



## Redes neuronales: modelos y aplicaciones

Alberto Prieto

Profesor Emérito Universidad de Granada



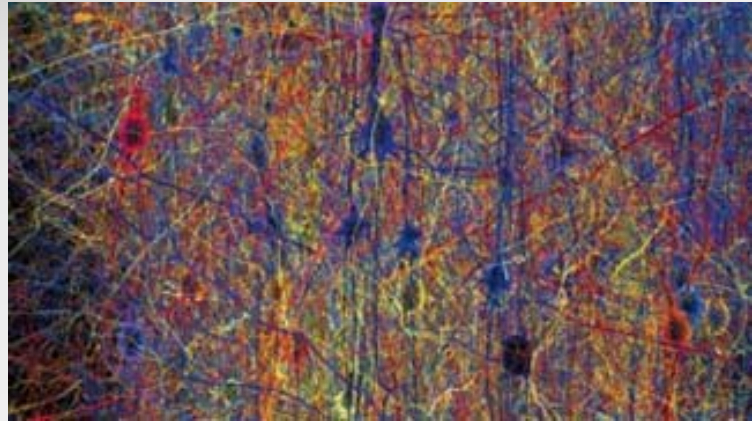
17 de mayo 2018



### Contenido

- **Objetivos de la investigaciones en redes neuronales.**
- **Aprendizaje**
- **Modelos, estructuras y algoritmos**
- **Simuladores**
- **Plataformas y hardware especializado**
- **Dominios de uso y aplicaciones del mundo real. Neurobótica**
- **Retos y conclusiones**





## OBJETIVOS DE LA INVESTIGACIONES EN REDES NEURONALES

3



### En esta presentación:



- Consideramos el cerebro como un sistema de procesamiento de la información
- Nos centramos en las investigaciones cuyo fundamento reside en la obtención de modelos computacionales (matemáticos o físicos) de redes neuronales a distinta escala.

4



## Los modelos computacionales de redes neuronales más próximos a la biología (“bio-inspirados” o “bio-miméticos”) tienen un doble objetivo:

- **A) Realizar ingeniería inversa del cerebro humano**
  - Obtener modelos computacionales en los campos de la neurociencia, ciencia cognitiva y psicología para enmarcar hipótesis que puedan ser directamente comprobadas con experimentos biológicos o psicológicos.
  
- **B) Realizar sistemas artificiales que emulen las redes naturales.**
  - Lograr ciertas capacidades del cerebro.
    - Aunque los computadores actuales son capaces de realizar muchas tareas más eficientemente que el cerebro humano, **los computadores no son capaces de igualar a las capacidades cognitivas del cerebro, su flexibilidad, robustez y eficiencia energética.**

5



## En comparación con los computadores, el cerebro:

- Trabaja **lentamente** (con señales de pulsos con frecuencia de del orden de cientos de Hz) y con una **precisión baja** (procesos neurales individuales estocásticos).
- Sin embargo, todo el cerebro lleva a cabo cálculos bien **organizados en paralelo** (alrededor de  $10^{16}$  operaciones sinápticas por segundo), trabaja en **tiempo real** (en interacción continua con el medio ambiente) con ciclos de percepción-acción cerrados y un consumo de energía muy bajo (aproximadamente unos **25W**) pero un 20% del total del cuerpo humano.
- Supera a los ordenadores más potentes en ciertas "**tareas biológicamente relevantes**", como manipulación de objetos, reconocer una escena después de haberla visto una vez, etc.
- También proporciona una elegante degradación de capacidades, auto-reparación y modificación a través del aprendizaje (**plasticidad**).

6



## La investigación en redes neuronales es un campo interdisciplinar:

- Se proporciona a los **neurocientíficos y psicólogos** nuevos métodos y técnicas cuantitativas que les permite, mediante simulaciones, conocer en mayor profundidad su campo.
- Los **informáticos e ingenieros** descubren nuevas ideas inspiradas en la biología (tales como los modelos de aprendizaje) que les permiten construir sistemas que satisfagan las necesidades y retos del mundo real.
- Los **físicos y los matemáticos** aplicados encuentran nuevos dominios y retos permitiendo el avance en sus campos.

7



## El origen de las Redes Neuronales Artificiales es tratar de emular, con modelos matemáticos sencillos, el comportamiento del cerebro en la realización de determinadas tareas

- El concepto básico consiste en considerar al cerebro como un **computador paralelo, procesador de información, no lineal y altamente complejo.**
- Las características más significativas que se tratan de emular son:
  - El uso de redes de interconexión masiva de unidades de procesamiento simples (neuronas). Cerebro humano entre  $10^9$  y  $10^{11}$  neuronas.
  - Procesamiento asincrónico paralelo y distribuido.
  - Dinámica no lineal.
  - Interconexión global de elementos de red.
  - Autoorganización.
  - Capacidad computacional de alta velocidad.
  - Modificación de los parámetros de la red para realizar una tarea específica o adaptación a su entorno a través de un proceso de aprendizaje.

8



## El cerebro funciona (procesa información) de forma muy diferente a los computadores tradicionales

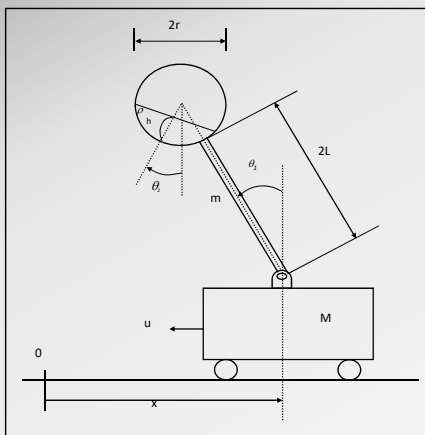
- No se hacen las tareas mediante programas
- No es un sistema síncrono, que funciona con un reloj,
- Etc.



