



UNIVERSIDAD
DE GRANADA

Jorge Casillas

Instituto Andaluz Interuniversitario en Data Science and Computational Intelligence (DaSCI)
Dpto. Ciencias de la Computación e Inteligencia Artificial
Universidad de Granada
<http://decsai.ugr.es/~casillas>

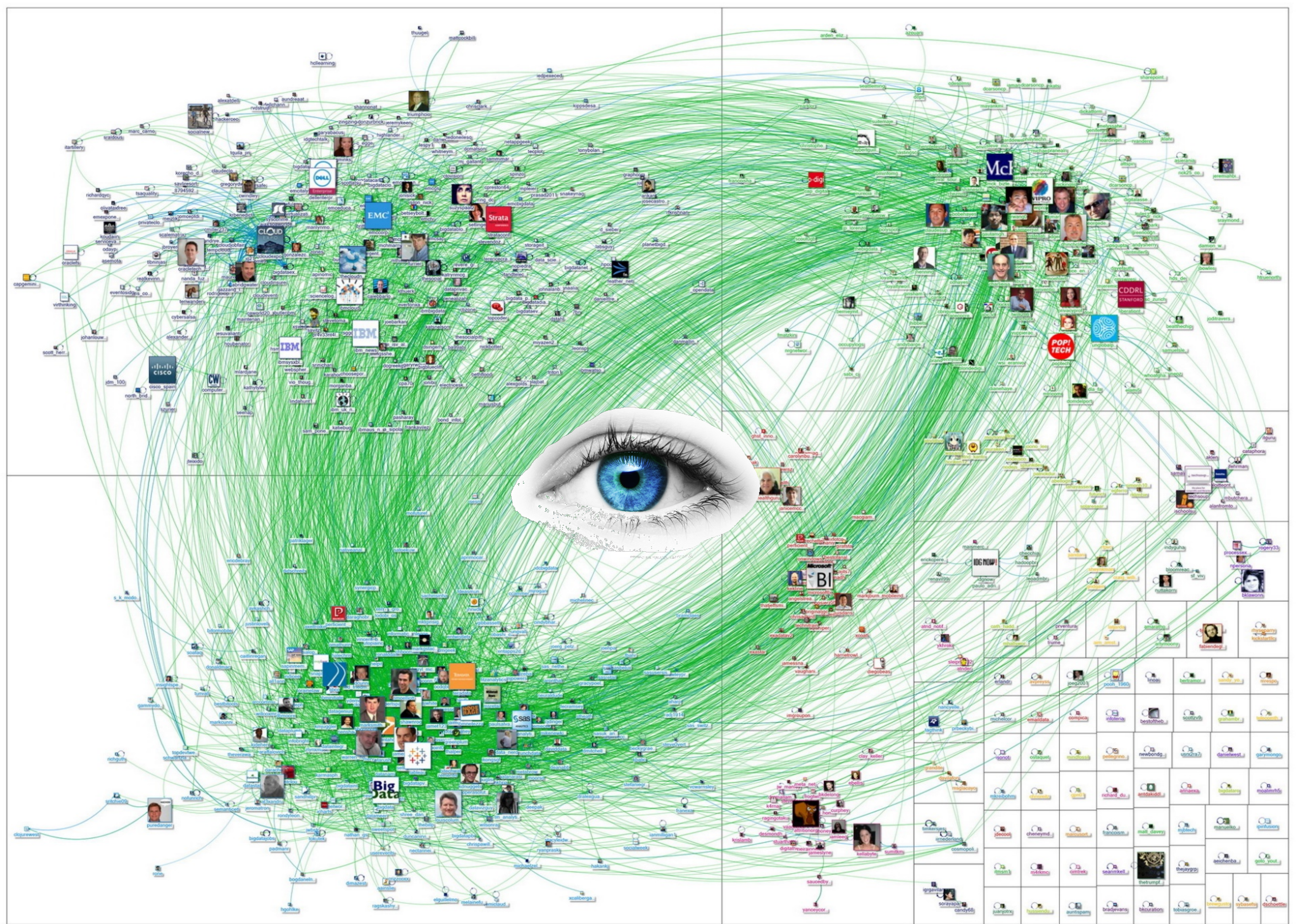
Jornada (d)Efecto Pasillo UGR

Facultad de Ciencias, 6 de junio de 2019 #DefectoPasillo

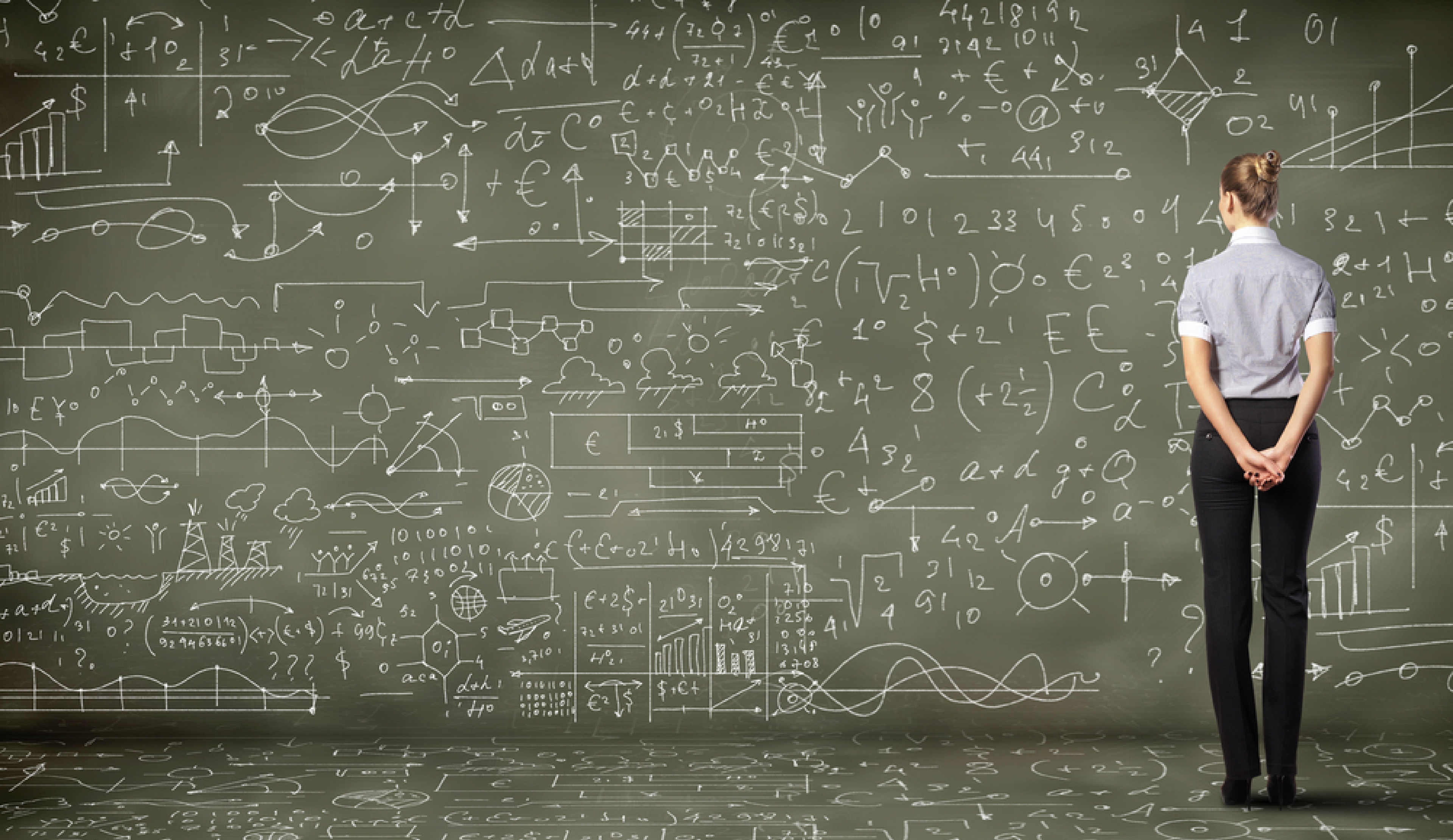


UNIVERSIDAD
DE GRANADA

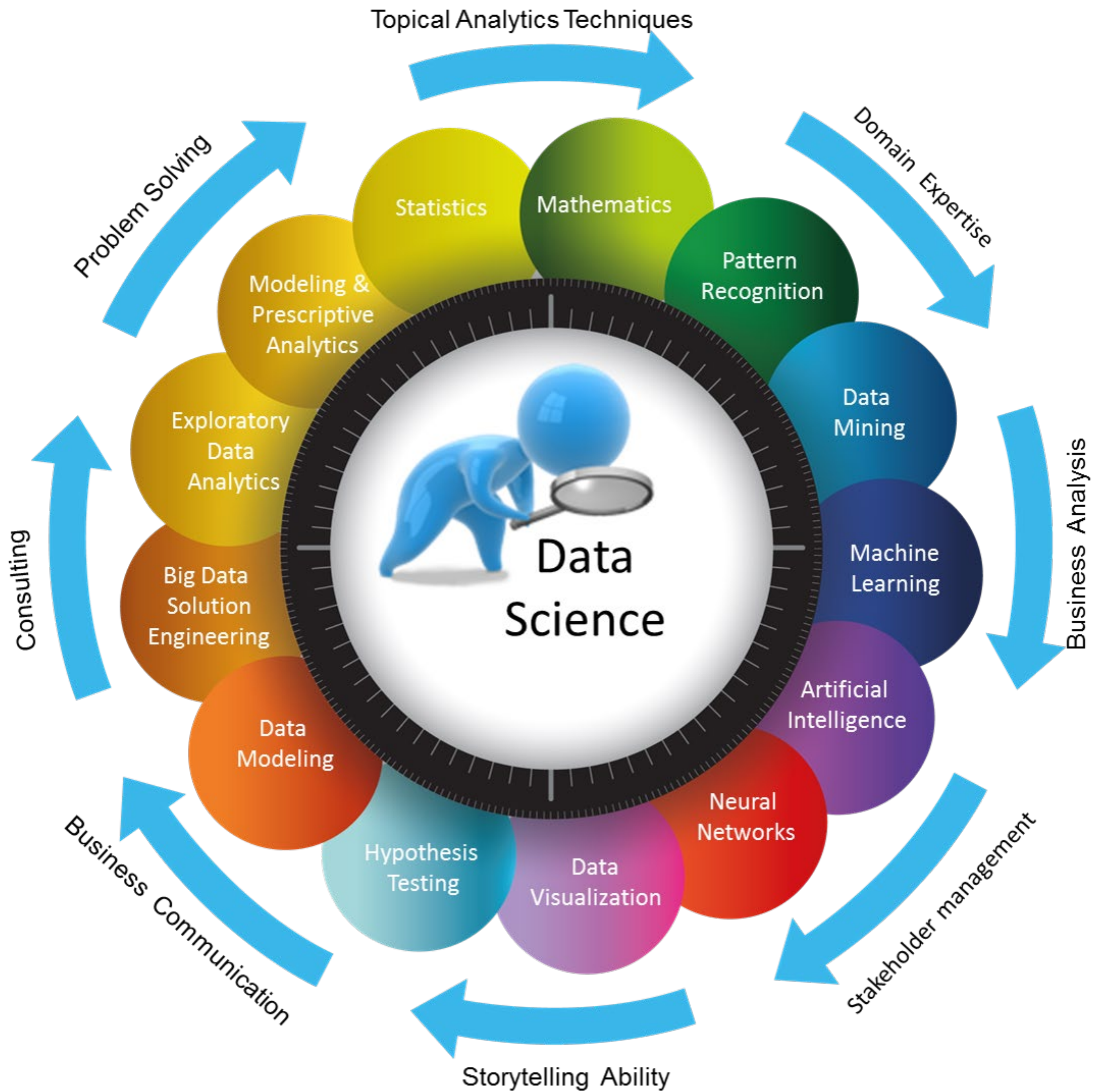
