

Teorías nuevas sobre el
comportamiento del cerebro y
Memoria Esparcida

Introducción

- Ray Kurzweil *lanzó su nuevo libro How to Create a Mind en diciembre de 2012,*
- *How to Create a Mind explica los impresionantes avances de la inteligencia artificial y cómo dentro de unos pocos años podremos terminar la ingeniería inversa del cerebro humano.*
- Ray sostiene que para el año 2029 una inteligencia artificial pasará la llamada Prueba o Test de Turing, basado en la idea del científico inglés Alan Turing para saber si un humano es capaz de diferenciar si está escribiendo o hablando con otro humano o con una máquina.
- Ray incluso explica que la inteligencia artificial tendrá en realidad que bajar su nivel para no ser fácilmente identificada como superior a la inteligencia humana.



Introducción



- Ray comienza su nuevo libro con una serie de experimentos mentales para comprender mejor cómo pensamos los humanos.
- Luego presenta un modelo del neocórtex y plantea su *Teoría de la Mente basada en el Reconocimiento de Patrones (PRTM, del inglés Pattern Recognition Theory of Mind)*.
- *Ray continúa con un análisis de las diferentes partes biológicas del cerebro y su evolución, para entonces discutir cómo sería un neocórtex digital, creado gracias al crecimiento acelerado de la tecnología.*
- *Cómo crear una mente defiende que la mente es una “propiedad emergente” del cerebro, de manera que la creación de cerebros digitales resultará en la creación de mentes digitales.*

Introducción



- Ray no sólo considera que la mente es una consecuencia directa del cerebro, sino que además las inteligencias artificiales tendrán conciencia, libre albedrío y hasta identidad propia.
- De cualquier forma, el cerebro humano tampoco es tan complejo y en los próximos años podremos imitarlo, simularlo y superarlo con ingeniería inversa gracias a los avances científicos y las tecnologías exponenciales.
- A pesar de la gran complejidad del cerebro humano, Ray indica que su “objetivo ... más bien impresionarle a usted con el poder de su simplicidad. ... Esto lo realizaré describiendo cómo un ingenioso mecanismo básico que se repite cientos de millones de veces y que sirve para reconocer, recordar y predecir un patrón es el responsable de la gran diversidad de nuestro pensamiento.”

Introducción

- Nuestros cerebros biológicos son el resultado de la evolución biológica al azar, con resultados buenos y malos, aleatoriamente.
- En el futuro, los cerebros digitales que vamos a producir serán diseñados, y no serán el resultado fortuito de la evolución biológica sino creaciones inteligentes gracias a nuestra evolución tecnológica.
- *Dos proyectos trascendentales sobre el cerebro han comenzado.*
 - Proyecto Cerebro Humano, un esfuerzo médico-científico y tecnológico financiado por la Unión Europea y dirigido por Henry Makram desde la Escuela Politécnica Federal de Lausana, Suiza, que busca simular el cerebro con supercomputadores
 - Iniciativa BRAIN (*Brain Research through Advancing Innovative Neurotechnologies*), con el objetivo de hacer un mapa de cada neurona del cerebro humano.

Introducción

- Japón (Instituto RIKEN del Cerebro), China, Rusia y otros países también tienen programas importantes sobre el cerebro, neurociencia e inteligencia artificial.



- Grandes compañías tecnológicas como Amazon, Apple, Ericsson, Facebook, Google, IBM, Microsoft, Nokia, Samsung y Sony, por ejemplo, también tienen ya algunos productos y proyectos en áreas similares.

Como crear una mente

“La inteligencia es capaz de trascender las limitaciones naturales y de transformar el mundo según su propia imagen”



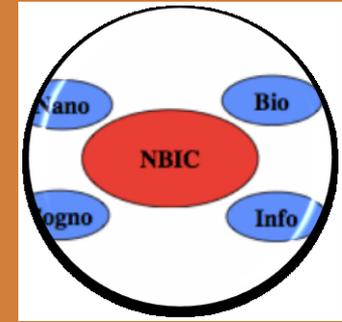
Deriva natural del cerebro
ADN-CEREBRO



Ley de los rendimientos acelerados
LOAR



Teoría de la Mente Basada en el reconocimiento de patrones
PRTM



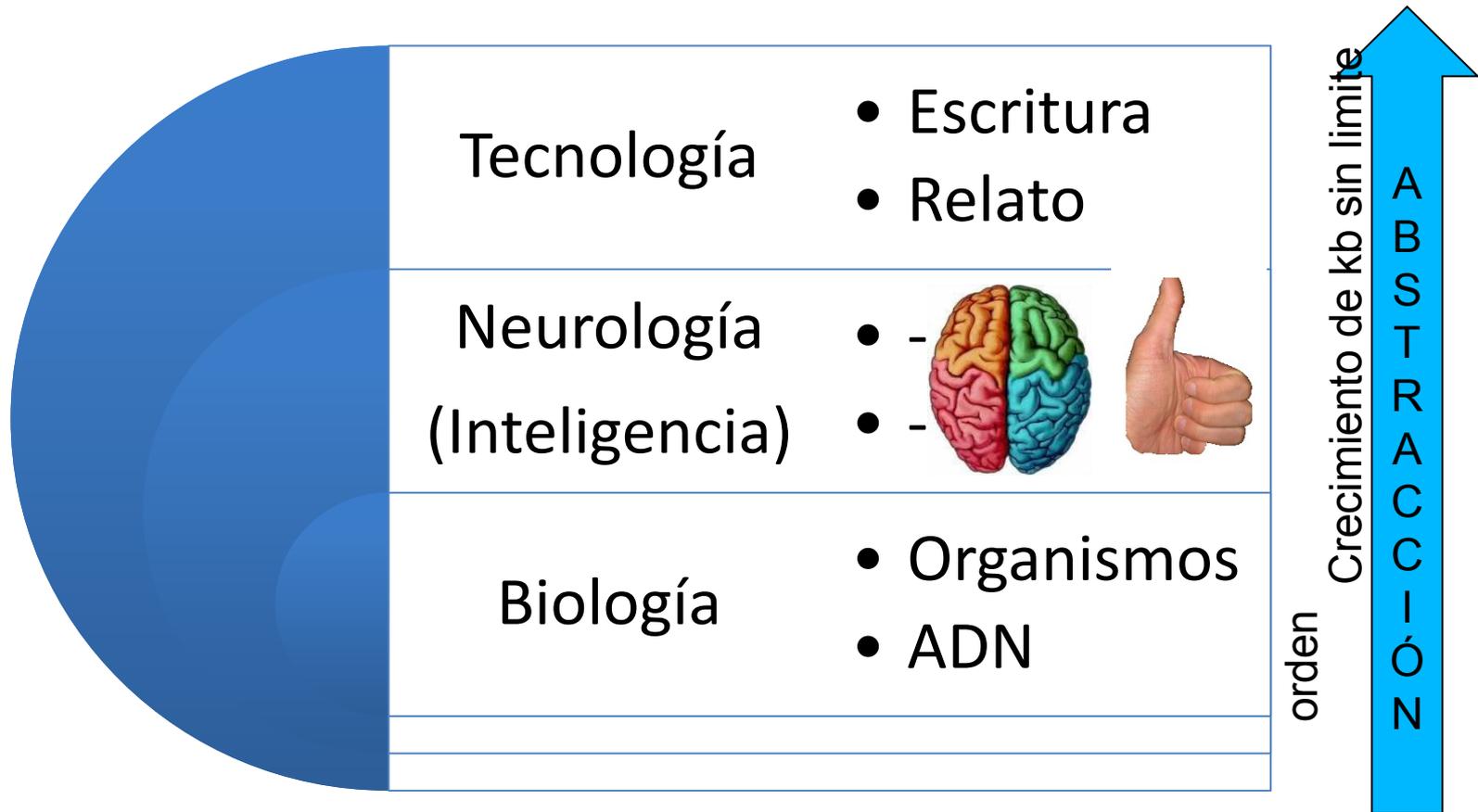
Ingeniería inversa
Genética
Nanotecnología
Robótica (IA fuerte)
(NBIC)

principio de funcionamiento del neocortex (Vk, Hh, newk)

“el relato de la inteligencia humana comienza con un universo que es capaz de codificar información”