9



## Ejemplo: Problema del péndulo inverso



### • Computación tradicional:

- Programamos el modelo físico

$$\frac{1}{2} \rho \pi \left( \frac{1}{2} h^4 + 2rh^3 + 2r^2 h^2 \right) \ddot{x} \cos \theta_2 + \frac{1}{2} \rho \pi \left( \frac{1}{2} h^4 + 2rh^3 + 2r^2 h^2 \right) (r + 2L) \cdot \left( (\dot{\theta}_1 - \dot{\theta}_2) \cos(\theta_1 - \theta_2) - (\dot{\theta}_1^2 - \dot{\theta}_2^2) \sin(\theta_1 - \theta_2) \right) = 0$$

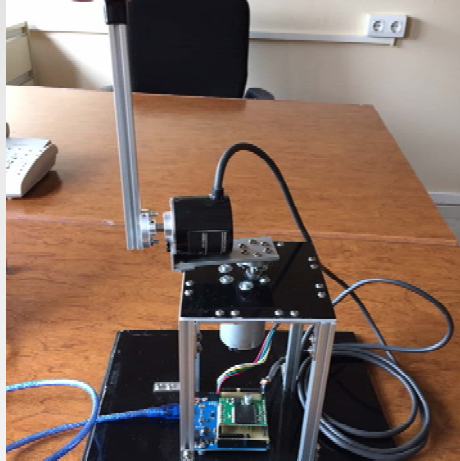
$$\left( \left( \frac{1}{2} \rho \pi \left( rh^2 - \frac{1}{3} h^3 \right) \right) + Lm \right) \ddot{x} \cos \theta_1 + \left( \frac{4}{3} mL^2 - 2 \left( \frac{1}{2} \rho \pi \left( rh^2 - \frac{1}{3} h^3 \right) \right) (r + 2L) \right) \dot{\theta}_1 - Lm + 2 + 2 \left( \frac{1}{2} \rho \pi \left( rh^2 - \frac{1}{3} h^3 \right) \right) (r + 2L) g \sin \theta_1 - \left( \frac{1}{2} \rho \pi \left( \frac{1}{2} h^4 + 2rh^3 + 2r^2 h^2 \right) \right) (r + 2L) \left( \ddot{\theta}_2 \cos(\theta_1 - \theta_2) + \dot{\theta}_1^2 \sin(\theta_1 - \theta_2) \right) + D \dot{\theta}_1 = 0$$

$$\left( 2 \left( \frac{1}{2} \rho \pi \left( -\frac{1}{5} h^5 + rh^4 - \frac{5}{3} r^2 h^3 + r^3 h^2 \right) \right) + M + n \right) \ddot{x} + \left( \frac{1}{2} \rho \pi \left( rh^2 - \frac{1}{3} h^3 \right) \right) + Lm \cdot \left( \dot{\theta}_1 \cos \theta_1 - \dot{\theta}_1^2 \sin \theta_1 \right) - \left( \frac{1}{2} \rho \pi \left( \frac{1}{2} h^4 + 2rh^3 + 2r^2 h^2 \right) \right) \left( \dot{\theta}_2 \cos \theta_2 - \dot{\theta}_2^2 \sin \theta_2 \right) = u$$

10



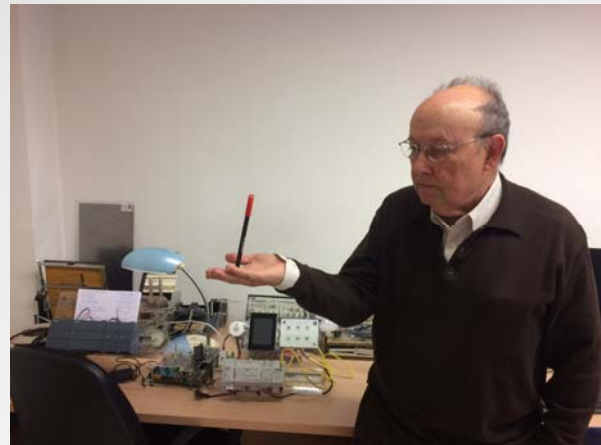
## Implementación del sistema en nuestro departamento (con Simulink y Arduino):



11



## Mi cerebro lo hace de otra forma:



- No utiliza ecuaciones diferenciales, ni lineales, ni cosenos, etc...
- Ni programas...
  - ¡¡¡Que yo sepa!!!!
- Y lo hace razonablemente bien: mantiene el péndulo erguido; sobre todo con un pequeño entrenamiento (APRENDIZAJE)

12



## APRENDIZAJE

13



**El concepto de aprendizaje es la contribución más notable de las RN al campo de los sistemas de procesamiento de la información.**

- El aprendizaje consiste en estimar los parámetros de un modelo de datos dado con objeto de realizar una determinada tarea.
- No hace falta conocer los mecanismos (modelos internos) que subyacen en un proceso específico para implementar el sistema. Las RN son “cajas negras”
- Mediante el aprendizaje el sistema se puede ir adaptando a cambios del entorno.

14



## Hay tres tipos básicos de aprendizaje

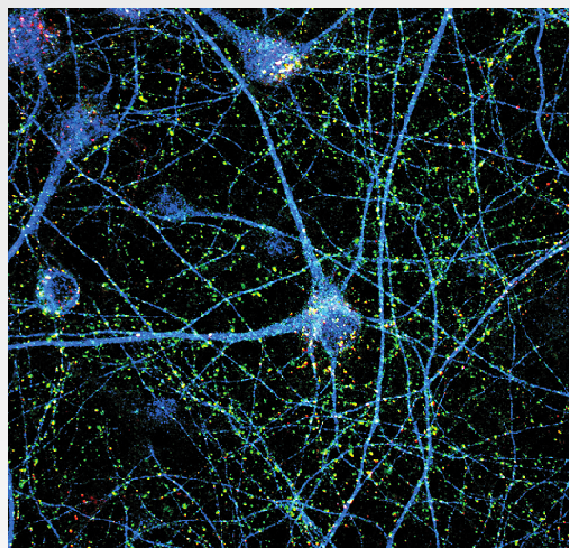
- Aprendizaje predictivo o supervisado
- Aprendizaje descriptivo o no supervisado.
- Aprendizaje por reforzamiento
- Existen variaciones de los tipos básicos mencionados anteriormente, como el **aprendizaje semi-supervisado**, en el que el aprendizaje tradicional se combina con datos no etiquetados y datos etiquetados.