III Plan de Promoción de la Investigación

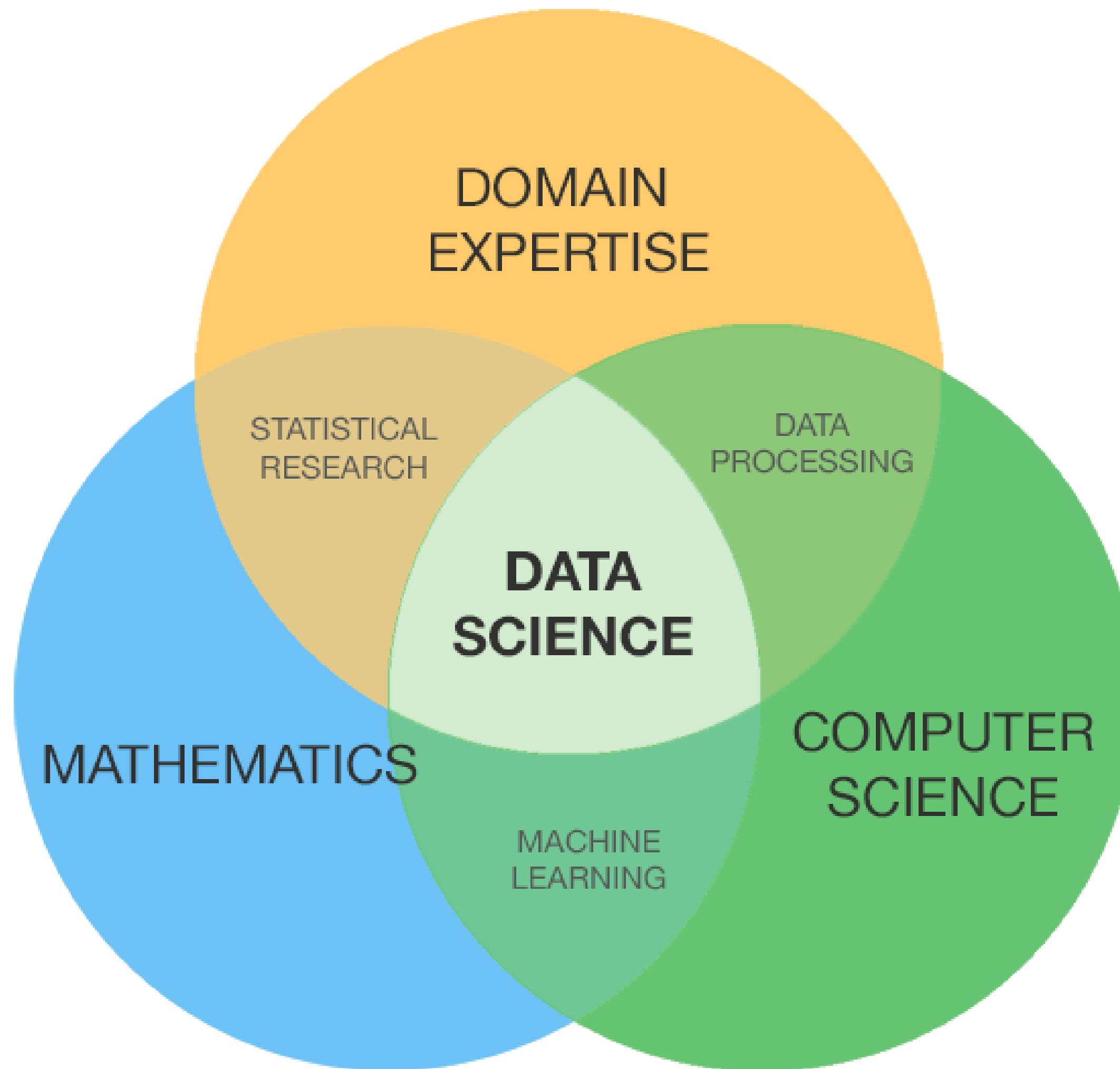


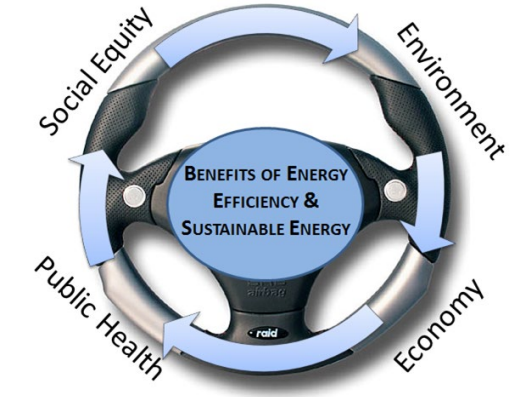
Discernir información relevante, sintetizarla y extraer conocimiento de ella es, cada vez, un aspecto más crítico en la sociedad en que vivimos



Los modelos representan el conocimiento extraído de los datos. Se pueden usar para entender una realidad compleja, simular condiciones, detectar fallos, controlar procesos, etc.