Teoría unificada de la neurociencia

EVOLUCIÓN DEL CEREBRO



Los humanos somos capaz de pensar JERARQUICAMENTE, de comprender una estructura compuesta de diferentes elementos ordenados según un PATRON, de representar dicho elemento mediante un símbolo y luego utilizar dicho símbolo como elemento de una configuración mas elaborada

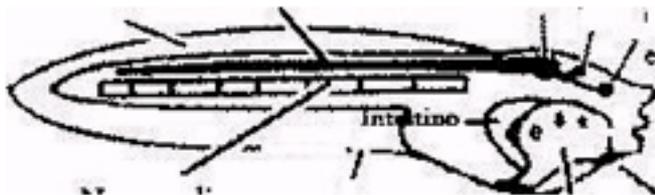
NO NECESITAN CEREBRO



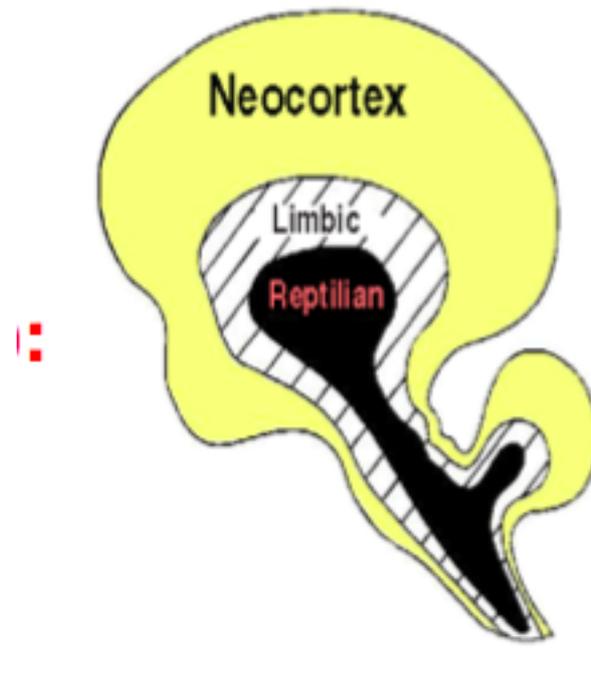
Tunicato



sequoia



- Reptilíneo
 - instintos
- Límbico
 - emociones
- Neocortex
 - inteligencia



La predicción es la función primordial del cerebro

Neocortex

Mecanismo neuronal capaz de aprender jerárquicamente

regiones

Sensorimotor area

Left hemisphere

Right hemisphere

Frontal lobe

Visual association

Visual