15



## Para el diseño de un sistema neuronal artificial

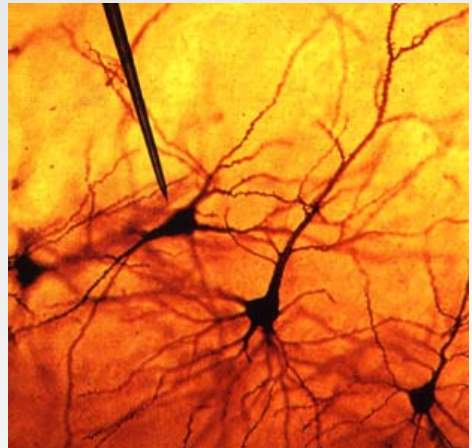
- Hay que establecer:
  - Modelo de neurona (elemento de computo)
  - Topología de la red
  - Reglas de aprendizaje
- Pre-procesamiento de datos



16







## MODELOS, ESTRUCTURAS Y ALGORITMOS

17



**Desde el punto de vista del objetivo de mejorar nuestro conocimiento del sistema neuronal humano**



- Los modelos pretenden ser capaces de llevar a cabo experimentos y predicciones **sin tener que recurrir a tejidos biológicos**, lo que frecuentemente requiere utilizar **técnicas invasivas**.
- La simulación con computador de estos modelos permite la experimentación **in-virtual (in-silicio)** capaz de predecir el comportamiento de ciertas estructuras y funciones y obtener resultados empíricos muy próximos a los que se obtienen en experimentos **in-vitro o in-vivo** con muestras biológicas (se evitan métodos invasivos de experimentación para extracción de datos o realización de test de reacciones).
- En este caso la tarea más importante y difícil es **conocer lo más detalladamente posible la circuitería neuronal y los responsables de la realización de funciones cognitivas específicas**.
  - Obviamente no podemos simular algo, por ejemplo el cerebro humano, sin tener suficiente conocimiento de él.

18



**El sistema neuronal puede ser analizado en distintos niveles de detalle o complejidad**

© 2006 edl.ermes milano

19

## Desde el punto de vista del objetivo de la ingeniería y la construcción de sistemas

- No ha sido posible desarrollar un **modelo "universal"** que pudiese aplicarse a cualquier dominio de procesamiento de la información.
- La eficiencia de un modelo se establece en términos de su **precisión** en la resolución de un problema particular y su **complejidad** que determina los recursos necesarios para su implementación con el fin de mejorar en velocidad de procesamiento, miniaturización y reducción de la energía consumo.
- Como resultado, se ha desarrollado una **gran cantidad de modelos** con el objetivo de cubrir todo tipo de problemas en el mundo real.
  - El ingeniero siempre tiene que tratar de encontrar la mejor **combinación de modelos, algoritmos y datos** con el fin de obtener la mayor eficiencia posible en cuanto a complejidad y precisión.



Periodos de desarrollo de los modelos de redes neuronales		
Period	Facts	Concepts applied to artificial neural networks domain.
1 <sup>st</sup> period: 1940s and 1950s.	Models and learning rules of individual neurons.	Formal neuron model, perceptrons, associative memories.
2 <sup>nd</sup> period: 1960s and 1970s.	Development of learning rules for single-layer networks, and the widespread application of techniques of statistical mechanics for recurrent networks.	Least mean-square algorithm (delta rule), Adaline, associative memories implementations, correlation matrix memory, Self-Organizing Maps (SOM), Adaptive Resonance Theory (ART), etc.
3 <sup>rd</sup> period 1980s and 1990s.	Renewal of interest in the field of neural networks and a deepening study of self-organizing maps. Application and development of learning rules for multi-layer networks. Application of Bayesian methods and Gaussian processes.	Vector quantization (VQ), Discrete-Time Hopfield Neural Network, Principal Components Analysis (PCA), Boltzmann Machine (BM), Independent Component Analysis (ICA), Back-propagation learning (BP) (generalized delta rule), Radial Basis Functions (RBF), Cellular Neural Network (CNN), Natural gradient descent learning, Support Vector Machines (SVM), etc.
4 <sup>th</sup> : 2000 until the present day.	Exhaustive theoretical studies to optimize and improve previous models: convergence analysis, statistical equilibrium, stability, estimation of states and control of synchronization.	Incremental Extreme Learning Machine (I-ELM). Deep Neural Networks (DNN).

21

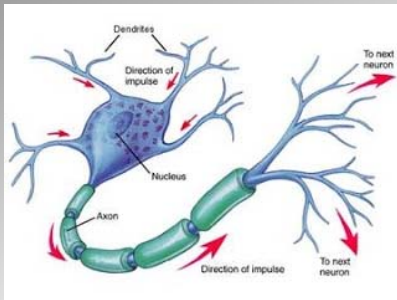


Algunos prominentes modelos matemáticos próximos a la biología	
1943	Formal neuron model proposed by McCulloch & Pitts
1949	Synapsis behaviour proposed by Hebb
1952	Firing process and spike propagation model proposed by Hodgkin & Huxley
1961	Neuron model proposed by FitzHugh & Nagumo (FHN)
1972	Mathematical neural model proposed by Nagumo and Sato
1984	Neural model proposed by Hindmarsh-Rose.
1990	Chaotic neural networks proposed by Aihara, Takabe & Toyoda.
1994	Active membrane model of the cerebellar Purkinje cell proposed by Schutter & Bower
2002	Liquid state machine (LSM) proposed by Maass
2003	Simple model of spiking neurons proposed by Izhikevich
2005	Adaptive exponential integrate-and-fire model (AdEx or aEIF), proposed by Brette & Gerstner

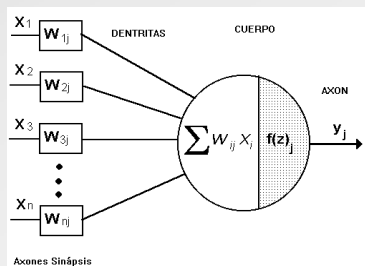
Prieto, A., Prieto, B., Ortigosa, E. M., Ros, E., Pelayo, F., Ortega, J., & Rojas, I. (2016). Neural networks: An overview of early research, current frameworks and new challenges. *Neurocomputing*, 214, 242-268.