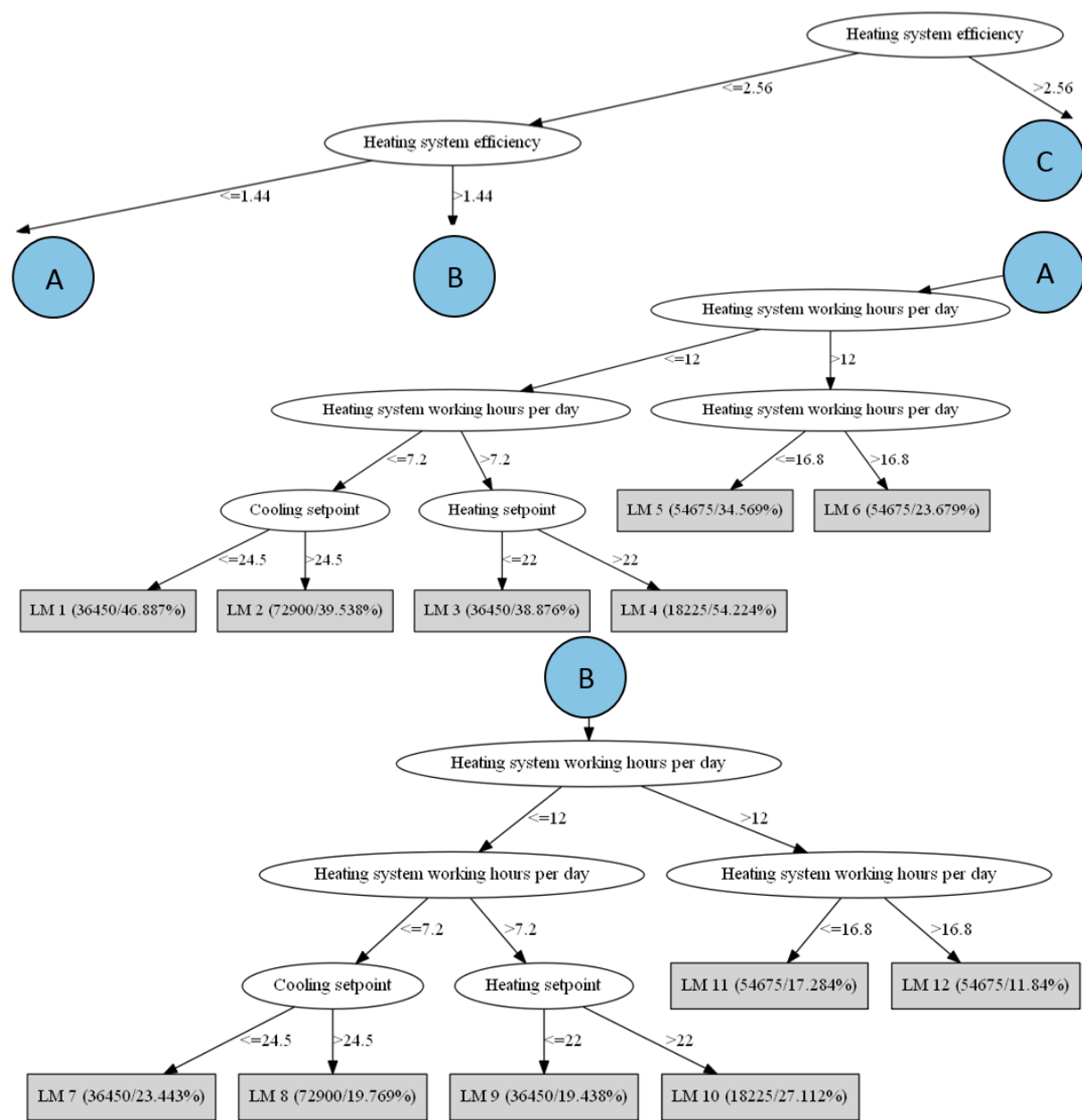


Modelización del consumo energético en centros médicos

- Support Tool for Energy Efficiency programmes in medical centres (STEER), H2020-MSCA-RISE-2014, grant no. 645694, Dic 2014 – Nov 2018

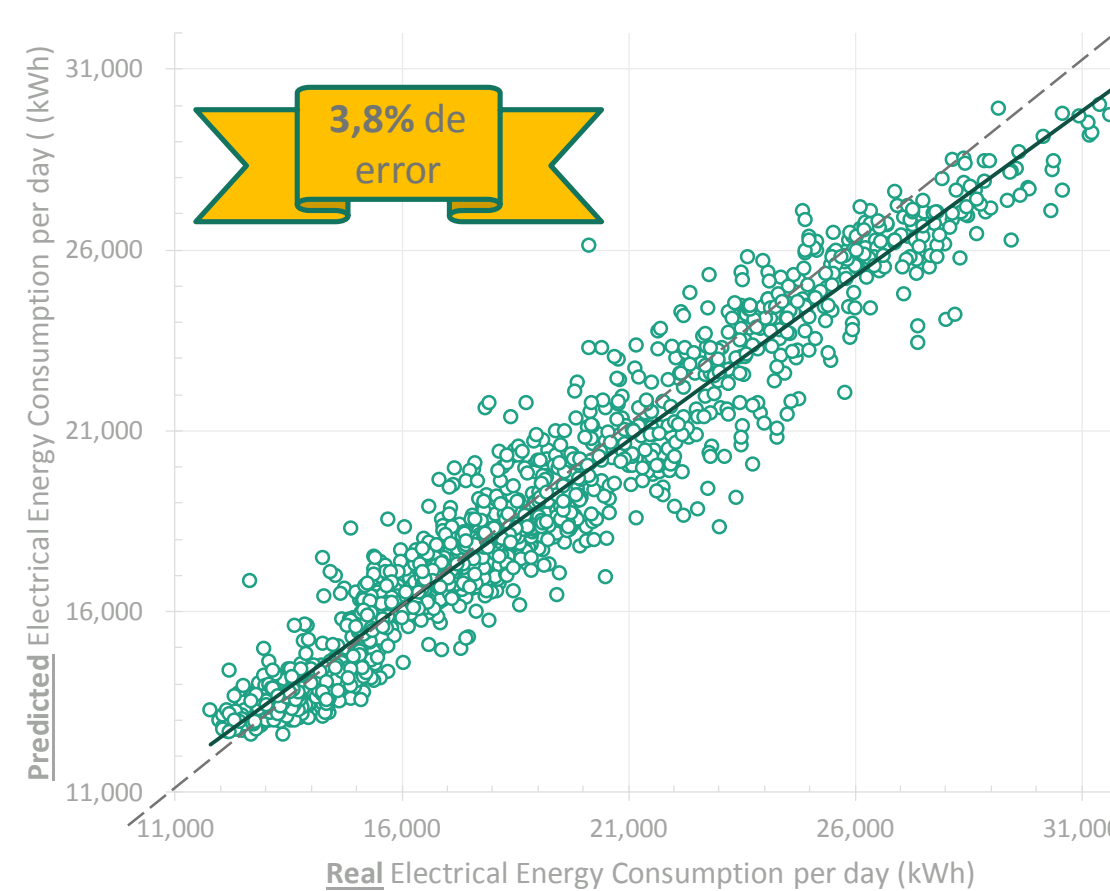
<http://steer.ctadventure.com/>

- Herramienta para análisis de consumo energético en centros médicos



- G. Kalogeras et al., Predictive capability testing and sensitivity analysis of a model for building energy efficiency, Building Simulation (2019) In press
- C. Koulamas et al., Suitability analysis of modeling and assessment approaches in energy efficiency in buildings, Energy and Buildings 158 (2018) 1662-1682
- E. Ruiz et al., Energy Consumption Modeling by Machine Learning from Daily Activity Metering in a Hospital, 22nd IEEE International Conference on Emerging Technologies And Factory Automation, Limassol, Cyprus (2017)

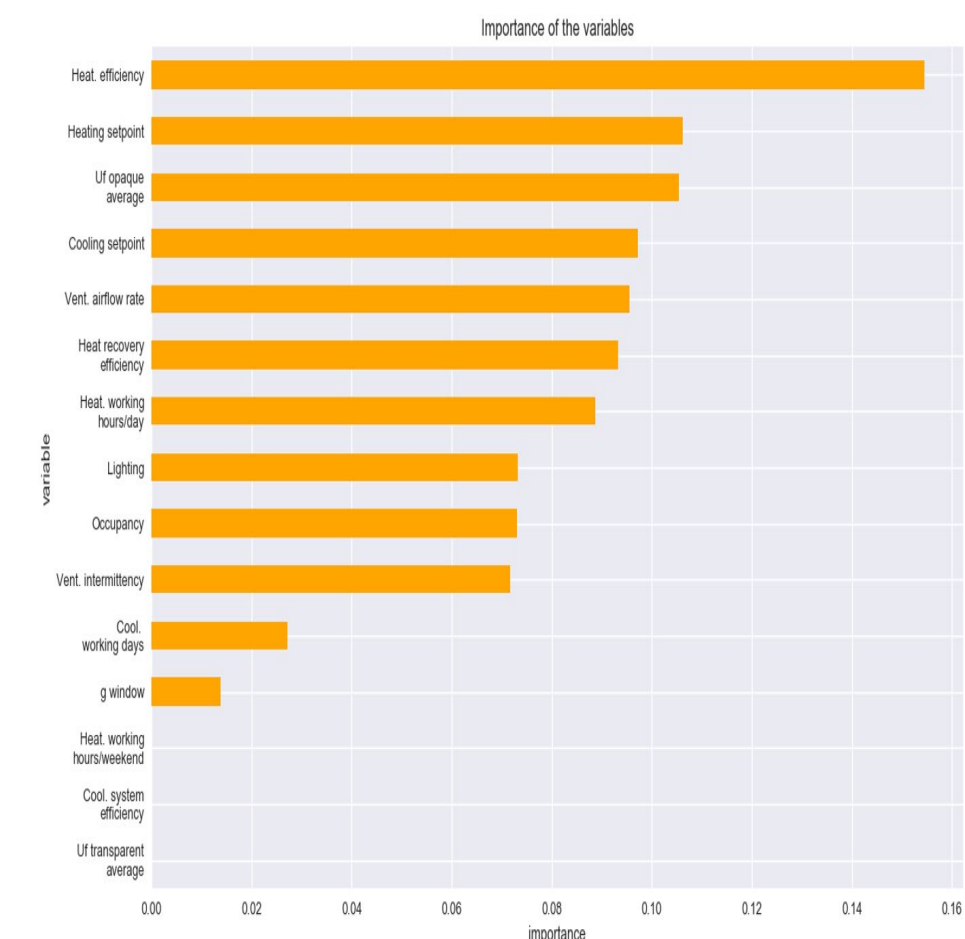
Prediction of the Electrical Energy Consumption



Datos diarios
2010-2015

Variables usadas:

Temperatura exterior, día laboral/festivo, fin de semana y 13 variables sobre **actividad** (consultas, urgencias, pruebas diagnósticas, ingresos, altas, etc.)