Auditory

Auditory association

Plasticidad

Corpus callosum

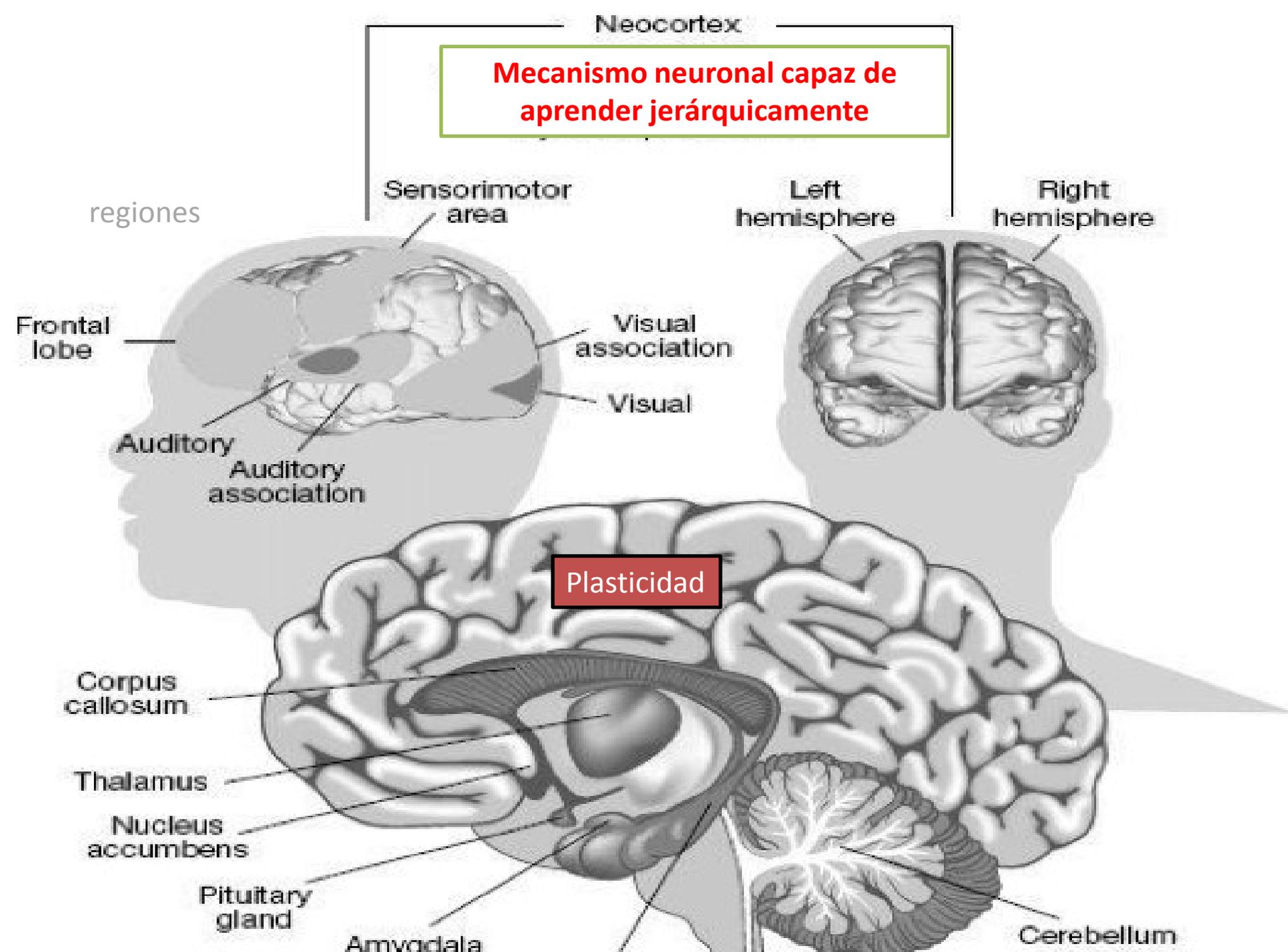
Thalamus

Nucleus accumbens

Pituitary gland

Amygdala

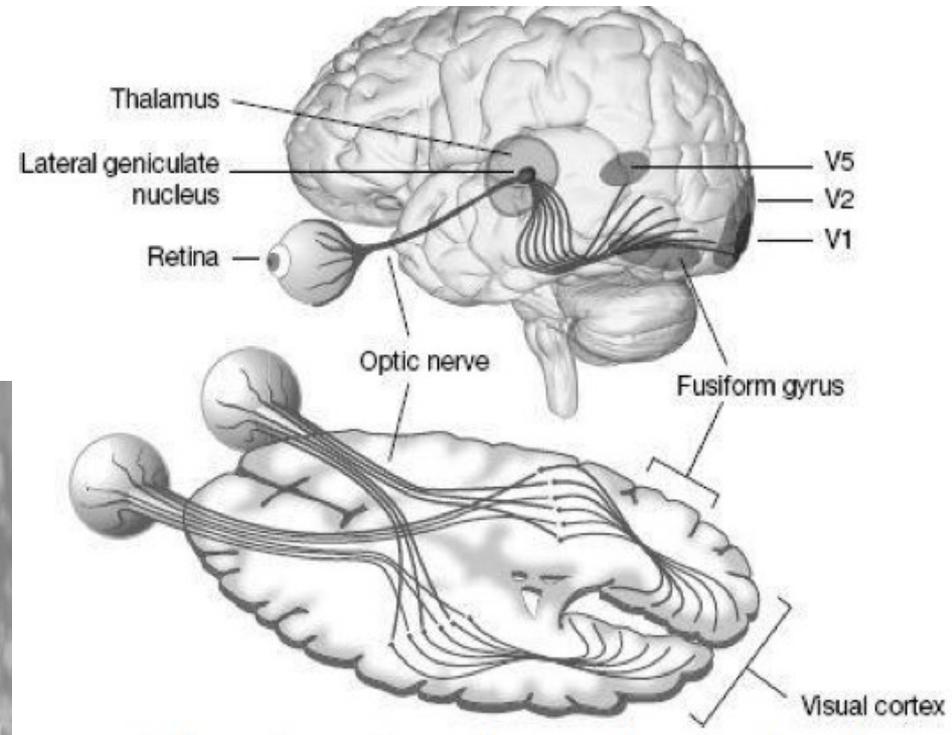
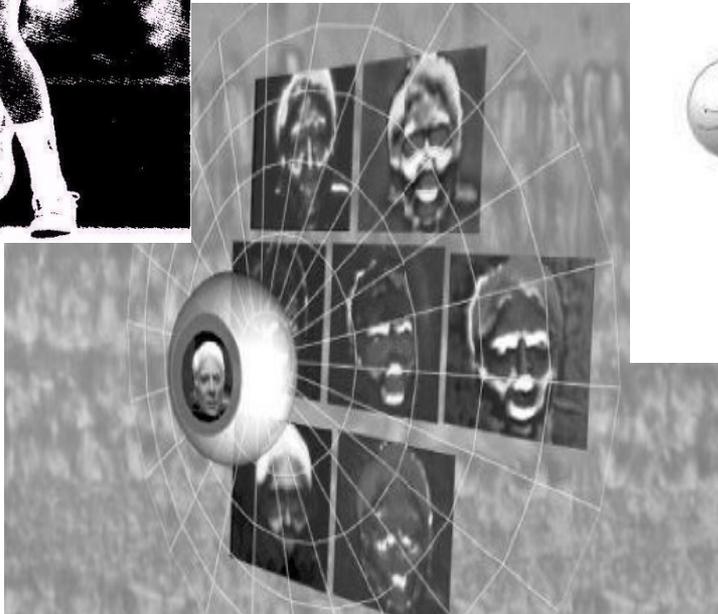
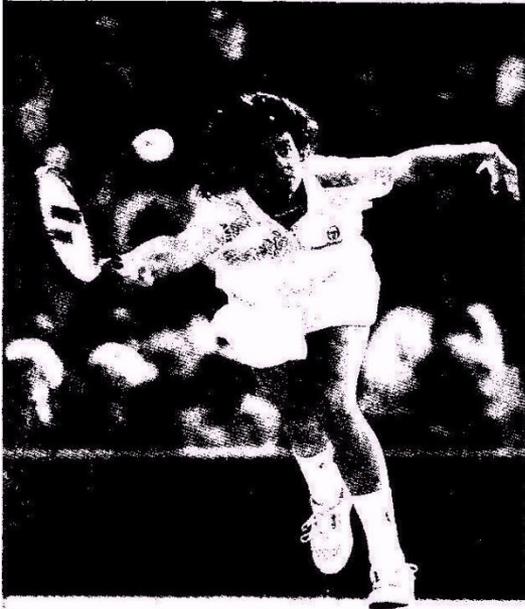
Cerebellum



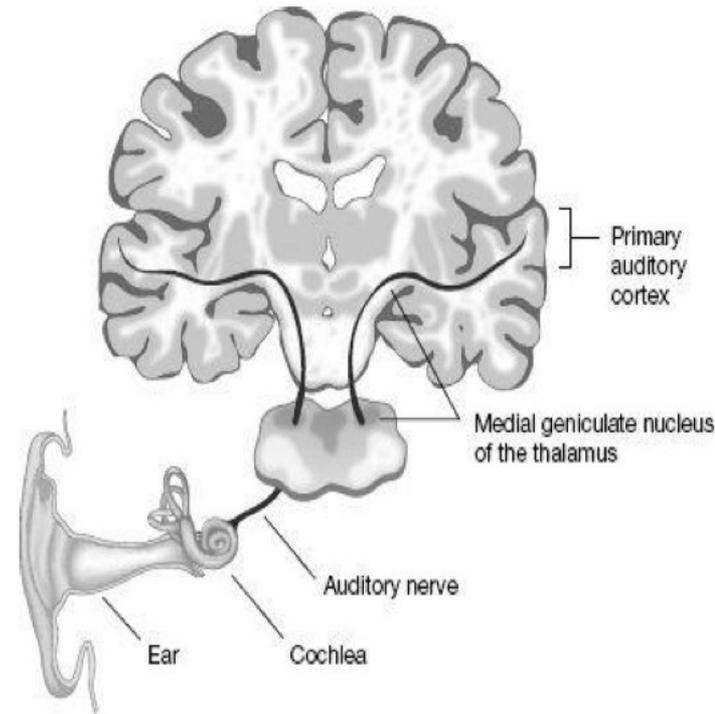
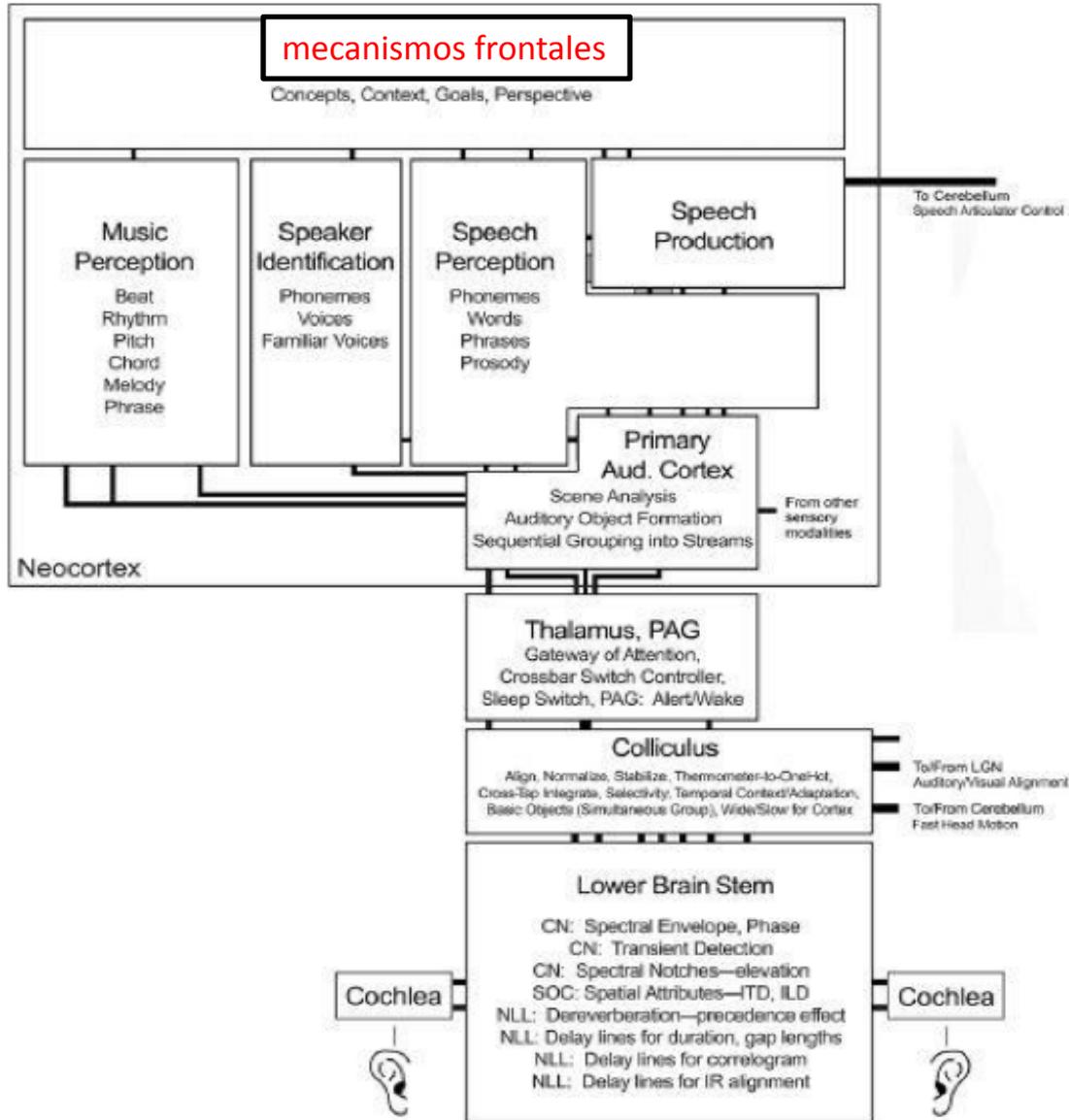
Córtex cerebral

- Comprender, modelizar, y simular el cerebro humano es aplicar la ingeniería inversa al neocórtex cerebral, que es donde **realizamos nuestro jerárquico pensamiento recursivo**.
- El neocórtex cerebral acapara el 80% del cerebro humano, compuesto de una estructura muy repetitiva, lo cual permite que los humanos creen arbitrariamente ideas dotadas de estructuras complejas.