22





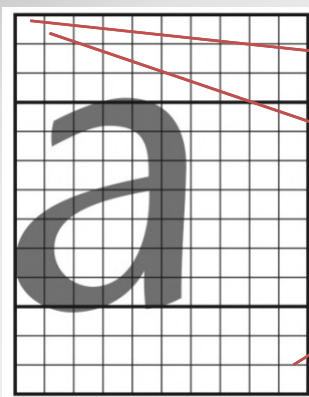
### Modelo de McKulloch-Pitts (1943)



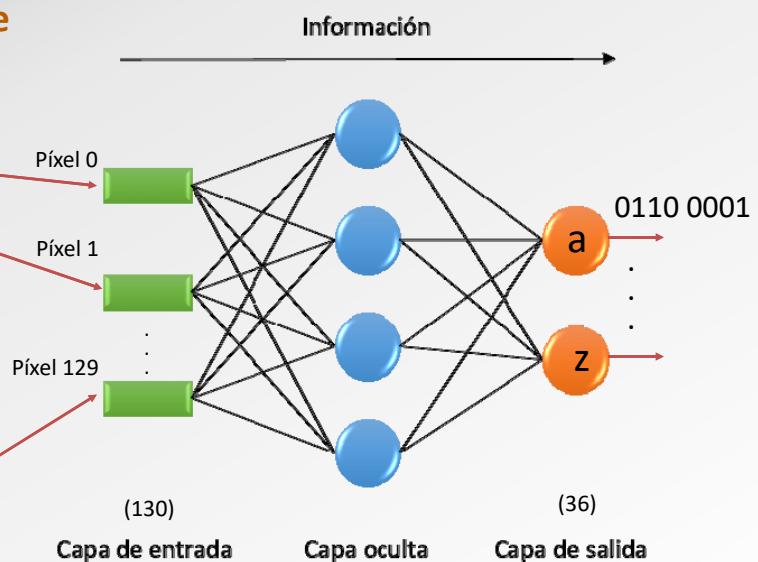
- Potencial de membrana:  $z_j = \sum_i w_{ij} \cdot x_i$
- Condición de disparo:  $x_i > t$
- Salida o potencial de acción:  $y_j = f(z_j)$
- Función de activación:  $f$
- La salida "y<sub>j</sub>" representa un nivel de tensión o la frecuencia de "spike" de la neurona j.



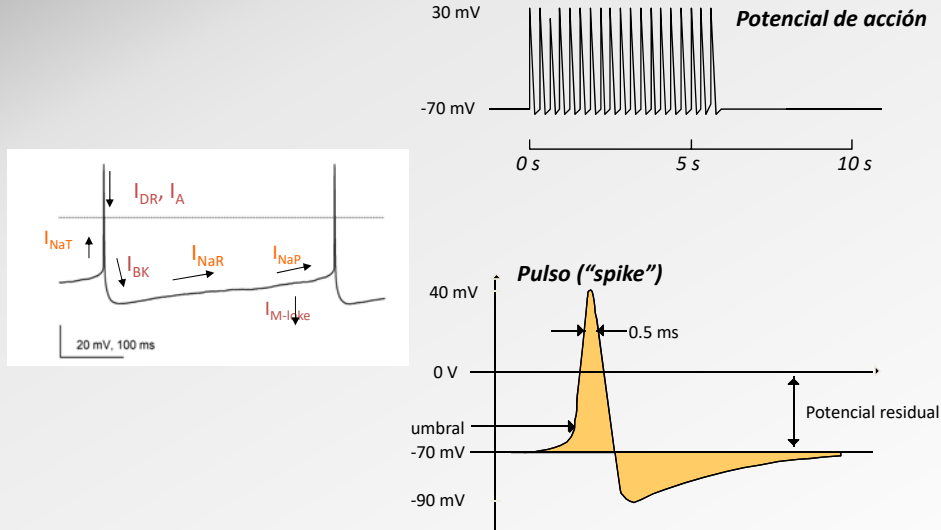
### Perceptrón reconocedor de letras manuales



(10x13)



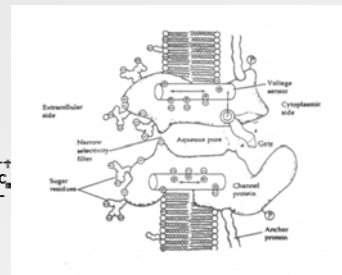
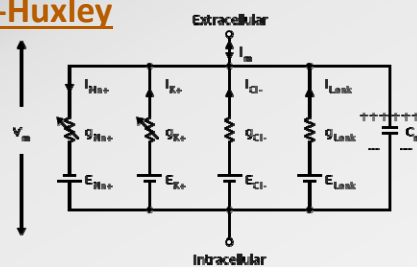
## Señales que biológicamente se transmiten ("spikes")



25



## Modelo estándar de Hodgkin-Huxley



The capacitive current across the cell membrane can be described as the sum of changes in the membrane voltage  $V_m$  and ion currents caused primarily by sodium (Na) and potassium (K) and other leakages (L), mainly chloride ions. The ion currents are defined by their conductances ( $g$ , with the Na and K conductances being voltage depended), their equilibrium potentials ( $E$ ) and how the channel gates open and close ( $m, n, h$ ):

$$I_{ext} = C_m \frac{dV_m}{dt} + I_{ion}$$

$$= C_m \frac{dV_m}{dt} + g_{Na} m^3 h (V - E_{Na}) + g_K n^4 (V - E_K) + g_L (V - E_L)$$

