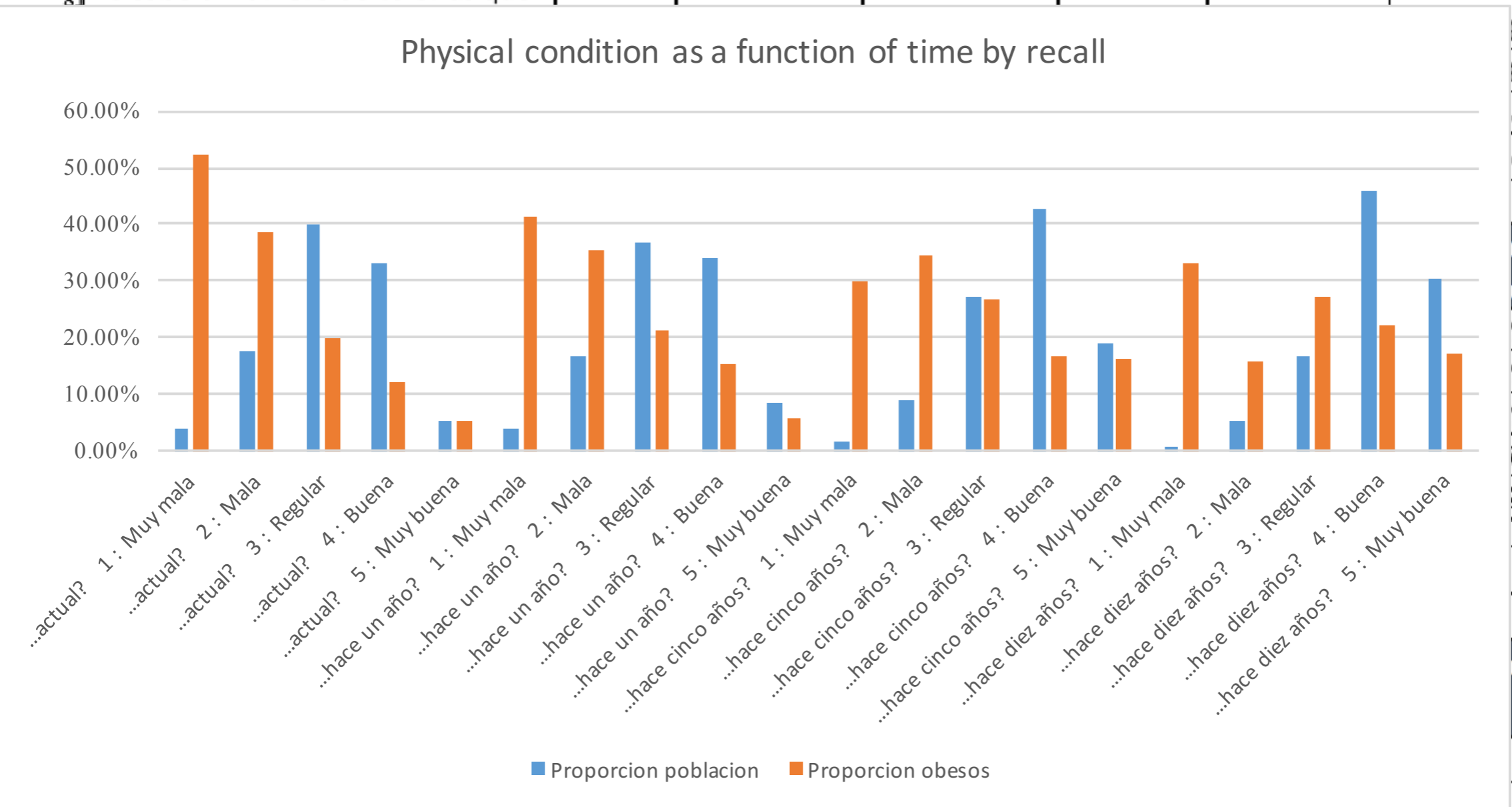
Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	Puesto			
-2.81	23						
1.23	74						
0.19	54						
-1.64	10						
-2.38	52						
-3.58	81						
-2.05	71						
2.03							
-0.53	Enfermedad						
0.51	No le han diagnosticado						
2.41	Le han diagnosticado						
2.06	No le han diagnosticado problemas cardiacos						
3.53	Le han diagnosticado problemas cardiacos	1.18	54	15	27.78%	37	38
0.30	No le han diagnosticado problemas cardiacos						
2.85	Le han diagnosticado problemas cardiacos						
	¿Cómo consideras tu peso actual?	Epsilon	# participantes	Proporcion poblacion	# obesos	Probabilidad obesidad	Proporcion obesos
	Muy malo	-1.47	8	0.74%	0	0.00%	0.00%
	Malo	-3.70	51	4.74%	0	0.00%	0.00%
	Regular	-9.66	419	38.94%	8	1.91%	3.51%
	Bueno	4.65	514	47.77%	152	29.57%	66.67%
	Muy bueno	13.97	80	7.43%	68	85.00%	29.82%
	Le han diagnosticado diabetes						
	No le han diagnosticado hipertension						
	Le han diagnosticado hipertension						
	No le han diagnosticado problemas neuronales						
	Le han diagnosticado problemas neuronales						
	Cero			2.55	93	29	31.18%
	Uno			2.08	74	23	31.08%
	Mas que 1			-1.35	908	176	19.38%
	¿Cómo consideras que es tu salud actualmente?	Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	# participantes	# obesos
	1 : Muy mala	1.15	15	5	33.33%	190	45
	2 : Mala					511	91
	3 : Regular					313	70
	4 : Buena						
	5 : Muy buena						
	¿Qué acciones le gustaría tomar respecto a su peso?	Epsilon	# participantes	Proporcion poblacion	# obesos	Probabilidad obesidad	Proporcion obesos
	Bajar de peso	5.25	771	71.65%	223	28.92%	97.81%
	Esta contento con su peso	-7.54	239	22.21%	3	1.26%	1.32%
	Subir de peso	-3.50	63	5.86%	2	3.17%	0.88%
	No sabe	-0.90	3	0.28%	0	0.00%	0.00%

Epsilon	# participantes	# obesos	Proporcion obesos	Puesto
---------	-----------------	----------	-------------------	--------

-2.81	23
1.23	74
0.19	54
-1.64	10
-2.38	52
-3.58	81
-2.05	
2.03	
-0.53	
0.51	
2.41	
2.06	
3.53	
0.30	
2.85	

¿Cuántas calorías hay en un litro de agua?	Epsilon	# participantes	Proporcion poblacion	# obesos	Probabilidad obesidad	Proporcion obesos
--	---------	-----------------	----------------------	----------	-----------------------	-------------------

No sabe el número de calorías que



¿Cómo es tu salud actualmente?

	Epsilon	# participantes	# obesos	obesos
1 : Muy mala	1.15	15	5	33.33%
2 : Mala				
3 : Regular				
4 : Buena				
5 : Muy buena				

¿Qué acciones le gustaría tomar respecto a su peso?	Epsilon	# participantes	Proporcion poblacion	# obesos	Probabilidad obesidad	Proporcion obesos
Bajar de peso	5.25	771	71.65%	223	28.92%	97.81%
Esta contento con su peso	-7.54	239	22.21%	3	1.26%	1.32%
Subir de peso	-3.50	63	5.86%	2	3.17%	0.88%
No sabe	-0.90	3	0.28%	0	0.00%	0.00%

47
clon
os
%
%
%
7%
2%
31.18%
31.08%
19.38%
Proporcion obesos
17.81%
22.36%
23.68%

Why is a prediction model important?

Because...



Why is a prediction model important?

Because...



Predict

Why is a prediction model important?



Because...

The principal purpose of living systems and the principal purpose of science - medicine, public health - is to...

Predict

Why is a prediction model important?

Because...



Predict

Why is a prediction model important?

Because...



Predict

for

**Why is a prediction model
important?**

Because...



Predict
for
Decision making

Some important decisions...



Some important decisions...



**Complex Adaptive Systems...
make “decisions”**



Some important decisions...

**Complex Adaptive Systems...
make “decisions”
both at the individual
and collective levels**



Some important decisions...

**both at the individual
and collective levels**

Some important decisions...

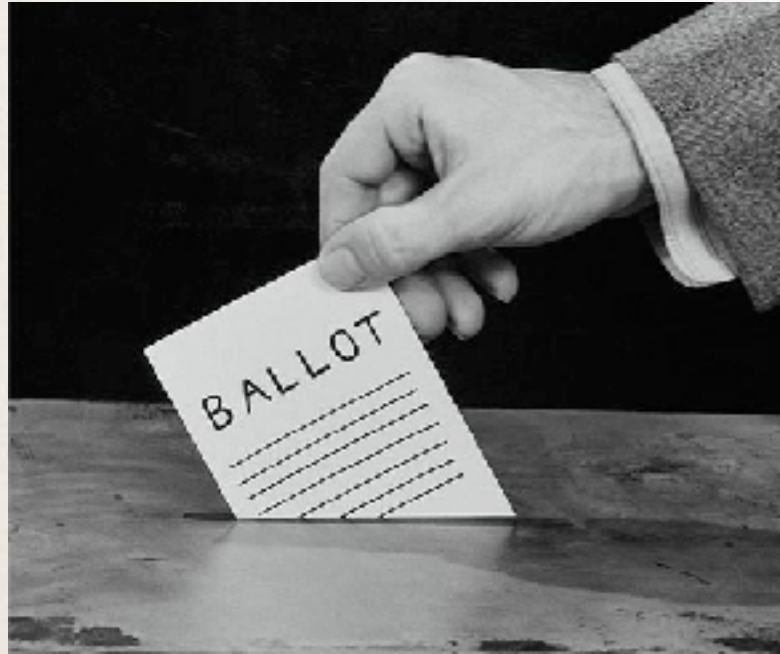


Some important decisions...





Some important decisions...



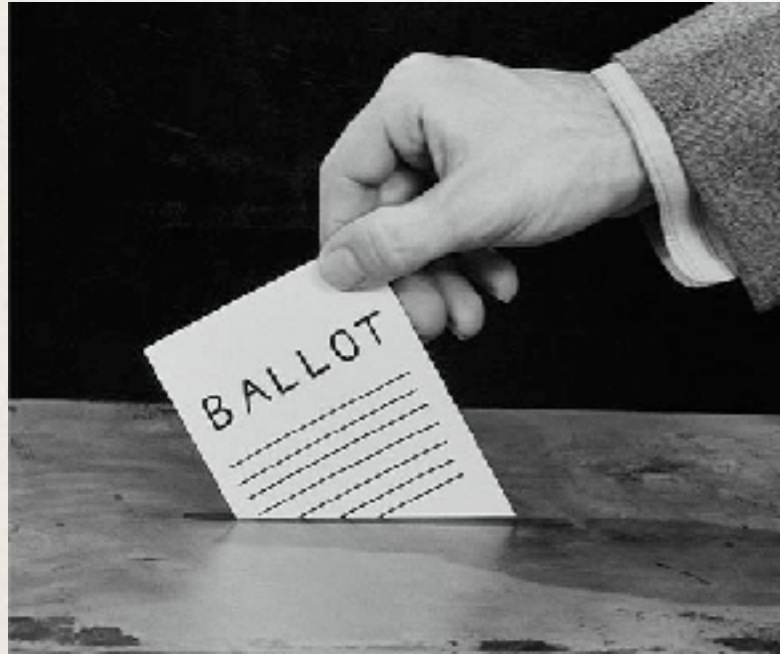


Some important decisions...





Some important decisions...





Some important decisions...



Some important decisions...





Some important decisions...





Some important decisions...



Some important decisions...



Some important decisions...



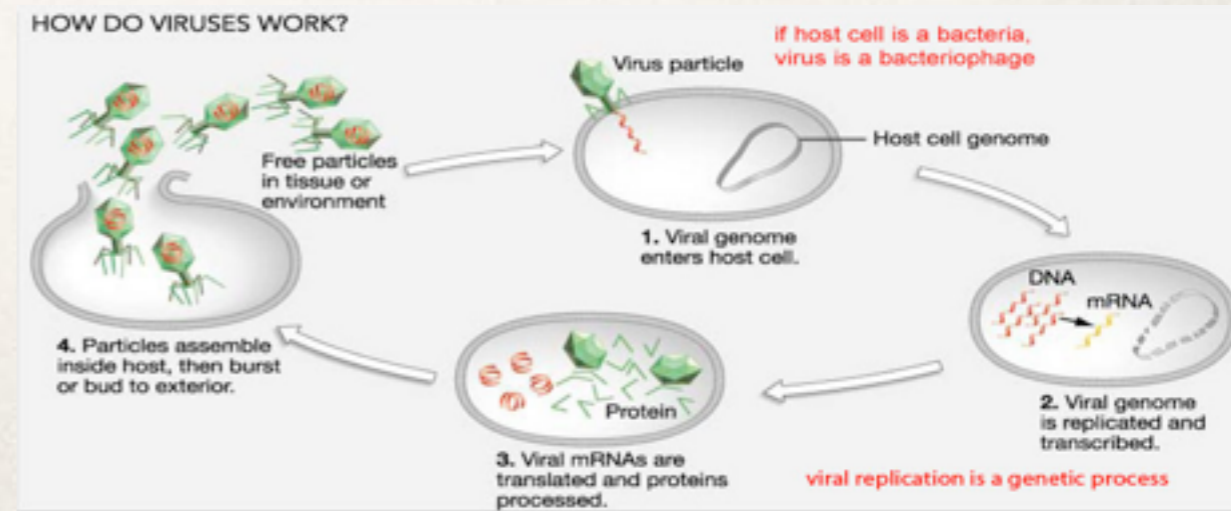


Some important decisions...





Some important decisions...

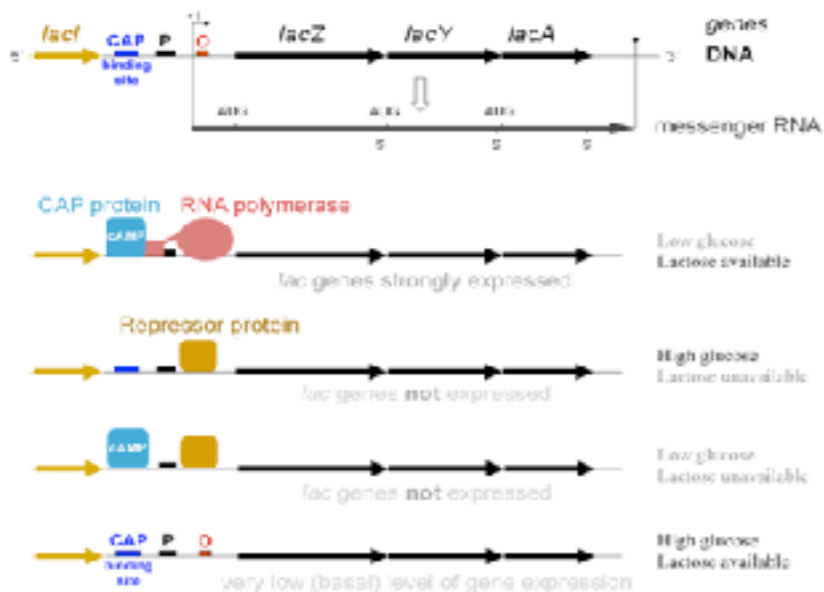




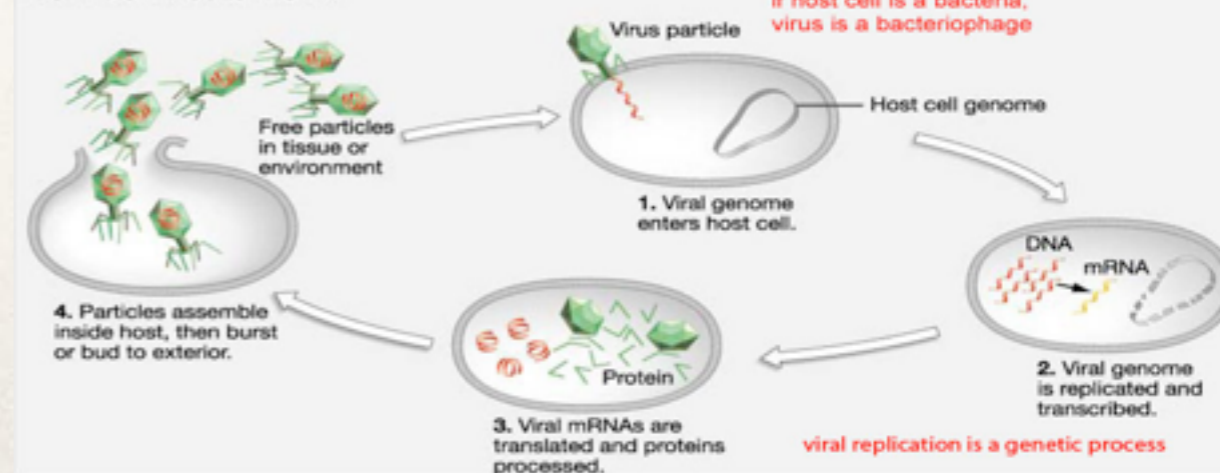
Some important decisions...



The *lac* Operon and its Control Elements



HOW DO VIRUSES WORK?

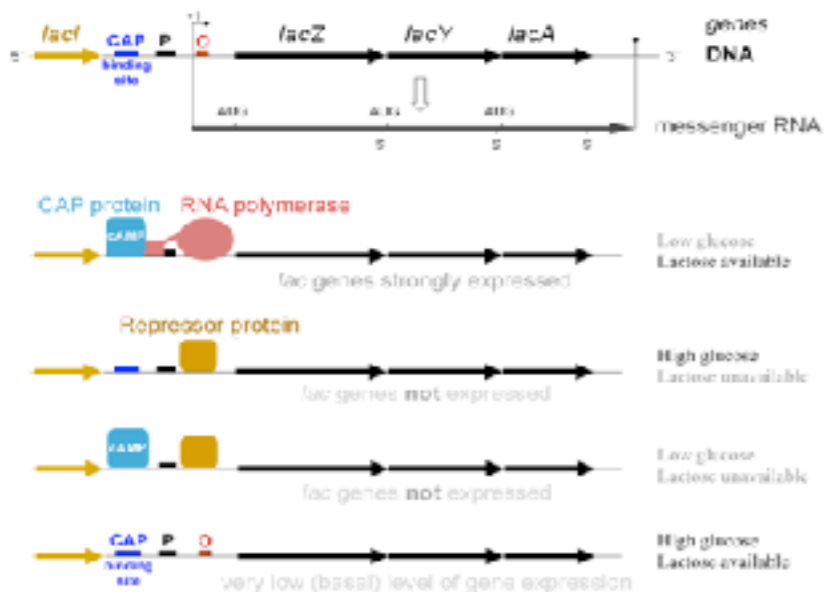




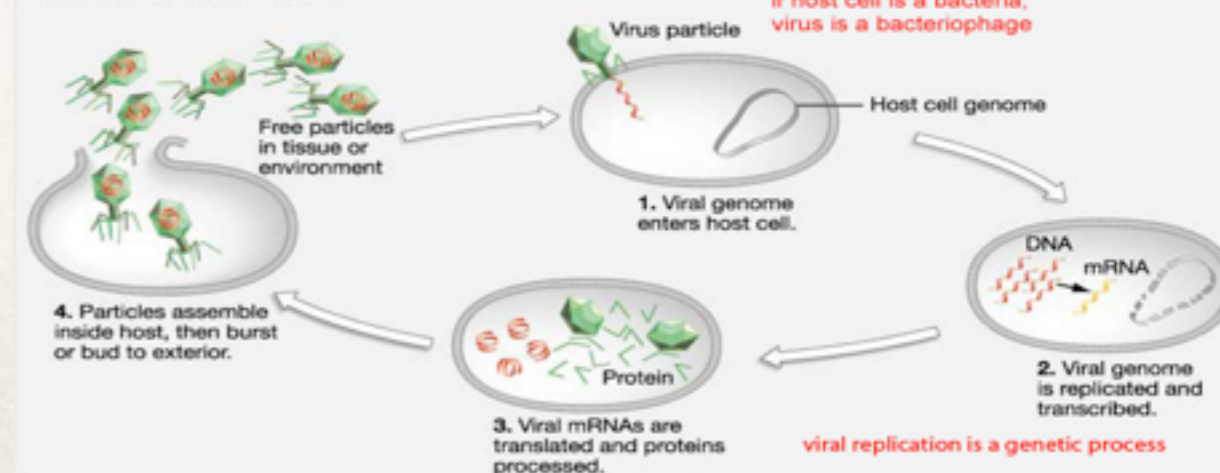
Some important decisions...



The *lac* Operon and its Control Elements



HOW DO VIRUSES WORK?

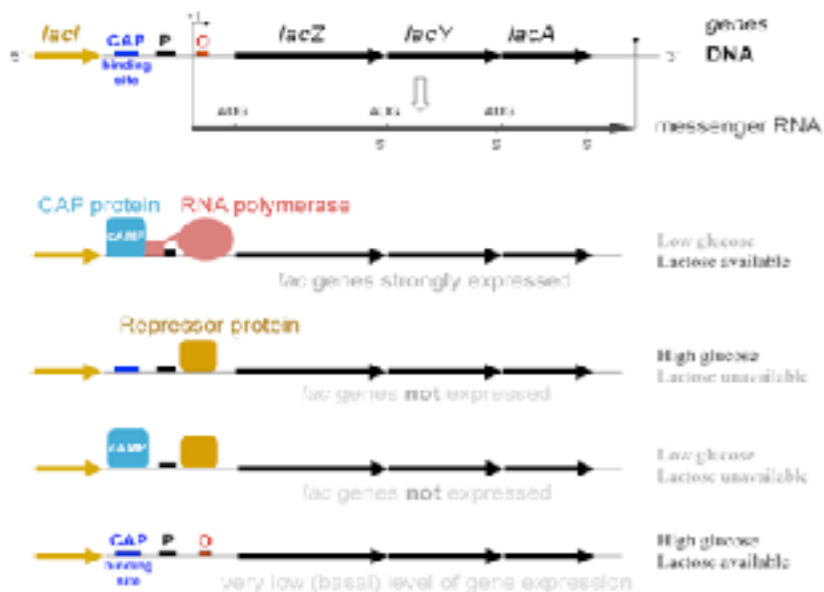




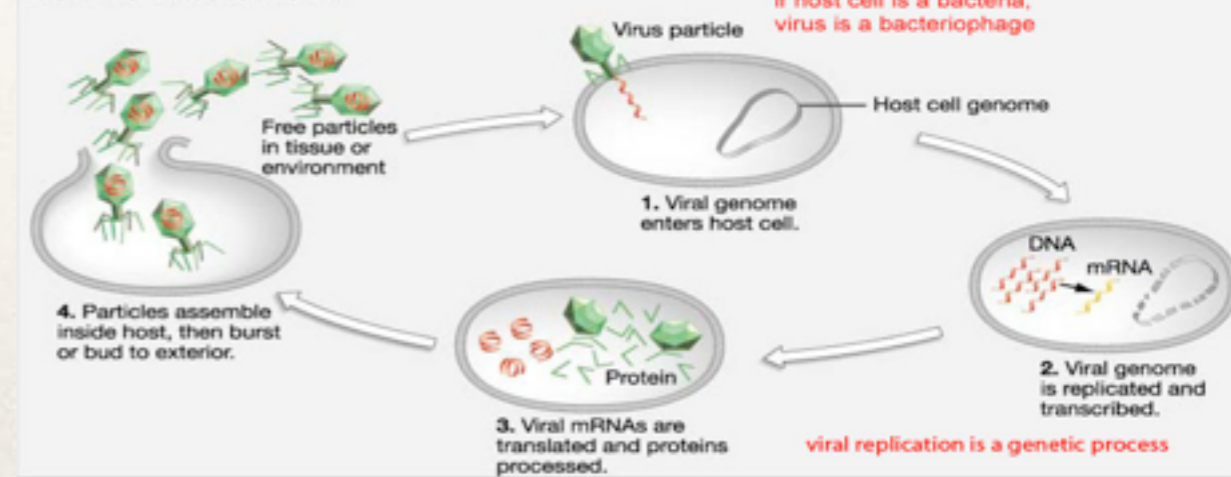
Some important decisions...



The *lac* Operon and its Control Elements



HOW DO VIRUSES WORK?

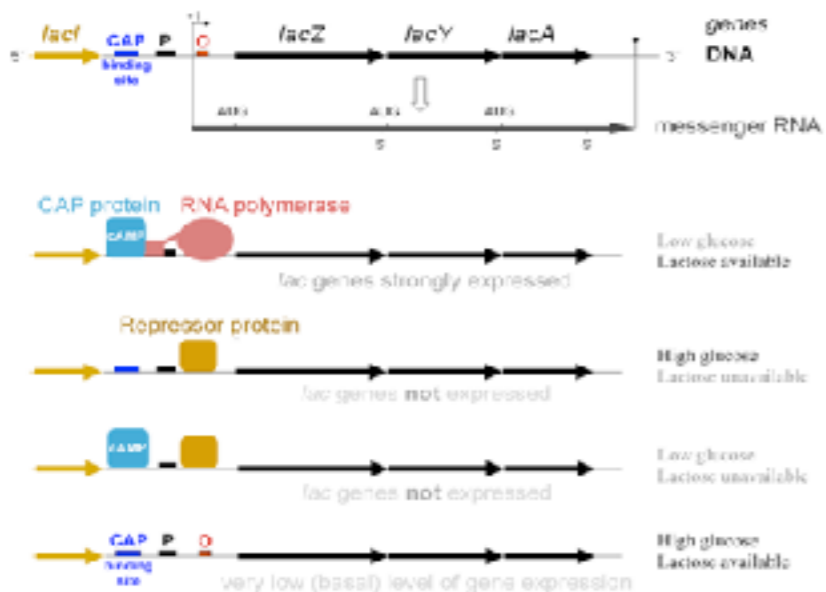




Some important decisions...



The *lac* Operon and its Control Elements



Some important decisions...





A grid of 50 tabby cats arranged in 10 rows and 5 columns. The top row shows five cats walking on a wooden branch, representing a 'good' decision. The remaining nine rows show cats in various poses, including lying on their backs, representing 'bad' decisions. The text 'There are "good" decisions and there are "bad" ones' is overlaid in the center of the grid.

There are "good" decisions
and there are "bad" ones

Predictability and Decision Making



¿Qué es una decisión?

Una selección entre alternativas implicando un cambio de estado

- 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

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Cae al suelo

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Cae al suelo

Se queda colgado en el aire

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Cae al suelo 100%

Se queda colgado en el aire

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Cae al suelo 100%

Se queda colgado en el aire 0%

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Cae al suelo 100% Se queda colgado en el aire 0%

2) Dejo dos objetos de distintas masas caen de mis manos.
¿Cuál tocará piso primero?

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Cae al suelo 100% Se queda colgado en el aire 0%

2) Dejo dos objetos de distintas masas caen de mis manos.
¿Cuál tocará piso primero?

Lo mas pesado

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Cae al suelo 100% Se queda colgado en el aire 0%

2) Dejo dos objetos de distintas masas caen de mis manos.
¿Cuál tocará piso primero?

Lo mas pesado Lo menos pesado

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Cae al suelo 100% Se queda colgado en el aire 0%

2) Dejo dos objetos de distintas masas caen de mis manos.
¿Cuál tocará piso primero?

Lo mas pesado Lo menos pesado Ambos al mismo tiempo

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Cae al suelo 100% Se queda colgado en el aire 0%

2) Dejo dos objetos de distintas masas caen de mis manos.
¿Cuál tocará piso primero?

Lo mas pesado 0% Lo menos pesado Ambos al mismo tiempo

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Cae al suelo 100% Se queda colgado en el aire 0%

2) Dejo dos objetos de distintas masas caen de mis manos.
¿Cuál tocará piso primero?

Lo mas pesado 0% Lo menos pesado 0% Ambos al mismo tiempo

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Cae al suelo 100% Se queda colgado en el aire 0%

2) Dejo dos objetos de distintas masas caen de mis manos.
¿Cuál tocará piso primero?

Lo mas pesado 0% Lo menos pesado 0% Ambos al mismo tiempo 100%

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Cae al suelo 100% Se queda colgado en el aire 0%

2) Dejo dos objetos de distintas masas caen de mis manos.
¿Cuál tocará piso primero?

Lo mas pesado 0% Lo menos pesado 0% Ambos al mismo tiempo 100%

3) Empujo este objeto con mi mano. ¿Qué pasa?

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Cae al suelo 100% Se queda colgado en el aire 0%

2) Dejo dos objetos de distintas masas caen de mis manos.
¿Cuál tocará piso primero?

Lo mas pesado 0% Lo menos pesado 0% Ambos al mismo tiempo 100%

3) Empujo este objeto con mi mano. ¿Qué pasa?

Se mueve

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Cae al suelo 100% Se queda colgado en el aire 0%

2) Dejo dos objetos de distintas masas caen de mis manos.
¿Cuál tocará piso primero?

Lo mas pesado 0% Lo menos pesado 0% Ambos al mismo tiempo 100%

3) Empujo este objeto con mi mano. ¿Qué pasa?

Se mueve

Se queda sin mover

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Cae al suelo 100% Se queda colgado en el aire 0%

2) Dejo dos objetos de distintas masas caen de mis manos.
¿Cuál tocará piso primero?

Lo mas pesado 0% Lo menos pesado 0% Ambos al mismo tiempo 100%

3) Empujo este objeto con mi mano. ¿Qué pasa?

Se mueve 100% Se queda sin mover

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Cae al suelo 100% Se queda colgado en el aire 0%

2) Dejo dos objetos de distintas masas caen de mis manos.
¿Cuál tocará piso primero?

Lo mas pesado 0% Lo menos pesado 0% Ambos al mismo tiempo 100%

3) Empujo este objeto con mi mano. ¿Qué pasa?

Se mueve 100% Se queda sin mover 0%

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Cae al suelo 100% Se queda colgado en el aire 0%

2) Dejo dos objetos de distintas masas caen de mis manos.
¿Cuál tocará piso primero?

Lo mas pesado 0% Lo menos pesado 0% Ambos al mismo tiempo 100%

3) Empujo este objeto con mi mano. ¿Qué pasa?

Se mueve 100% Se queda sin mover 0%

Fenomenología: experiencia cotidiana

Predictibilidad en los Sistemas Simples versus los Sistemas Complejos

1) Suelto un objeto de mi mano. ¿Qué pasará?

Cae al suelo 100% Se queda colgado en el aire 0%

2) Dejo dos objetos de distintas masas caen de mis manos.
¿Cuál tocará piso primero?

Lo mas pesado 0% Lo menos pesado 0% Ambos al mismo tiempo 100%

3) Empujo este objeto con mi mano. ¿Qué pasa?

Se mueve 100% Se queda sin mover 0%

Fenomenología: experiencia cotidiana Las leyes de Newton

¿Qué es predecible?
¿Los seres humanos?



¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



1) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de agua o una caja de hojuelas. ¿Qué seleccionas?

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



1) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de agua o una caja de hojuelas. ¿Qué seleccionas?

Agua

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



1) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de agua o una caja de hojuelas. ¿Qué seleccionas?

Agua

Hojuelas

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



1) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de agua o una caja de hojuelas. ¿Qué seleccionas?

Agua

100%

Hojuelas

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



1) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de agua o una caja de hojuelas. ¿Qué seleccionas?

Agua 100%

Hojuelas 0%

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



1) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de agua o una caja de hojuelas. ¿Qué seleccionas?

Agua 100%

Hojuelas 0%

2) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Yo les invito esperar hasta el final de mi plática o se huyen. ¿Qué haces?