Ingeniería inversa al córtex visual



Ingeniería inversa al córtex auditivo



Capacidad del Cerebro Humano



- 1. Cerebro
- 10^{11} neuronas
- 10^{14} sinapsis
- 10^{16} Cálculos por S.
- 10^5 memoria (“pedazos de conocimiento dominados por un experto”)

Hans Moravec analizó las transformaciones llevadas a cabo por el circuito neuronal de procesamiento de imágenes contenidos en la **retina**.

Para procesar 0.02 gramos de neuronas requiere de 1000 MIPS. El cerebro es unas 75000 veces más pesado que los 0.02 gramos, lo cual da una estimación de 10^{14} (100 billones) de instrucciones por segundo.

LOAR

Cualquier proceso evolutivo (biológico o tecnológico) sufre una aceleración intrínseca. (LEY DE LOS RENDIMIENTOS ACELERADOS: LOAR) y la capacidad de los productos nacidos de estos procesos crece exponencialmente.

Exponentially
Faster
Smaller
Cheaper
Better



Take 30 linear steps:
1, 2, 3, 4, 5, 6... 30



Take 30 exponential steps:
1, 2, 4, 8, 16, 32, 64...

1,073,741,824 meters =

>26x around the Earth

Ejemplo de LOAR

Crecimiento exponencial de la capacidad y relación rendimiento/precio de las tecnologías de la información es extraordinariamente predecible.