26



The standard Hodgkin-Huxley model expands into a set of four differential equations:

$$C \frac{dV}{dt} = I - g_{Na} m^3 h (V - E_{Na}) - g_K n^4 (V - E_K) - g_L (V - E_L)$$

$$\frac{dm}{dt} = a_m(V)(1 - m) - b_m(V)m$$

$$\frac{dh}{dt} = a_h(V)(1 - h) - b_h(V)h$$

$$\frac{dn}{dt} = a_n(V)(1 - n) - b_n(V)n$$

$$a_m(V) = 0.1(V + 40)/(1 - \exp(-(V + 40)/10))$$

$$b_m(V) = 4 \exp(-(V + 65)/18)$$

$$a_h(V) = 0.07 \exp(-(V + 65)/20)$$

$$b_h(V) = 1/(1 + \exp(-(V + 35)/10))$$

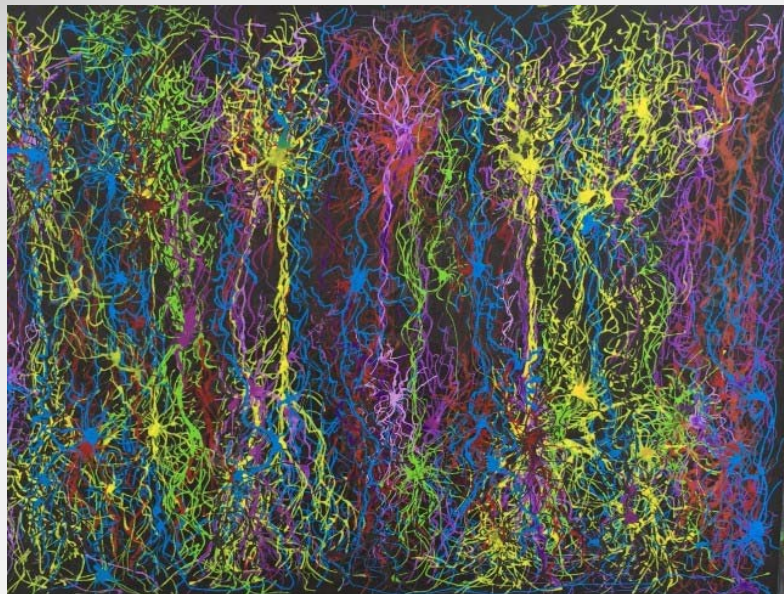
$$a_n(V) = 0.01(V + 55)/(1 - \exp(-(V + 55)/10))$$

$$b_n(V) = 0.125 \exp(-(V + 65)/80)$$

27



## SIMULADORES



28



## Un modelo por si sólo no es muy útil...

- Realmente es un **paso intermedio** para facilitar la emulación o replica del comportamiento de una función neuronal o un sistema mediante:
  - Un programa de ordenador
  - Hardware específico (hardware neuronal)

29



- Hay simuladores generales de RN, en forma de programas software que emulan el comportamiento de la red neuronal artificial o biológica.
- Con el término **“general”** se desea indicar:
  - Que puede ejecutarse en computadores de uso general.
  - Son usados para simular distintos tipos de neuronas o redes, siendo capaz de modificar en cada simulación los parámetros o la topología de red.
- Con estos simuladores **en-virtual (in-silicio)** puede hacerse la experimentación, predecir el comportamiento de ciertas estructuras y funciones, y obtener resultados empíricos, coincidiendo con medidas tomadas de estructuras biológicas (con experimentación **in vitro** o **in vivo**).

30



## Los simuladores enfocados a emulaciones biológicas utilizan modelos de neuronas que representan detalladamente la biofísica:

- **Modelos de**
  - Hodgkin-Huxley,
  - FitzHugh-Nagumo,
  - Hindmarsh-Rose,
  - Schutter-Bower,
  - Izhikevich, etc.

31



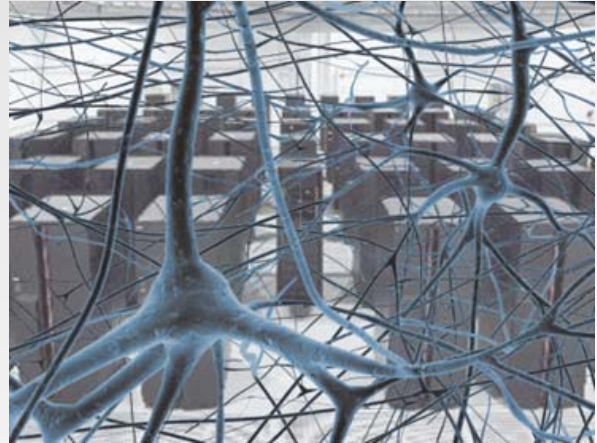
Algunos ejemplos de simuladores		
Acronym	Description	Original proposers
BRIAN	Brian spiking neural network simulator	Romain Brette Dan Goodman Marcel Stimberg
DigiCortex	Biological Neural Network Simulator	Ivan Dimkovic Ana Balevic
ECANSE Siemens	Environment for Computer Aided Neural Software Engineering	<a href="#">Roman Blaško</a> (Siemens)
EDLUT	Event Driven Look-Up-Table simulator	Eduardo Ros & col.
emergent	Emergent Neural Network Simulation System	Randall C. O'Reilly
GENESIS	GEneral NEural Simulation System	James Bower Dave Beeman
Mvaspike	Modelling and simulating large, complex networks of biological neural networks, event-based.	Inria Sophia Antipolis (France)
NCS	NeoCortical simulator	Wilson C.E., Goodman P.H., Harris F.C.
NENGO	Graphical and scripting based software for simulating large-scale neural systems.	Chris Eliasmith Terry Stewart Bryan Tripp
NEST	Neural Simulation Tool	NEST Initiative
Neuron	Neuron for empirically-based simulations of neurons and networks of neurons	Michael Hines
Neuroph	Java neural network framework	Zoran Sevarac Ivan GoloskokovicIJon

NN Toolbox	MATLAB Neural Network Toolbox	Mathworks
OpenNN	Open Neural Networks Library	Roberto López
PCSIM and CSIM	Parallel neural Circuit Simulator	<a href="#">Thomas Natschlager</a> Pecovski Dejan
SimBrain	Computer simulations of brain circuitry	Jeff Yoshimi
SNNAP	Simulator for Neural Networks and Action Potentials	John Byrne Douglas Baxter
SNNS	Stuttgart Neural Network Simulator	University of Stuttgart, Maintained at University of Tübingen
SpikeNET,	Neural simulator for modelling large networks of integrate and fire neurons	Arnaud Delorme Simon Thorpe
PSICS	Parallel Stochastic Ion Channel Simulator	<a href="#">Matthew Nolan</a>
XNBC	X- NeuroBioClusters	Jean-François VIBERT
XPP /XPPAUT	General numerical tool for simulating, animating, and analyzing dynamical systems.	G. Bard Ermentrout John Rinzel
VERTEX	Virtual Electrode Recording Tool for Extracellular potentials	Richard John Tomsett, and Marcus Kaiser