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



1) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de agua o una caja de hojuelas. ¿Qué seleccionas?

Agua 100%

Hojuelas 0%

2) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Yo les invito esperar hasta el final de mi plática o se huyen. ¿Qué haces?

Huyes

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



1) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de agua o una caja de hojuelas. ¿Qué seleccionas?

Agua 100%

Hojuelas 0%

2) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Yo les invito esperar hasta el final de mi plática o se huyen. ¿Qué haces?

Huyes

Se queda

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



1) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de agua o una caja de hojuelas. ¿Qué seleccionas?

Agua 100%

Hojuelas 0%

2) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Yo les invito esperar hasta el final de mi plática o se huyen. ¿Qué haces?

Huyes 100%

Se queda

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



1) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de agua o una caja de hojuelas. ¿Qué seleccionas?

Agua 100%

Hojuelas 0%

2) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Yo les invito esperar hasta el final de mi plática o se huyen. ¿Qué haces?

Huyes 100%

Se queda 0%

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



1) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de agua o una caja de hojuelas. ¿Qué seleccionas?

Agua 100%

Hojuelas 0%

2) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Yo les invito esperar hasta el final de mi plática o se huyen. ¿Qué haces?

Huyes 100%

Se queda 0%

3) Tienen mucho, mucho hambre. Alguien les ofrece una comida de 1500 calorías para satisfacerles. Pueden seleccionar entre carnitas, enchiladas suizas y frijoles negros; o puro apio (7.5kg). ¿Qué seleccionas?

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



1) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de agua o una caja de hojuelas. ¿Qué seleccionas?

Agua 100%

Hojuelas 0%

2) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Yo les invito esperar hasta el final de mi plática o se huyen. ¿Qué haces?

Huyes 100%

Se queda 0%

3) Tienen mucho, mucho hambre. Alguien les ofrece una comida de 1500 calorías para satisfacerles. Pueden seleccionar entre carnitas, enchiladas suizas y frijoles negros; o puro apio (7.5kg). ¿Qué seleccionas?

Carnitas etc.

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



1) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de agua o una caja de hojuelas. ¿Qué seleccionas?

Agua 100%

Hojuelas 0%

2) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Yo les invito esperar hasta el final de mi plática o se huyen. ¿Qué haces?

Huyes 100%

Se queda 0%

3) Tienen mucho, mucho hambre. Alguien les ofrece una comida de 1500 calorías para satisfacerles. Pueden seleccionar entre carnitas, enchiladas suizas y frijoles negros; o puro apio (7.5kg). ¿Qué seleccionas?

Carnitas etc.

Apio

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



1) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de agua o una caja de hojuelas. ¿Qué seleccionas?

Agua 100%

Hojuelas 0%

2) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Yo les invito esperar hasta el final de mi plática o se huyen. ¿Qué haces?

Huyes 100%

Se queda 0%

3) Tienen mucho, mucho hambre. Alguien les ofrece una comida de 1500 calorías para satisfacerles. Pueden seleccionar entre carnitas, enchiladas suizas y frijoles negros; o puro apio (7.5kg). ¿Qué seleccionas?

Carnitas etc. 100%

Apio

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



1) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de agua o una caja de hojuelas. ¿Qué seleccionas?

Agua 100%

Hojuelas 0%

2) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Yo les invito esperar hasta el final de mi plática o se huyen. ¿Qué haces?

Huyes 100%

Se queda 0%

3) Tienen mucho, mucho hambre. Alguien les ofrece una comida de 1500 calorías para satisfacerles. Pueden seleccionar entre carnitas, enchiladas suizas y frijoles negros; o puro apio (7.5kg). ¿Qué seleccionas?

Carnitas etc. 100%

Apio 0%

¿Qué es predecible?
¿Los seres humanos?



¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



4) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de Coca-cola o un litro de Pepsi. ¿Qué seleccionas?

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



4) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de Coca-cola o un litro de Pepsi. ¿Qué seleccionas?

Coca cola

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



4) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de Coca-cola o un litro de Pepsi. ¿Qué seleccionas?

Coca cola

Pepsi

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



4) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de Coca-cola o un litro de Pepsi. ¿Qué seleccionas?

Coca cola 70%

Pepsi

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



4) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de Coca-cola o un litro de Pepsi. ¿Qué seleccionas?

Coca cola 70%

Pepsi 30%

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



4) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de Coca-cola o un litro de Pepsi. ¿Qué seleccionas?

Coca cola 70%

Pepsi 30%

5) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Llegaste a la salida pero notas alguien quien no conoces atrapado. Regresas para tratar de ayudarles arriesgando tu propia vida o sigues corriendo?

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



4) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de Coca-cola o un litro de Pepsi. ¿Qué seleccionas?

Coca cola 70%

Pepsi 30%

5) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Llegaste a la salida pero notas alguien quien no conoces atrapado. Regresas para tratar de ayudarles arriesgando tu propia vida o sigues corriendo?

Si regresas

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



4) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de Coca-cola o un litro de Pepsi. ¿Qué seleccionas?

Coca cola 70%

Pepsi 30%

5) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Llegaste a la salida pero notas alguien quien no conoces atrapado. Regresas para tratar de ayudarles arriesgando tu propia vida o sigues corriendo?

Si regresas

No regresas

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



4) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de Coca-cola o un litro de Pepsi. ¿Qué seleccionas?

Coca cola 70%

Pepsi 30%

5) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Llegaste a la salida pero notas alguien quien no conoces atrapado. Regresas para tratar de ayudarles arriesgando tu propia vida o sigues corriendo?

Si regresas 50%

No regresas

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



4) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de Coca-cola o un litro de Pepsi. ¿Qué seleccionas?

Coca cola 70%

Pepsi 30%

5) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Llegaste a la salida pero notas alguien quien no conoces atrapado. Regresas para tratar de ayudarles arriesgando tu propia vida o sigues corriendo?

Si regresas 50%

No regresas 50%

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



4) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de Coca-cola o un litro de Pepsi. ¿Qué seleccionas?

Coca cola 70%

Pepsi 30%

5) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Llegaste a la salida pero notas alguien quien no conoces atrapado. Regresas para tratar de ayudarles arriesgando tu propia vida o sigues corriendo?

Si regresas 50%

No regresas 50%

6) Tienen mucho, mucho hambre. Alguien les ofrece una comida de 1500 calorías para satisfacerles. Pueden seleccionar entre carnitas, enchiladas suizas y frijoles negros; o barbacoa, chicharrón y arroz ¿Qué seleccionas?

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



4) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de Coca-cola o un litro de Pepsi. ¿Qué seleccionas?

Coca cola 70%

Pepsi 30%

5) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Llegaste a la salida pero notas alguien quien no conoces atrapado. Regresas para tratar de ayudarles arriesgando tu propia vida o sigues corriendo?

Si regresas 50%

No regresas 50%

6) Tienen mucho, mucho hambre. Alguien les ofrece una comida de 1500 calorías para satisfacerles. Pueden seleccionar entre carnitas, enchiladas suizas y frijoles negros; o barbacoa, chicharrón y arroz ¿Qué seleccionas?

Carnitas etc.

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



4) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de Coca-cola o un litro de Pepsi. ¿Qué seleccionas?

Coca cola 70%

Pepsi 30%

5) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Llegaste a la salida pero notas alguien quien no conoces atrapado. Regresas para tratar de ayudarles arriesgando tu propia vida o sigues corriendo?

Si regresas 50%

No regresas 50%

6) Tienen mucho, mucho hambre. Alguien les ofrece una comida de 1500 calorías para satisfacerles. Pueden seleccionar entre carnitas, enchiladas suizas y frijoles negros; o barbacoa, chicharrón y arroz ¿Qué seleccionas?

Carnitas etc.

Barbacoa etc.

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



4) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de Coca-cola o un litro de Pepsi. ¿Qué seleccionas?

Coca cola 70%

Pepsi 30%

5) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Llegaste a la salida pero notas alguien quien no conoces atrapado. Regresas para tratar de ayudarles arriesgando tu propia vida o sigues corriendo?

Si regresas 50%

No regresas 50%

6) Tienen mucho, mucho hambre. Alguien les ofrece una comida de 1500 calorías para satisfacerles. Pueden seleccionar entre carnitas, enchiladas suizas y frijoles negros; o barbacoa, chicharrón y arroz ¿Qué seleccionas?

Carnitas etc. 50%

Barbacoa etc.

¿Qué es predecible?

¿Los seres humanos?



4) No han tomado agua (ningún líquido) en tres días. Alguien te ofrece un litro de Coca-cola o un litro de Pepsi. ¿Qué seleccionas?

Coca cola 70%

Pepsi 30%

5) Hay un incendio grave en el auditorio y suena la alarma. Llegaste a la salida pero notas alguien quien no conoces atrapado. Regresas para tratar de ayudarles arriesgando tu propia vida o sigues corriendo?

Si regresas 50%

No regresas 50%

6) Tienen mucho, mucho hambre. Alguien les ofrece una comida de 1500 calorías para satisfacerles. Pueden seleccionar entre carnitas, enchiladas suizas y frijoles negros; o barbacoa, chicharrón y arroz ¿Qué seleccionas?

Carnitas etc. 50%

Barbacoa etc. 50%

¿Qué es predecible?



¿Qué es predecible?



1) ¿Quién de ustedes será obeso en 20-30 años?

¿Qué es predecible?



- 1) ¿Quién de ustedes será obeso en 20-30 años?
- 2) ¿Quién de ustedes padecerá de diabetes en 30-40 años?

¿Qué es predecible?



- 1) ¿Quién de ustedes será obeso en 20-30 años?
- 2) ¿Quién de ustedes padecerá de diabetes en 30-40 años?
- 3) ¿Quién de ustedes morirá antes de 70 por un mal estilo de vida?

¿Qué es predecible?



- 1) ¿Quién de ustedes será obeso en 20-30 años?
- 2) ¿Quién de ustedes padecerá de diabetes en 30-40 años?
- 3) ¿Quién de ustedes morirá antes de 70 por un mal estilo de vida?
- 4) ¿Cuánta biodiversidad perderá México en los próximos 50 años?

¿Qué es predecible?



- 1) ¿Quién de ustedes será obeso en 20-30 años?
- 2) ¿Quién de ustedes padecerá de diabetes en 30-40 años?
- 3) ¿Quién de ustedes morirá antes de 70 por un mal estilo de vida?
- 4) ¿Cuánta biodiversidad perderá México en los próximos 50 años?
- 5) ¿Qué acciones (factibles) resultarán en una reducción del número de personas en situación de calle?

¿Qué es predecible?



- 1) ¿Quién de ustedes será obeso en 20-30 años?
- 2) ¿Quién de ustedes padecerá de diabetes en 30-40 años?
- 3) ¿Quién de ustedes morirá antes de 70 por un mal estilo de vida?
- 4) ¿Cuánta biodiversidad perderá México en los próximos 50 años?
- 5) ¿Qué acciones (factibles) resultarán en una reducción del número de personas en situación de calle?
- 6) ¿Habrá computadoras inteligentes (estilo Hal2000 de la película 2001 A Space Odyssey) en 20 años?



¿Qué es predecible?

- 1) ¿Quién de ustedes será obeso en 20-30 años?
- 2) ¿Quién de ustedes padecerá de diabetes en 30-40 años?
- 3) ¿Quién de ustedes morirá antes de 70 por un mal estilo de vida?
- 4) ¿Cuánta biodiversidad perderá México en los próximos 50 años?
- 5) ¿Qué acciones (factibles) resultarán en una reducción del número de personas en situación de calle?
- 6) ¿Habrá computadoras inteligentes (estilo Hal2000 de la película 2001 A Space Odyssey) en 20 años?

y muchísimas otras

Predictabilidad y la toma de Decisiones



“Decisiones”

Normalmente pensamos en las decisiones como algo más humano asociado con la voluntad libre

¡Somos autómatas! En la mayoría...

Una bola en un campo gravitacional

Un gato en un campo gravitacional

Un ser humano en un campo gravitacional

¿Porqué tomamos malas decisiones?

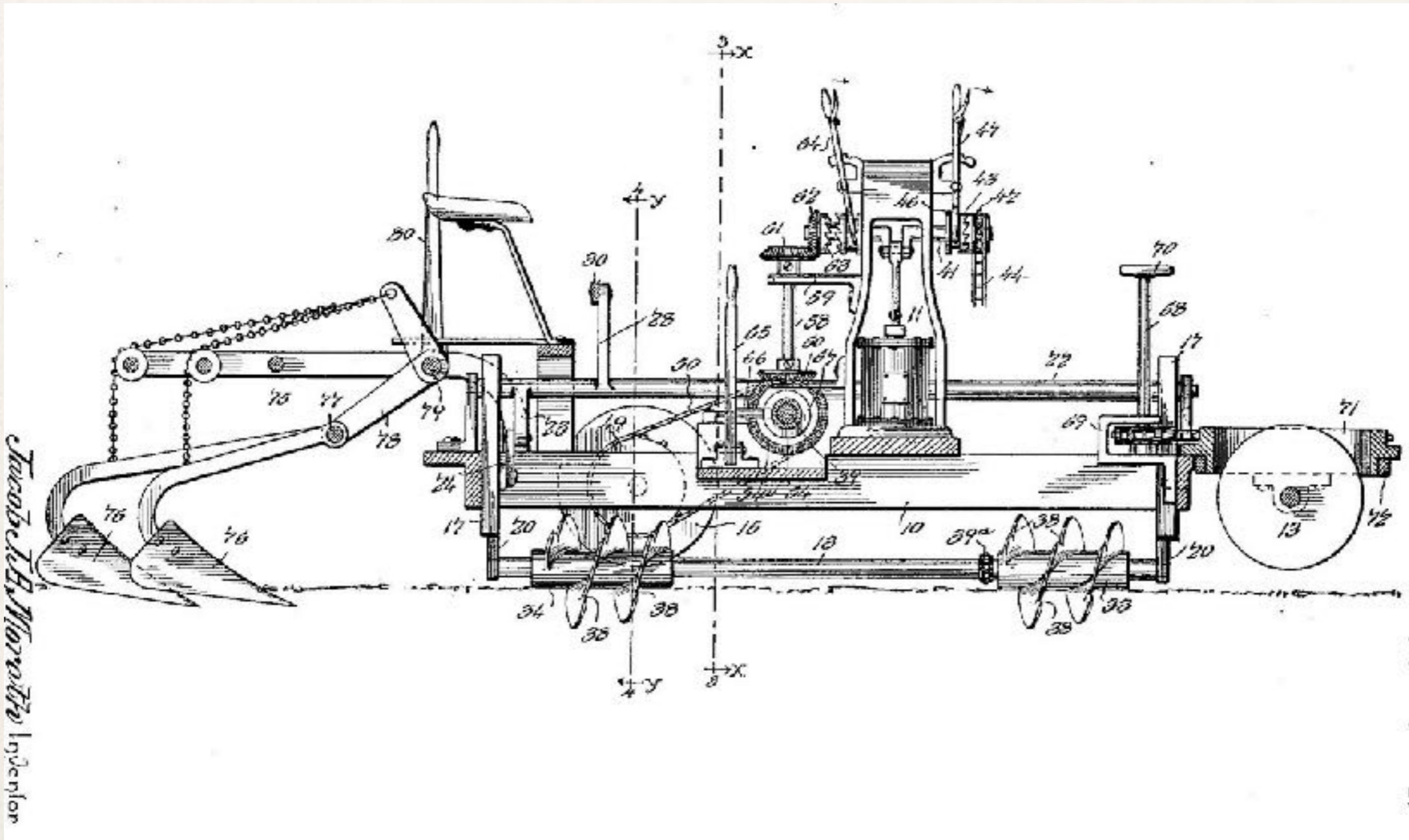
What Doesn't Make Decisions?

Prediction and science: the last 3 centuries



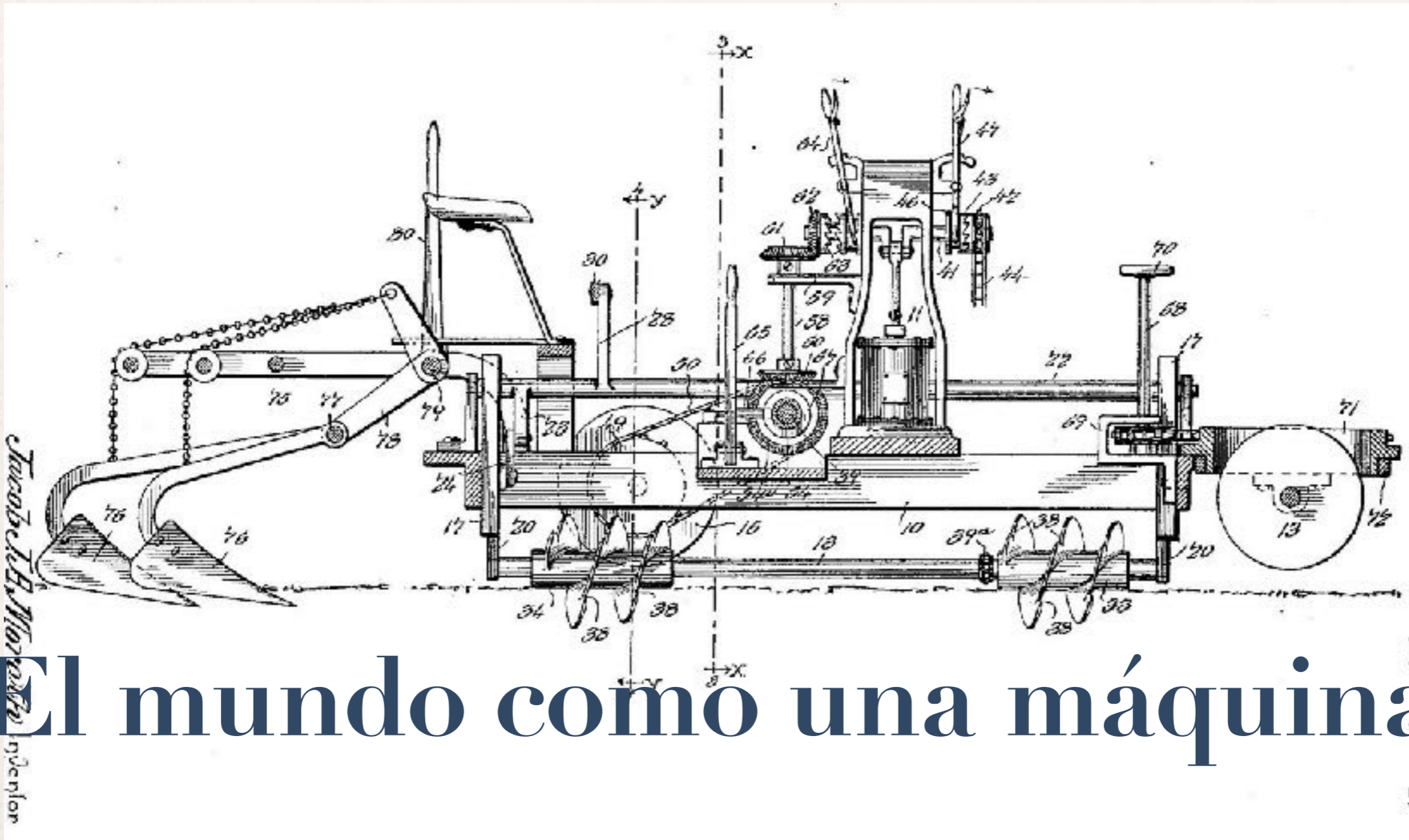
What Doesn't Make Decisions?

Prediction and science: the last 3 centuries



What Doesn't Make Decisions?

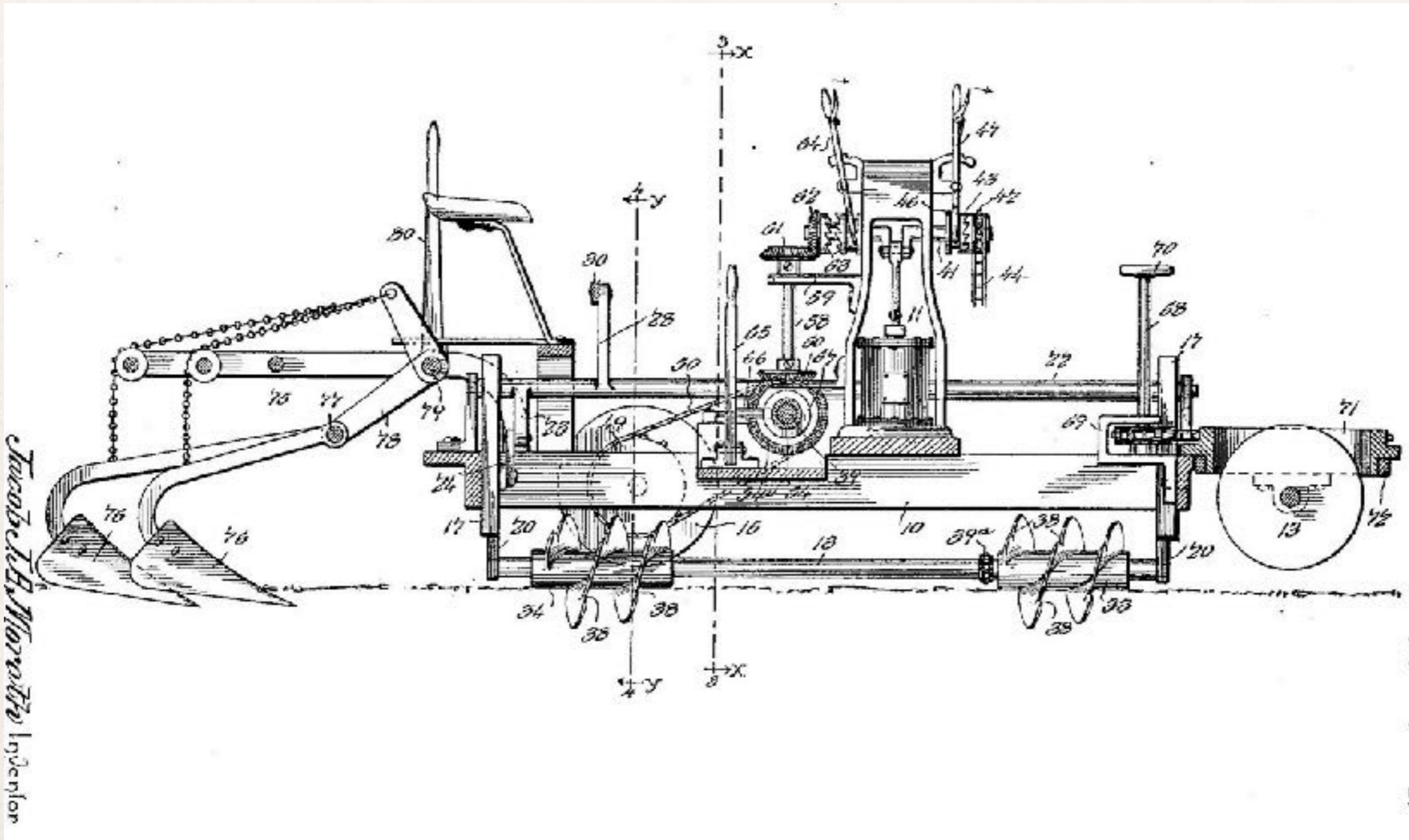
Prediction and science: the last 3 centuries



El mundo como una máquina

What Doesn't Make Decisions?

Prediction and science: the last 3 centuries



What Doesn't Make Decisions?

Prediction and science: the last 3 centuries



What Doesn't Make Decisions?

Prediction and science: the last 3 centuries



¿Cómo se modela las maquinas?

What Doesn't Make Decisions?

Prediction and science: the last 3 centuries



¿Cómo se modela las maquinas?

$$m \frac{d^2 x}{dt^2} = F(t).$$

What Doesn't Make Decisions?

Prediction and science: the last 3 centuries



¿Cómo se modela las maquinas?

$$m \frac{d^2 x}{dt^2} = F(t).$$

Con ecuaciones diferenciales

What Doesn't Make Decisions?

Prediction and science: the last 3 centuries



$$m \frac{d^2 x}{dt^2} = F(t).$$

Con ecuaciones diferenciales

What Doesn't Make Decisions?

Prediction and science: the last 3 centuries



$$m \frac{d^2 x}{dt^2} = F(t).$$

What Doesn't Make Decisions?

Prediction and science: the last 3 centuries



$$m \frac{d^2 x}{dt^2} = F(t).$$

Todos obedecemos la ley

What Doesn't Make Decisions?

Prediction and science: the last 3 centuries



$$m \frac{d^2 x}{dt^2} = F(t).$$

What Doesn't Make Decisions?

Prediction and science: the last 3 centuries



What Doesn't Make Decisions?

Prediction and science: the last 3 centuries



$$m \frac{d^2 x}{dt^2} = F(t).$$

What Doesn't Make Decisions?

Prediction and science: the last 3 centuries



De hecho...

$$m \frac{d^2 x}{dt^2} = F(t).$$

What Doesn't Make Decisions?

Prediction and science: the last 3 centuries



De hecho...



What Doesn't Make Decisions?

Prediction and science: the last 3 centuries



De hecho...



somos esclavos de la ley

Predictability in Simple Systems versus Complex Systems





Predictability in Simple Systems versus Complex Systems

**The difference between complex and
simple systems is the difference between
“being” and “doing”**

Predictability in Simple Systems versus Complex Systems



Predictability in Simple Systems versus Complex Systems





Predictability in Simple Systems versus Complex Systems





Predictability in Simple Systems versus Complex Systems

Mechanistic





Predictability in Simple Systems versus Complex Systems

Mechanistic

Adaptive





Predictability in Simple Systems versus Complex Systems

Mechanistic

Adaptive

The cat obeys the same laws
of physics as the ball





Predictability in Simple Systems versus Complex Systems

Mechanistic

Adaptive





Predictability in Simple Systems versus Complex Systems

Mechanistic

Adaptive

But its not a "slave" to them





Predictability in Simple Systems versus Complex Systems

Mechanistic

Adaptive





Predictability in Simple Systems versus Complex Systems

Mechanistic

Adaptive

The *evolution* of function
is the revolution that allowed
systems to escape the tyranny
of the laws of physics.
Complexity is a consequence
of that revolution.



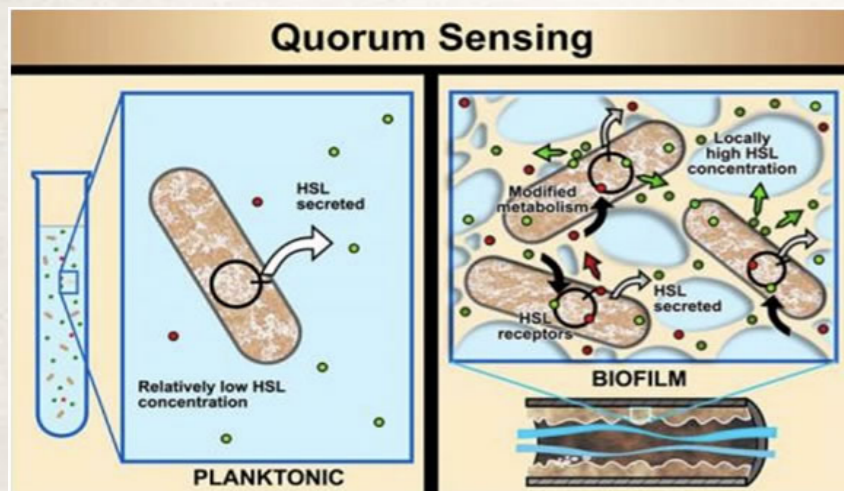
Every Living Thing Makes Decisions: Every living thing is a “data miner”



What's the difference/same between human decision making and that of a worm or even a bacterium?

They all use prediction models for decision making.

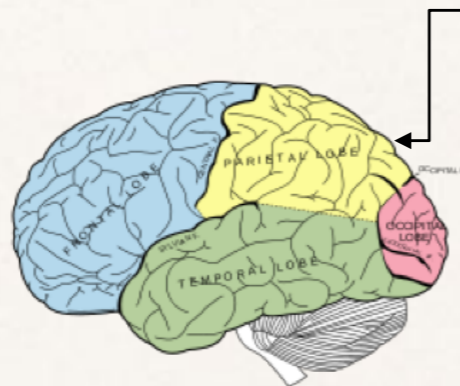
However, the complexity and richness of the set of possible behaviours and the probability distribution on them - the decision “landscape”



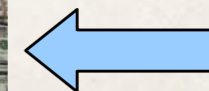
What is the Difference Between them?