?- EL PROCESO EVOLUTIVO
DE LA TÉCNOLOGÍA
DESEMBOCÓ
INEBITBLEMENT EN EL CP



1G
1981



2G
1992



3G
2001

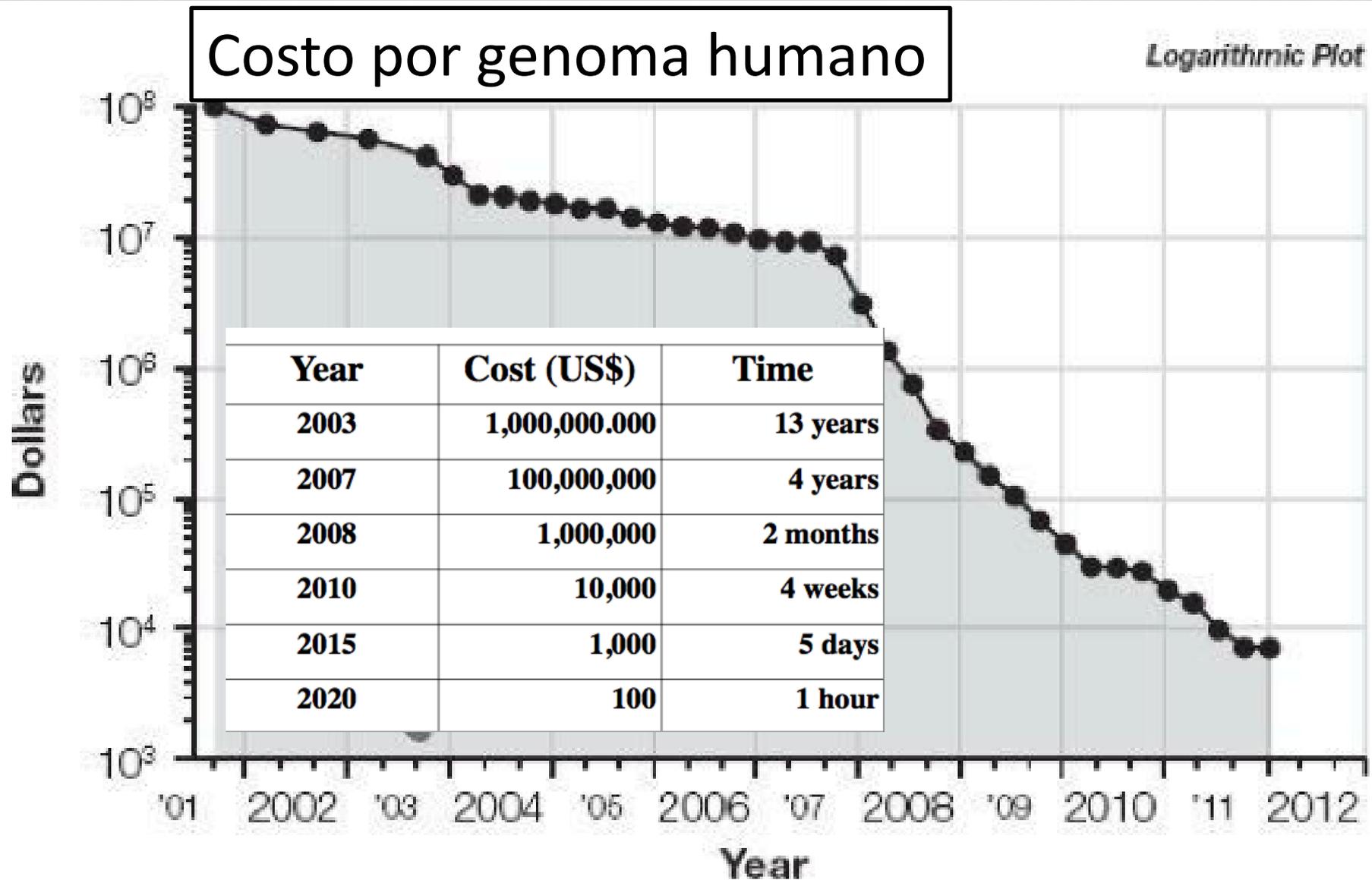


4G
2011



5G
2020

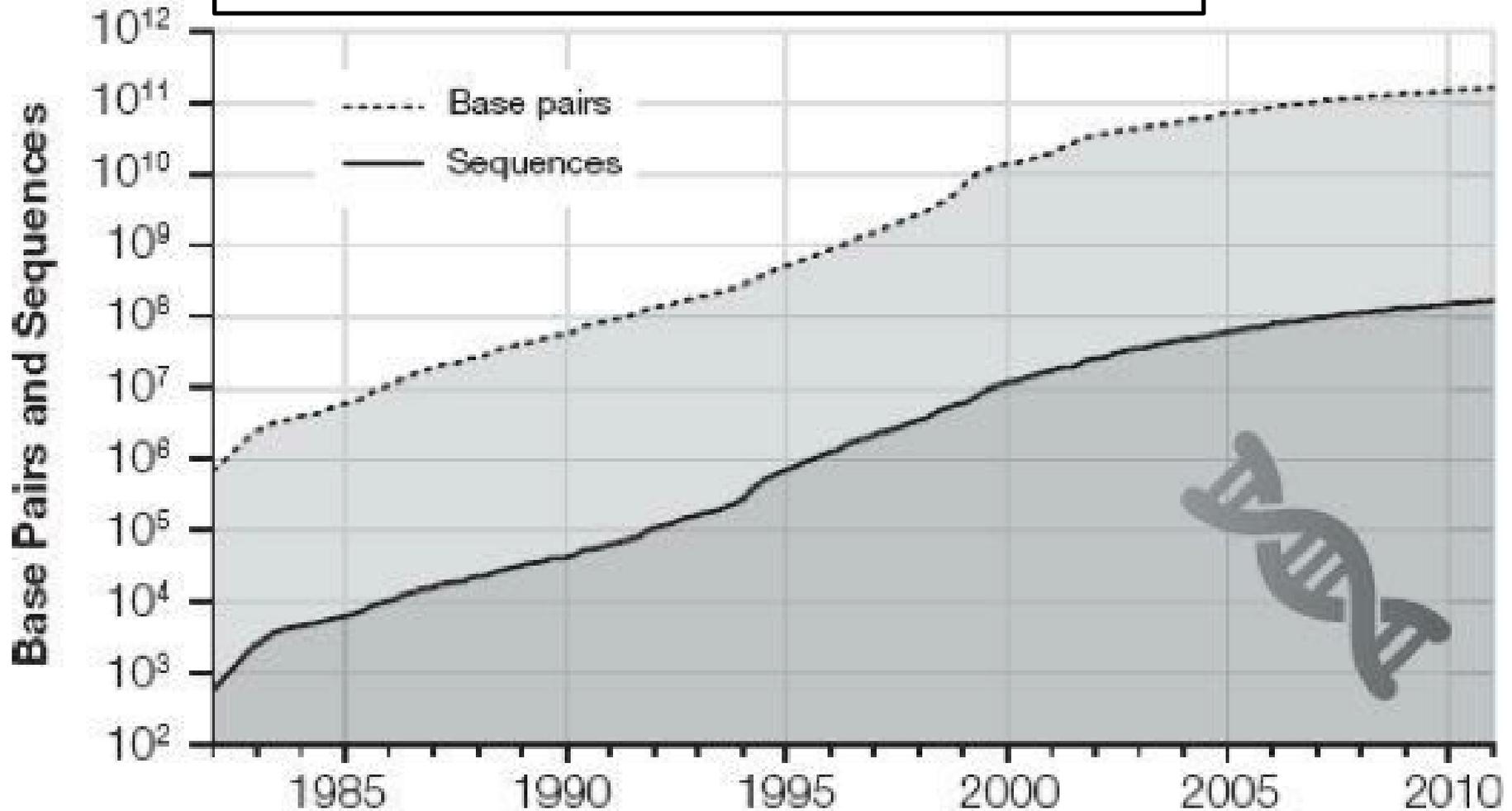
LOAR APLICADA AL CEREBRO



LOAR APLICADA AL CEREBRO

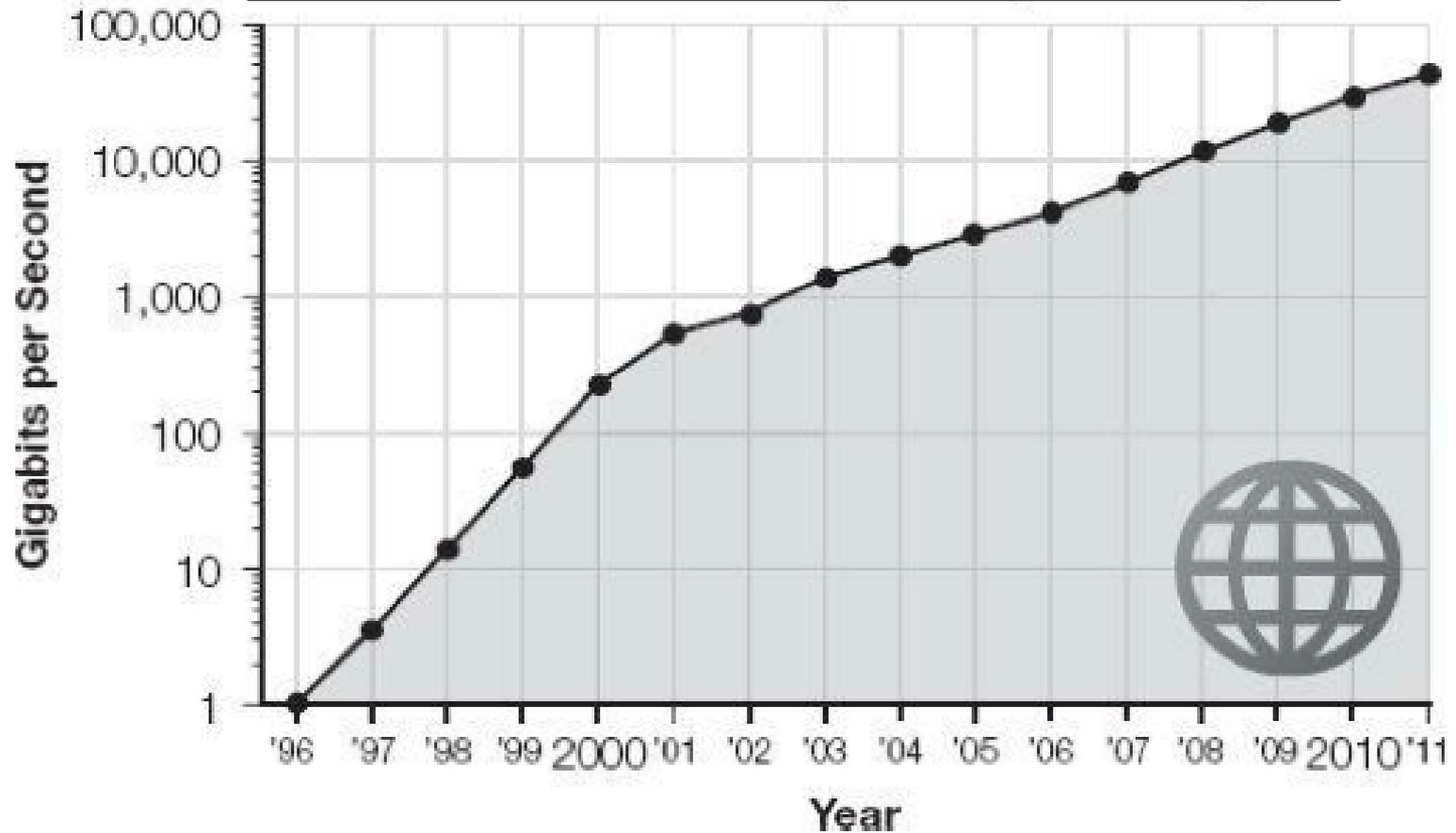
Crecimiento de banco de genes
Datos sobre la secuenciación del ADN