32







## PLATAFORMAS Y HARDWARE ESPECIALIZADO

33



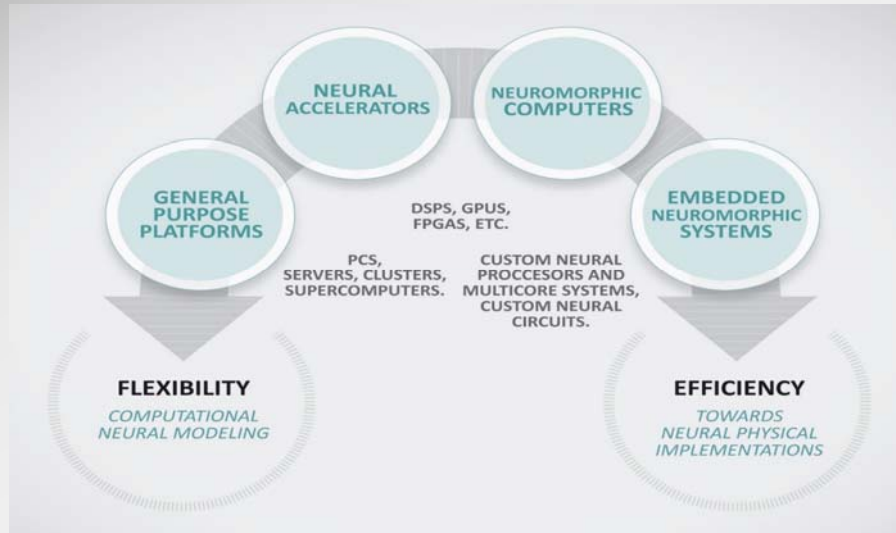
### La simulación o implementación física puede realizarse utilizando:

- Computadores convencionales (donde se pueden ejecutar los simuladores) o
  - Hardware neuronal, cuando se requiere una mayor velocidad, o cuando se utiliza un modelo para una aplicación específica que, por ejemplo, requiere insertarse en sistemas más complejos con un tamaño reducido y trabajando en tiempo real.
- **Hay que considerar dos dimensiones:**
    - **flexibilidad**, que se refiere a las facultades que ofrece el sistema para parametrizar o escalar el modelo de red, la topología y los algoritmos de aprendizaje;
    - **eficiencia**, que se considera como el grado de adaptación (*tuning*) de la red con la aplicación, en lo que respecta a la autonomía, velocidad computacional, miniaturización y consumo de energía.

34



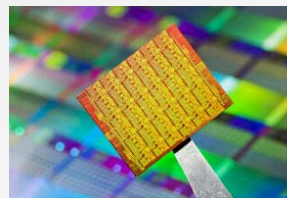
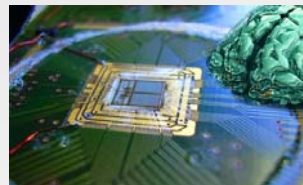
## Alternativas de plataformas de simulación y hardware neuronal



35



- **Custom neural circuit o silicon neuron**
  - Circuito integrado de aplicación específica (ASIC) que replica una función neuronal, una estructura o un comportamiento de neuronas reales.
- **Circuito o sistema "neuromórfico" (Carver Mead)**
  - sistemas y circuitos cuya arquitectura y principios de diseño se basan en los sistemas nerviosos biológicos.
  - Entre los ejemplos de circuitos neuromórficos se encuentran las **retinas de silicio**, un modelo de silicio de la **corteza cerebral**, órganos **auditivos** y sistemas **vestibulares**.



36



## Acelerador neuronal

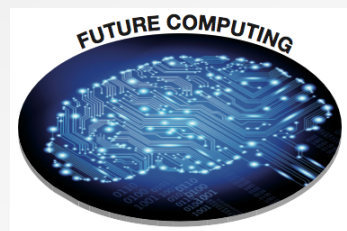
- Sistema no autónomo que funciona conectándose a través de un bus de banda ancha a una computadora de propósito general que actúa como un host, con el fin de aumentar el rendimiento en la ejecución de algunas tareas inherentes a la computación neuronal.
- Estos aceleradores están embebidos en el host como placas co-procesadoras que contienen procesadores especializados, como GPU, DSP, FPGA o neuronas de silicio, así como una memoria de estado sólido adicional.

37



## Computador neuromórfico (o neurocomputador)

- Plataforma autónoma, personalizada, de alto rendimiento, construida con el objetivo de **emular tejido nervioso biológico** a diferentes niveles, compuesto principalmente de sinapsis y neuronas individuales, y con una programabilidad similar a un sistema de uso general.
- Se basan en arquitecturas de ordenadores muy diferentes a las de von Neumann, con una estructura y una función inspiradas en la estructura y función del cerebro y generalmente contienen circuitos neuromórficos



38



## Trazado de máscaras de un neurocircuito desarrollado en CASIP-UGR (1991).



Matriz de 128 sinapsis con 16 entradas y 8 salidas diferenciales post-sinápticas (densidad 50 sinapsis por mm<sup>2</sup>)

PELAYO,F.J.; PINO,B.; PRIETO,A.; ORTEGA,J.; FERNANDEZ,F.J.: "CMOS Implementation of Synapse Matrices with programmable analog weights". Lecture Notes in Computer Science 540. pp. 307-314, ISSN: 0302-9743, Springer-Verlag. 1991.

39



## Mascaras de una celda de una retina artificial (CNN) desarrollada en CASIP-UGR (1996)



Dispone de 64 celdas con 11 parámetros programables y un sensor integrado. Densidad 10,7 celdas/mm<sup>2</sup>

M. Anguita, F. Pelayo, F.J. Fernandez, A. Prieto, A low-power CMOS implementation of programmable CNN's with embedded photosensors, Circuits and Systems I: Fundamental Theory and Applications, IEEE Transactions on 44.2 (1997) 149-153.  
M. Anguita, F.J. Pelayo, A. Prieto, J. Ortega, Analog CMOS implementation of a cellular neural networks with programmable cloning templates, IEEE Trans. on Circuits and Systems, 40(3) (1993).