Different data, different data processors and different inference algorithms



Same goal of modeling a **complex** world for **decision making** and **“optimization”**



Order	
CREDIT SUISSE FX TWAP Algo	
Type	Spot
Pair	EURUSD Buys EUR
Tenor	SPOT 09/10/2008
Amount	12,000,000.00 EUR
Order Type	Limit
Limit Price	1.4125
Start Time	10:00:00
End Time	14:00:00
Execution Style	Normal
<input type="button" value="Submit"/> <input type="button" value="Close"/>	

Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



Deep Data, the Data Revolution and Decision Making





Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



A revolution in the generation of data





Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



A revolution in the
generation of data



1 human genome

= 1GB (200)

CT image

= 10MB

MRI image

= 40MB

Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



A revolution in the generation of data



1 human genome
= 1GB (200)
CT image
= 10MB
MRI image
= 40MB

Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



A revolution in the generation of data

Human brain
10-100 Terrabytes



1 human genome
= 1GB (200)
CT image
= 10MB
MRI image
= 40MB

Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



A revolution in the generation of data



Human brain
10-100 Terrabytes



1 human genome
= 1GB (200)
CT image
= 10MB
MRI image
= 40MB

Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



A revolution in the generation of data



Human brain
10-100 Terrabytes



All the books in the world
30-50 Terrabytes



1 human genome
= 1GB (200)
CT image
= 10MB
MRI image
= 40MB

Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



A revolution in the generation of data

Human brain
10-100 Terrabytes



All the books in the world
30-50 Terrabytes



1 human genome
= 1GB (200)
CT image
= 10MB
MRI image
= 40MB



Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



A revolution in the generation of data



Human brain
10-100 Terrabytes



All the books in the world
30-50 Terrabytes



1 human genome
= 1GB (200)
CT image
= 10MB
MRI image
= 40MB





Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



A revolution in the generation of data

Human brain
10-100 Terrabytes



All the books in the world
30-50 Terrabytes



1 human genome
= 1GB (200)
CT image
= 10MB
MRI image
= 40MB



In electronic form
1 zettabyte



Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



A revolution in the generation of data

Human brain
10-100 Terrabytes



All the books in the world
30-50 Terrabytes



1 human genome
= 1GB (200)
CT image
= 10MB
MRI image
= 40MB



In electronic form
1 zettabyte

A revolution in data storage



Deep Data, the Data Revolution and Decision Making

A revolution in the generation of data



Human brain
10-100 Terrabytes

All the books in the world
30-50 Terrabytes



In electronic form
1 zettabyte

1 human genome
= 1GB (200)
CT image
= 10MB
MRI image
= 40MB

A revolution in data storage



Deep Data, the Data Revolution and Decision Making

A revolution in the generation of data



Human brain
10-100 Terrabytes

All the books in the world
30-50 Terrabytes



In electronic form
1 zettabyte



1 human genome
= 1GB (200)
CT image
= 10MB
MRI image
= 40MB

A revolution in data storage



Deep Data, the Data Revolution and Decision Making

A revolution in the generation of data



Human brain
10-100 Terrabytes

All the books in the world
30-50 Terrabytes

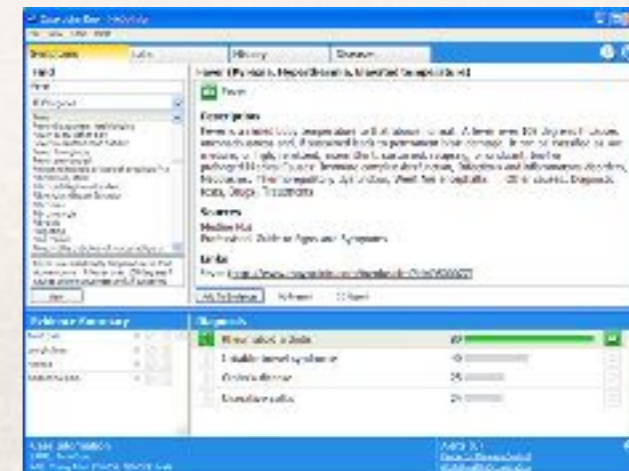


In electronic form
1 zettabyte



1 human genome
= 1GB (200)
CT image
= 10MB
MRI image
= 40MB

A revolution in data storage





Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



A revolution in the generation of data



Human brain
10-100 Terrabytes

All the books in the world
30-50 Terrabytes



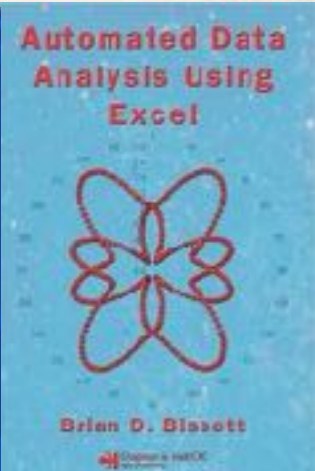
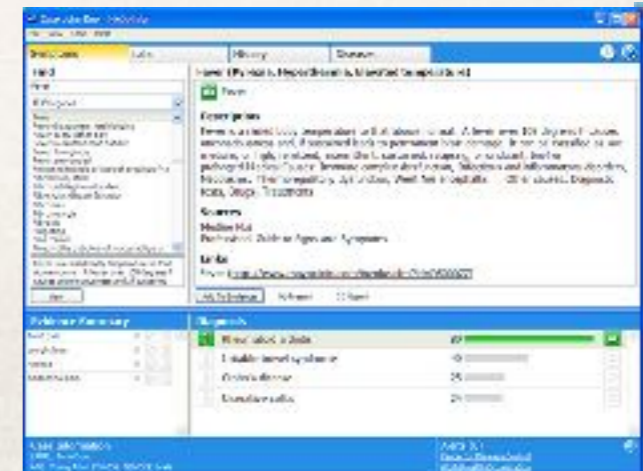
1 human genome
= 1GB (200)
CT image
= 10MB
MRI image
= 40MB



In electronic form
1 zettabyte



A revolution in data storage





Deep Data, the Data Revolution and Decision Making



A revolution in the generation of data



Human brain
10-100 Terrabytes

All the books in the world
30-50 Terrabytes



A revolution in data analysis

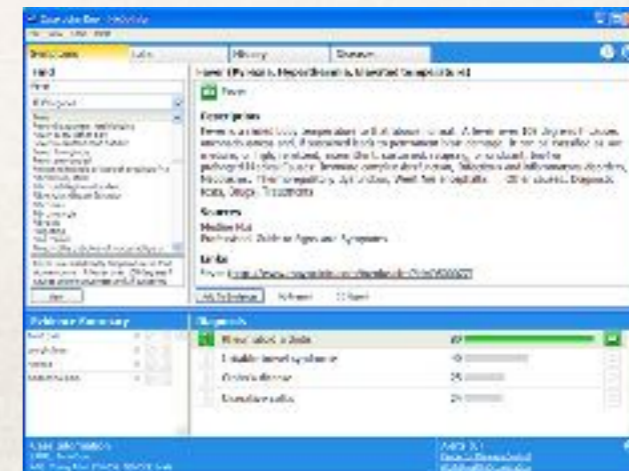


1 human genome
= 1GB (200)
CT image
= 10MB
MRI image
= 40MB



In electronic form
1 zettabyte

A revolution in data storage





Deep Data, the Data Revolution and Decision Making

A revolution in the generation of data



Human brain
10-100 Terrabytes



All the books in the world
30-50 Terrabytes



A revolution in data analysis

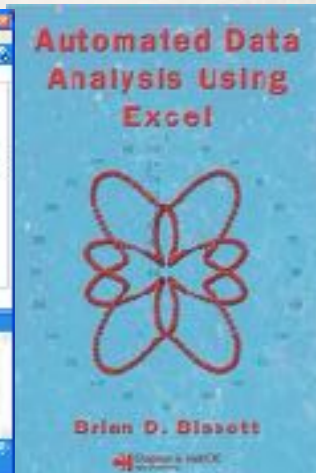
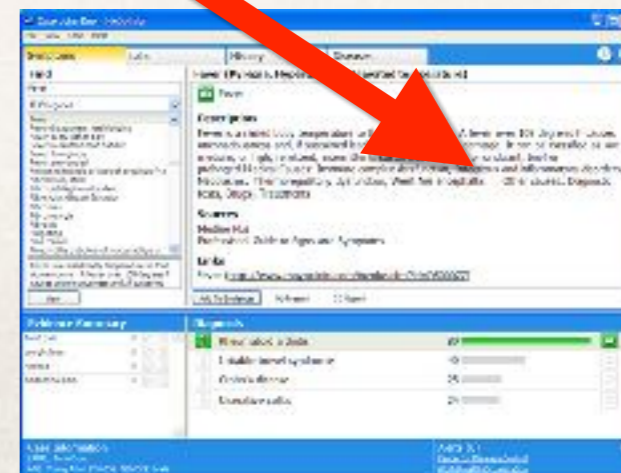


1 human genome
= 1GB (200)
CT image
= 10MB
MRI image
= 40MB



In electronic form
1 zettabyte

A revolution in data storage



How do we measure the “value” of a decision?



❖ First, what is the goal or purpose of the decision?

❖ Second, can we determine a metric of success?

❖ Great experience? Movie, meal,...

❖ Long and happy marriage?

❖ Higher salary?

❖ Vote?

❖ Increased sales?

❖ More children?

❖ Longer life?

❖ Other...

❖ More than one?

INCREASE YOUR ...

✓ LEADS
✓ CUSTOMERS
✓ SALES
✓ PROFIT



Importance of “scale”:

- time
 - a decision can have different values as a function of time
- population / statistical ensemble
 - a decision may be good / bad for you and bad / good for the group
- causal chain / attribution

Importance of feedback and learning

Importance of substrate

- Genetic
- Epigenetic
- Neuronal

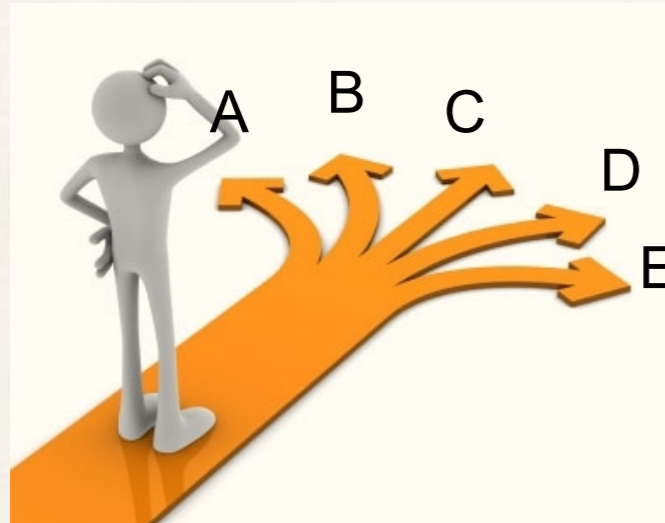
In Evolution Natural Selection is the ultimate arbiter of the “value” of decisions



The Value of a Decision: The Rational Theory of Decision Making

Alternativas: A, B, C, D, E

Preferencias: $P(A)$, $P(B)$, $P(C)$, $P(D)$, $P(E)$



Para tomar una decisión racional se ranquea las alternativas por sus preferencias y adopta la alternativa con mayor preferencia

Puede hacer la comparación $P(i) > o < P(j)$ para todas las alternativas

Si $P(i) > P(j)$ y $P(j) > P(k)$ entonces $P(i) > P(k)$

¿Se aplica únicamente a los seres humanos?

Lo racional es siempre traicionar – ¡piensa sobre manejar en el DF!

Ejemplo de la racionalidad: El dilema del prisionero

	Prisionero B se mantiene silencioso	Prisionero B traiciona
Prisionero A se mantiene silencioso	Cada uno recibe sentencia de 6 meses	Prisionero A: 10 años Prisionero B: se libera
Prisionero A traiciona	Prisionero A: se libera Prisionero B: 10 años	Cada uno recibe sentencia de 5 años



Group Decisions versus Individual Decisions

- ¿Quién toma decisiones?
 - Individuos, familias, empresas, gobiernos, muchas otras unidades organizacionales

	P	$\text{if } P \text{ then } Q$	Q	
Individual 1	true	true	true	Si votamos por mayoría entonces la sociedad no es lógico/racional
Individual 2	false	true	false	
Individual 3	true	false	false	
Society	true	true	false	



An Algorithmic Representation of a Decision Requires an Algorithmic Representation of the World: A Model

A “decision”
Prediction

$$P(C | X(t))$$

Probability of C given X

In the physical world, predictions



In the biological world, predictions

tend to be **algorithmic**

tend to be **heuristic**

Physical world
Less complex,
less adaptative

Biological
World
More complex,
more adaptative

$X(t)$ = the information used
to make the decision (predict)

How much information do you need or use to make a “good decision”?

What degree of multi-factoriality is there?

The biological world requires a lot more data.

Algorithmic Representation of a Decision



$P(C|X(t))$ represents our model of reality and perception



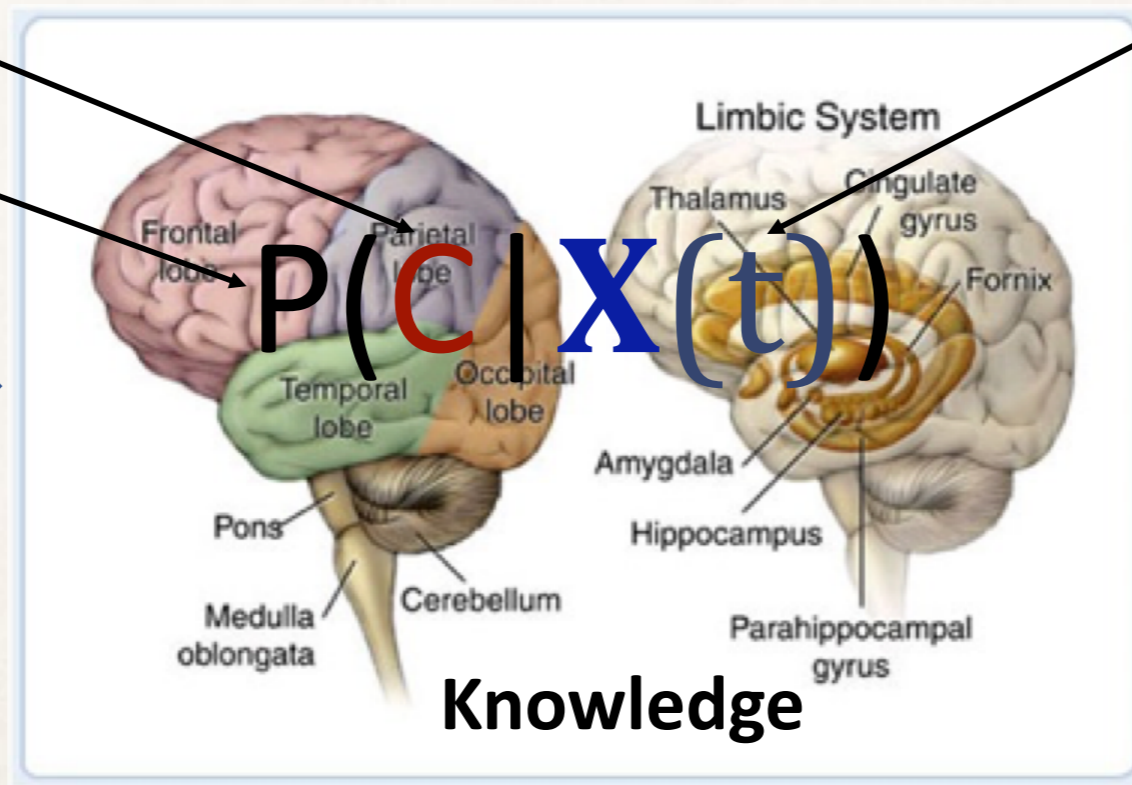
Data + Information + Knowledge

Prediction --> Decision + Action

Human Intelligence

Heuristic: we don't know what it is in humans. It's a model of the world.

Data + Information



Decision + Action

There are many Alternatives to be considered in Decisions And many possible actions

Did it work?

The decision+action is judged to be good or bad with respect to A performance indicator

Algorithmic Representation of a Decision



$P(C|X(t))$ represents the algorithm's model of reality and perception



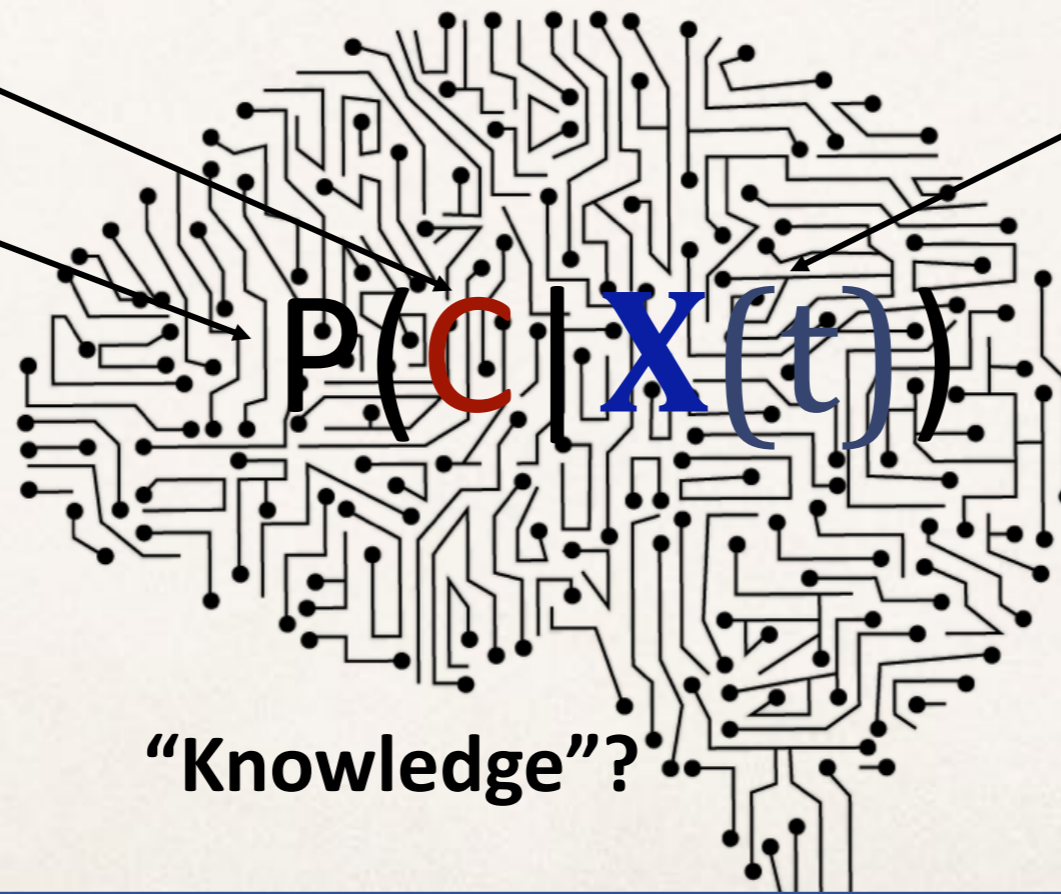
Data + Information + Knowledge

Prediction --> Decision + Action

Artificial Intelligence

Heuristic: we don't know what it is in humans. It's a model of the world.

Data + Information 



 Decision + Action



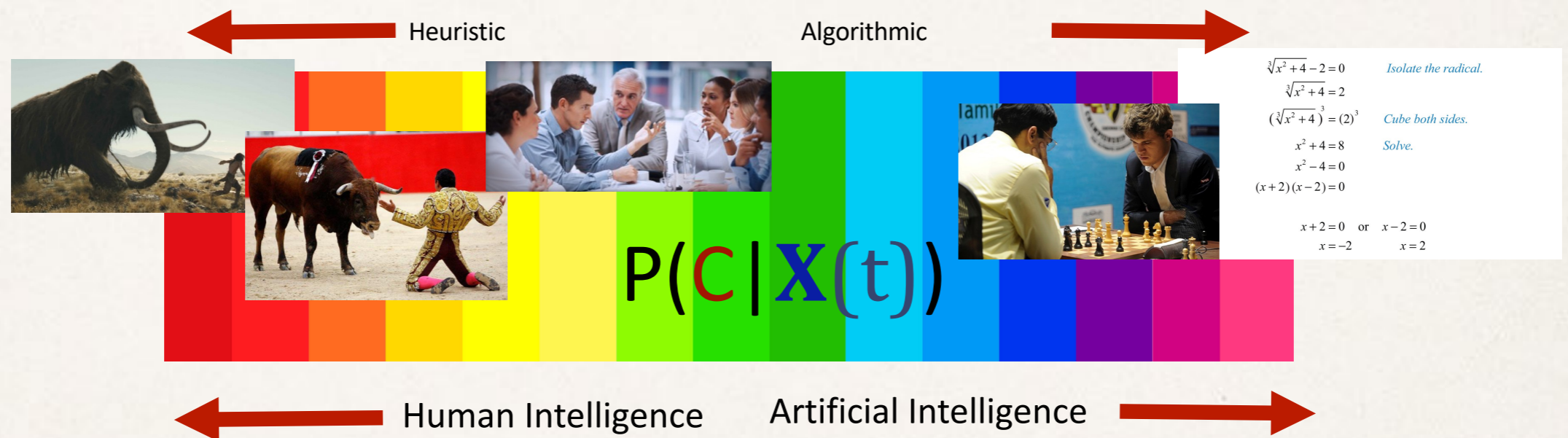
Did it work?

The decision+action is judged to be good or bad with respect to A performance indicator

Algorithmic Representation of a Decision



Human Intelligence versus Artificial Intelligence



As examples of this function for humans we have: Roger Federer making a tennis shot; Sergio Perez deciding when to brake; Octavio Paz deciding which words to use; you reading a memo from the CEO; You deciding whether to invest in a new hardware set up; you deciding whether to hire a new Chief Data Architect;...

Every decision/action we take requires and uses a DIFFERENT $P(C | X)$, whether we use HI or AI!

How we arrive at this function is a deep mystery. How we convince ourselves we arrive at a decision often doesn't have much to do with reality because there are many subjective elements to it.



Your Prediction/Decision Heuristic/Algorithm depends on...



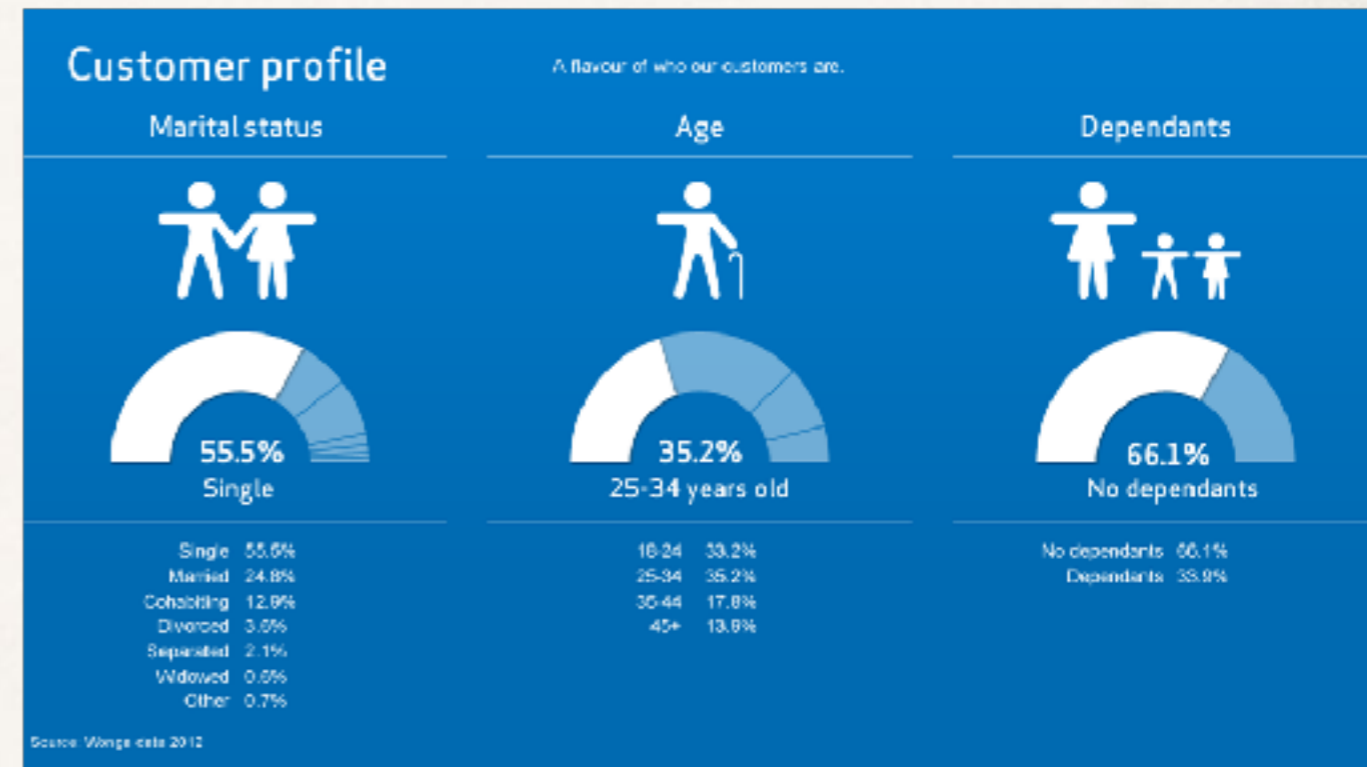
Your Prediction/Decision Heuristic/Algorithm depends on...

“Who” you are



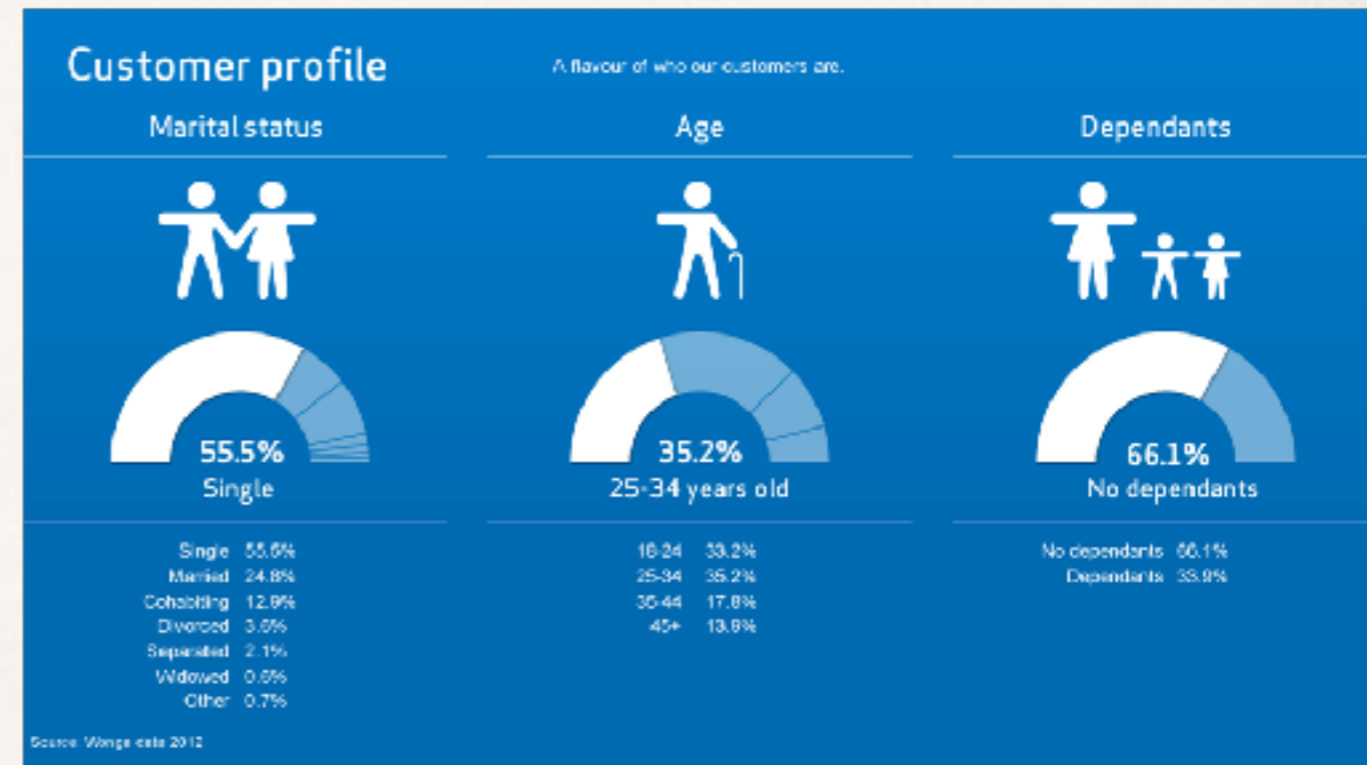
Your Prediction/Decision Heuristic/Algorithm depends on...

“Who” you are





Your Prediction/Decision Heuristic/Algorithm depends on...





Your Prediction/Decision Heuristic/Algorithm depends on...



Your Prediction/Decision Heuristic/Algorithm depends on...

**What and how
you “think”**



Your Prediction/Decision Heuristic/Algorithm depends on...

**What and how
you “think”**





Your Prediction/Decision Heuristic/Algorithm depends on...





Your Prediction/Decision Heuristic/Algorithm depends on...



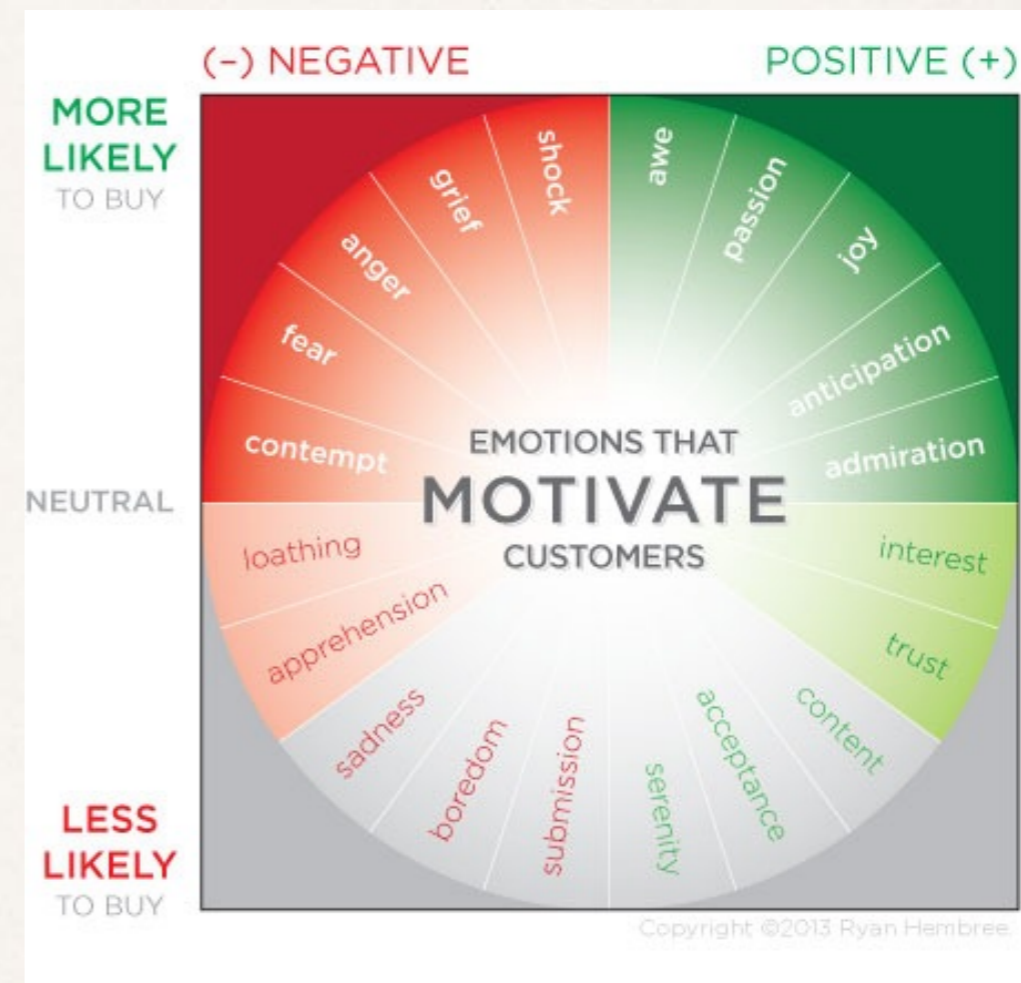
Your Prediction/Decision Heuristic/Algorithm depends on...

**What and how
you “feel”**



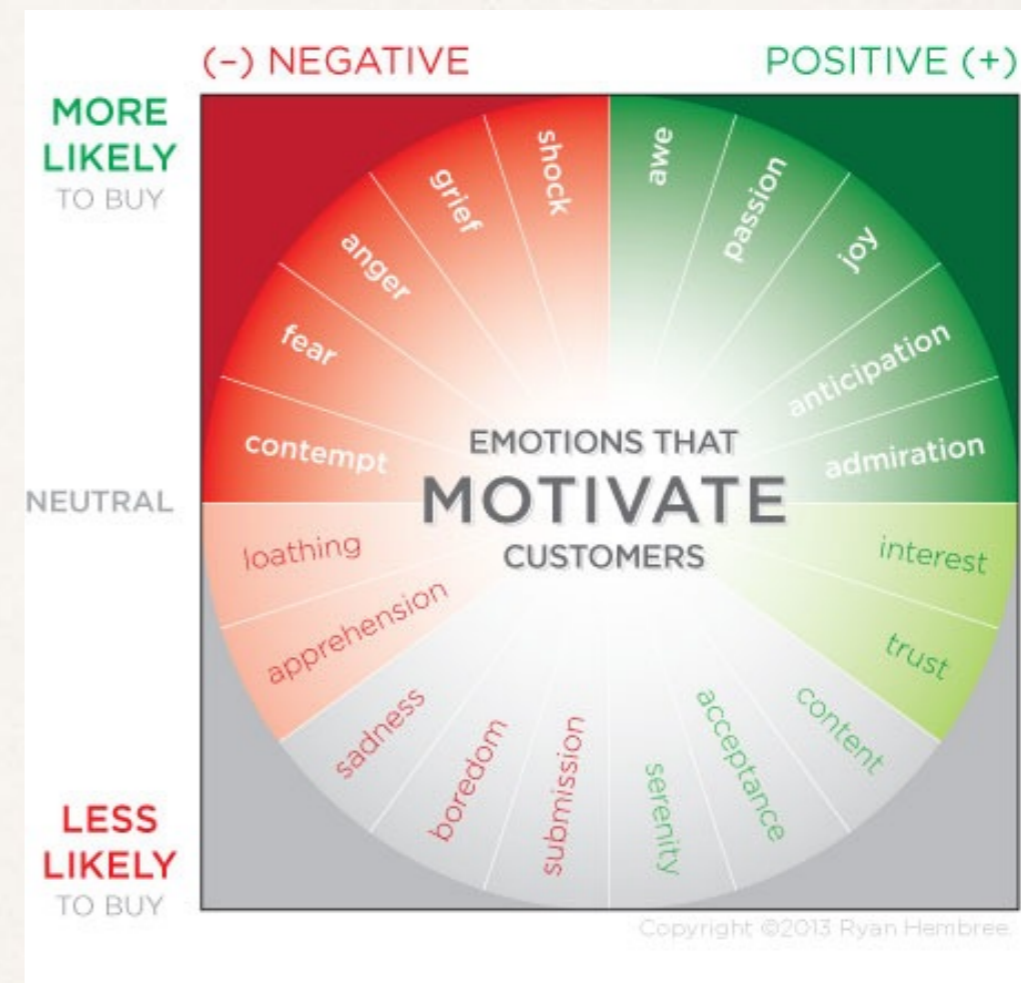
Your Prediction/Decision Heuristic/Algorithm depends on...