Rule/Leaf	% data	Heating setpoint	Cooling setpoint	Occupancy	Heat recovery system efficiency	Lighting	Ventilation intermittency	Ventilation airflow rate	Uf opaque average	Heating system efficiency	Heating system working h/day	error term
LM1	2.7%	6.3%	0.0%	4.8%	-5.9%	5.2%	0.0%	5.9%	6.6%	0.0%	0.0%	65.2%
LM2	5.3%	6.2%	-6.7%	4.2%	-4.2%	4.5%	0.0%	4.1%	4.5%	0.0%	0.0%	65.5%
LM3	2.7%	5.8%	-6.2%	0.0%	-3.6%	3.9%	0.0%	0.0%	4.0%	0.0%	0.0%	76.5%
LM4	1.3%	0.0%	-5.9%	0.0%	-6.0%	0.0%	0.0%	0.0%	7.2%	0.0%	0.0%	80.8%
LM5	4.0%	5.5%	-5.3%	0.0%	-3.7%	2.9%	0.0%	0.0%	4.2%	0.0%	0.0%	78.4%
LM6	4.0%	4.5%	-4.5%	0.0%	-2.7%	2.4%	0.0%	0.0%	3.1%	0.0%	0.0%	82.8%
LM7	2.7%	4.2%	0.0%	3.2%	-3.9%	3.5%	0.0%	3.9%	4.3%	0.0%	0.0%	77.1%
LM8	5.3%	4.1%	-4.5%	2.8%	-2.8%	3.0%	0.0%	2.7%	3.0%	0.0%	0.0%	77.1%
LM9	2.7%	3.6%	-3.9%	0.0%	-2.3%	2.4%	0.0%	0.0%	2.5%	0.0%	0.0%	85.3%
LM10	1.3%	0.0%	-3.8%	0.0%	-3.8%	0.0%	0.0%	0.0%	4.6%	0.0%	0.0%	87.8%
LM11	4.0%	3.3%	-3.3%	0.0%	-2.2%	1.8%	0.0%	0.0%	2.6%	0.0%	0.0%	86.8%
LM12	4.0%	2.6%	-2.6%	0.0%	-1.6%	1.4%	0.0%	0.0%	1.8%	0.0%	0.0%	89.9%
LM13	2.7%	2.9%	0.0%	2.2%	-2.7%	2.4%	0.0%	2.7%	3.0%	0.0%	0.0%	84.2%
LM14	5.3%	2.8%	-3.1%	1.9%	-1.9%	2.1%	0.0%	1.9%	2.1%	0.0%	0.0%	84.2%
LM15	2.7%	2.4%	-2.6%	0.0%	-1.5%	1.6%	0.0%	0.0%	1.7%	0.0%	0.0%	90.2%
LM16	1.3%	0.0%	-2.5%	0.0%	-2.6%	0.0%	0.0%	0.0%	3.1%	0.0%	0.0%	91.8%
LM17	16.0%	1.8%	-2.1%	1.3%	-1.3%	1.4%	1.1%	1.3%	1.5%	-5.4%	0.0%	82.9%
LM18	8.0%	1.6%	-1.6%	0.0%	-1.2%	0.9%	1.0%	1.2%	1.3%	-4.4%	0.0%	86.8%
LM19	24.0%	1.3%	-1.3%	0.0%	-0.8%	0.7%	0.7%	0.8%	1.0%	-4.1%	-4.4%	84.9%
average importance		2.7%	-2.7%	1.0%	-2.1%	1.8%	0.4%	1.3%	2.3%	-2.2%	-1.1%	82.4%