40



## DOMINIOS DE USO Y APLICACIONES DEL MUNDO REAL.

41



- **Las redes neuronales son especialmente útiles:**
  - Cuando no se tiene un **modelo** exacto del proceso suficientemente preciso para programarlo, o
  - Para inferir el **conocimiento subyacente** en las observaciones.
  - o cuando los datos o las tareas son tan complejas que son irrealizables en **tiempos razonables** con los métodos tradicionales.
- **Los sistemas de procesamiento de información basados en redes neuronales se han convertido en herramientas estándar, especialmente útiles para resolver problemas del mundo real, desde fines de los años ochenta.**

42



## Algunos problemas del mundo real resolubles con técnicas de aprendizaje

- Reconocimiento complejo de patrones,
- Estimación de funciones,
- Problemas de clasificación y
- Descubrimiento de factores latentes.

43



Classification and clustering	
Face detection and recognition	Biometric identification
Traffic sign recognition	Image processing
Texture classifier.	
Handwriting recognition	Internet
Document classification and e-mail spam filtering.	
Detecting intrusions and attacks through the Internet	
Biomedical images classification.	Medical diagnosis.
Classification and diagnostic prediction of cancers <sup>327,328</sup> .	
Microarray gene expression cancer diagnosis <sup>329</sup> .	
Pattern recognition on medical images <sup>330</sup> .	
Supervised pattern recognition in food analysis <sup>331</sup> .	Medicine & health
Cloud classification and detection via satellite remote sensing	Meteorology
Virtual screening of compounds	Pharmacology
Classifying flowers <sup>74</sup> .	Scientific taxonomies
Classification of EGG signals (in BCI, etc.) <sup>355,356</sup> .	Signal processing
Satellite selection for GPS navigation <sup>361</sup> .	Space

44



Modelling, functional approximation and forecasting	
Brand choice decisions <sup>288</sup> .	Business management
Modelling processes in Analytical Chemistry <sup>297</sup>	Chemistry
Modelling the Escherichia coli fermentation process <sup>296</sup> .	
PID controllers design <sup>295</sup> .	Control
Prediction pollutant levels <sup>300</sup> .	Ecology
Forecasting financial and economic time series <sup>309</sup> .	Economy and finances
Corporate credit ratings <sup>312</sup> . Credit scoring and prediction <sup>310, 311</sup> .	
Financial distress prediction <sup>313</sup> .	
Modelling in induction motors <sup>301</sup> .	Electro-mechanics.
Adaptive position tracking control of permanent magnet synchronous motor <sup>302</sup> .	
Modelling of energy systems <sup>303,304,305</sup> .	Energy
Electrical load forecasting <sup>306</sup> .	resources.
Model for analysis of the Drosophila Melanogaster genome <sup>314</sup> .	Genetics
Prediction of geological risks <sup>315</sup> .	Geology

45



Modelling, functional approximation and forecasting	
Predicting the age of a viewer watching a given video on YouTube <sup>74</sup> .	Internet
Decision making <sup>347,348</sup> . Multiple criteria decision-making <sup>349,350</sup> .	Management.
Machinery diagnosis <sup>323</sup> .	Mechanics
Modelling for knee rehabilitation <sup>333</sup> .	Medicine & health.
Predicting the amount of prostate specific antigen (PSA) in the body <sup>74</sup> .	
Predicting climate variables (temperature, wind speed, etc.) <sup>339,340,341</sup>	Meteorology
Protein function prediction <sup>342</sup> .	Molecular biology
Modelling, predicting and forecasting water resources <sup>344,345,346</sup> .	Natural resources
Tracking control of a biped robot <sup>352</sup> .	Robotics
Enhancing robot accuracy <sup>353</sup> .	

46



Discovering clusters		
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Autoclass system<sup>362</sup>, discovered a new type of star, based on clustering astrophysical measurements<sup>74</sup>.</li> </ul>	Astronomy & space
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Cluster users into groups, according to their web purchasing or browsing profile in order to customize the advertisements to be displayed to each group<sup>74,289</sup>.</li> </ul>	Business management . e-commerce
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Cluster flow-cytometry data into groups, to discover different sub-populations of cells<sup>74,366</sup>.</li> </ul>	Scientific taxonomies

47



Discovering latent factors		
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Motions capture data to a low dimensional space, and using it to create animations<sup>74</sup>.</li> </ul>	Computer graphics
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Using PCA to interpret gene microarray data<sup>74</sup>.</li> </ul>	Genetics
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Detection of changes on the Earth's surface<sup>316</sup>.</li> </ul>	Geology
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Filtering for network intrusion detection<sup>319</sup>.</li> </ul>	Internet
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Feature extraction in gearbox fault detection<sup>324</sup>.</li> </ul>	Mechanics
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Using latent semantic analysis (a PCA variant) for document retrieval<sup>74</sup>.</li> </ul>	Natural language.
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Speech processing and language modelling<sup>363,364,365</sup>.</li> </ul>	Medicine & health
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Signal processing in Brain Computer Interfaces (BCI)<sup>334</sup>.</li> </ul>	Signal processing
	<ul style="list-style-type: none"> <li>Signals separation into their different sources<sup>49,50,357,358,359,360</sup>.</li> </ul>	Signal processing

48





### Discovering graph structure

	• Determination of the phosphorylation status of some proteins in a cell.	Molecular biology.
	• Improving financial portfolio management by learning a sparse graph <sup>74</sup> .	Economy and finances
	• Predicting traffic jams on freeways <sup>74</sup> .	Engineering
	• Recovering, from time-series EEG data, the neural “wiring diagram” of a certain kind of bird <sup>74</sup> .	Neuroscience

49



### Matrix completion

	• Inpainting images to obtain realistic textures <sup>74</sup> .	Computer graphics
	• Market basket analysis and predicting in commercial mining data <sup>74</sup> .	Economy and finances
	• Collaborative filtering for, say, predicting the desired movies by a person on the basis of what they have previously seen <sup>74</sup> .	Internet

Prieto, A., Prieto, B., Ortigosa, E. M., Ros, E., Pelayo, F., Ortega, J., & Rojas, I. (2016). Neural networks: An overview of early research, current frameworks and new challenges. *Neurocomputing*, 214, 242-268.