What and how
you “feel”





Your Prediction/Decision Heuristic/Algorithm depends on...





Your Prediction/Decision Heuristic/Algorithm depends on...



Your Prediction/Decision Heuristic/Algorithm depends on...





Your Prediction/Decision Heuristic/Algorithm depends on...



**Your prediction/decision heuristic/algorithm
then determines your behaviour - what you do**



Your Prediction/Decision Heuristic/Algorithm depends on...





Your Prediction/Decision Heuristic/Algorithm depends on...

Decision Making and the Obesity Pandemic



THE WORLD IS GETTING FATTER

250' MILLION PEOPLE (1980) → 904' MILLION PEOPLE (2009)

OBESITY IS KILLING PREVENTABLE THE WORLD

ABC TO OBESITY PREVENTION

SIMPLE RULES TO STAY IN SHAPE

A Adopt New Healthy Habits

- Eat Healthy
- Drink Water
- Exercise
- Sleep
- Drive to Work
- Eat Food
- Watch TV

B Balance Your Calorie Intake

Food Intake (CALORIES IN) vs. Physical Activity (CALORIES OUT)

C Control Your Weight Gain

50

HOW DO I KNOW WHETHER I AM OVERWEIGHT?

Calculate your body mass index (BMI) using this formula: $BMI = \frac{\text{weight (kg)}}{\text{height (m)}^2}$

Underweight < 18.5, Normal 18.5 - 24.9, Overweight 25 - 29.9, Obesity > 30, Severe Obesity > 35

OBESITY KILLS!

• Arthritis • Cancer • Infertility • Heart Diseases
• Back Pain • Diabetes • Stroke

Source: World Health Organization ©2014 Healthline.com

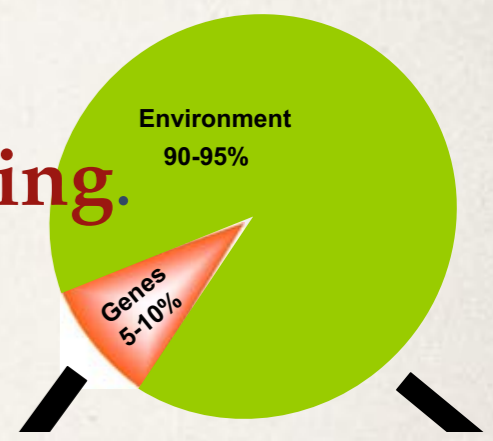
Obesity, type 2 diabetes, heart disease, strokes, cancer etc. are diseases associated with “lifestyle” and therefore are “preventible” (?)

*Pharmaceutical Research, Vol. 25, No. 9, September 2008 (© 2008)
DOI: 10.1007/s11095-008-9661-9*

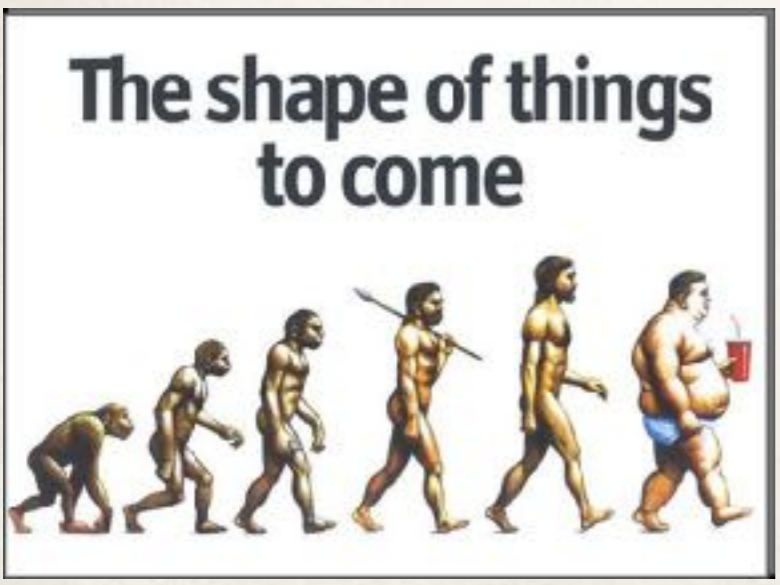
Expert Review

Cancer is a Preventable Disease that Requires Major Lifestyle Changes

They are **behavioral** diseases, i.e. diseases arising from **decision making**.



Human behavior is **complex** and requires “**deep data**”.





Obesity - risk factors: What you do

You aren't what you eat you become what you eat

We “decide” to eat too much

Epidemiological data
from ENSANUT 2006

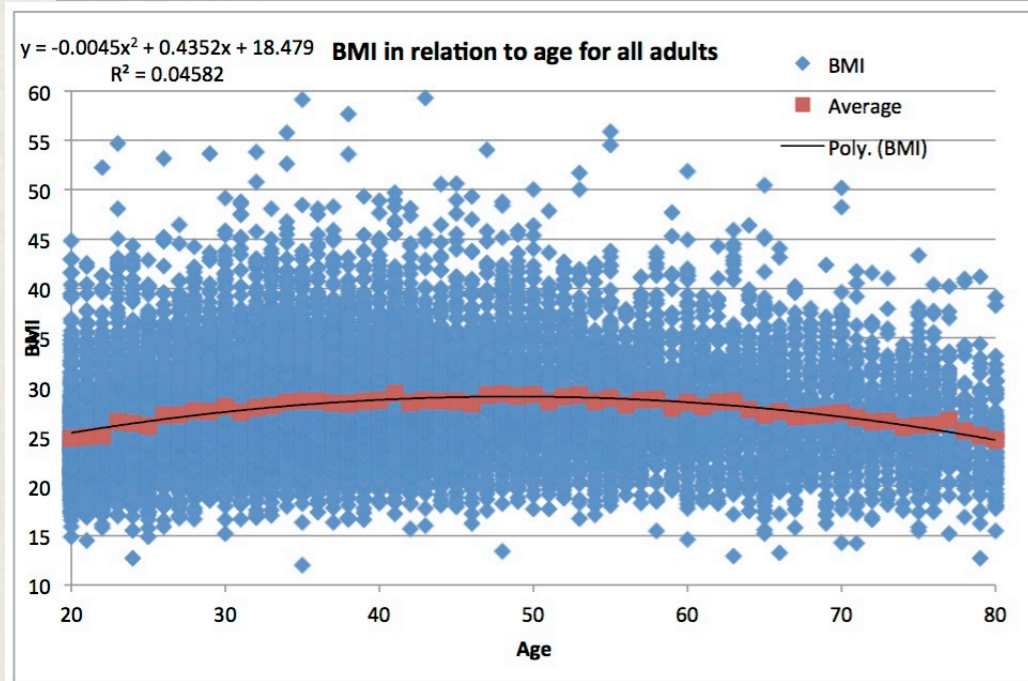


Obesity - risk factors: What you do

You aren't what you eat you become what you eat

We “decide” to eat too much

Epidemiological data
from ENSANUT 2006



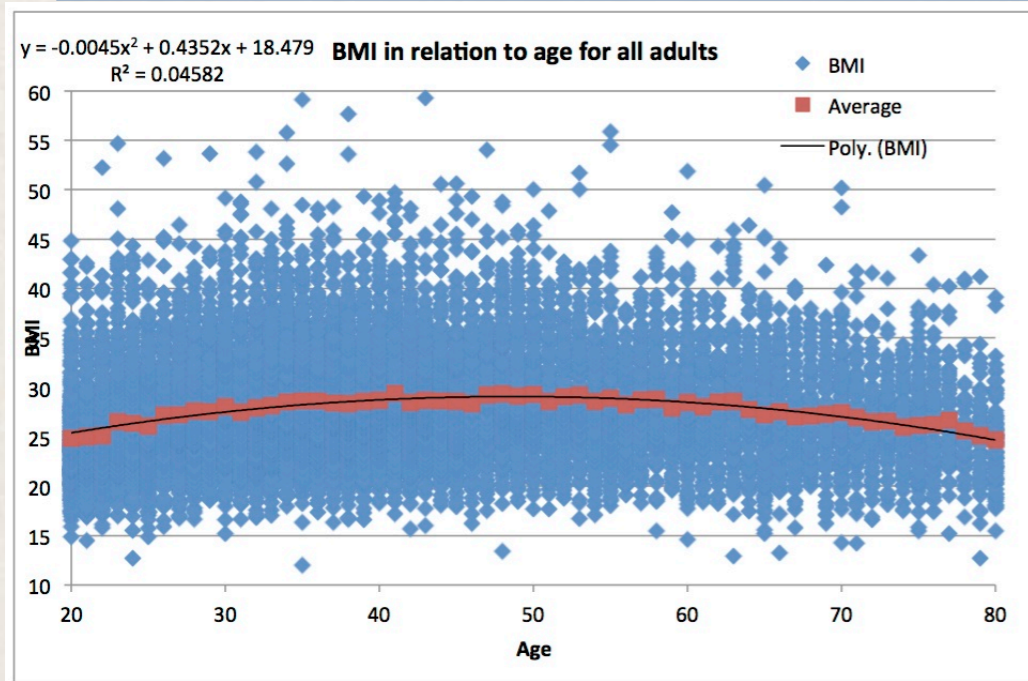


Obesity - risk factors: What you do

You aren't what you eat you become what you eat

We “decide” to eat too much

Epidemiological data
from ENSANUT 2006



We get fatter then we get thinner

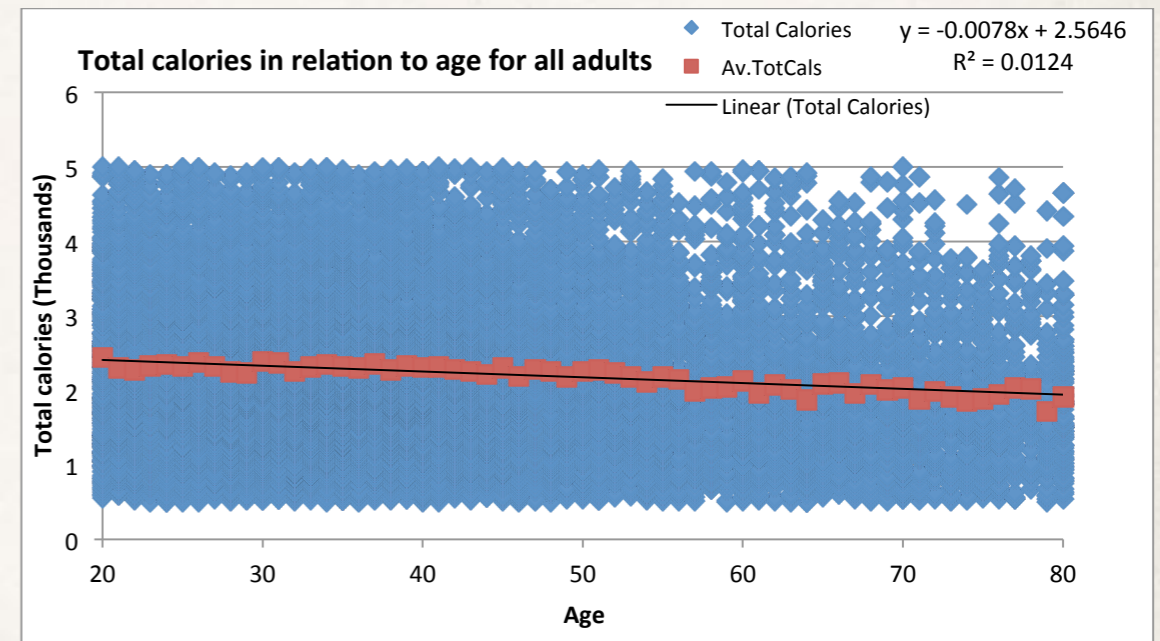
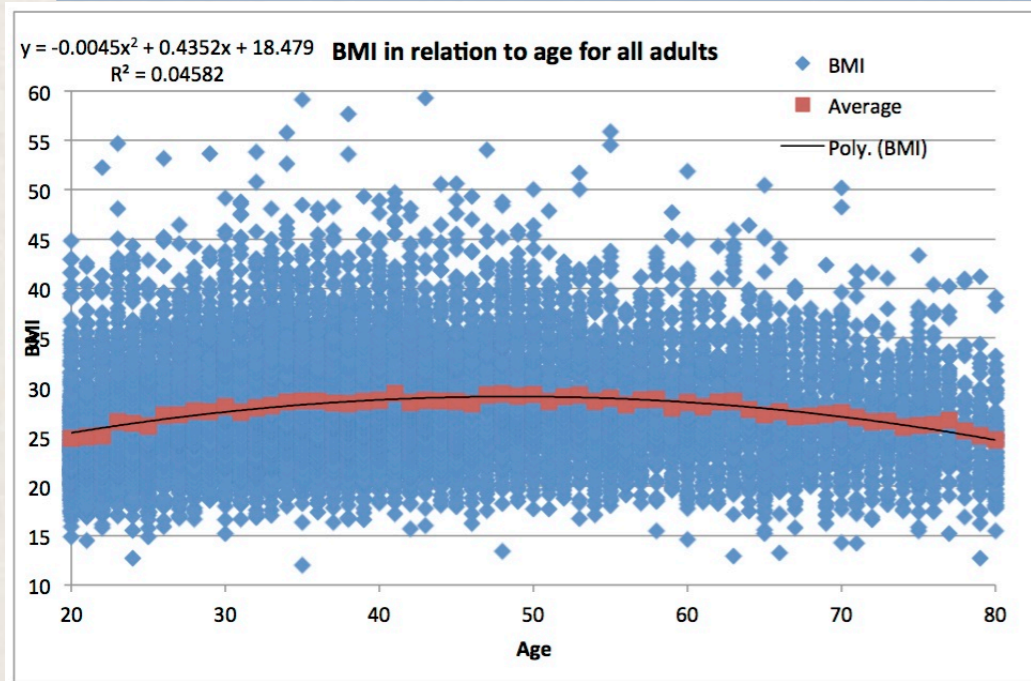


Obesity - risk factors: What you do

You aren't what you eat you become what you eat

We "decide" to eat too much

Epidemiological data
from ENSANUT 2006



We get fatter then we get thinner

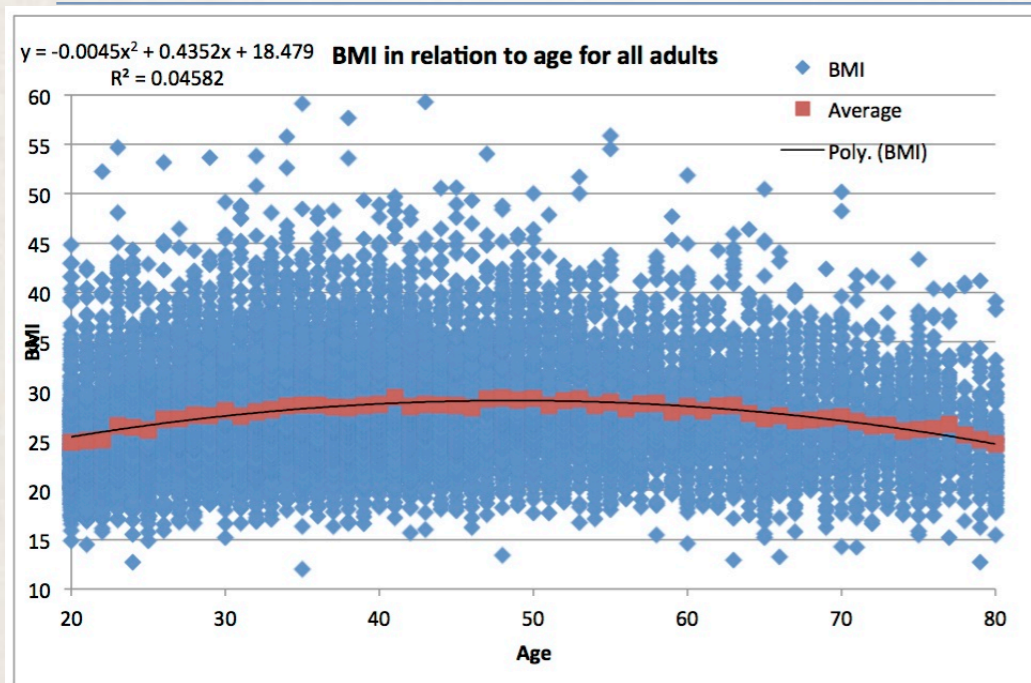


Obesity - risk factors: What you do

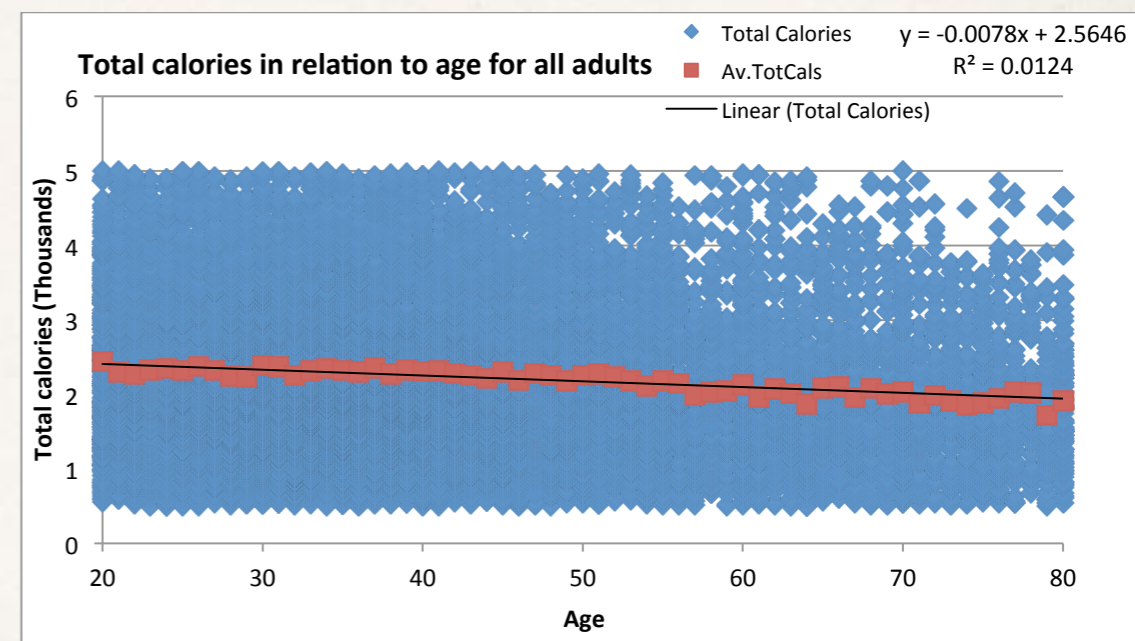
You aren't what you eat you become what you eat

We "decide" to eat too much

Epidemiological data
from ENSANUT 2006



We get fatter then we get thinner



We eat less the older we get

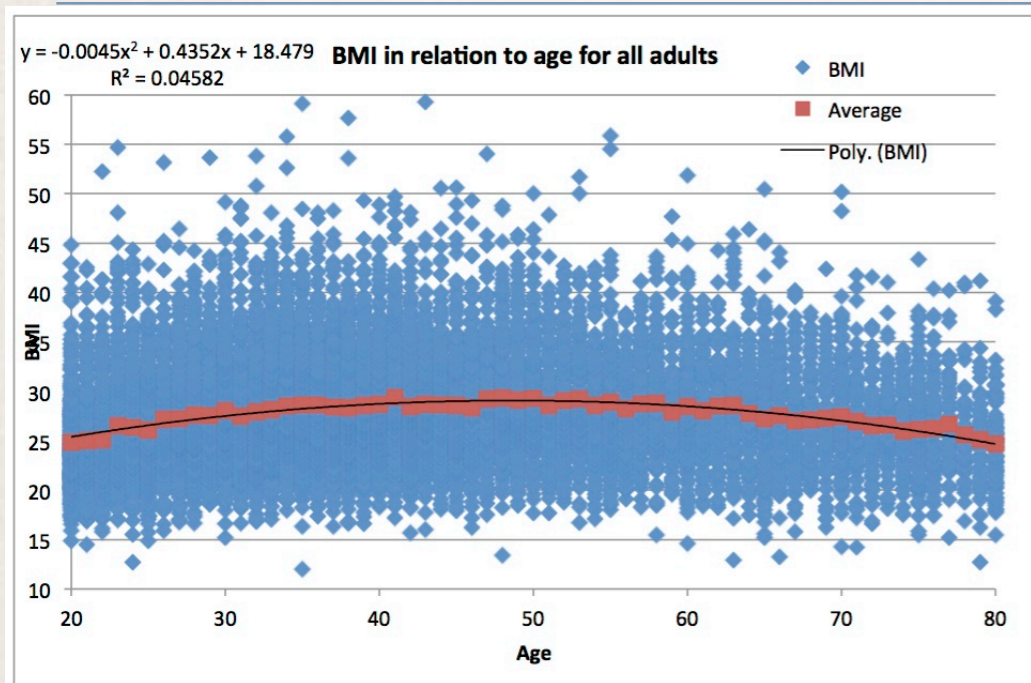


Obesity - risk factors: What you do

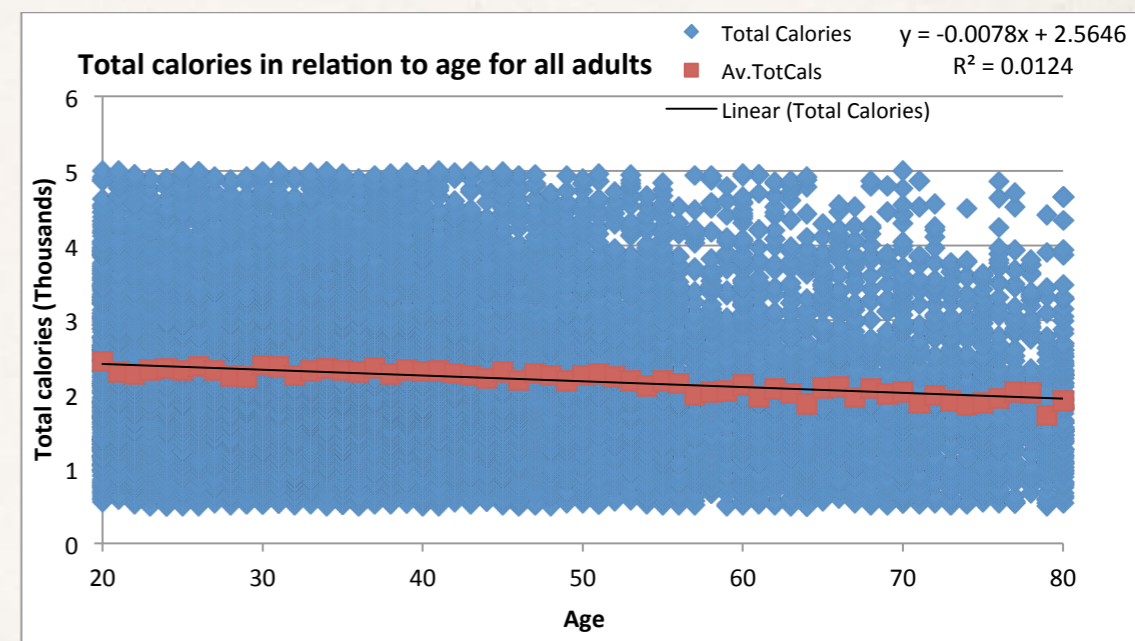
You aren't what you eat you become what you eat

We "decide" to eat too much

Epidemiological data
from ENSANUT 2006



Its not "noise" its
multifactoriality



We get fatter then we get thinner

We eat less the older we get

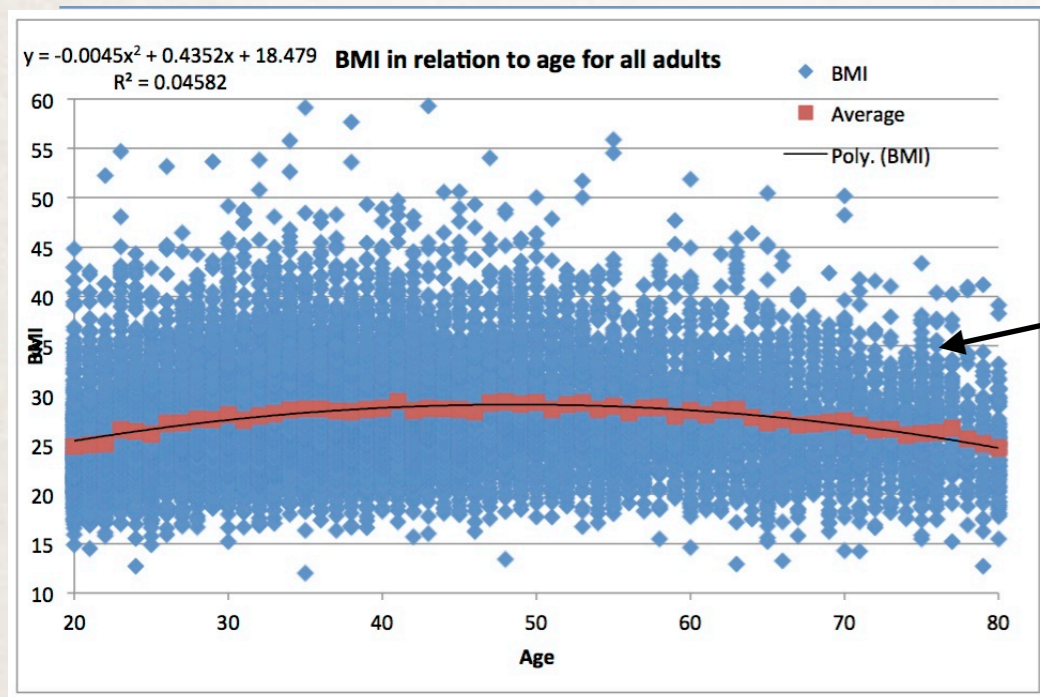


Obesity - risk factors: What you do

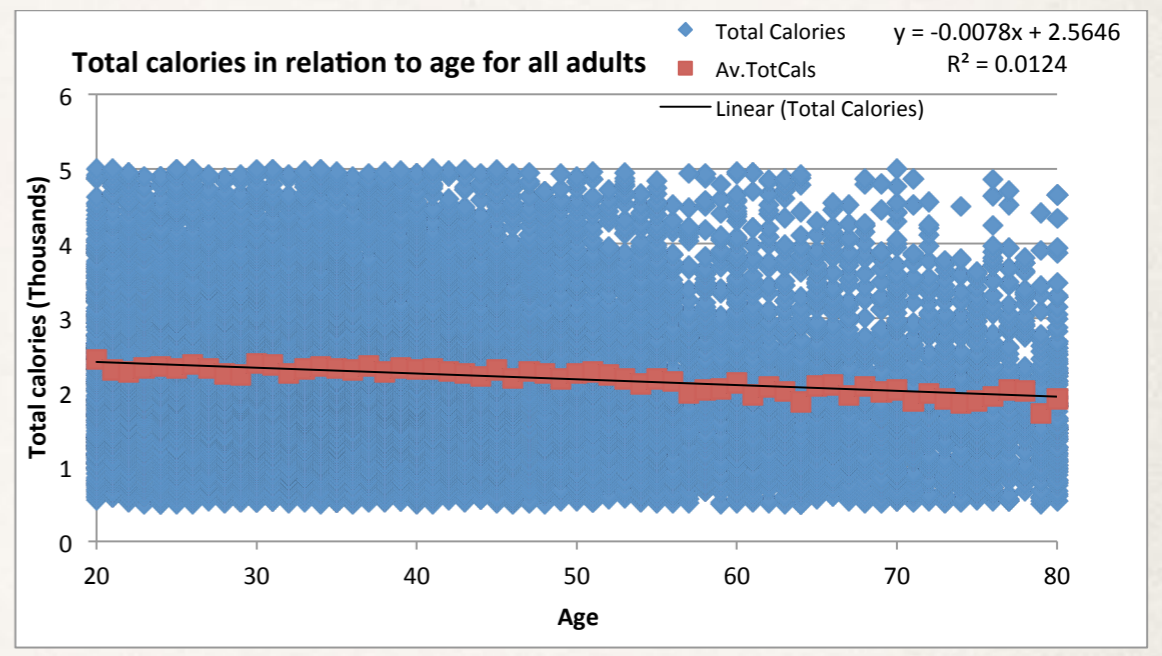
You aren't what you eat you become what you eat