UNIVERSIDAD DE GRANADA

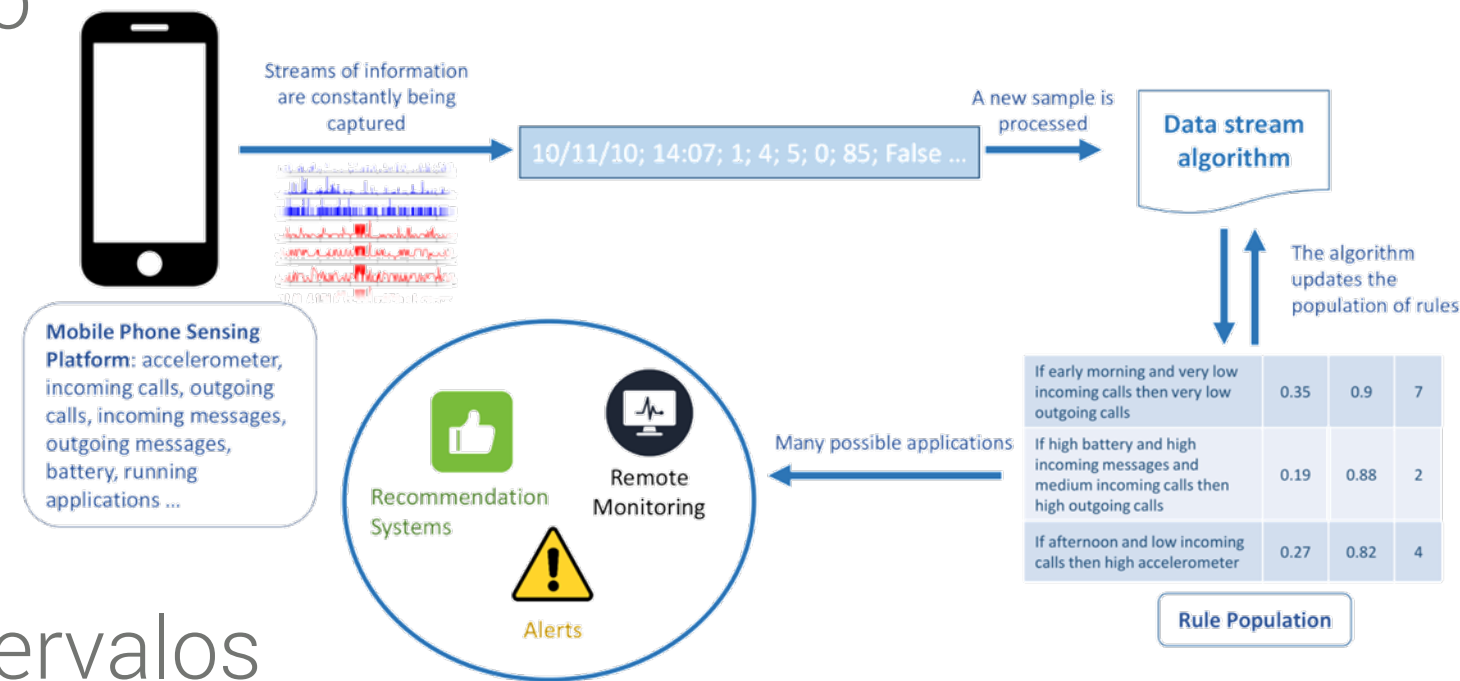


Monitorización de Actividades en Telefonía Móvil

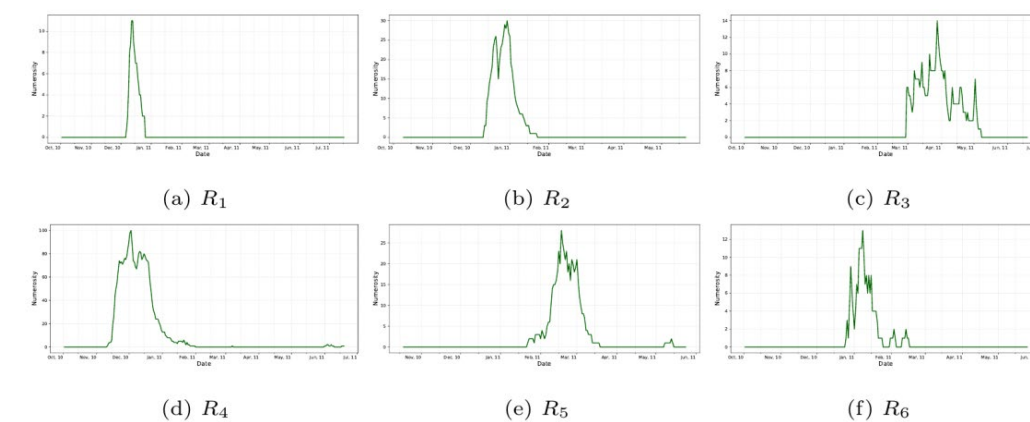
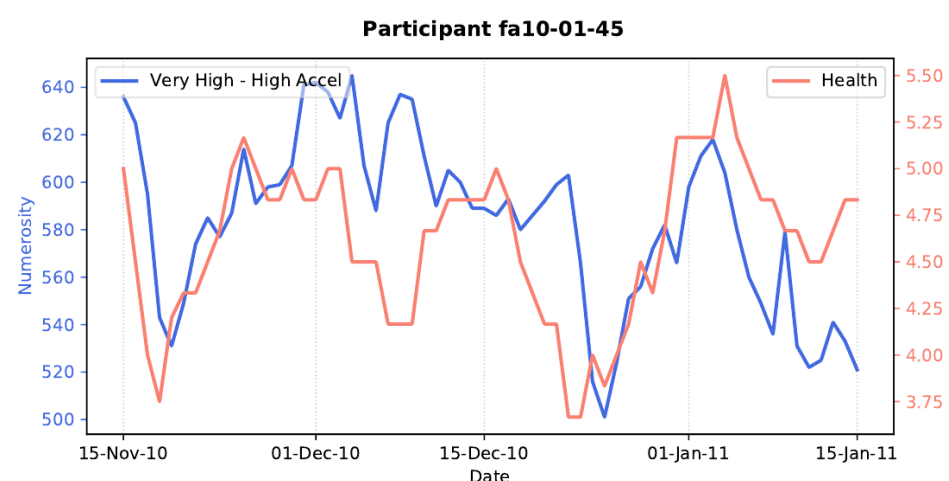
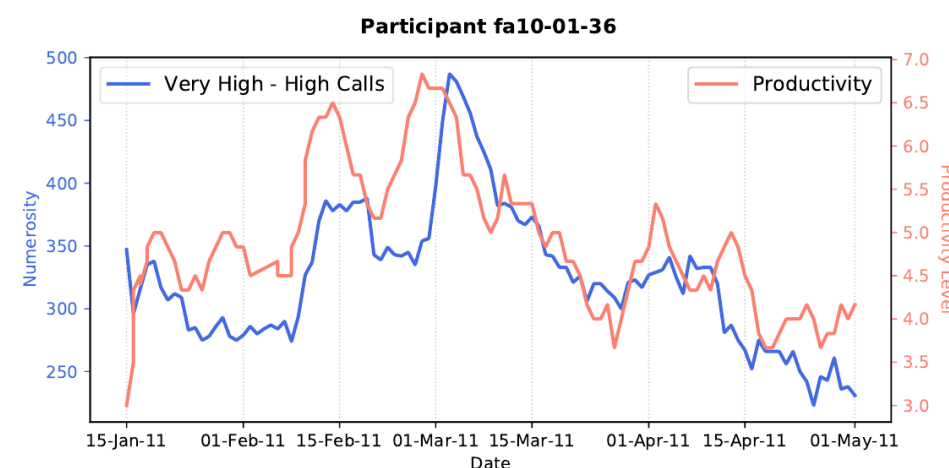
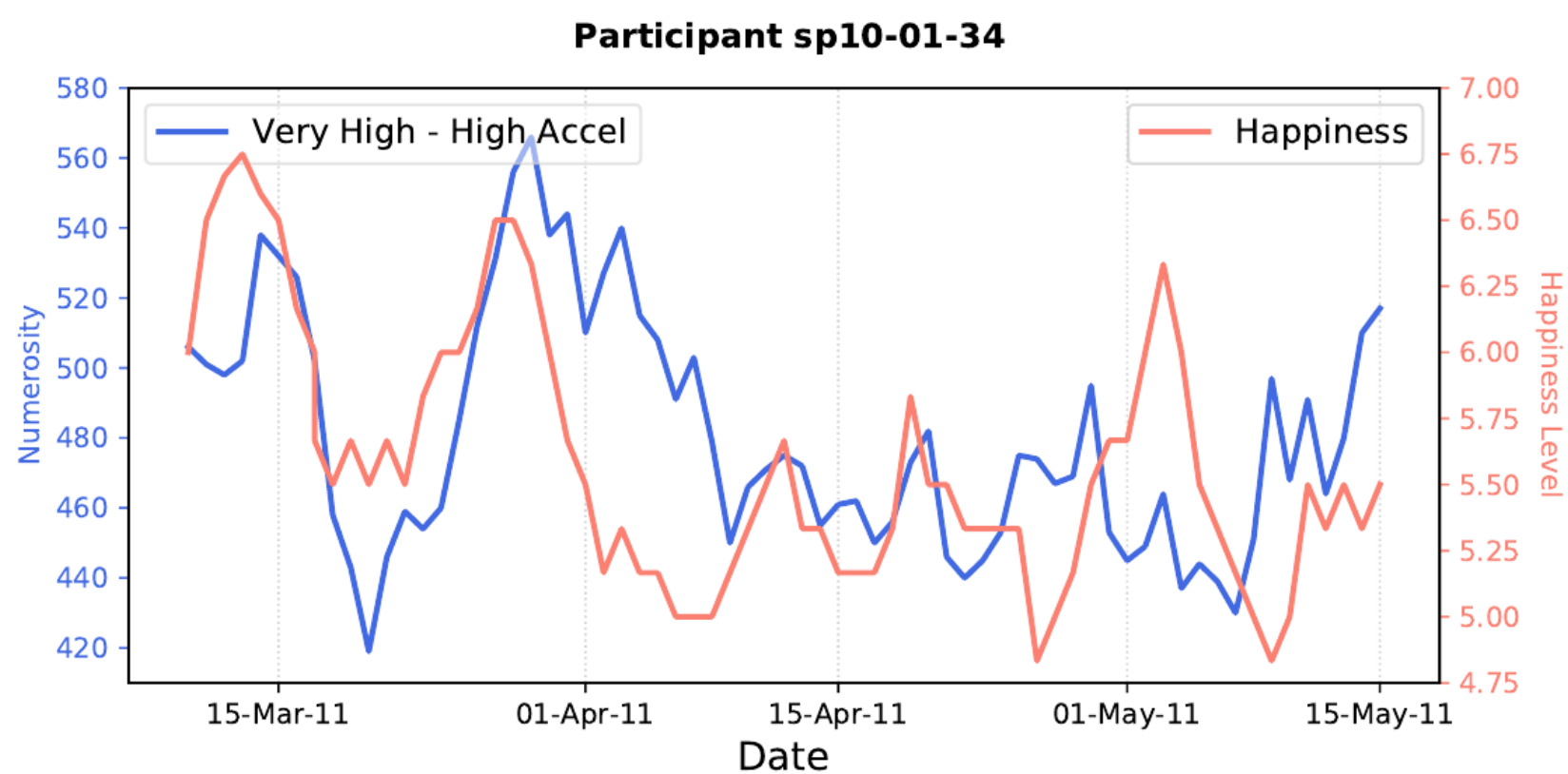
- Friends and Family Study es una investigación realizada por el Media Lab (MIT) donde durante casi un año (2011) se recoge la actividad de uso del móvil a 130 sujetos

E. Ruiz, J. Casillas,
Emotional State Study by Association Stream Mining of Mobile Phone Activity

- Además, los participantes responden a cuestionarios a intervalos regulares sobre la felicidad, el estrés, la productividad...



Rule Id	Subject Id	Rule	supp	conf	num
R_1	fa10-01-06	IF Battery Level is and Incoming Calls is and Missed Calls is THEN Accelerometer is Outgoing Calls is	0.110	0.796	11
R_2	fa10-01-35	IF Minute is and Battery Level is and Incoming Messages is and Outgoing Calls is and Missed Calls is THEN Accelerometer is Incoming Calls is	0.017	0.938	30
R_3	sp10-01-12	IF Weekday is and Minute is and Missed Calls is THEN Accelerometer is	0.103	1.0	14
R_4	sp10-01-12	IF Minute is and Missed Calls is THEN Accelerometer is	0.644	1.0	100
R_5	fa10-01-67	IF Incoming Messages is and Outgoing Messages is and Missed Calls is THEN Accelerometer is	0.485	0.951	28
R_6	fa10-01-13	IF Minute is and Incoming Messages is and Outgoing Messages is and Incoming Calls is and Accelerometer is and Any Running App is THEN Outgoing Calls is	0.055	0.783	13