50

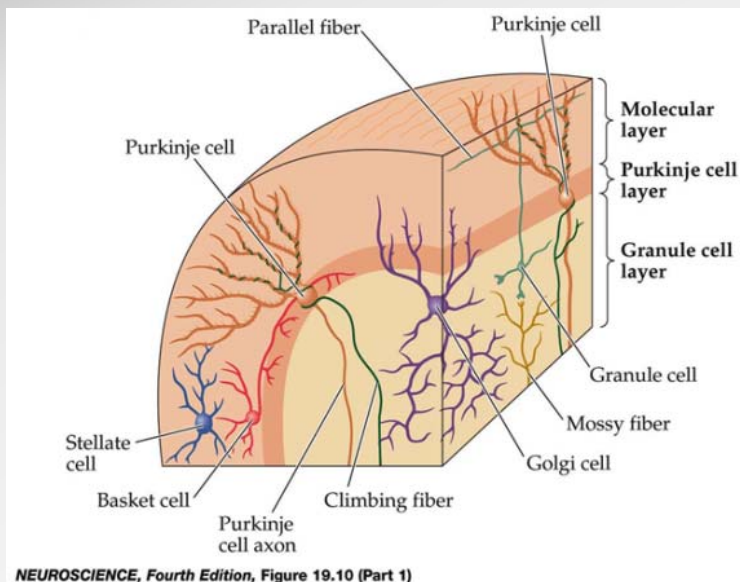


- Las comunidades científicas de varios países, y la sociedad en general, consideran que el **conocimiento profundo del cerebro humano** constituye uno de los **retos más importantes del Siglo XXI**; requiriendo la colaboración internacional masiva de muchos laboratorios en diferentes campos interdisciplinarios.
- CE y EE UU han establecido dos grandes proyectos para estudiar el cerebro humano a fondo, e incluso a tratar de simularlo, parcial o totalmente, con la ayuda de **supercomputación de alto rendimiento**.
  - Human Brain (1.000 millones de € a distribuir en 10 años) y
  - Brain Initiative (5.000 millones de \$)
- En nuestro departamento, dentro CITIC-UGR, y bajo la dirección del **Eduardo Ros Vidal**, estamos participando dentro de HBP en el desarrollo de una **plataforma neuro-robótica** para poder realizar experimentos cognitivos en circuito cerrado, con el fin de evaluar interacciones de modelos detallados del cerebro con un entorno simulado.

51



## NEUROBÓTICA



52



## Un cerebro sin un "cuerpo" no sirve para nada ... es una pieza de carne gelatinosa

- La magia está en la integración Cuerpo-Cerebro-Cuerpo

53

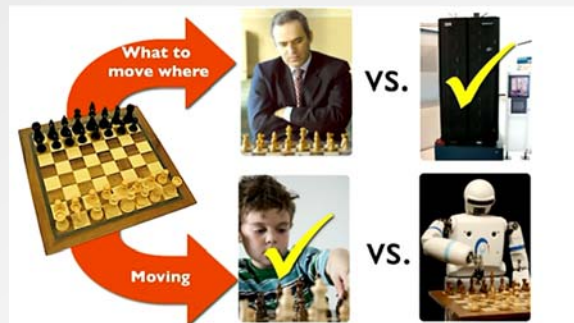


## En otras palabras el objetivo del cerebro es interactuar con el entorno

- Acción ... a través del movimiento (interacción con el entorno)



Sea Squirts



54



## El Ajedrecista (1914)



- Leonardo Torres Quevedo

55



## Neurobótica: interfaz de robots virtuales o físicos con modelos cerebrales

- El uso de robots simulados o reales como “cuerpos” para la neurociencia computacional representa una nueva herramienta de investigación que acaba de nacer.
- Ofrece nuevas herramientas, modelos, simuladores, interfaces, ..., que en la actualidad son necesarias.



56



## Vídeo ilustrativo.

- **DLR: Centro Aeroespacial Alemán.**
- **Montaje propio:**
  - <https://www.youtube.com/watch?v=R6pPwP3s7s4>
  - <https://www.youtube.com/watch?v=3107ELGw4JA>

57



## RETOS Y CONCLUSIONES



58



- **A lo largo de los últimos años, los modelos y simulaciones neuronales están haciendo posible revelar a los neurocientíficos los principios fundamentales de la computación neural.**
- **El interés en las redes neuronales artificiales han crecido tanto que sus modelos y algoritmos se han convertido en herramientas estándar en informática e ingeniería de la información.**
  - Se están obteniendo sistemas con capacidades cognitivas similares, flexibilidad, potencia y eficiencia energética a las del cerebro humano.

59



- **Hay que hacer notar que poco a poco el campo de las redes neuronales artificiales ha contribuido en gran medida al nacimiento y desarrollo de otras disciplinas, donde se ha integrado, aportando de forma natural conceptos relevantes. Entre estas disciplinas se encuentran la:**
  - Inteligencia Computacional,
  - Aprendizaje en Máquinas (Aprendizaje Automático),
  - Neurociencia Computacional,
  - Neuroingeniería,
  - Computación Natural y
  - Neuroinformática.

60



## Retos

- Mejor comprensión de las redes neuronales y de la neurociencia computacional, en general; y
- Conocer de qué manera se llevan a cabo algunas de las **propiedades únicas de la mente humana**, tales como el **conocimiento de alto nivel**, el **razonamiento**, la **toma de decisiones**, la **conciencia**, la **emoción**, el **libre albedrío** y la **creatividad**.



61



## Un resumen de todo en....

- Prieto, A., Prieto, B., Ortigosa, E. M., Ros, E., Pelayo, F., Ortega, J., & Rojas, I. (2016). Neural networks: An overview of early research, current frameworks and new challenges. *Neurocomputing*, 214, 242-268.
- Esta presentación se encuentra en:
  - [http://atc.ugr.es/APrieto\\_conferencias](http://atc.ugr.es/APrieto_conferencias)

62





**Muchas gracias por vuestra atención**