We "decide" to eat too much

Epidemiological data from ENSANUT 2006



Its not "noise" its multifactoriality



We get fatter then we get thinner

We eat less the older we get

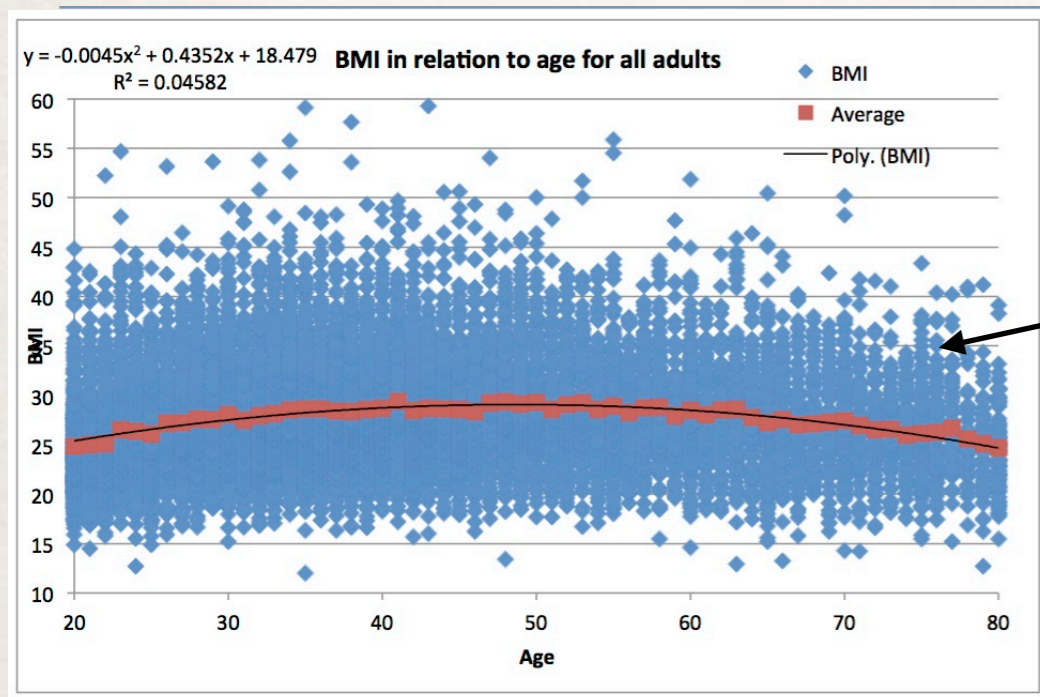


Obesity - risk factors: What you do

You aren't what you eat you become what you eat

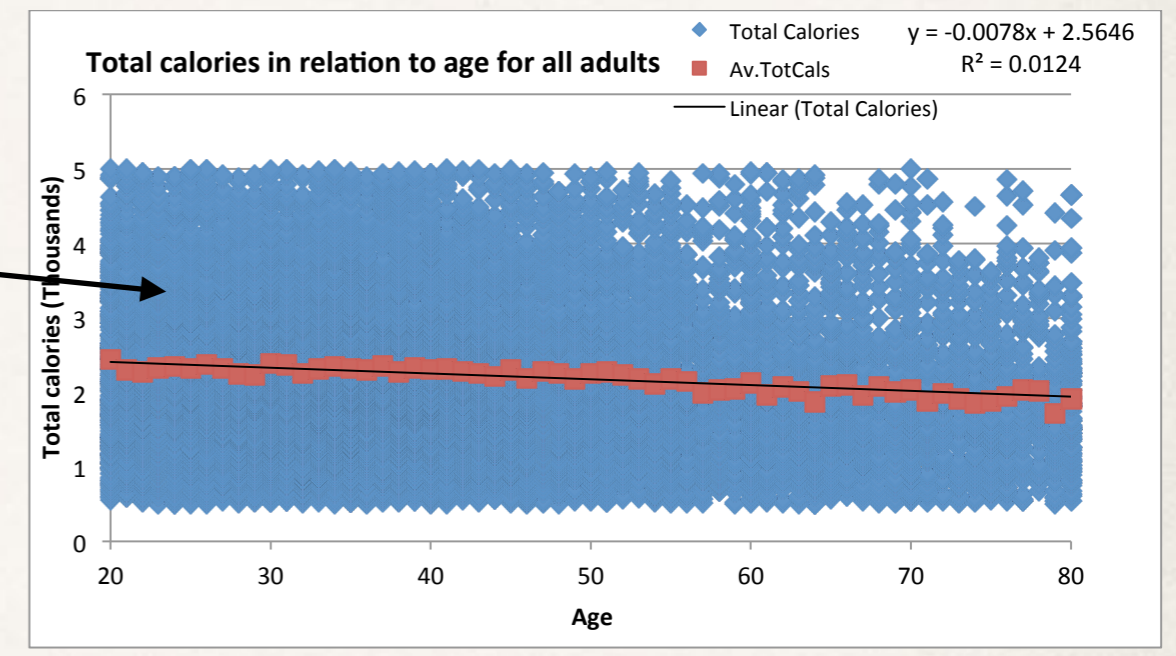
We "decide" to eat too much

Epidemiological data from ENSANUT 2006



We get fatter then we get thinner

Its not "noise" its multifactoriality



We eat less the older we get

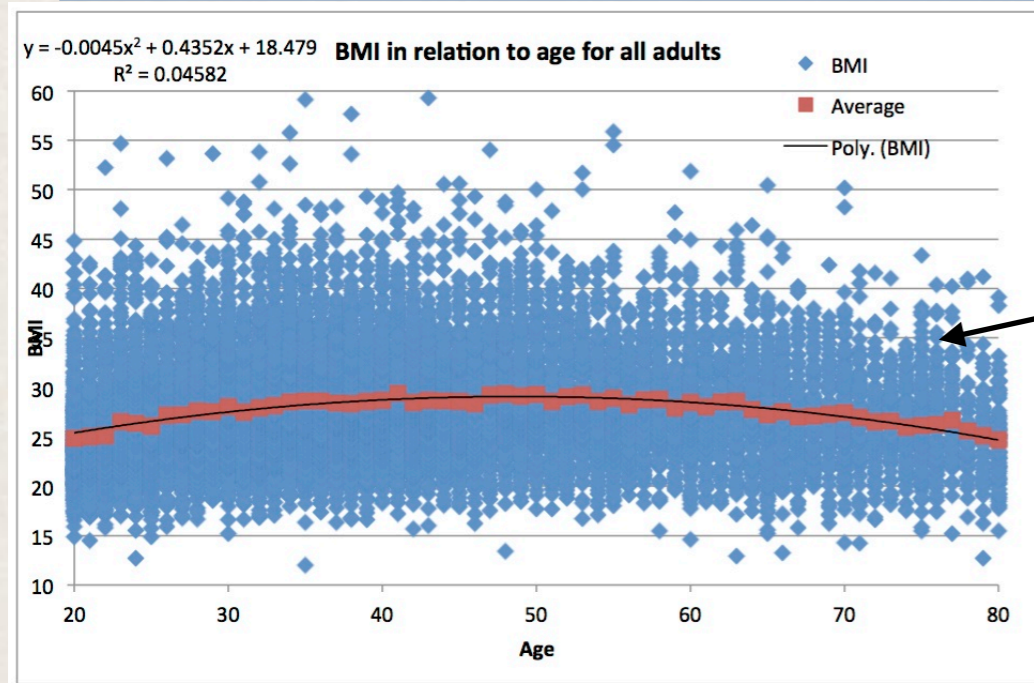


Obesity - risk factors: What you do

You aren't what you eat you become what you eat

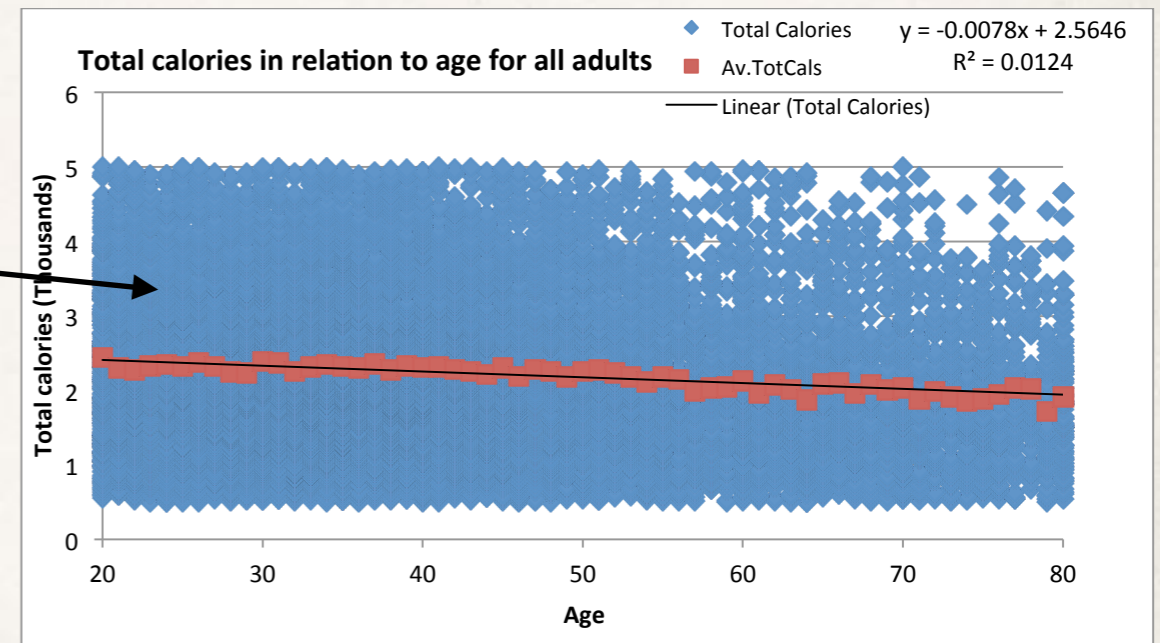
We "decide" to eat too much

Epidemiological data from ENSANUT 2006

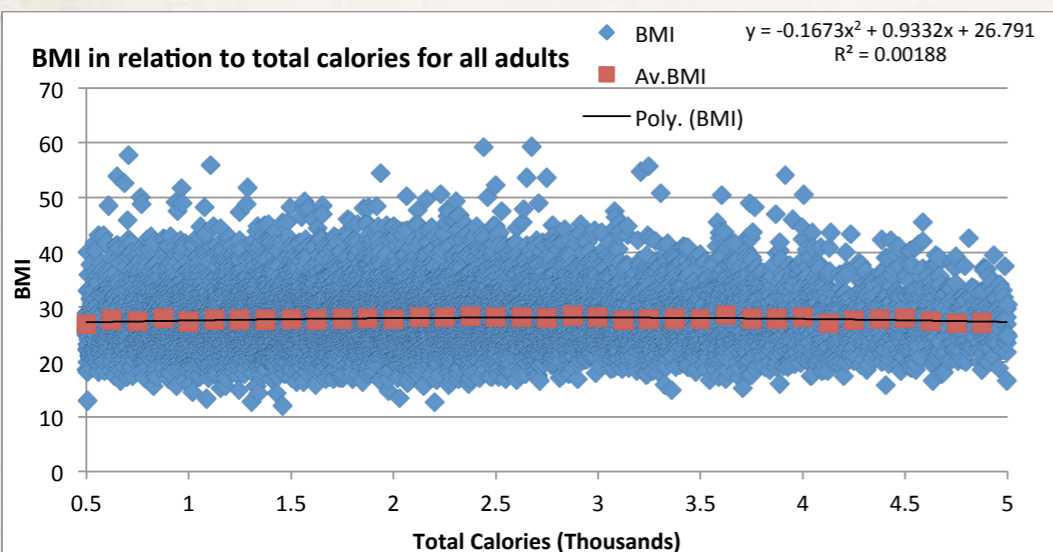


We get fatter then we get thinner

Its not "noise" its multifactoriality



We eat less the older we get



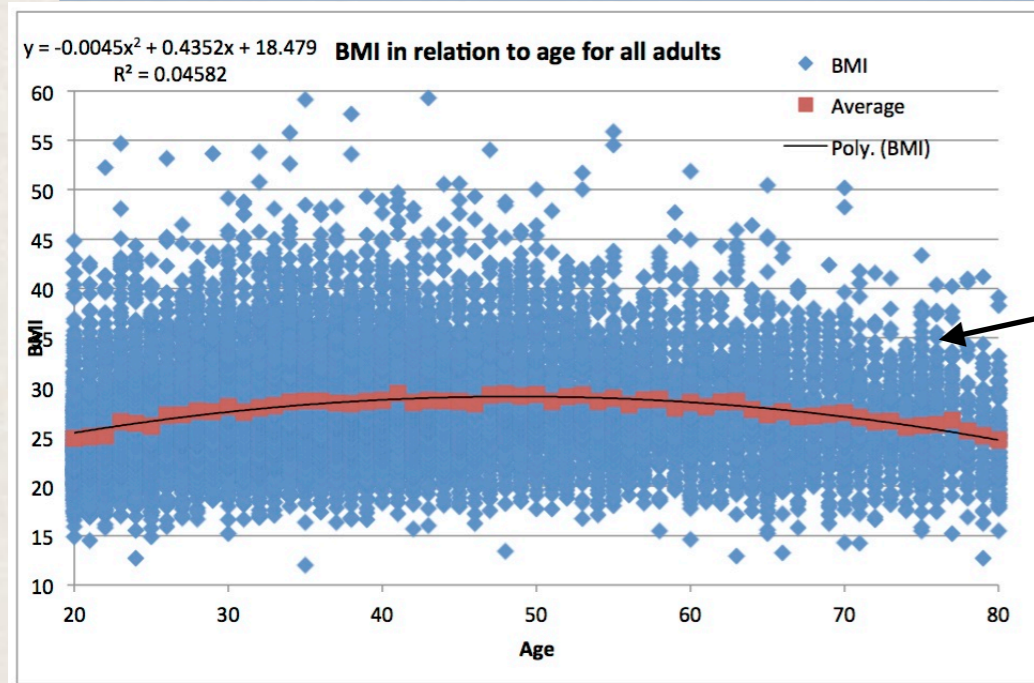


Obesity - risk factors: What you do

You aren't what you eat you become what you eat

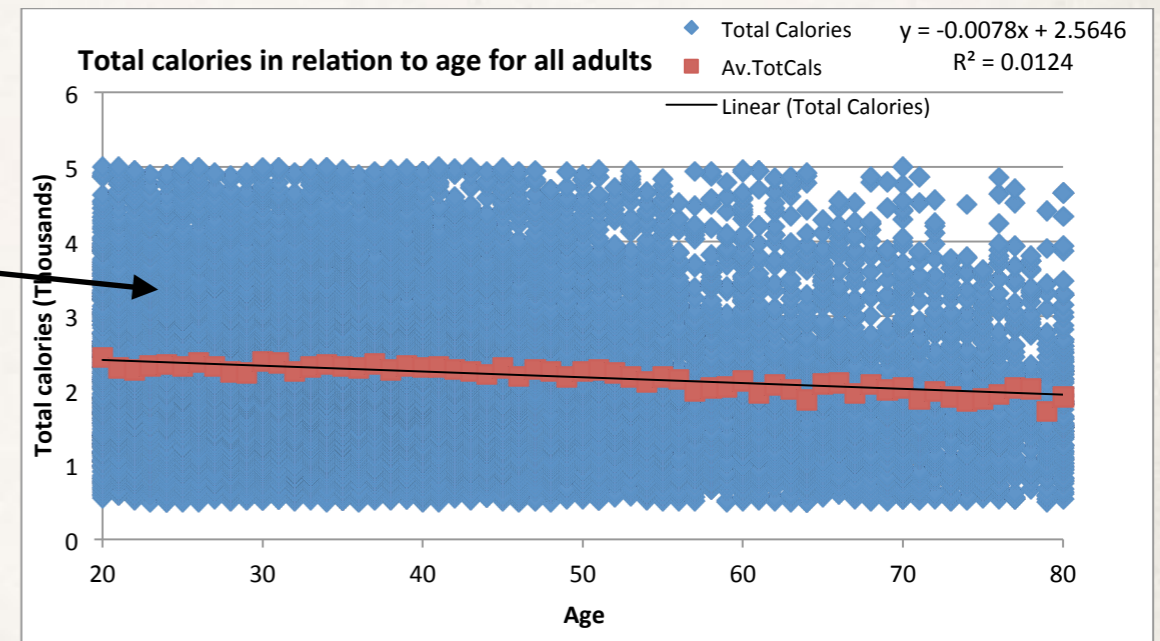
We "decide" to eat too much

Epidemiological data from ENSANUT 2006

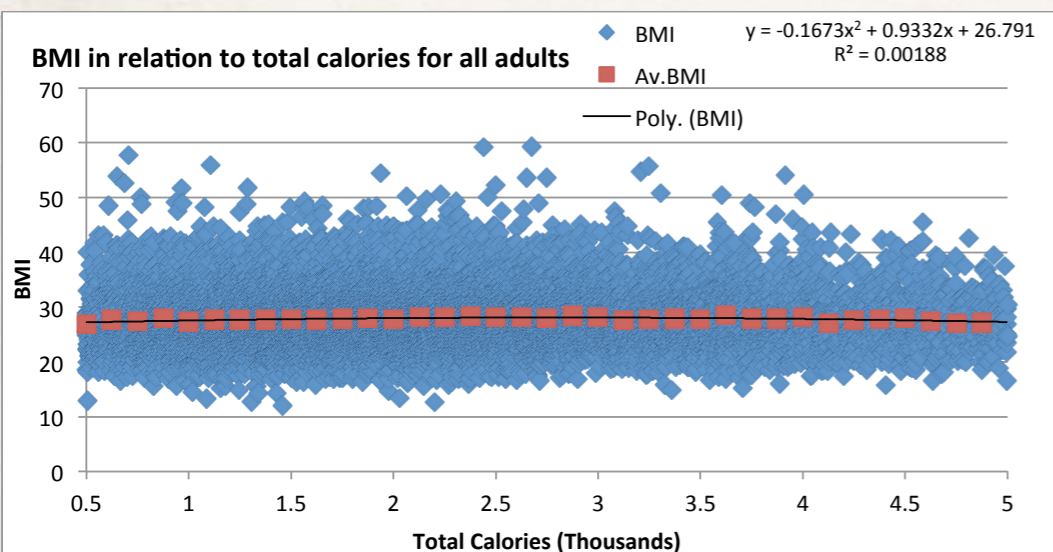


We get fatter then we get thinner

Its not "noise" its multifactoriality



We eat less the older we get



The obese eatas much as the thin

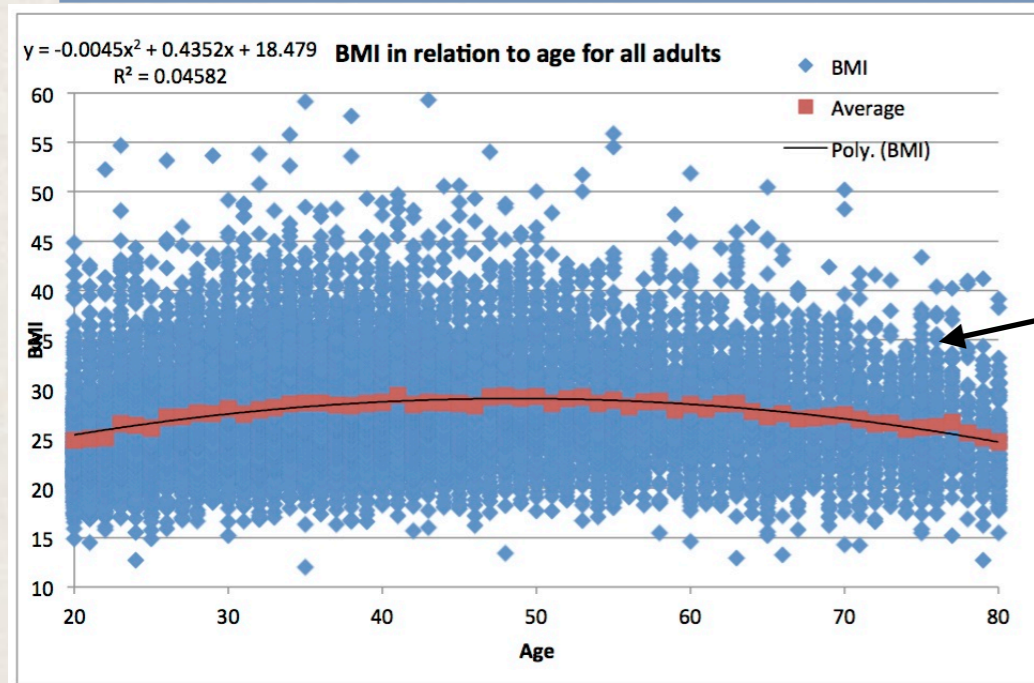


Obesity - risk factors: What you do

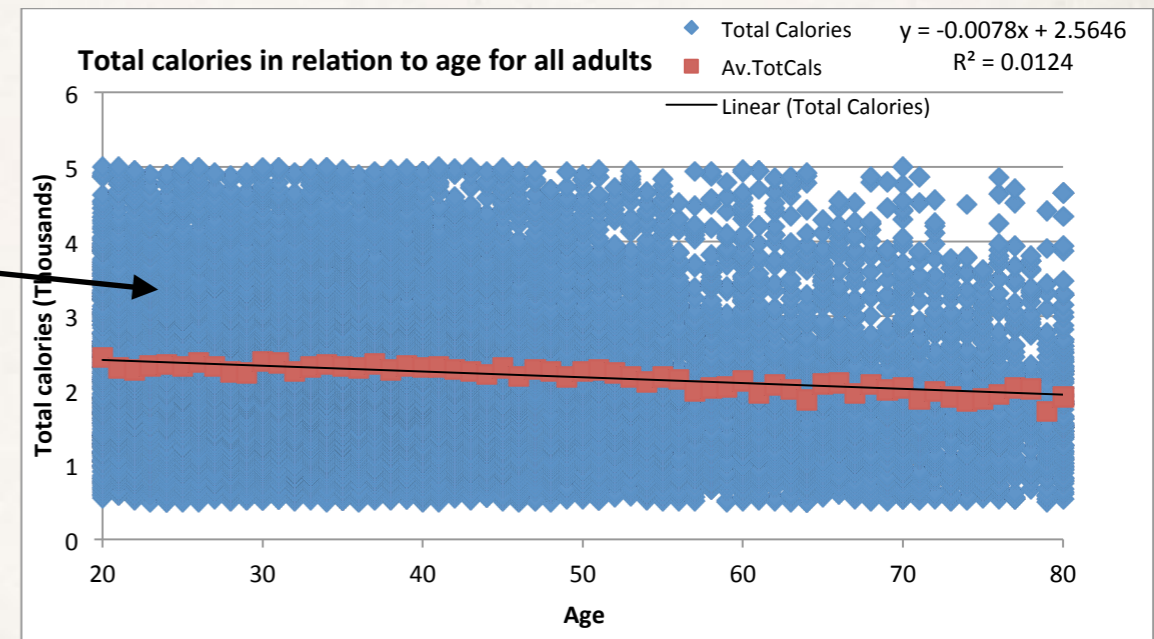
You aren't what you eat you become what you eat

We "decide" to eat too much

Epidemiological data from ENSANUT 2006

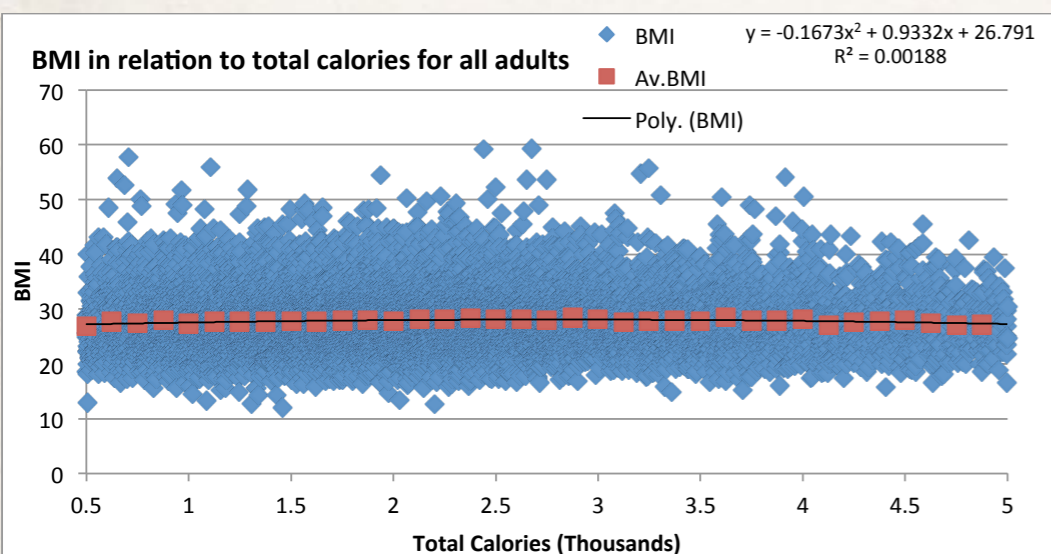


Its not "noise" its multifactoriality



We get fatter then we get thinner

We eat less the older we get



	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

The obese eatas much as the thin

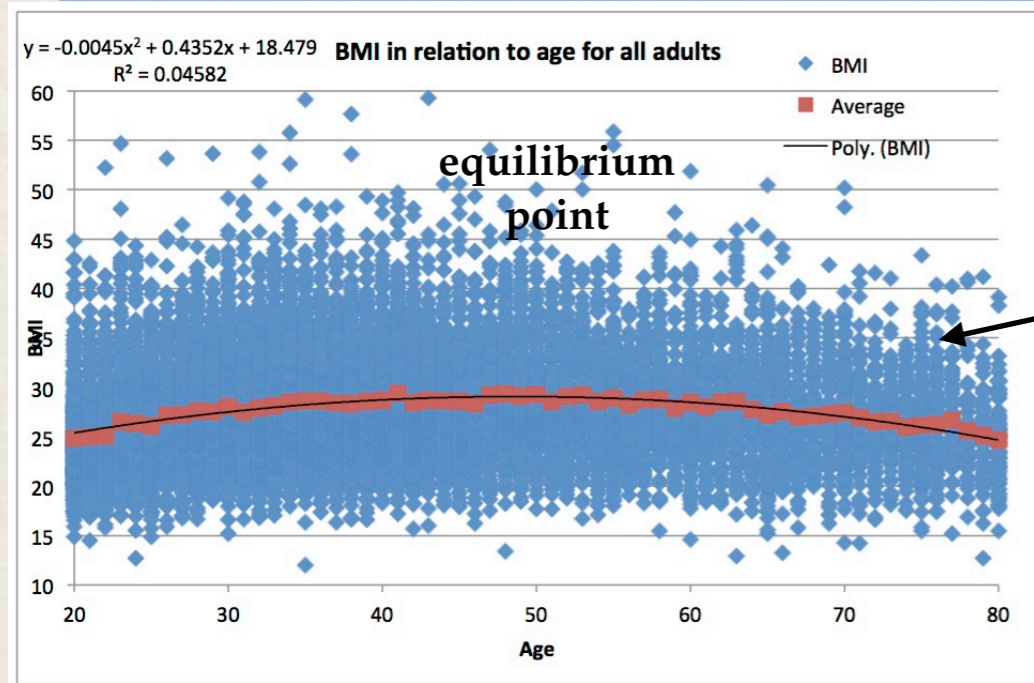


Obesity - risk factors: What you do

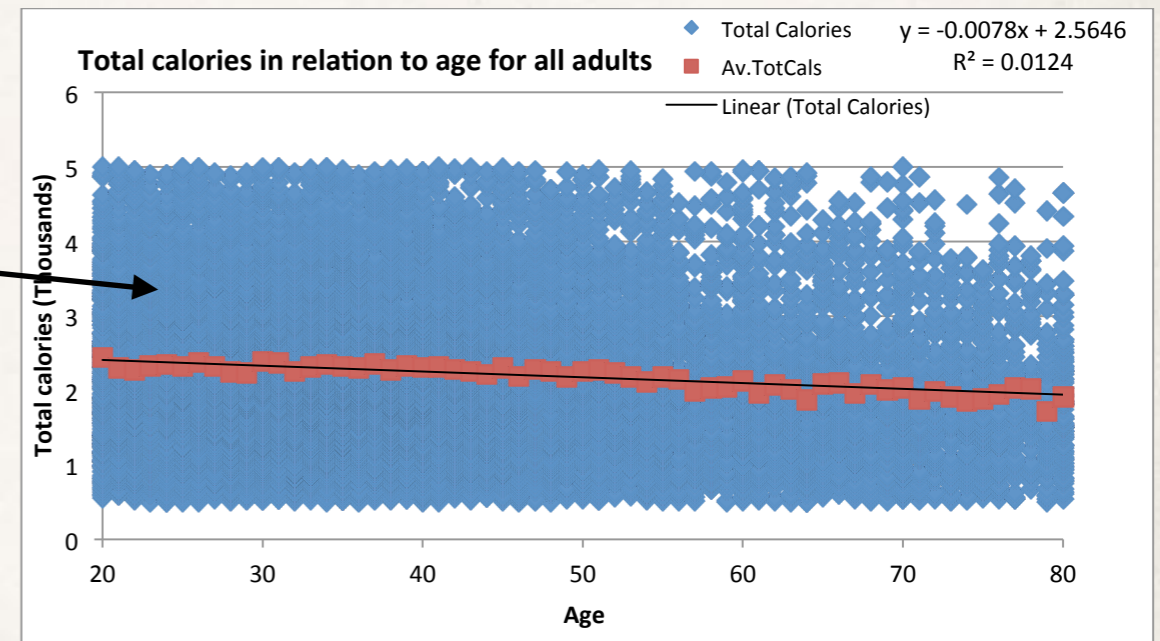
You aren't what you eat you become what you eat