Aplicación en Psicofisiología

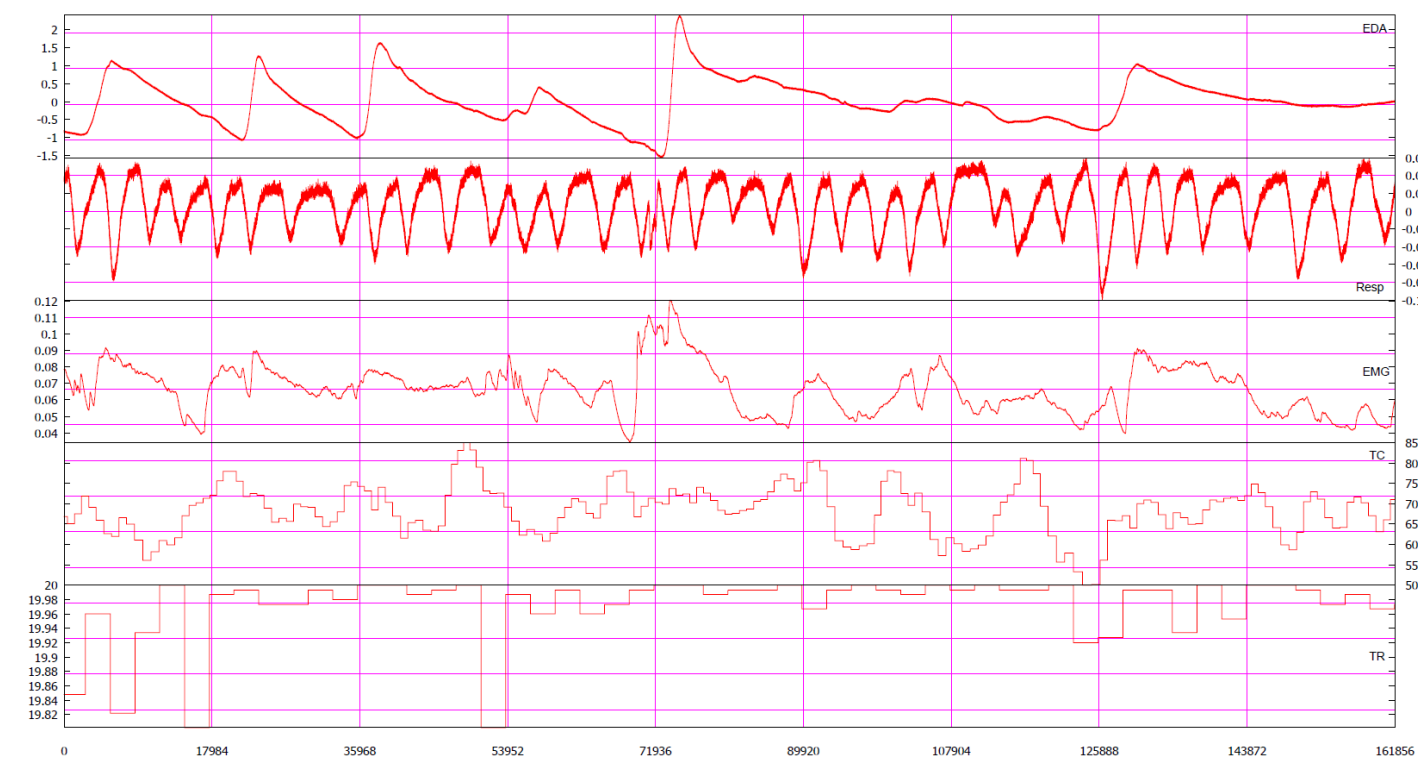
- Se desea encontrar relaciones entre diferentes bioseñales
- El organismo humano es una red integrada de sistemas fisiológicos, pero probar interacciones entre ellos sigue siendo una tarea desalentadora
- Usamos minería de flujo de asociación para explorar las relaciones entre una serie de variables fisiológicas durante los estados de reposo y después de la exposición a estímulos estresantes
- La comprensión de estas relaciones y las diferencias entre estados emocionales puede ayudar a controlar a los pacientes y prevenir reacciones psicósomáticas o trastornos psicológicos

E. Ruiz, P. Perakakis, J. Casillas, Aprendizaje de reglas de asociación difusas en flujo de datos para el análisis del electroencefalograma en psicofisiología, Proceedings of ESTYLF 2016, San Sebastian, Spain (2016) 138

EDA: actividad electrodermal
 resp: respiración
 EMG: electromiograma
 HR: ritmo cardiaco
 RR: ritmo respiratorio



Frecuencia de muestreo: 1000Hz



IF *respis* L and *HRis* M and *RRis* L THEN *EDA* is M
 [s: 0.111, c: 0.819, l: 1.154, a: 0.423]
 tstamp: 12192 (12s), exp: 149664 (2m30s)

IF *respis* XL THEN *HRis* M
 [s: 0.122, c: 0.785, l: 1.085, a: 0.391]
 tstamp: 8519, exp: 153337 (2m33s)

IF *EDA* is M and *respis* M THEN *EMG* is M
 [s: 0.129, c: 0.829, l: 1.224, a: 0.448]
 tstamp: 132635, exp: 29221 (29s)

IF *EDA* is L THEN *RRis* XL
 [s: 0.107, c: 0.862, l: 1.718, a: 0.613]
 tstamp: 68630, exp: 93226 (1m33s)

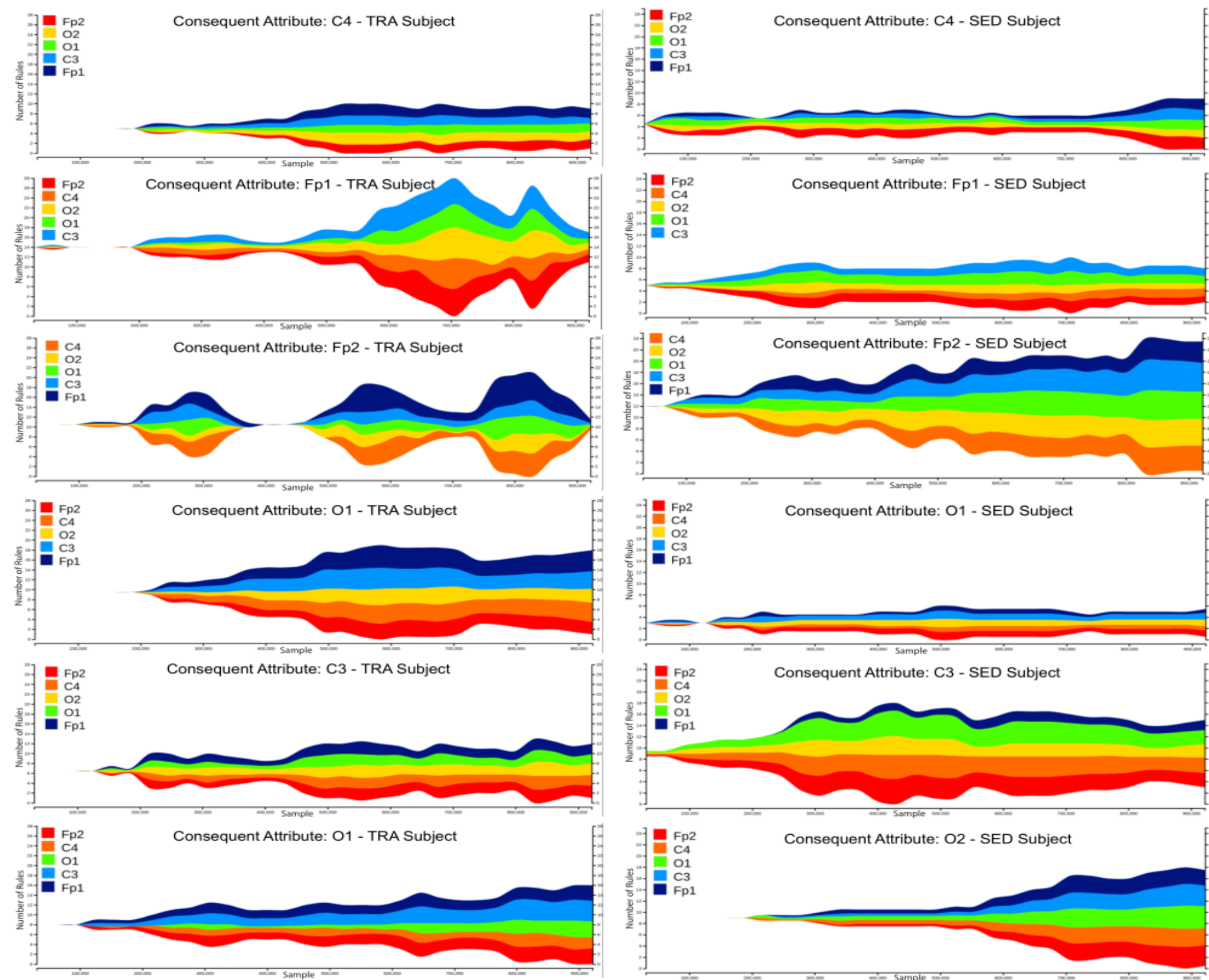
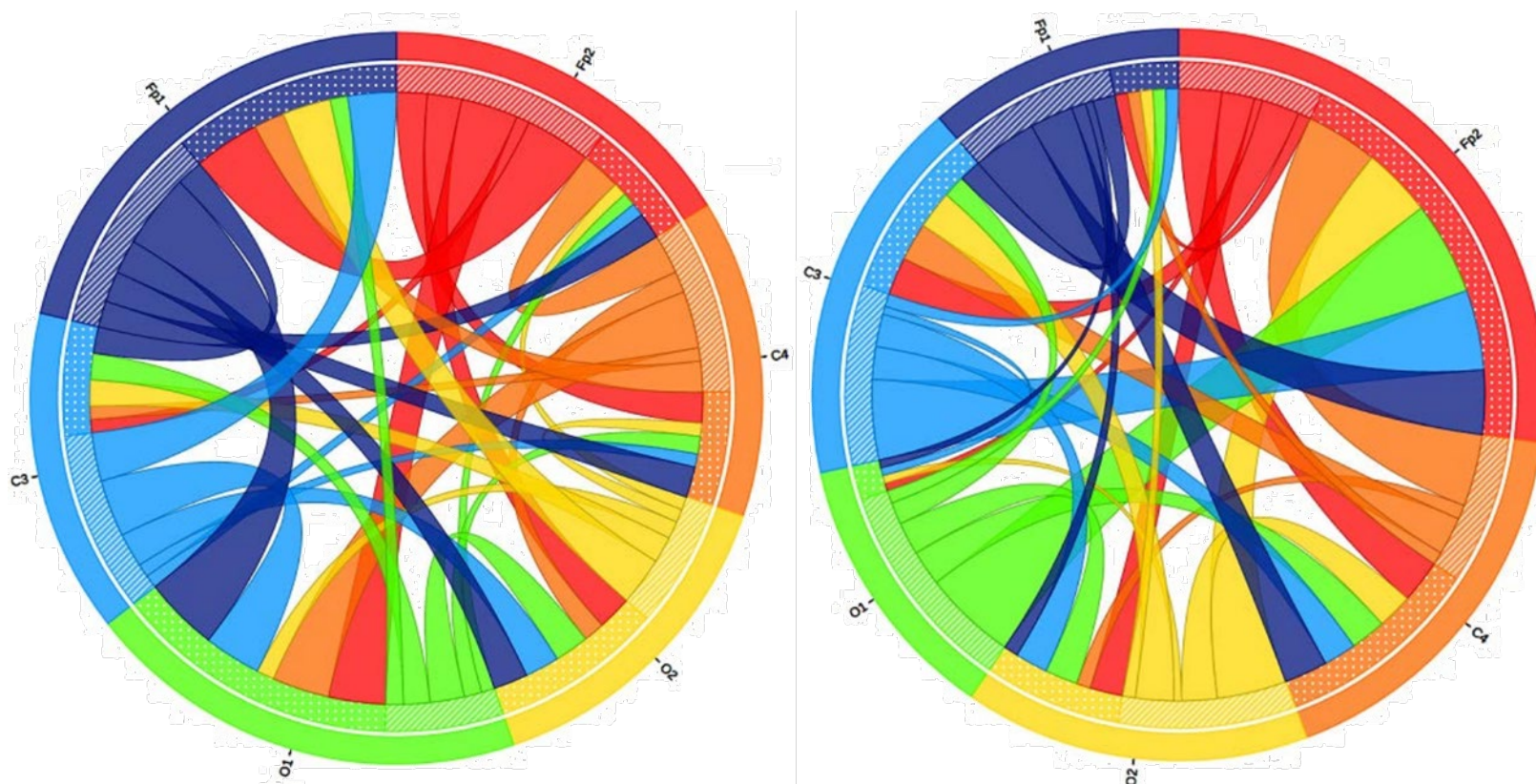