Logarithmic Plot



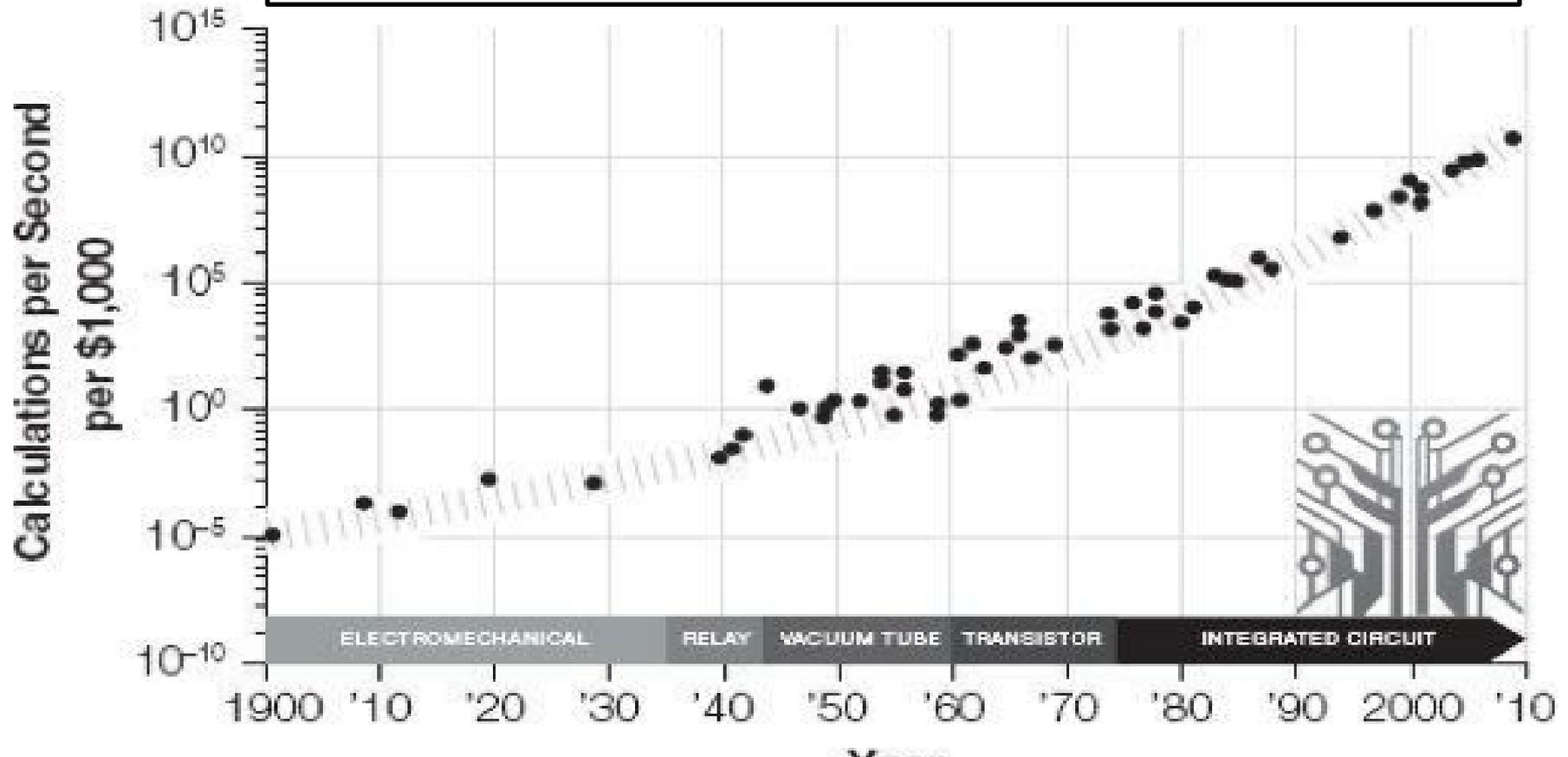
LOAR APLICADA AL CEREBRO

Trafico (Global) de datos en internet



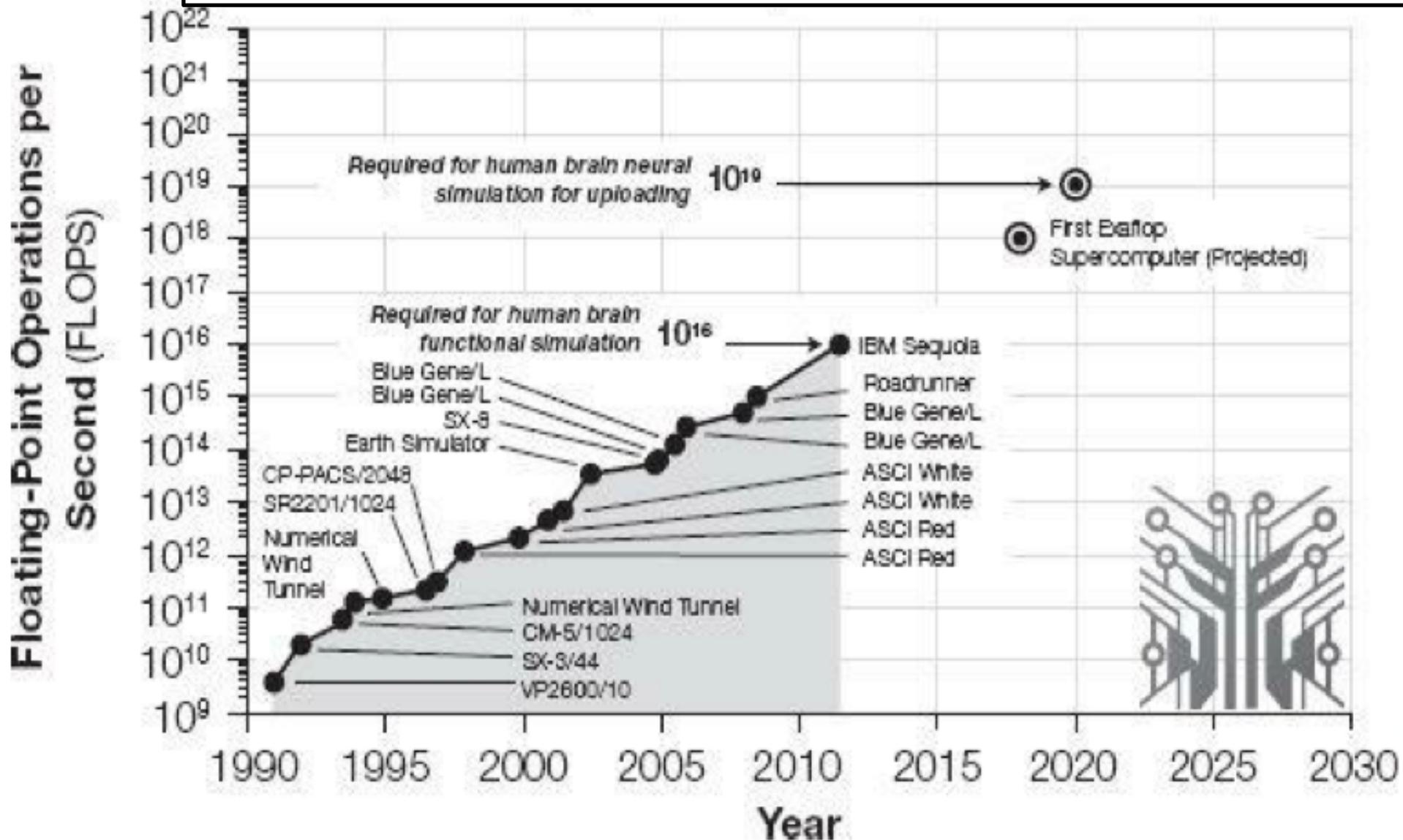
LOAR APLICADA AL CEREBRO

Crecimiento Exponencial de la computación durante 110 años



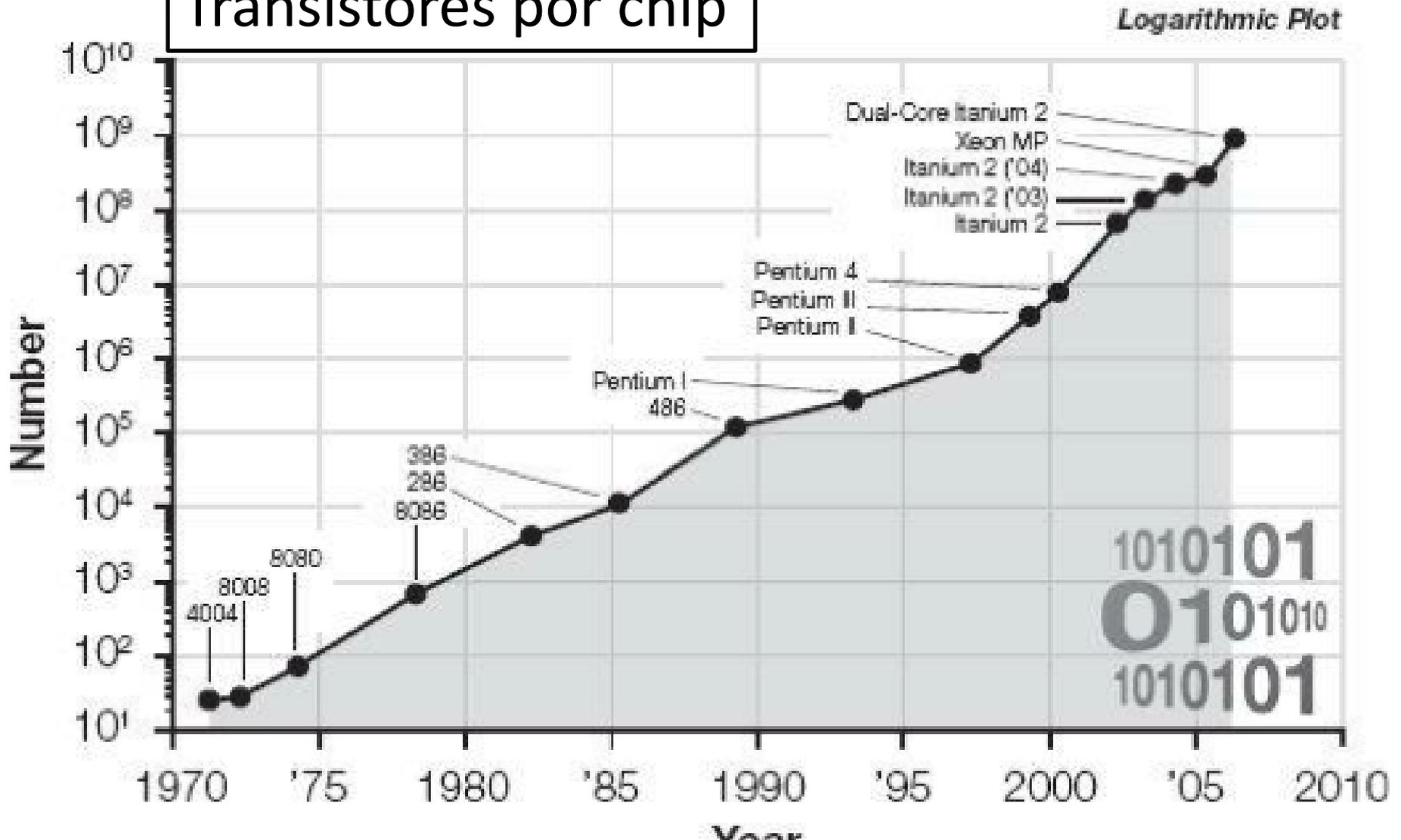
LOAR APLICADA AL CEREBRO

Crecimiento en la capacidad de los superordenadores