We "decide" to eat too much

Epidemiological data from ENSANUT 2006

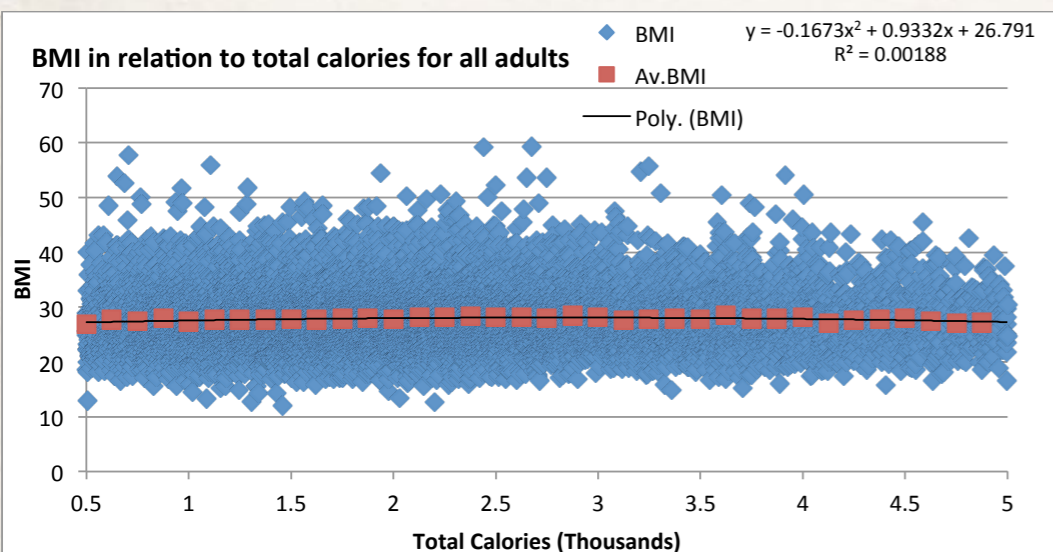


Its not "noise" its multifactoriality



We get fatter then we get thinner

We eat less the older we get



	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

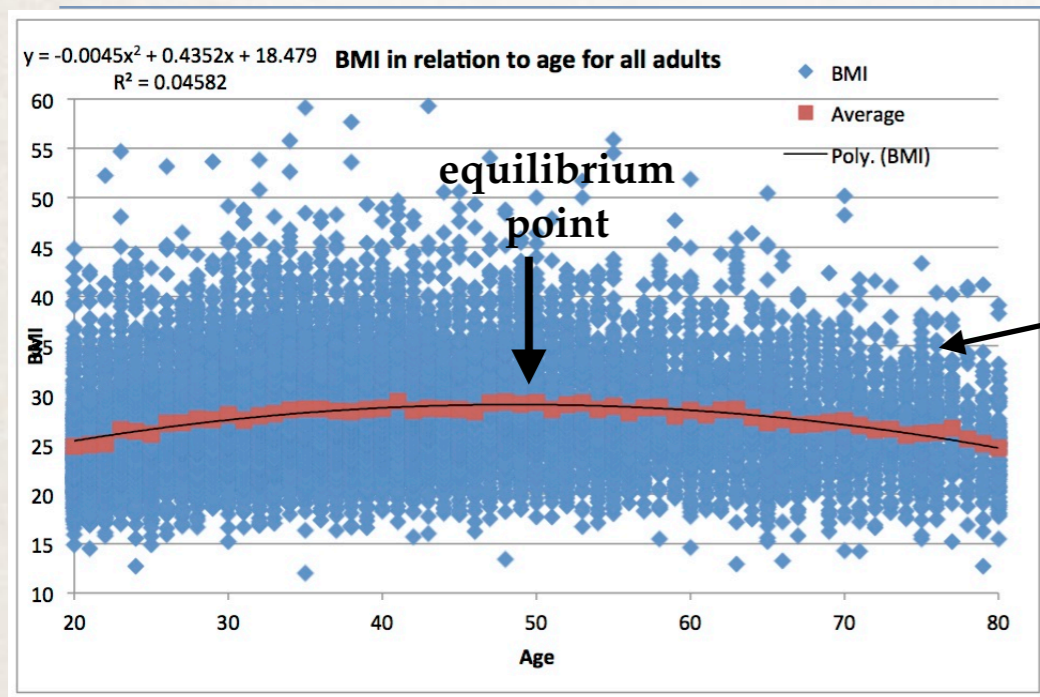
The obese eatas much as the thin



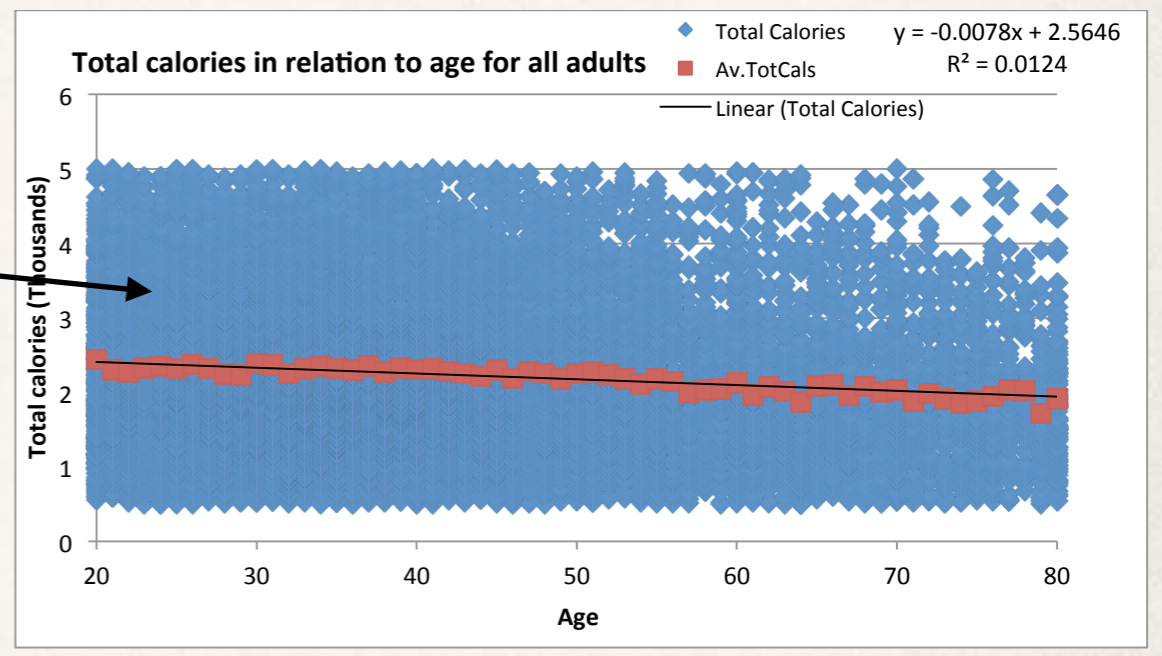
Obesity - risk factors: What you do

You aren't what you eat you become what you eat
 We "decide" to eat too much

Epidemiological data from ENSANUT 2006

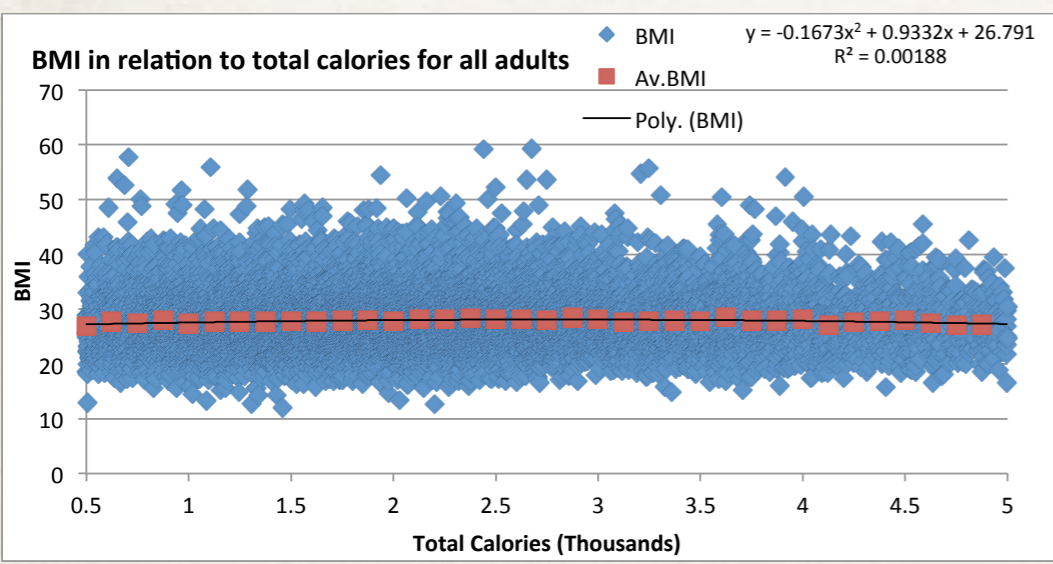


Its not "noise" its multifactoriality



We get fatter then we get thinner

We eat less the older we get



	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

The obese eatas much as the thin

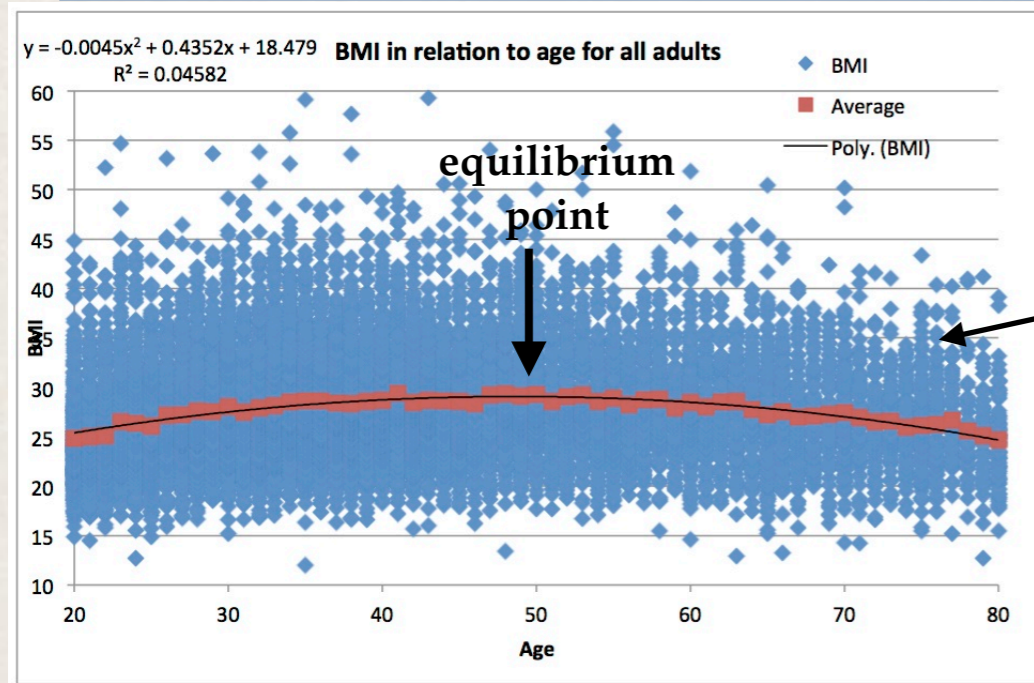


Obesity - risk factors: What you do

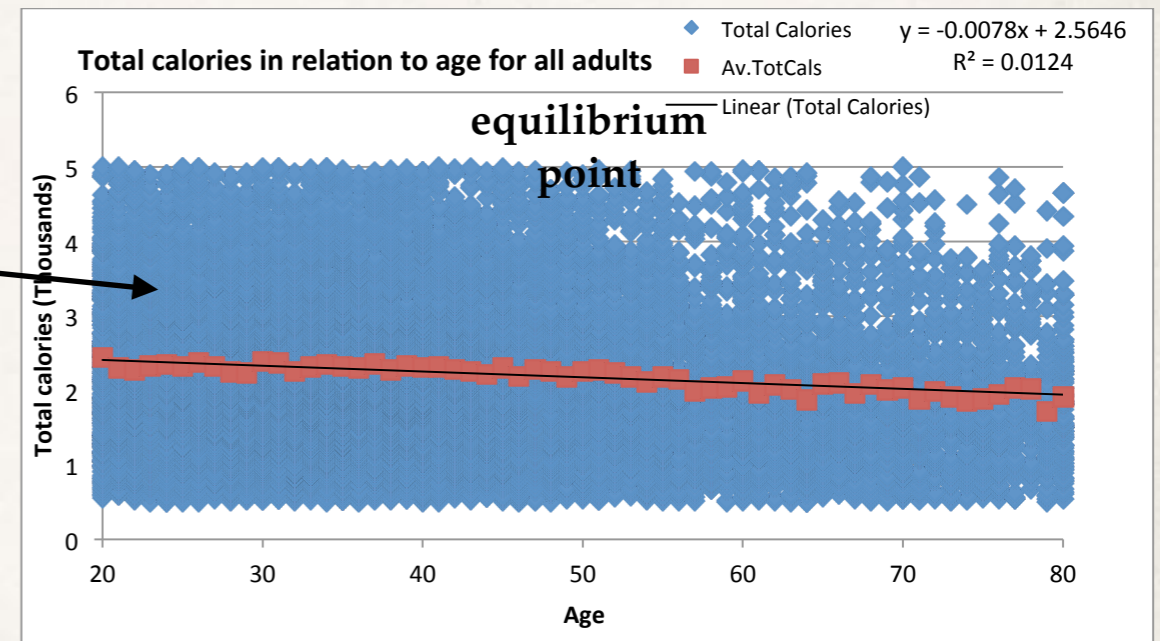
You aren't what you eat you become what you eat

We "decide" to eat too much

Epidemiological data from ENSANUT 2006

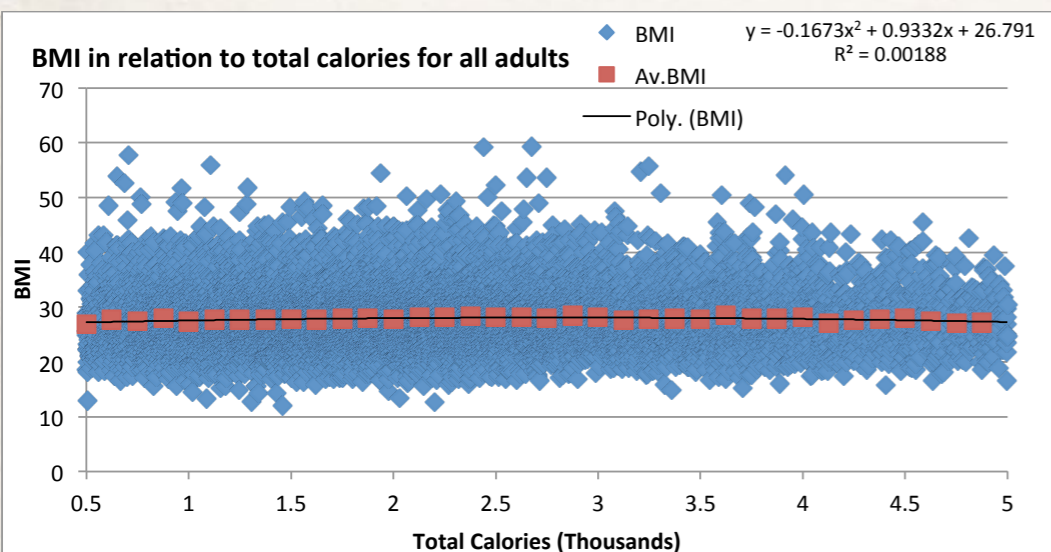


Its not "noise" its multifactoriality



We get fatter then we get thinner

We eat less the older we get



	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

The obese eatas much as the thin

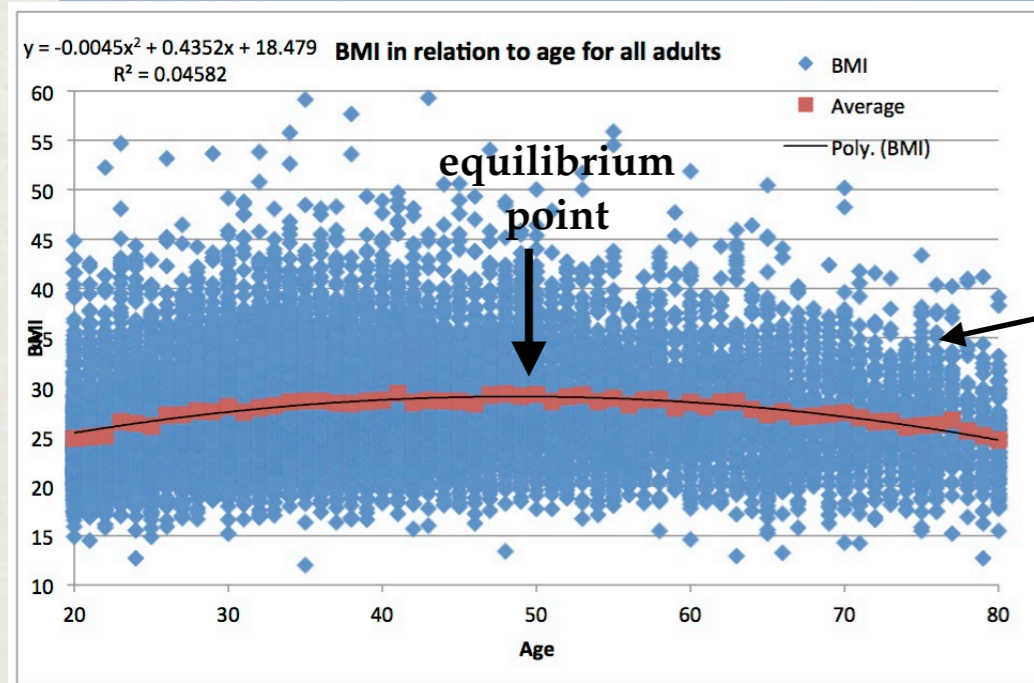


Obesity - risk factors: What you do

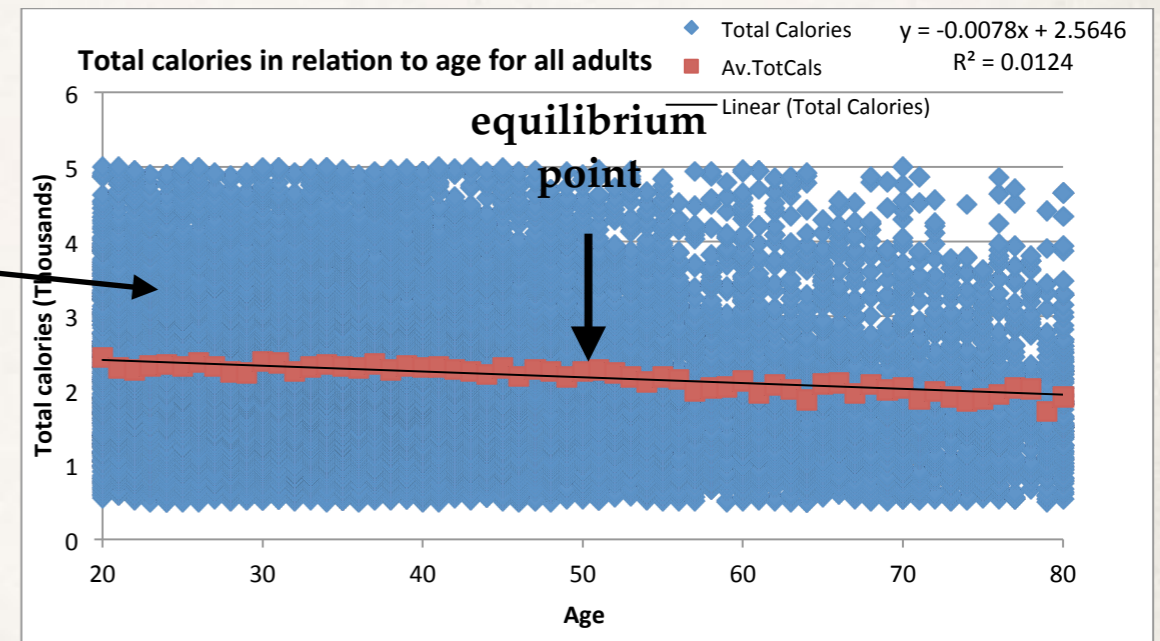
You aren't what you eat you become what you eat

We "decide" to eat too much

Epidemiological data from ENSANUT 2006

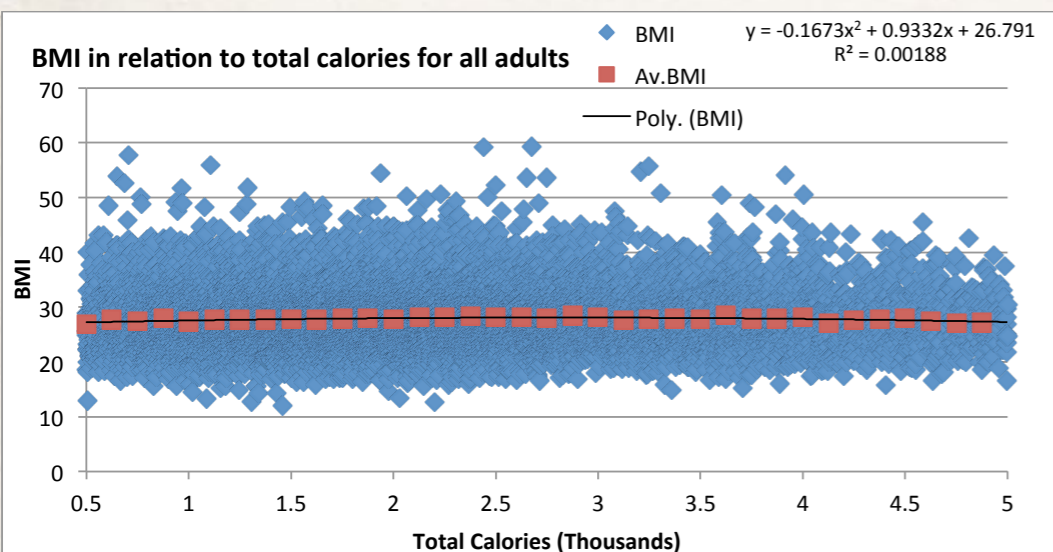


Its not "noise" its multifactoriality



We get fatter then we get thinner

We eat less the older we get



	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

The obese eatas much as the thin

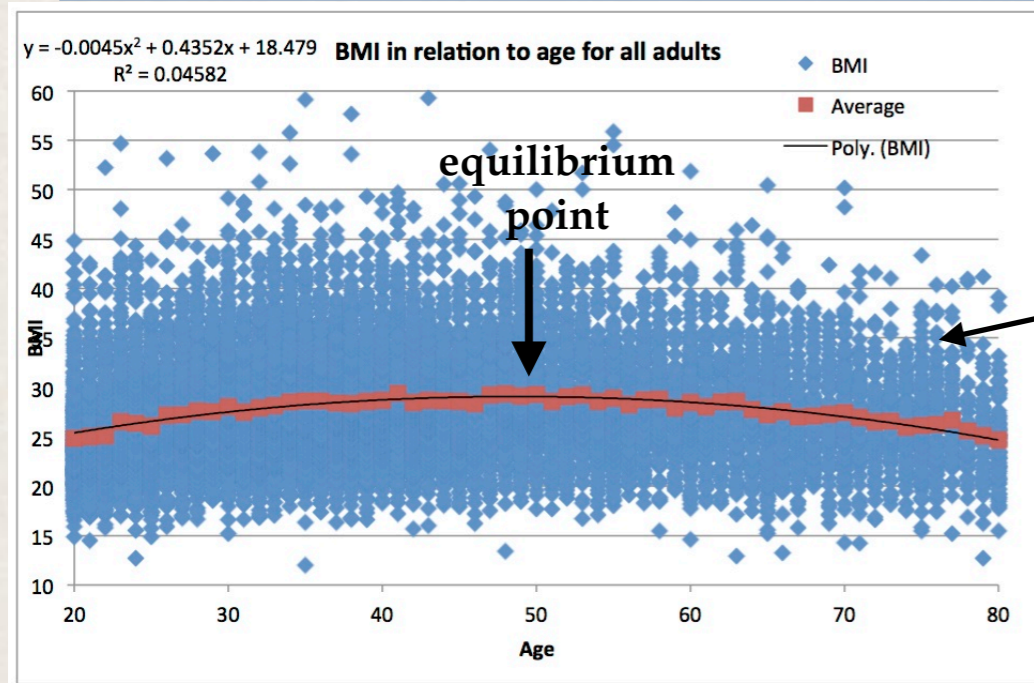


Obesity - risk factors: What you do

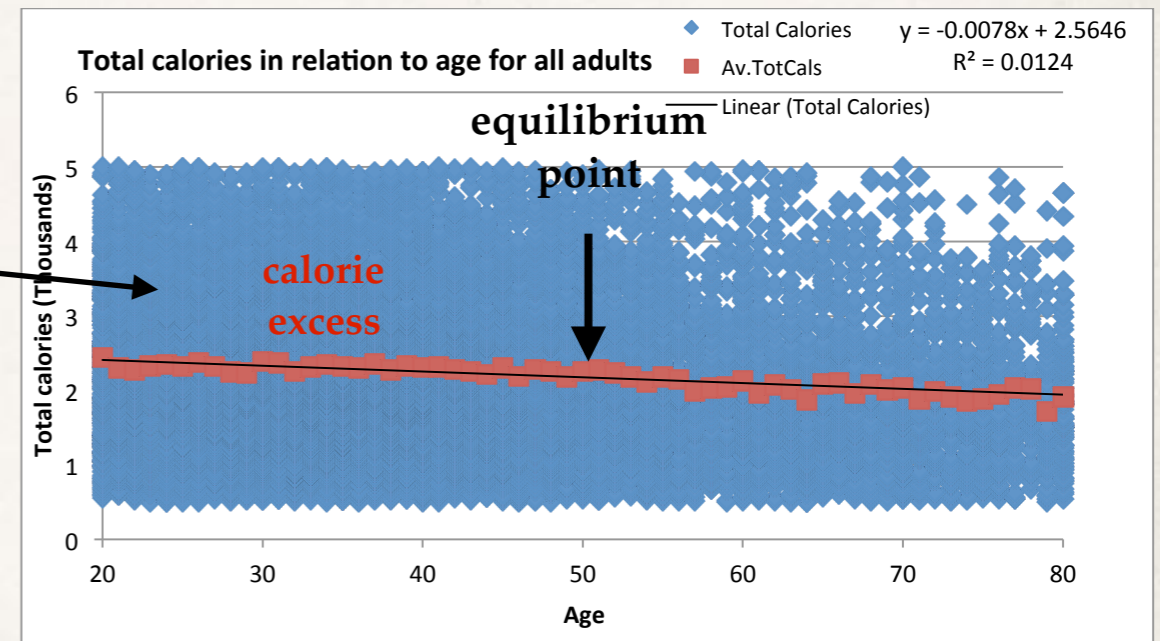
You aren't what you eat you become what you eat

We "decide" to eat too much

Epidemiological data from ENSANUT 2006

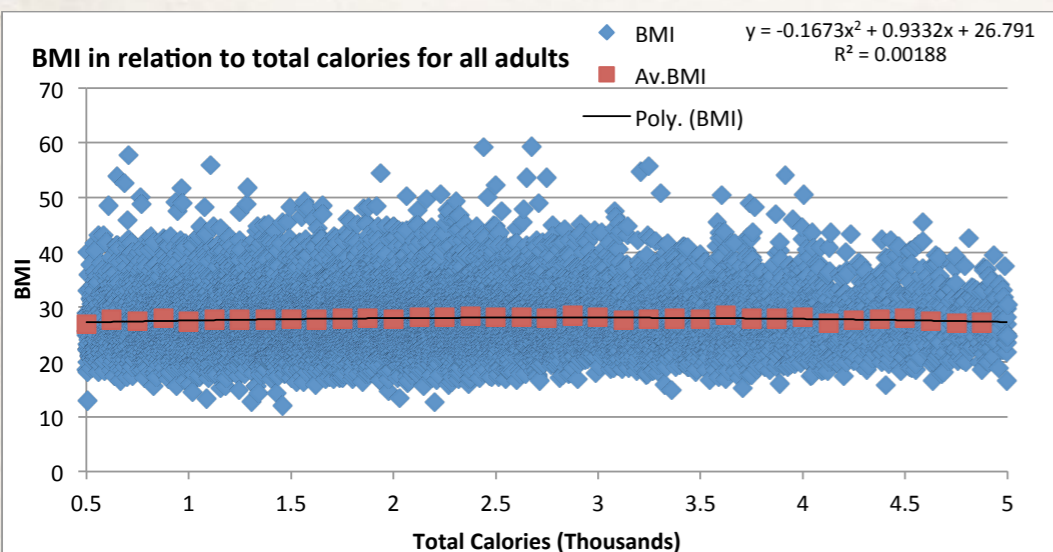


Its not "noise" its multifactoriality



We get fatter then we get thinner

We eat less the older we get



	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

The obese eat as much as the thin

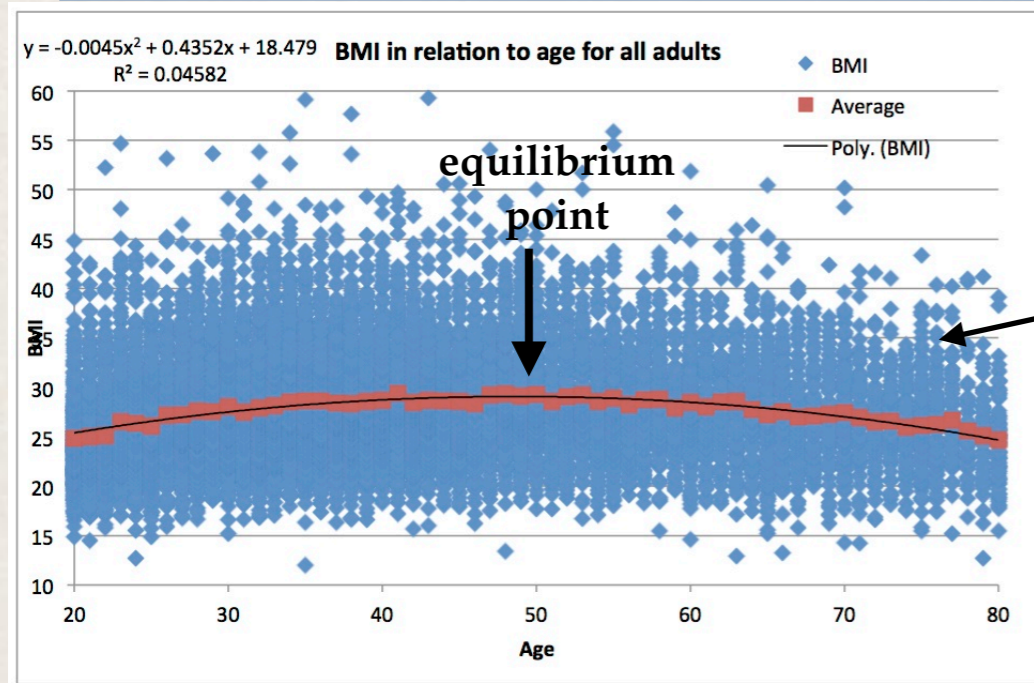


Obesity - risk factors: What you do

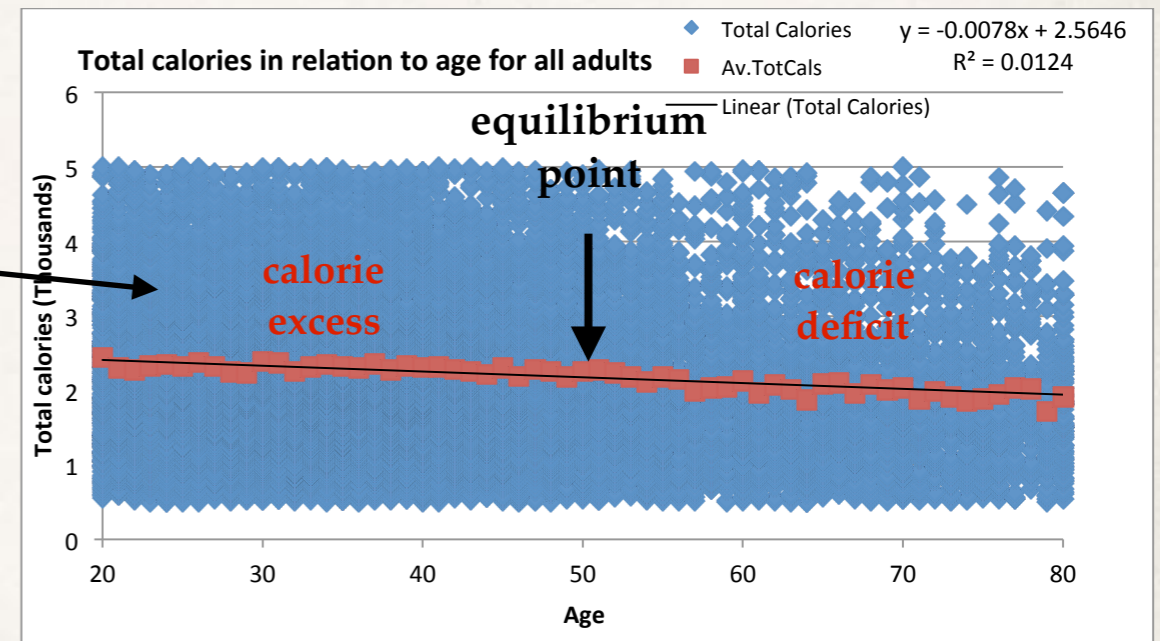
You aren't what you eat you become what you eat