Análisis de Electroencefalograma (EEG)



- Se analizan sujetos sedentarios y otros entrenados (deportistas de triatlón) entre 22-25 años
- Durante una hora, se captura el EEG de sujetos mientras reaccionan a avisos en pantalla con el objetivo de analizar su concentración
- Muestra a 256 Hz. Después de una hora se genera casi un millón de datos

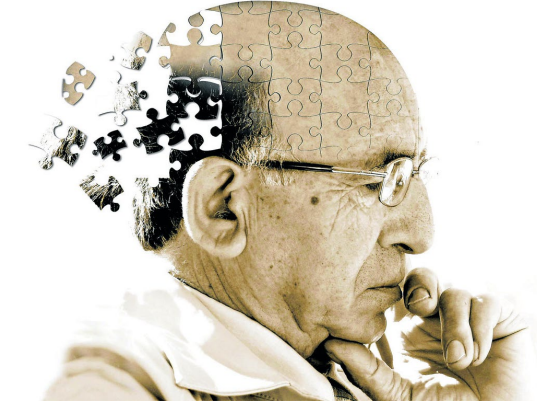
E. Ruiz, J. Casillas, Adaptive fuzzy partitions for evolving association rules in big data stream, International Journal of Approximate Reasoning 93 (2018) 463-486, DOI: [10.1016/j.ijar.2017.11.014](https://doi.org/10.1016/j.ijar.2017.11.014)



Sujeto entrenado

Sujeto sedentario

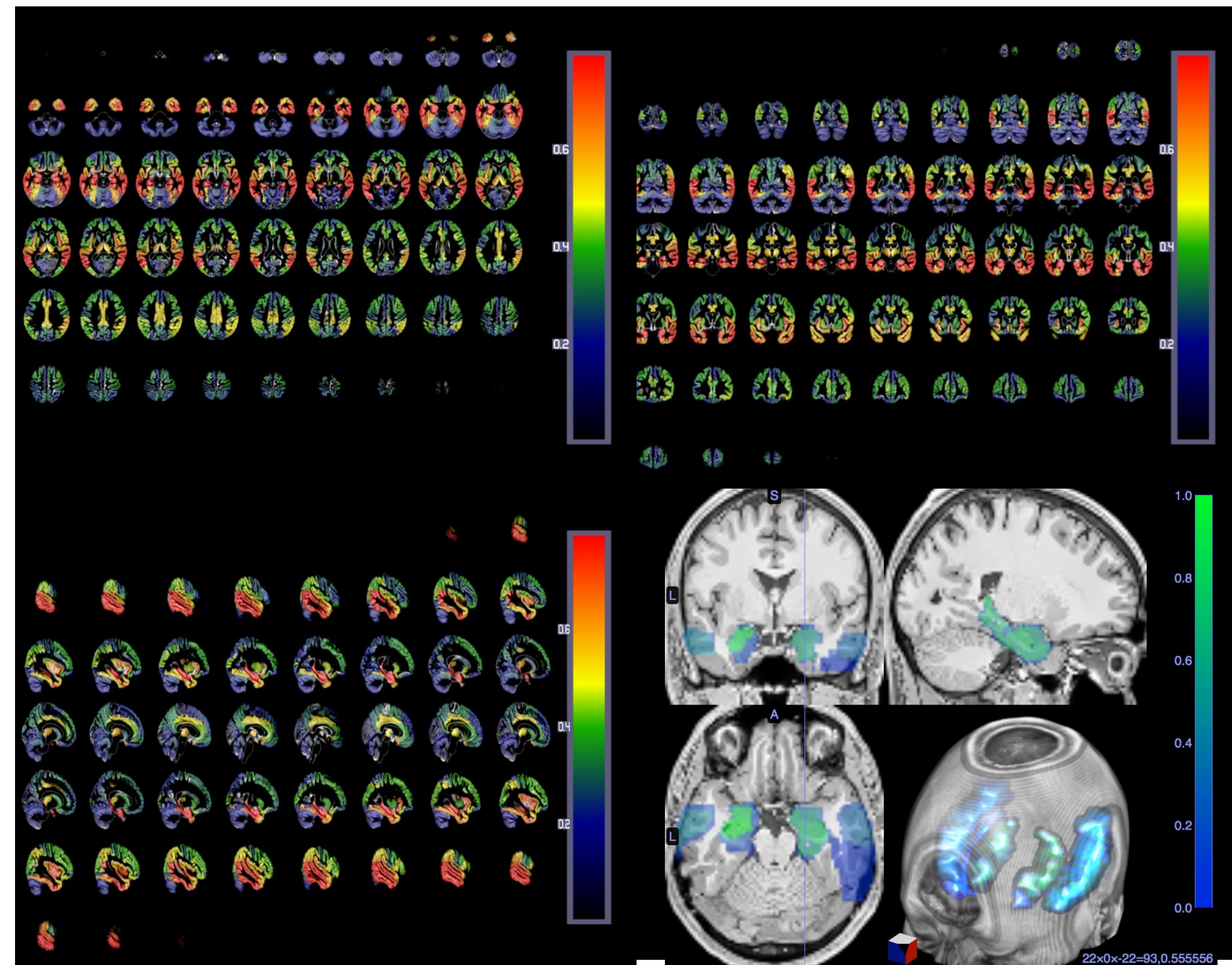
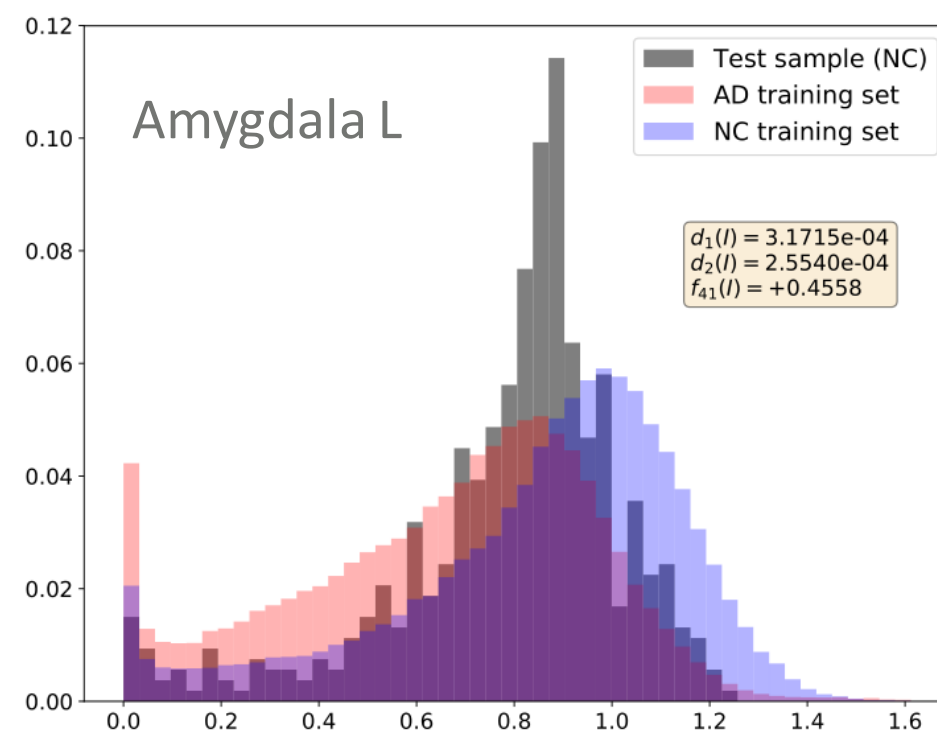