We "decide" to eat too much

Epidemiological data from ENSANUT 2006

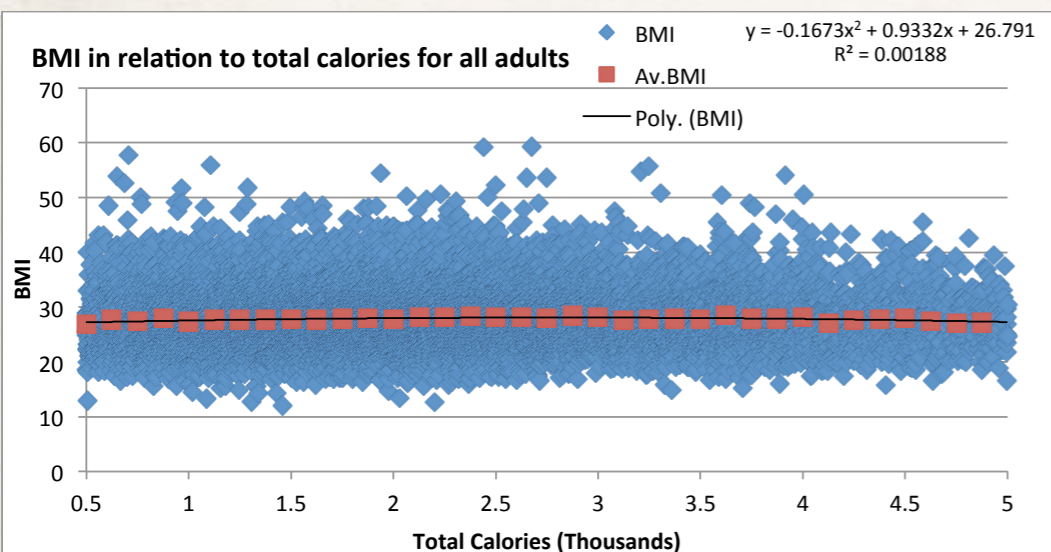


Its not "noise" its multifactoriality



We get fatter then we get thinner

We eat less the older we get



	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

The obese eat as much as the thin

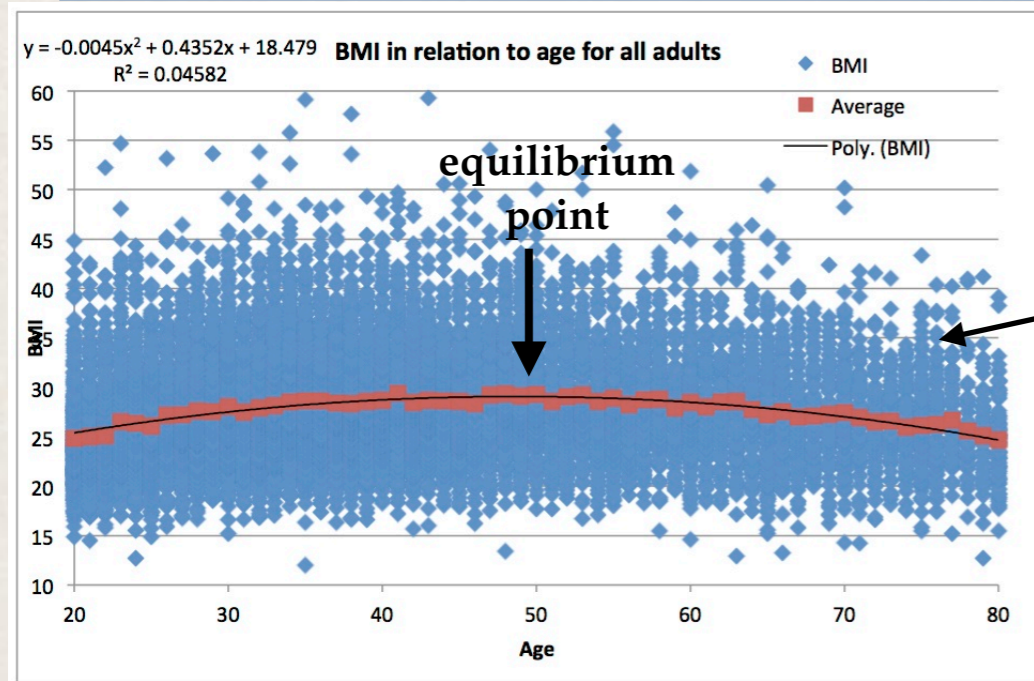


Obesity - risk factors: What you do

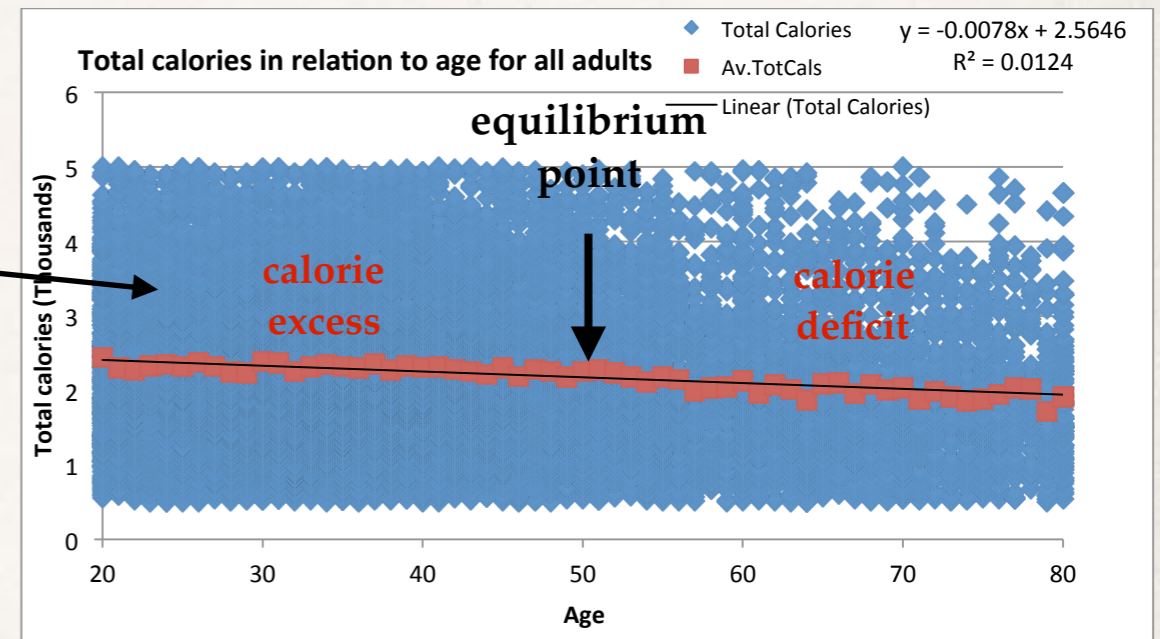
You aren't what you eat you become what you eat

We "decide" to eat too much

Epidemiological data from ENSANUT 2006

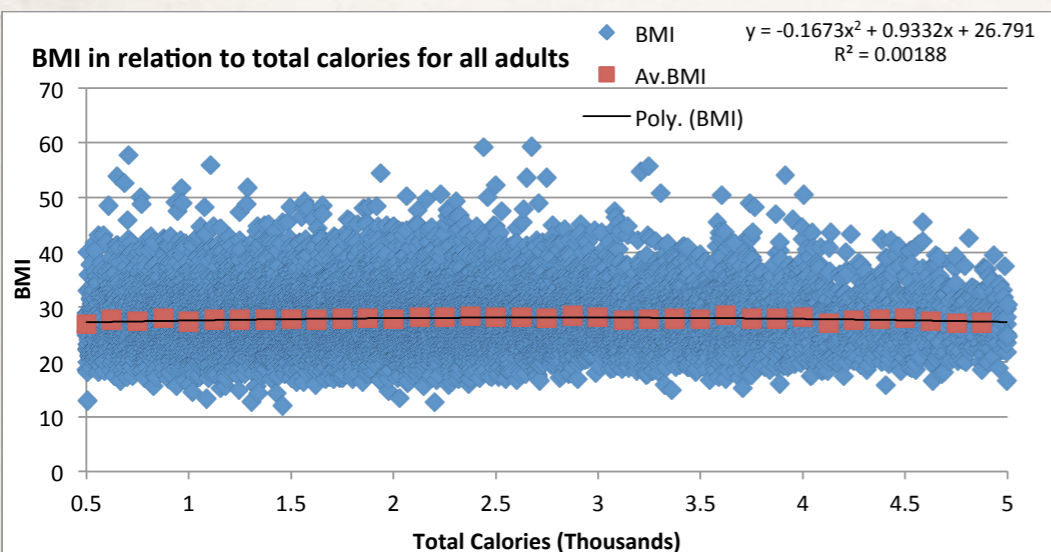


Its not "noise" its multifactoriality



We get fatter then we get thinner

We eat less the older we get



	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

Its the excess of calories that is the motor for obesity. The motor is more active at 20 and stops at 50 and then goes in reverse.

The obese eatas much as the thin

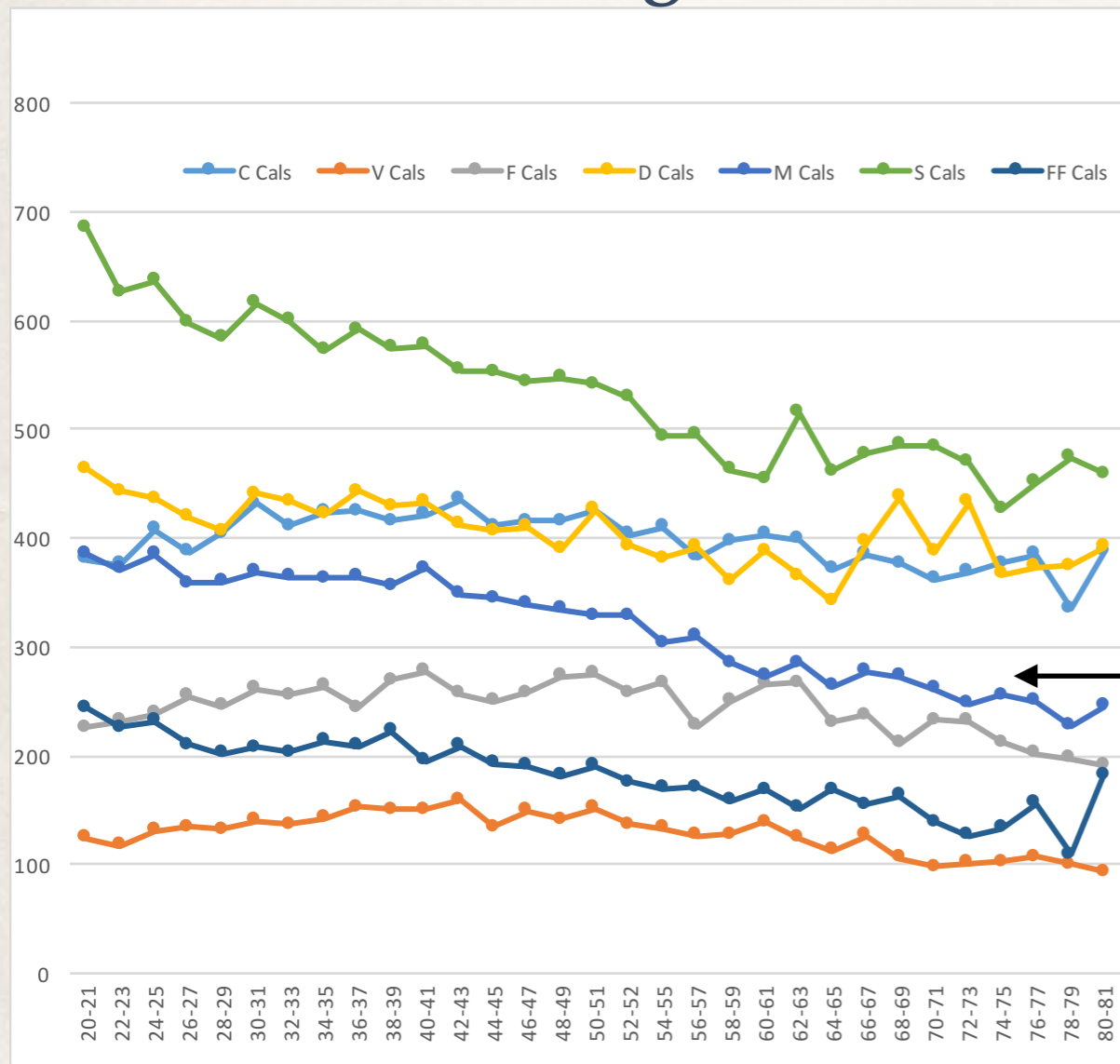


Obesity - risk factors: What you do

We “Decide” to eat the “wrong” things

Epidemiological data from ENSANUT 2006

The motor changes its fuel...



	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%			

The fuel mix at age 20 consists of 51.5% sugars, junk food and meat and 30% fruit, vegetables and cereals. At age 50 its 45.5% and 36.5%.

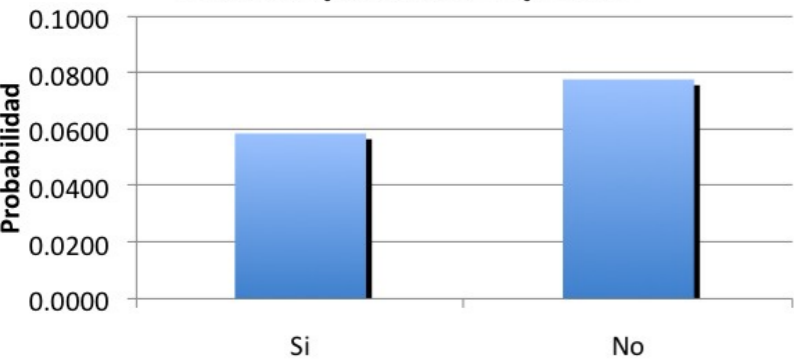
Accelerated reduction in meat consumption in the aged

Chronic disease - Risk factors What you do

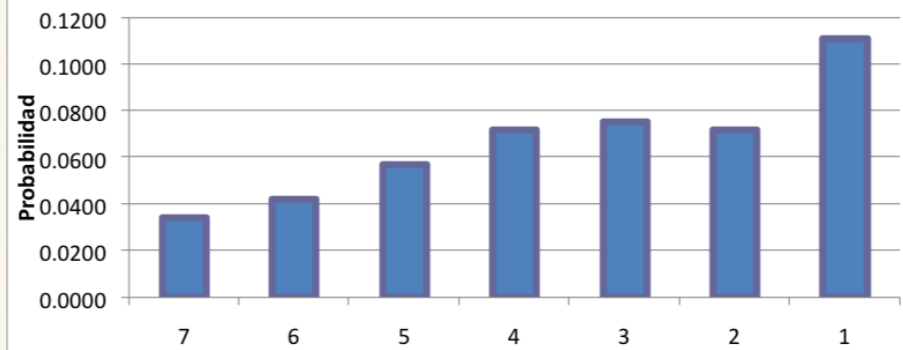
We “Decide” when to exercise, what type, how often,...



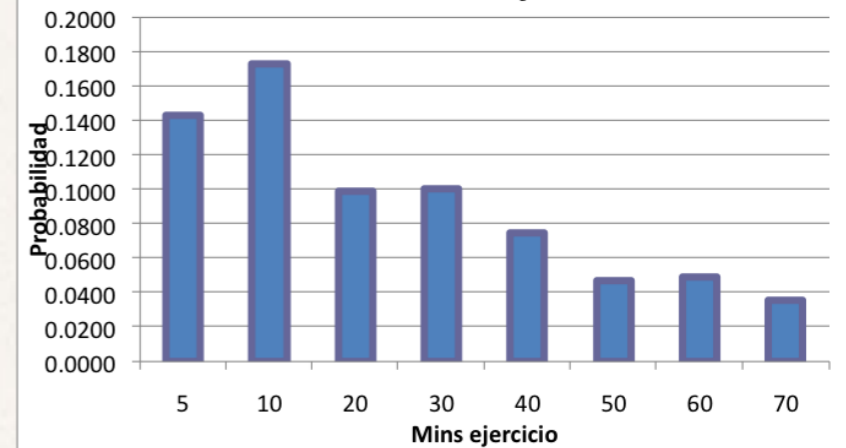
Gráfica de Probabilidad de Diabetes versus si practicas deportes



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

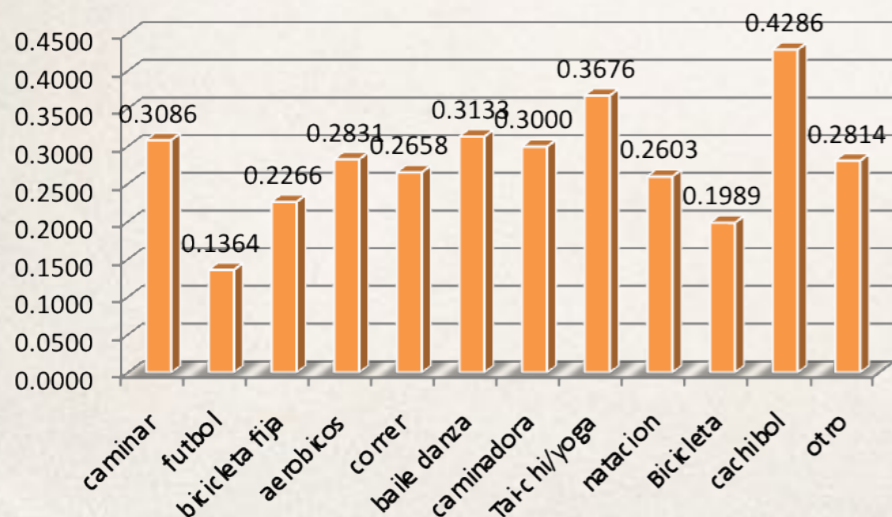


Gráfica de Probabilidad de diabetes versus mins de ejercicio

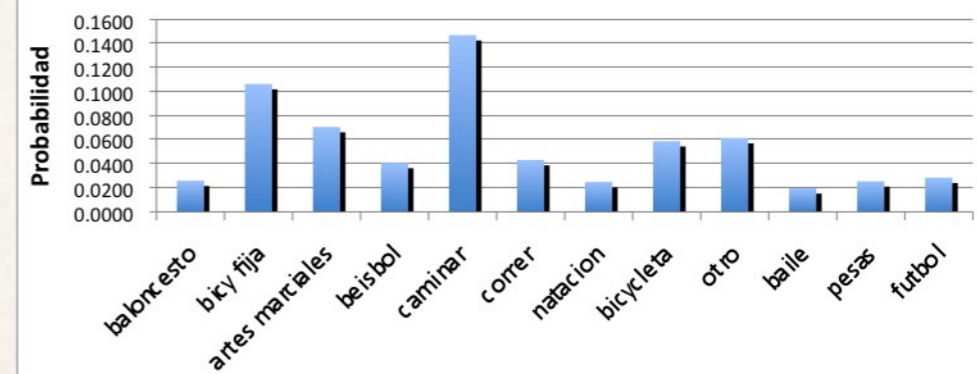


For men 20-59 de PREVENIMSS 2006

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



Gráfica de Probabilidad de Diabetes versus tipo de ejercicio



For seniors > 59

Is it riskier to walk than do nothing?



-
- ❖ So, there is ample evidence that we eat too much, too much of the wrong things and we don't exercise enough. These are all associated with "bad" decisions?
 - ❖ Why do we make these decisions?
 - ❖ Are our decisions rational? Depends on:
 - ❖ What value function our decision making is based on
 - ❖ What processing model $P(\cdot | \cdot)$ we use
 - ❖ What information $\mathbf{X}(t)$ we have available

Rational Decision Making: The Information $X(t)$



- Do we have the information available to make a “rational” decision?

Pregunta	Epsilon	# participantes	Proporcion poblacion	# obesos	Probabilidad obesidad	Proporcion obesos
Hacer ejercicio no tiene importancia	0.51	3	0.28%	1	33.33%	0.44%
Hacer ejercicio es poco importante	-0.90	3	0.28%	0	0.00%	0.00%
Hacer ejercicio es importante	-1.45	115	10.69%	18	15.65%	7.89%
Hacer ejercicio es muy importante	0.56	953	88.57%	209	21.93%	91.67%

Pregunta	Epsilon	# participantes	Proporcion poblacion	# obesos	Probabilidad obesidad	Proporcion obesos
Si sabe del nuevo impuesto en alimentos de alta densidad	-0.81	814	75.72%	163	20.02%	71.49%
No sabe del nuevo impuesto en alimentos de alta densidad	1.47	261	24.28%	65	24.90%	28.51%

Pregunta	Epsilon	# participantes	Proporcion poblacion	# obesos	Probabilidad obesidad	Proporcion obesos
Si conoce el IMC para un peso normal	-3.07	141	13.12%	15	10.64%	6.58%
No conoce el IMC para un peso normal	1.21	934	86.88%	213	22.81%	93.42%

What information is necessary and what information, if any, is sufficient?

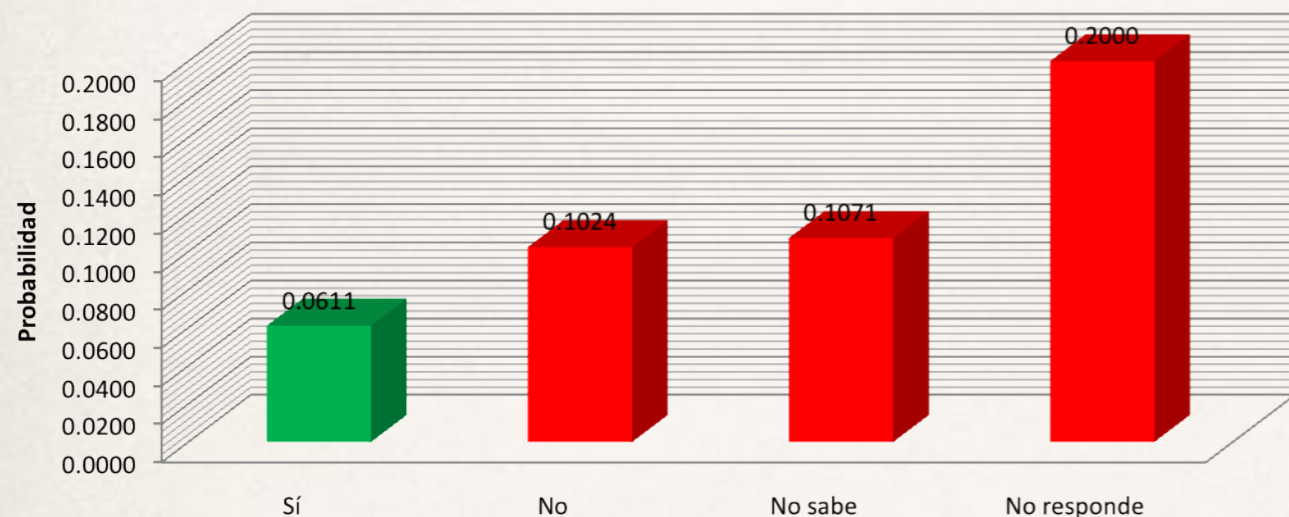


Chronic disease - risk factors

What you think (know): Ignorance can kill

Epidemiological data from ENCOPREVENIMSS 2006

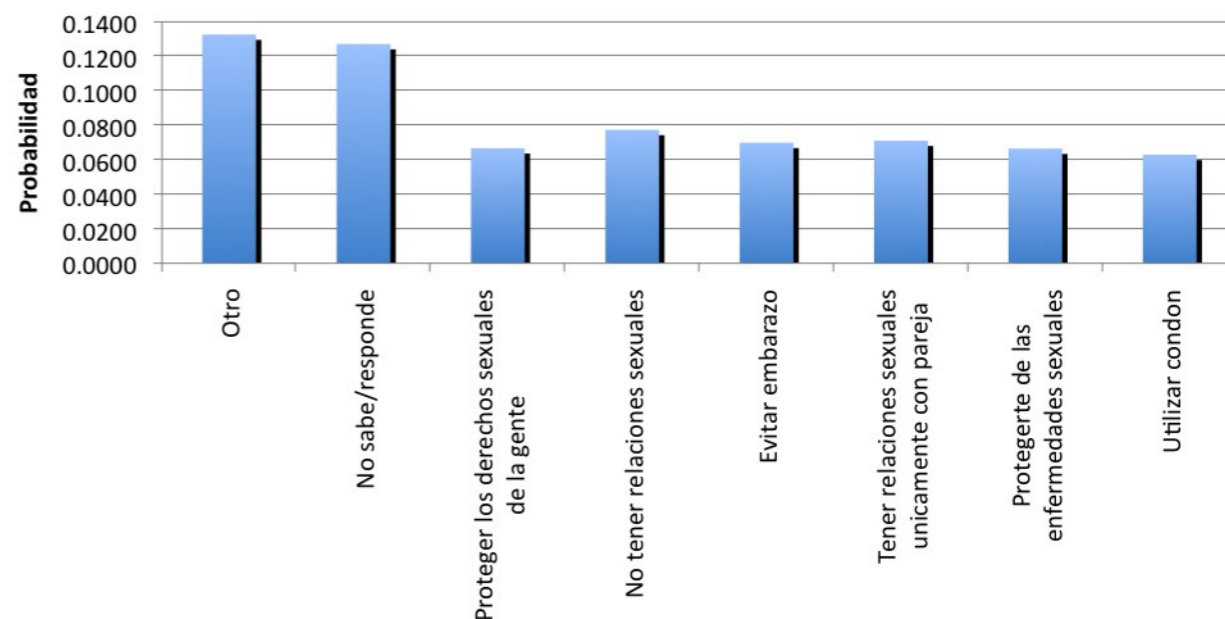
¿Sabe leer o escribir un recado?



For men 20-59 from
PREVENIMSS 2006

- Sí
- No
- No sabe
- No responde

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



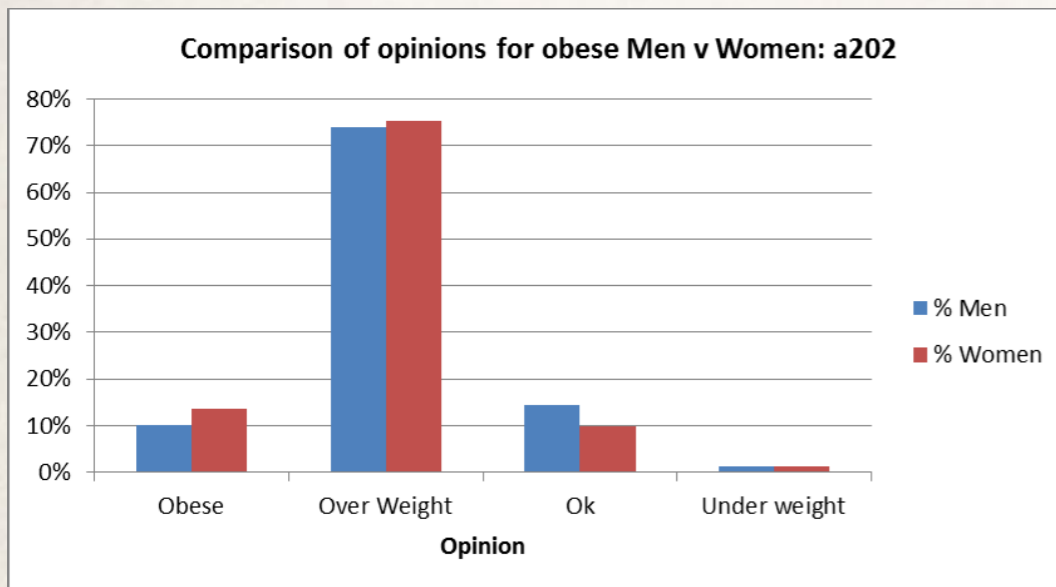
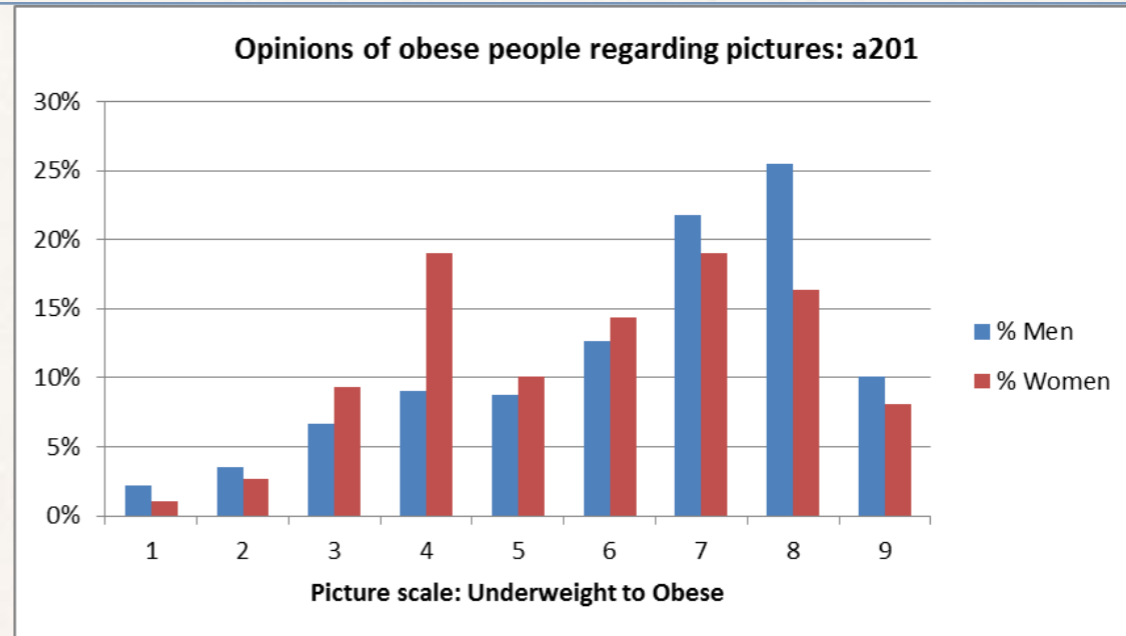
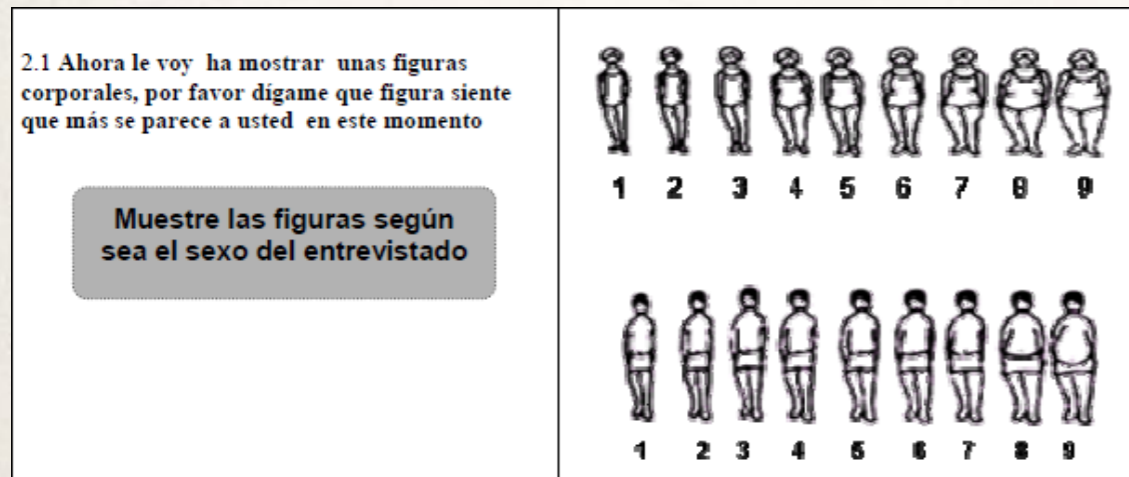
Ignorance and especially about health issues is as important a risk factor as obesity



Rational Decision Making:

Our processing unit - misperception by image

Epidemiological data from ENSANUT 2006



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 - What you think/feel

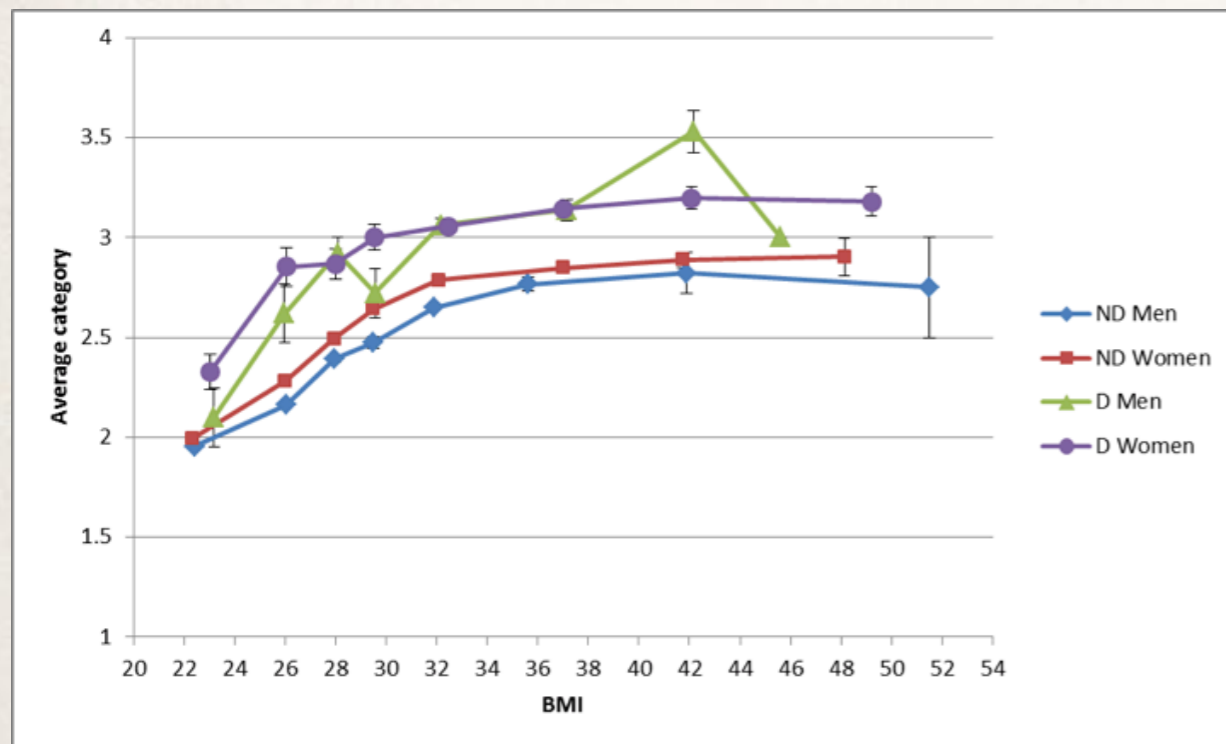


Figure 2. Comparison of non-diagnosed (ND) versus diagnosed (D) obese mean responses for the category self-perception question by gender.