Diagnóstico del Alzheimer

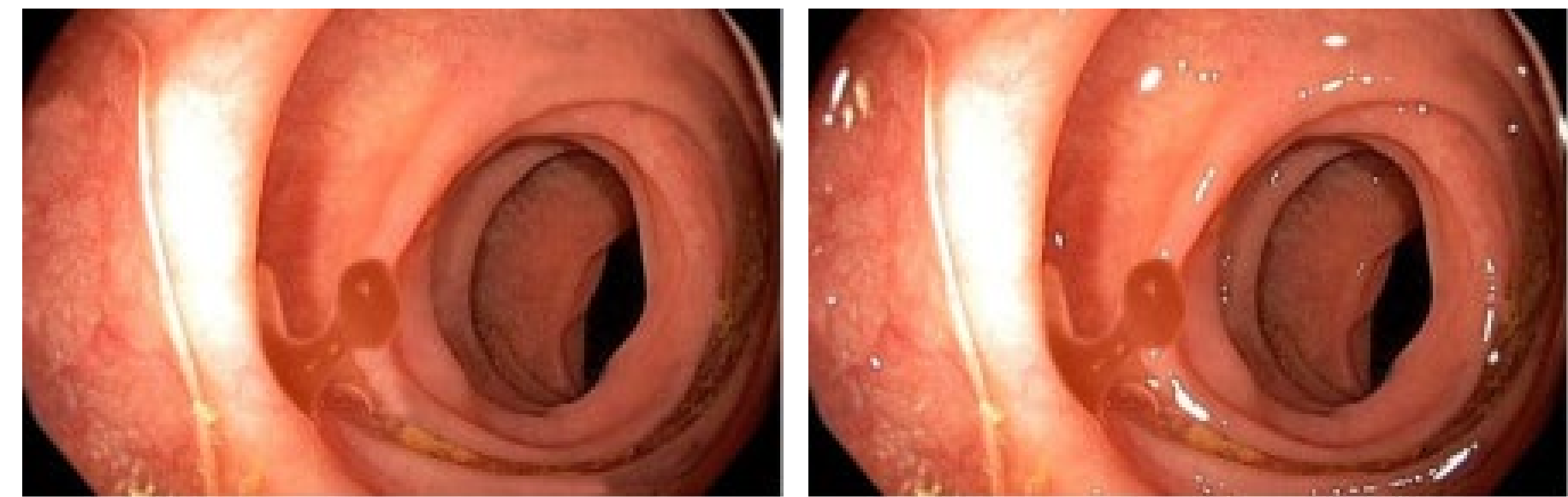
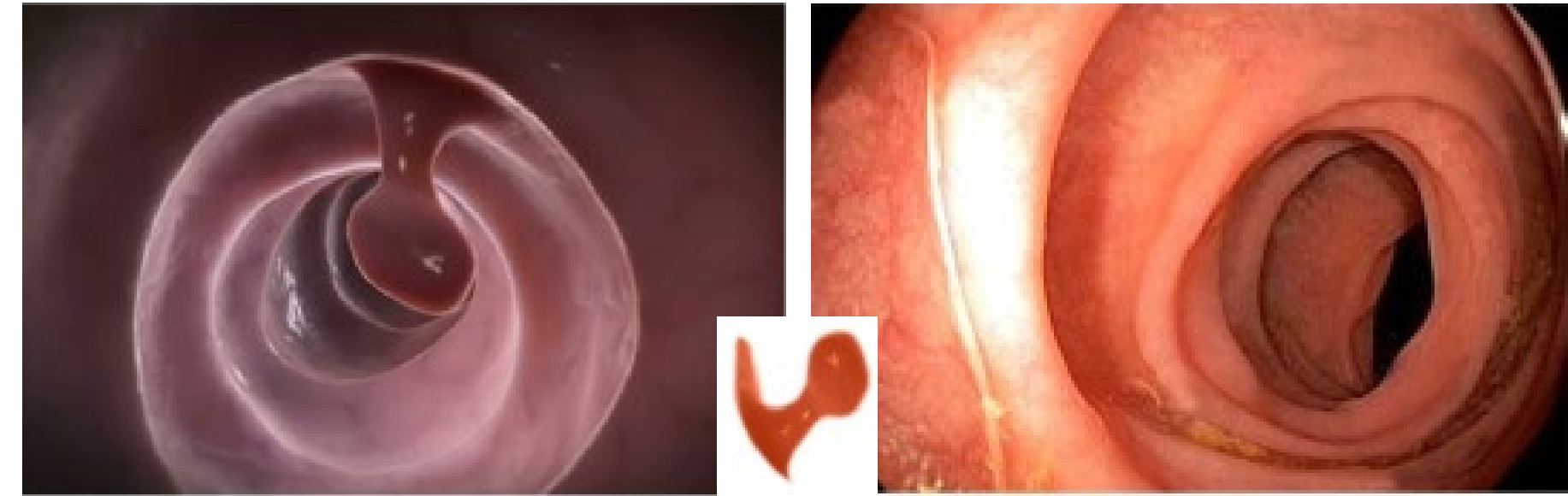
- Imagen por Resonancia Magnética
- Sistema multivariante de Diagnóstico Asistido por Computadora (CAD) para la enfermedad de Alzheimer
- Utiliza histogramas como representación de las imágenes RM y emplea medidas originales de disimilitud como atributos de entrada para algoritmos de aprendizaje automático
- Se diagnostica Alzheimer con un **acierto del 90%** frente a sujetos sanos y 70% frente a deterioro cognitivo leve

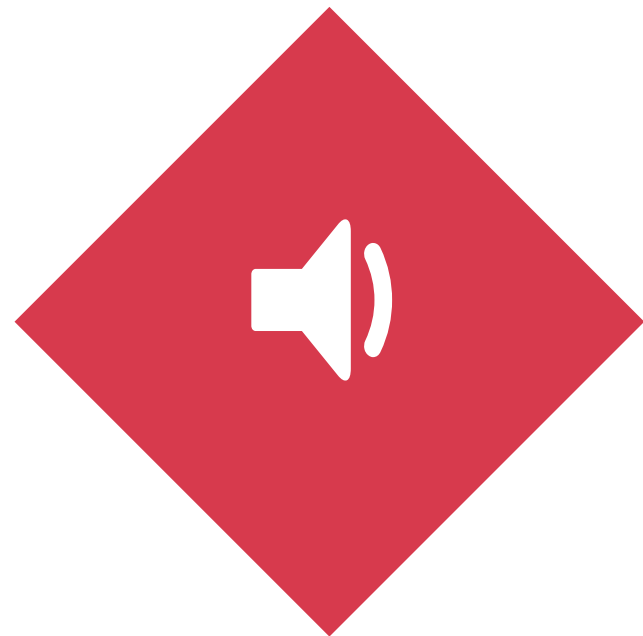
E. Ruiz, J. Ramírez, J.M. Górriz, J. Casillas, Alzheimer's disease computer-aided diagnosis: histogram-based analysis of regional MRI volumes for feature selection and classification, Journal of Alzheimer's Disease 65:3 (2018)



Aumento de datos en imágenes médicas

- Investigamos en métodos para aumentar los conjuntos de datos de imágenes médicas utilizando síntesis de datos artificiales basados en la composición de imágenes y Red Generativa Antagónica (Generative Adversarial Network, GAN)
- Los métodos de síntesis de datos artificiales propuestos reducirán significativamente el error de predicción en clasificación de anomalías detectadas en TAC de cabeza y videos endoscópicos gastrointestinales
- 10.000 TAC en el proyecto "BrainScan - decision support system aiding radiologists in brain imaging interpretation through AI powered analytical engine"
- 1.000 imágenes de colonoscopia en el proyecto "GastroView - Image Analysis of Wireless Capsule Endoscopy"





¿En qué temática estoy interesado en colaborar?

Me interesa todo, pero con especial disposición a temas sociales y de salud

Ejemplos de colaboraciones previas en la UGR:

- Pandelis Perakakis (Psicofisiología)
- Francisco Martínez (Organización de Empresas)
- Juan Sánchez (Marketing)
- Juan Manuel Górriz y Javier Ramírez (Teoría de la Señal, Telemática y Comunicaciones)
- Juan José de Oña y Montserrat Zamorano (Ingeniería Civil)
- Javier Ordóñez (Ingeniería de la Construcción y Proyectos de Ingeniería)
- Sergio Campos (Urbanística y Organización del Territorio)