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



Self-serving bias
Anchoring bias

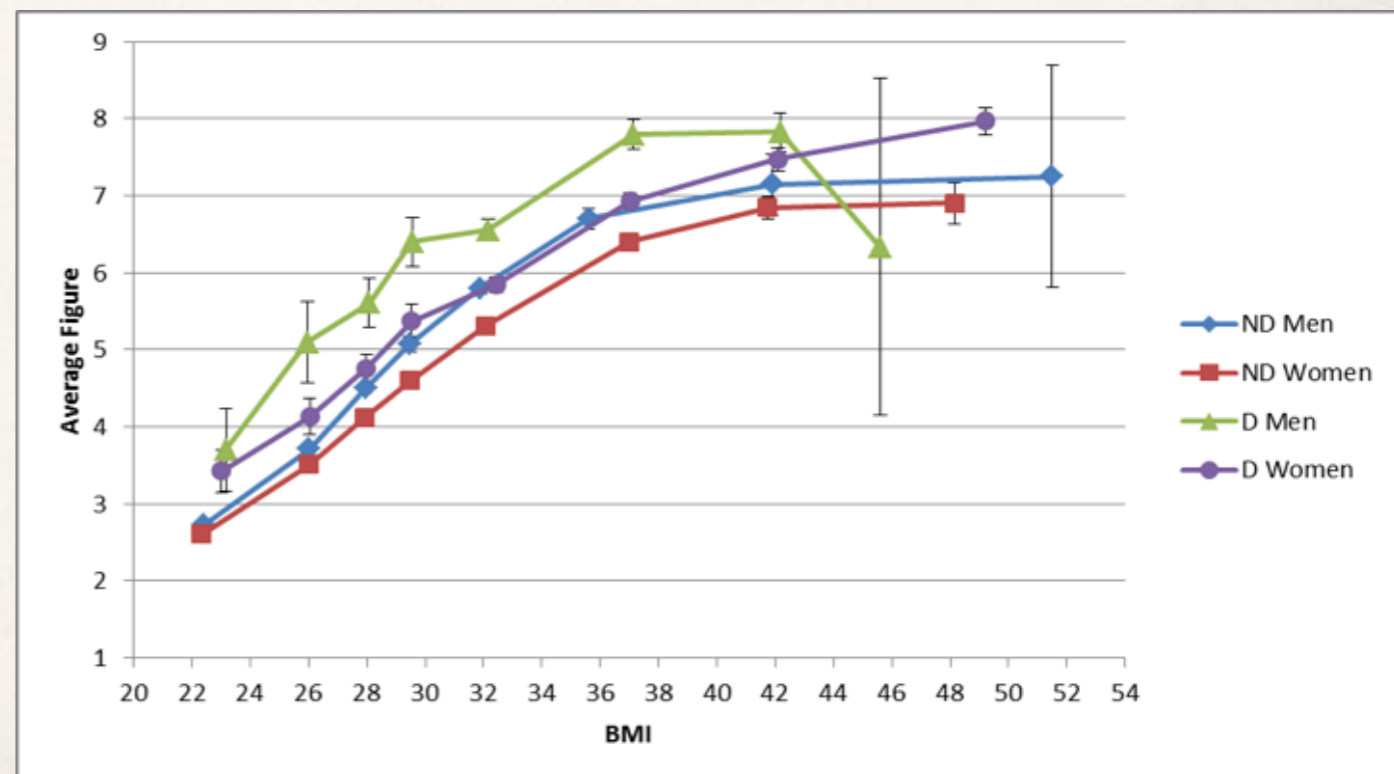
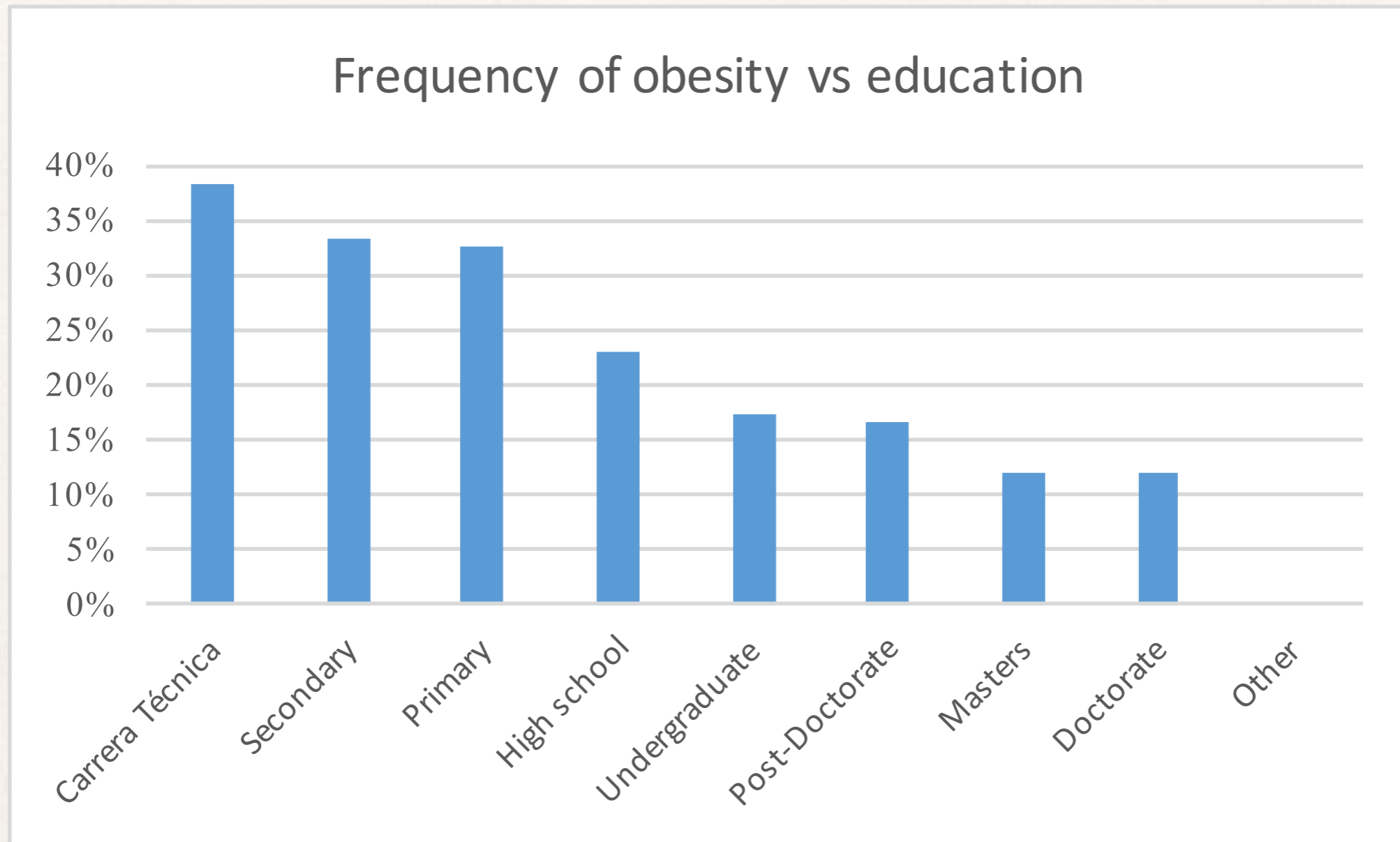


Figure 3. Comparison of non-diagnosed (ND) versus diagnosed (D) obese mean responses for the Stunkard figure rating scale question by gender.



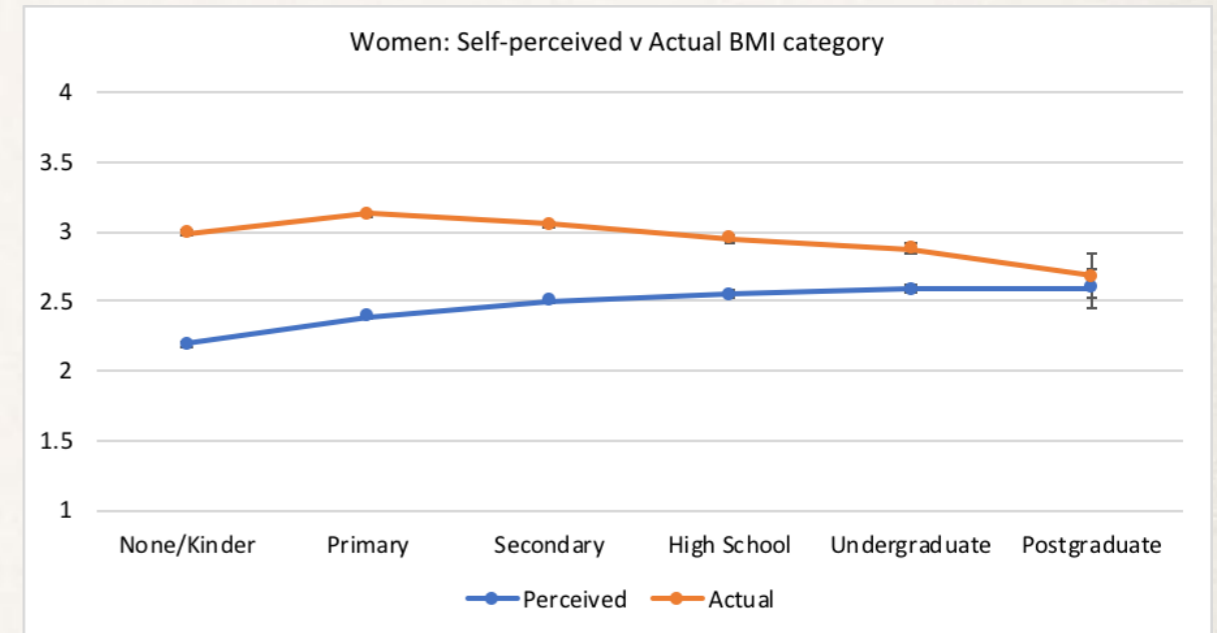
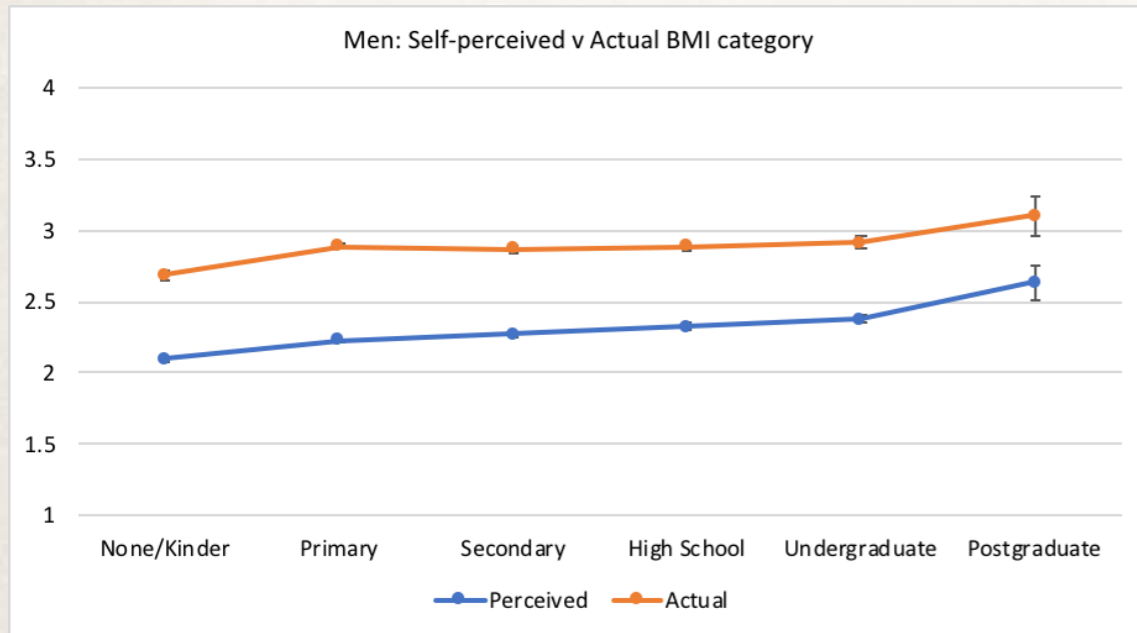
The Role of Education

What Decisions are Taken Differently?

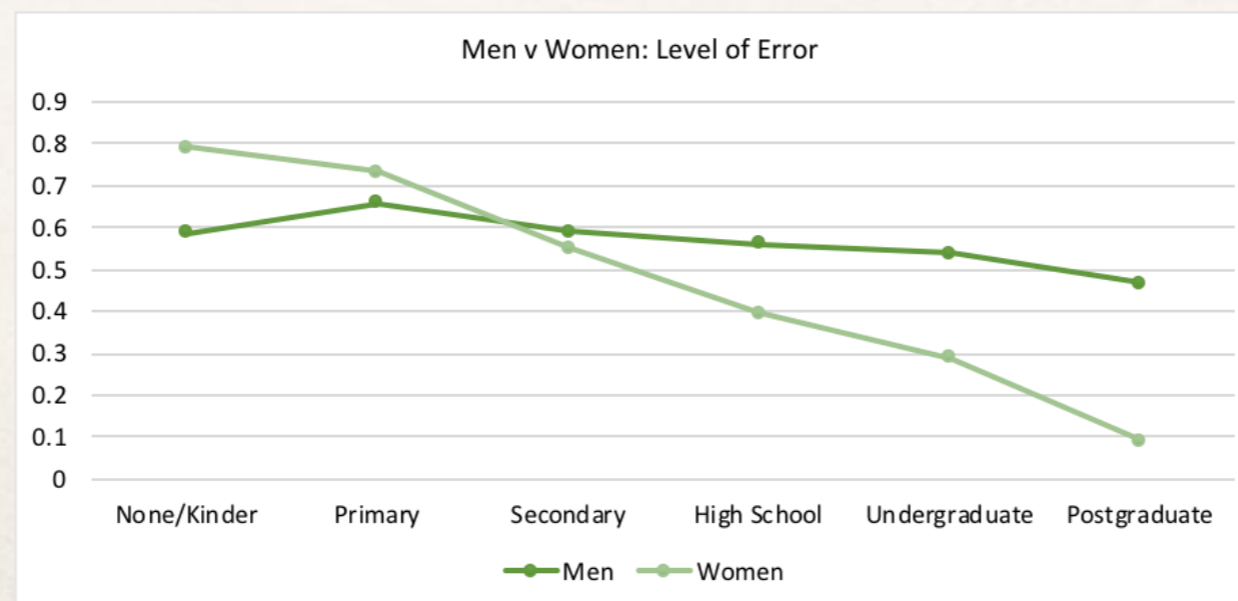


UNAM 2014 Study: 1,076 participants

Perception, Educational Level and Gender



“Do you consider yourself to be...? 1) Overweight, 2) Obese, 3) Underweight, 4) Normal”



People of different educational levels have different models of themselves and their environment

Gender difference for BMI versus height

ENSANUT 2006

Perception, Educational Level and Gender Misperception by linguistic concept

All BMI Obese	Education level (n; %)					
Self-Perception	None/Kinder	Primary	Secondary	High School	Undergraduate	Postgraduate
Obese	13; 2.3	87; 3.3	54; 5	29; 7.1	19; 7.4	1; 6.7
Overweight	338; 59.5	1845; 69.8	830; 77.4	326; 80.3	209; 81.3	13; 86.7
Normal	200; 35.2	672; 25.4	177; 16.5	50; 12.3	28; 10.9	1; 6.7
Underweight	17; 3	38; 1.4	12; 1.1	1; 0.2	1; 0.4	0; 0
BMI Obese Men	Education level (n; %)					
Self-Perception	None/Kinder	Primary	Secondary	High School	Undergraduate	Postgraduate
Obese	4; 3.7	14; 2.2	13; 4.6	10; 6.8	3; 2.5	1; 9.1
Overweight	65; 60.2	406; 62.8	196; 68.8	110; 75.3	98; 81.7	9; 81.8
Normal	38; 35.2	217; 33.5	69; 24.2	26; 17.8	18; 15	1; 9.1
Underweight	1; 0.9	10; 1.5	7; 2.5	0; 0	1; 0.8	0; 0
BMI Obese Women	Education level (n; %)					
Self-Perception	None/Kinder	Primary	Secondary	High School	Undergraduate	Postgraduate
Obese	9; 2	73; 3.7	41; 5.2	19; 7.3	16; 11.7	0; 0
Overweight	273; 59.3	1439; 72.1	634; 80.5	216; 83.1	111; 81	4; 100
Normal	162; 35.2	455; 22.8	108; 13.7	24; 9.2	10; 7.3	0; 0
Underweight	16; 3.5	28; 1.4	5; 0.6	1; 0.4	0; 0	0; 0

ENSANUT 2006

Number and percentage of actual BMI obese by self-perceived BMI category and educational level.

Perception, Educational Level and Gender



All	Education Level (n; %)					
Actual BMI	None/Kinder	Primary	Secondary	High School	Undergraduate	Postgraduate
Obese	13; 2.3	87; 3.3	54; 5	29; 7.1	19; 7.4	1; 6.7
Overweight	154; 19.5	1116; 34.7	652; 45.3	323; 50.1	213; 57	12; 66.7
Normal	543; 72.4	1621; 73.2	750; 70.1	315; 64.2	262; 77.5	14; 73.7
Underweight	11; 36.7	17; 34.7	20; 69	11; 64.7	5; 41.7	N/A
MEN	Education Level (n; %)					
Actual BMI	None/Kinder	Primary	Secondary	High School	Undergraduate	Postgraduate
Obese	4; 3.7	14; 2.2	13; 4.6	10; 6.8	3; 2.5	1; 9.1
Overweight	50; 18.1	364; 28.8	189; 34.1	104; 38.7	88; 45.8	7; 63.6
Normal	229; 74.8	753; 81	340; 77.3	132; 65	127; 84.1	7; 87.5
Underweight	4; 33.3	7; 38.9	3; 33.3	3; 42.9	3; 75	N/A
WOMEN	Education Level (n; %)					
Actual BMI	None/Kinder	Primary	Secondary	High School	Undergraduate	Postgraduate
Obese	9; 2	73; 3.7	41; 5.2	19; 7.3	16; 11.7	0; 0
Overweight	104; 20.3	752; 38.5	463; 52.4	219; 58.2	125; 68.7	5; 71.4
Normal	314; 70.7	868; 67.6	410; 65.1	183; 63.5	135; 72.2	7; 63.6
Underweight	7; 38.9	10; 32.3	17; 85	8; 80	2; 25	N/A

ENSANUT 2006

Number and percentage of participants correctly identifying their BMI category by educational level for all four standard BMI categories.



Perception and Action

- 1) “In the last year have you lost or gained weight?”
- 2) “Was this weight loss intentional?”

BMI Obese	Education level (n; %)					
Intention to lose	None/Kinder	Primary	Secondary	High School	Undergraduate	Postgraduate
All	17; 6.3	100; 7.1	61; 9.2	28; 10.9	24; 15.7	2; 25.0
Men	2; 3.9	23; 8.0	10; 6.4	10; 12.2	10; 16.1	1; 25.0
Women	15; 6.8	77; 6.8	51; 10.0	18; 10.3	14; 15.4	1; 25.0

Mis-perception has consequences

ENSANUT 2006

Do We Always Misperceive our Weight?



MHAS Study
Collaboration with INGER

Measured BMI (n; %)	Self-Reported BMI				Total
	Underweight	Normal	Overweight	Obese	
Underweight	4; 57.1	3; 42.9	0; 0.0	0; 0.0	7; 100.0
Normal	4; 1.8	178; 80.2	38; 17.1	2; 0.9	222; 100.0
Overweight	2; 0.5	81; 19.4	292; 69.9	43; 10.2	418; 100.0
Obese	0; 0.0	4; 1.4	71; 24.6	213; 73.9	288; 100.0

There are systematic misperceptions in terms of image and linguistic concept, but not numbers. Why?

Are “Bad” Decisions in our Genes?



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

obesity (score = 0.904, predictive but scarce)

772 SNPs considered

Subsets with obesity,
DM2, lipids, hepatic

obesity (score = 0.105, not so predictive but common)

Thrifty Gene Hypothesis - Neel 1962

Adaptations that were useful in our evolutionary past are now harmful.

Physiological versus behavioural focus - what genes are associated with generic behaviours. Looking for a “haystack-in-a-needle”.

Evolutionary Psychology versus Evolutionary Just-so stories...

Agent Based Models for the Study of Food Strategy in Obesogenic Environments

Erasm Batta* 1,2 and Christopher Stephens 1,3

- 1 Centro de Ciencias de la Complejidad, UNAM
- 2 Posgrado en Ciencia e Ingeniería de la Computación, UNAM
- 3 Instituto de Ciencias Nucleares, UNAM

* Corresponding author: chuchobatta@gmail.com

Introduction

Obesity and Overweight are complex phenomena with genetic, endocrine and behavioral components (Bray 2007). The positive **Energy Imbalance** that gives place to overweight occurs when consuming more energy than is spent. Consuming food involves **Decision Making** restricted by availability of sources, time and competition. The main objective of a **Food Strategy** is survival of individuals and populations. Then avoid negative long-term energy imbalance is a priority.

An optimal strategy seeks energy balance. It can regulate consumption, perception and movement across the environment. Nonetheless the extended epidemic of obesity and overweight is evidence of a generalized deviation of an optimal energetic plan.

Johnson and Andrews (2010) suggest a prehistoric mutation of human ancestors to increase fat stores. Such that mechanism, originally a survival advantage against starvation, could explain partially the resilient tendency to overweight in **Obesogenic Environments**. There is no accessible data to test directly such that hypothesis. However those inaccessible scenarios can be investigated in a generative manner by agent system simulations (Epstein 2006).

The aim of this work is to investigate the origin and development of bias in food strategies with **Agent Based Modeling** (ABM). The Agent Model presented here exhibits the competition between two kind of agents: A perceptive one (Type II) that can observe a larger local environment at an energetic cost and other that only can perceive for free the cell where is situated (Type I). Agents were provided with three capacities: To eat, to move and to reproduce themselves. Perceptive agents' strategy is more complex and can be considered cognitively superior. To measure system's performance we obtain in each simulation the extinction time (if is the case), the final fraction of agents of type I and the time when diversity is lost (if is the case).

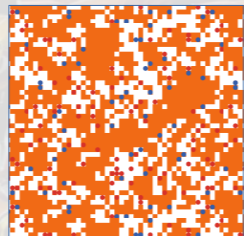


Figure 1. View of a typical simulation of ABM. This was implemented in NetLogo.

Design of Agents System

- Environment:** 41 X 41 Square Grid in a Torus (PBCs), each cell can grow a **source of energy**.
- Agents:** Two types according food strategy: **Perceptive** and **non-perceptive**.
- Agents have move, eat and intend to reproduce every time.
- Each time-step agents spent energy in a basal metabolism and in a cost of movement proportional to their energy. If the agent is perceptive pays a fixed cost of perception. Both agents consume the energetic sources in their consumption area.



Agent Type I (non-perceptive)

- Perceives only the cell where is placed
- Eat only the sources in the cell is placed (A = 1).
- Moves randomly to a neighbour cell

Agent Type II (perceptive)

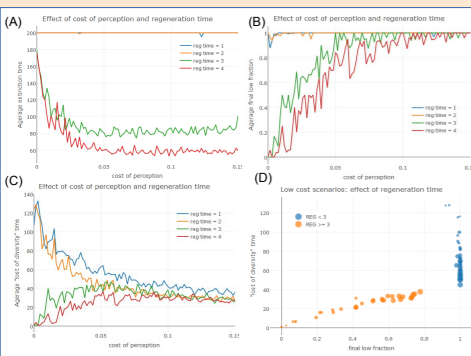
- Perceives the cell where is placed and the first eight neighbours
- Eat only the sources in the cell is placed (A = 1).
- Moves to a neighbour cell with energetic sources available. It reduces uncertainty when looking for energy but it has a cost.

$$E_{\alpha}(t) = \begin{cases} (E_{\alpha}(t-1) - M_b + A^{(I)} E_s) (1 - C^{(m)}), & \text{if } \alpha \text{ is type I} \\ (E_{\alpha}(t-1) - M_b - \Delta M^{(p)} + A^{(II)} E_s) (1 - C^{(m)}), & \text{if } \alpha \text{ is type II} \end{cases}$$

Figure 2. Sketch of ABM environment, agent type I and II and Energy of agent at time t.

Parameters	Symbol
Basal Metabolism	M_b
Cost of Perception	$\Delta M^{(p)}$
Cost of Movement	$C^{(m)}$
Source Energy	E_s
Consumption Area	$A^{(I)}, A^{(II)}$

Table 1. Parameters and symbols of ABM.



Effect of Cost of Perception and Regeneration of Sources

- Rapid regeneration of resources can make the population survive indefinitely (Fig. 3A). This also causes the scenarios with perceptual agents to disappear while slow regeneration allow diversity in the ensemble of simulations (Fig. 3B).
- Final stages where both type of strategies coexist are scarce. Most scenarios finish with homogeneous populations.
- Perceptive agents can live longer than non-perceptive only if the cost of perception is low (Fig. 3B). In those scenarios with rapid regeneration an increase in cost of perception makes the minority agents (perceptive) to disappear faster. If regeneration is slow an increase on the cost makes the minority agents to disappear a little bit more slowly (Fig. 4B).

Cost of movement and reproduction

- Reproduction consists in the division of an agent when it exceeds a limit of energy (20). It makes more pronounced the effect of the cost of movement in the final distribution of agents: This favors one of the two types depending on their value: If the cost of movement is lower than 0.02 agents type II are predominant. When is greater than 0.02 agents type I survive more often (Fig. 4A).
- In general, reproduction changes changes the distribution of types in final states (Fig. 4B)
- The dynamics of the types distribution have a similar characteristic behavior: Cost of movement determines the final type of agent and reproduction helps the predominant agent (Fig. 5).



Figure 4. Effect of cost of movement and reproduction in (A) average final low fraction (type I fraction) and (B) histogram of final low fraction.

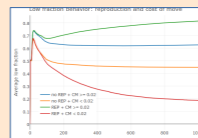


Figure 5. Effect of cost of movement and reproduction in the average fraction of type I agents at every generation.

References

Bray, G. A. (2007). *The metabolic syndrome and obesity*. Totowa, NJ: Humana Press.

Epstein, J. M. (2006). *Generative social science: Studies in agent-based computational modeling*. Princeton University Press.

Johnson, R. J., & Andrews, P. (2010). *Fructose, uricase, and the Back-to-Africa hypothesis*. *Evolutionary Anthropology: Issues, News, and Reviews*, 19(6), 250-257.

Aknowledgments

This work was supported by the Consejo Nacional de Ciencia y Tecnología (CONACYT) [postgraduate national grant].

Let's try and recreate the world of 200,000 years ago and see what behaviours were useful in environments then versus environments now.

Recreate environments with scarcity / plenty and find which adaptations are favoured / disfavoured



Conclusions

- * The Human Conductome is the entirety of factors which control human behavior: **Behaviour ←— Strategies ←— Decisions ←— Predictions**
- * It is extraordinarily multifactorial and adaptive. It requires big, deep data across multiple scales to understand it: genetics, epigenetics, physiology, psychology, neuroscience, epidemiology, sociology,... We don't have such data, but the Data Revolution is helping.
- * A crucial ingredient of the Conductome is how we evaluate decisions, the different concepts of value and to understand why we make "bad" decisions.
- * Another crucial ingredient is how we create a model of reality that may be substantially different from reality itself. Such deviations can have severe psychological, social and other health consequences.

The goal of Project 42 is to obtain and model data in order to better understand the Conductome and predict human behavior. We have a lot of interesting work to do over the coming months, years, decades, ... We need a lot of help!

You're all invited!



Partial list of members of the C3 research program in Obesity and Diabetes

Chris Stephens C3 y ICN, UNAM

Marcia Hiriart C3 y IFC, UNAM

Enrique Hernández-Lemus INMEGEN

Martha Käufer INNSZ

Eduardo Garcia INNSZ

Alejandro Frank C3 y ICN, UNAM

Bruno Estañol INNSZ

Guillermo Melendez Hospital General

Ruben Fossion C3 y ICN, UNAM

Ali Ruíz Coronel C3, UNAM

Samuel Canizales INMEGEN

Emmanuel Landa C3 y ICN, UNAM

Irving Morales C3 y ICN, UNAM

Joel Mendoza C3 y ICN, UNAM

Jose Figueroa UNAM

Ana Leonor Rivera ICN, UNAM

Natalia Mantilla C3 y FC, UNAM

Sergio Hernández C3 y FC, UNAM

Jonathan Easton C3, UNAM

Hugo Flores Huerta C3 y IIMAS, UNAM

Luis Miguel Gutierrez INGer

Ulises Perez INGer

Roberto Carlos Castrejon INGer

Diana de la Cruz FM, UNAM

Concepción García FC, UNAM

Francisco Fernández de Miguel IFC, UNAM

Dagmara Wrzecionkowska FCP, UNAM

José Antonio Rivera FC, UNAM

Heriberto Sicilia FC, UNAM

CONACyT Fronteras-2015-2-1093

UNAM PAPIIT

CONACyT Programa de REDES