LOAR APLICADA AL CEREBRO

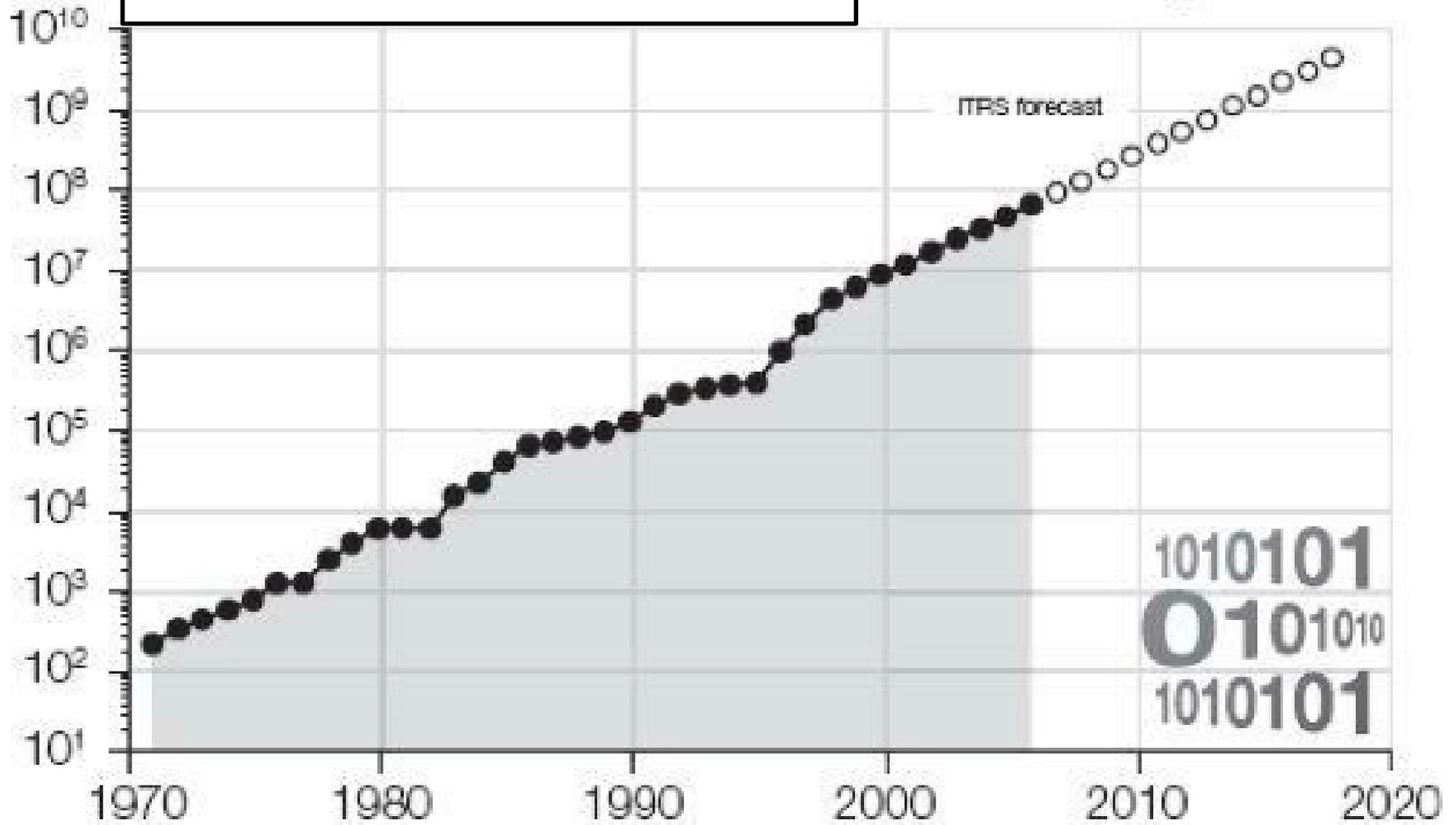
Transistores por chip



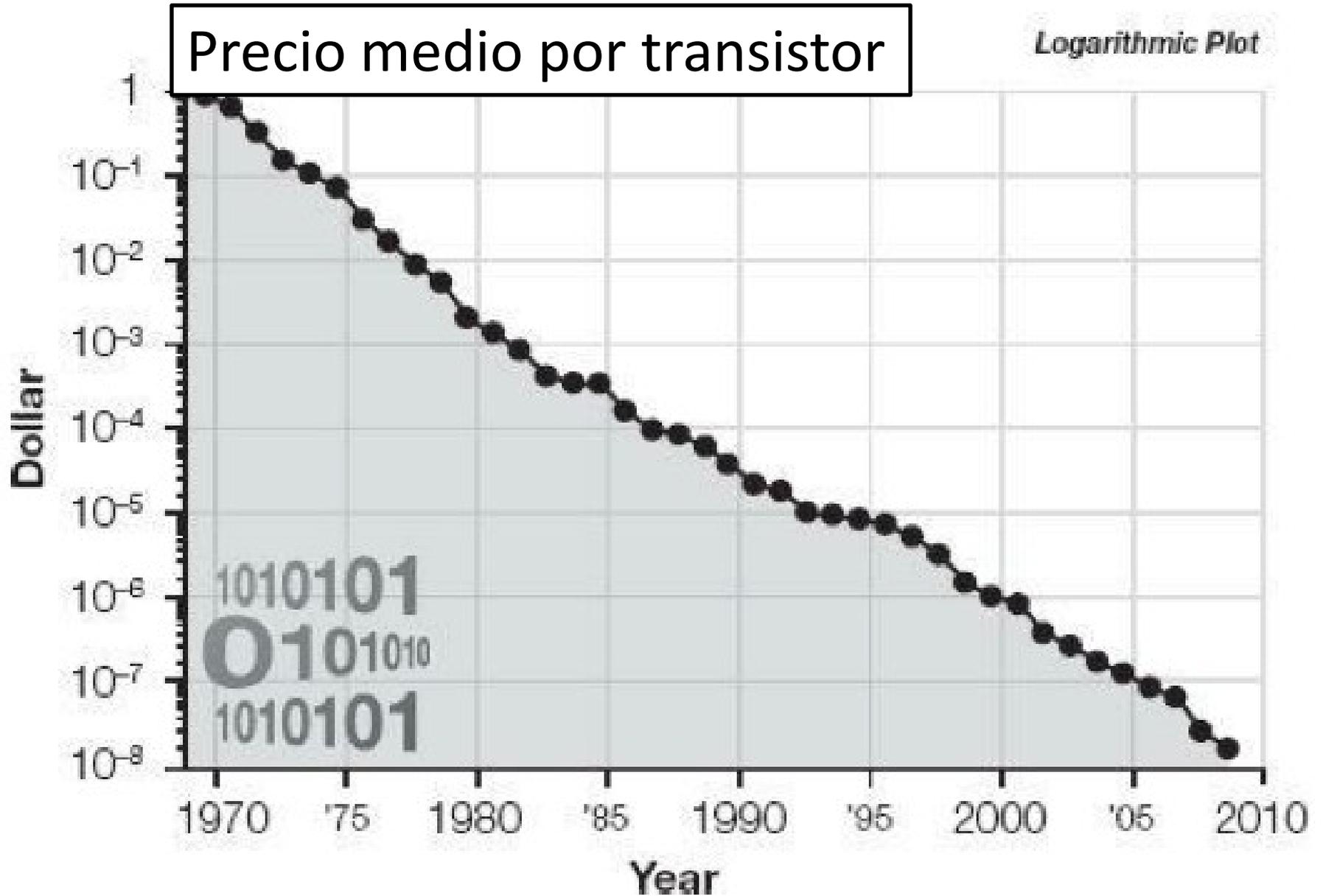
LOAR APLICADA AL CEREBRO

Memoria RAM dinámica

Logarithmic Plot

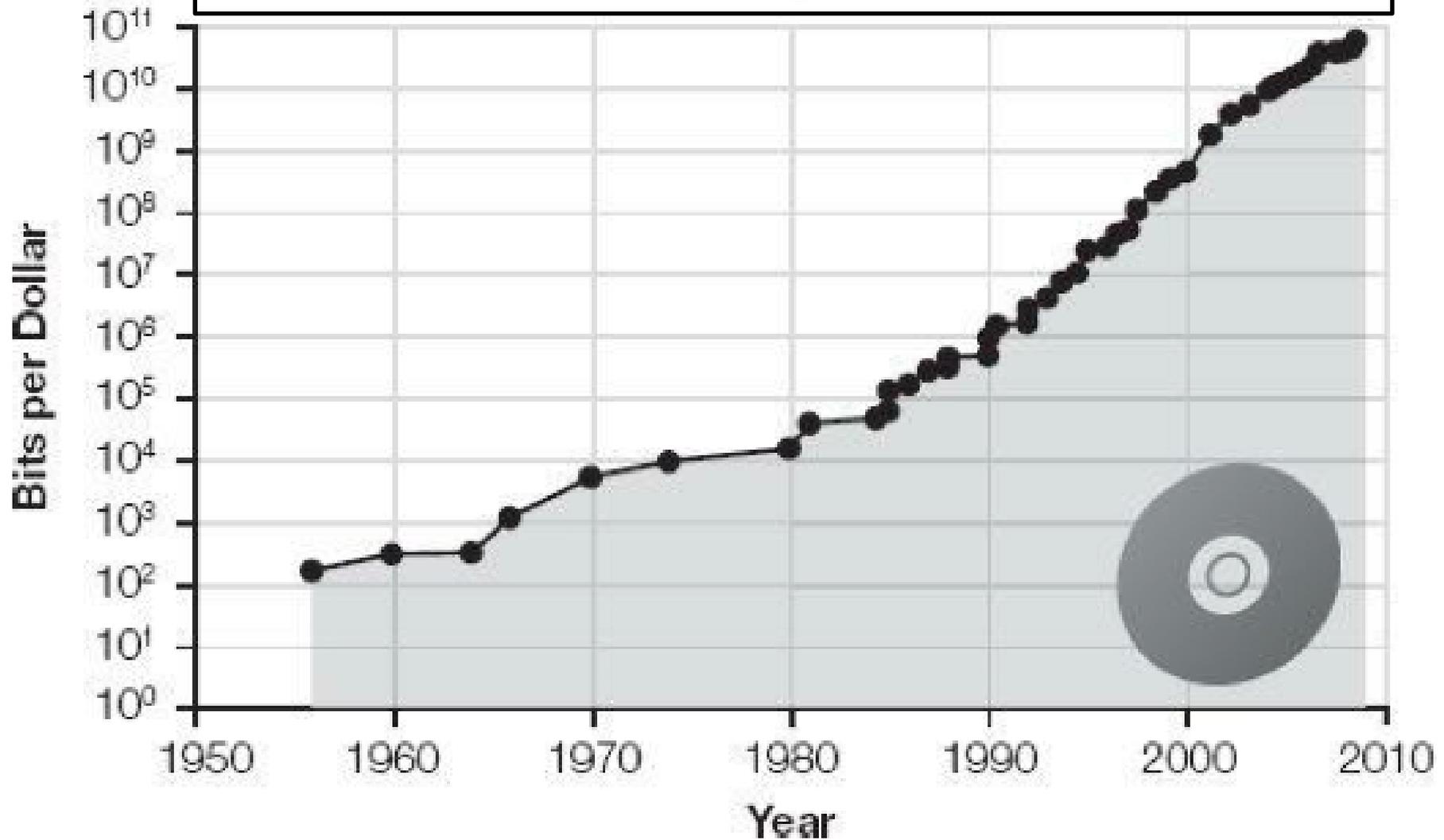


LOAR APLICADA AL CEREBRO



LOAR APLICADA AL CEREBRO

Almacenamiento magnético de datos



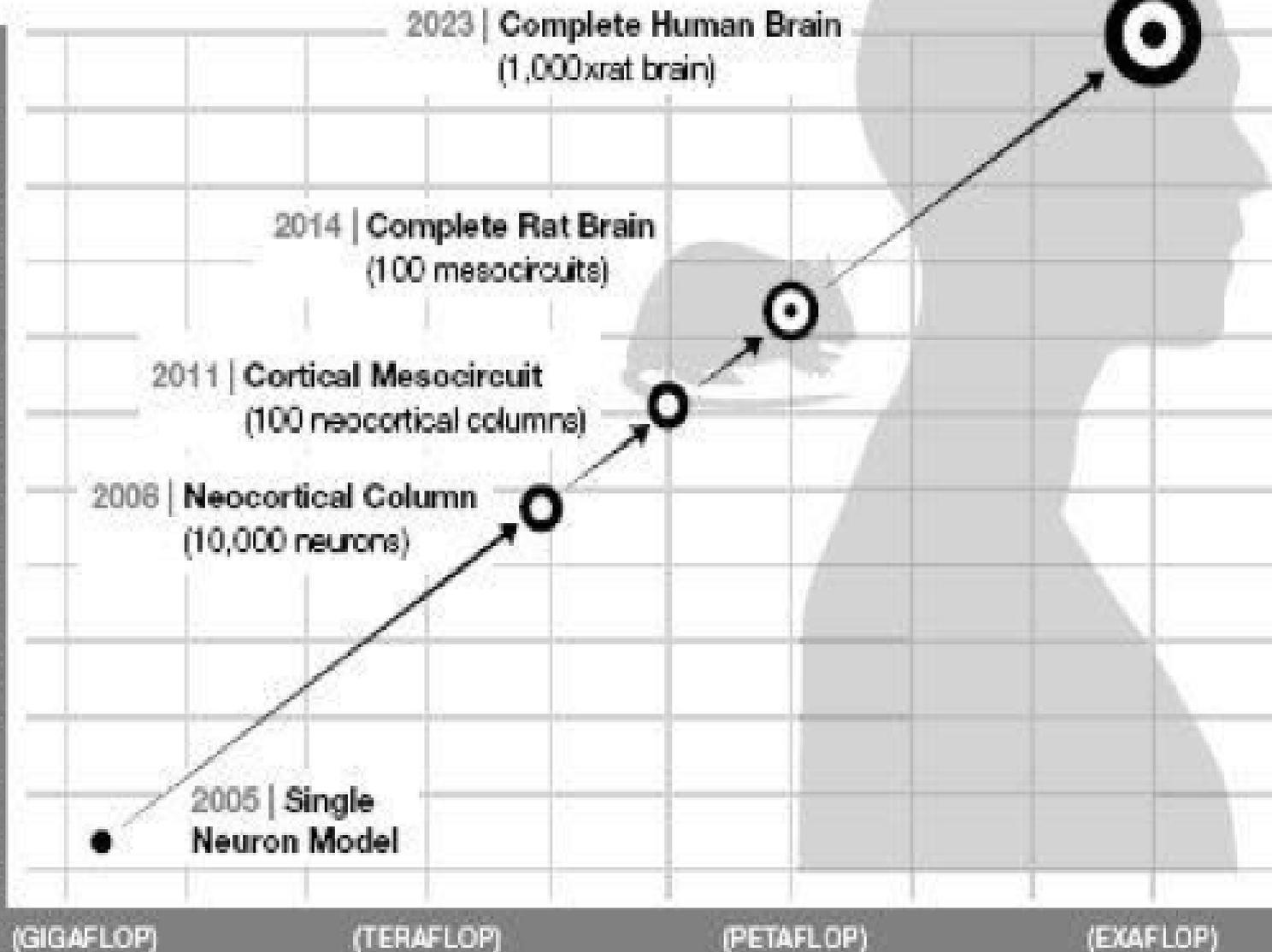
Singularidad Tecnológica

- El ritmo de cambio de paradigma (la innovación tecnológica) se acelera. En estos momentos se dobla cada década.
- La potencia (la relación precio-rendimiento, la velocidad, la capacidad y el ancho de banda) de las tecnologías de la información crece exponencialmente. Actualmente se dobla cada dos años.

Computer Memory (Bytes)

10^{17}
 10^{16}
 10^{15}
 10^{14}
 10^{13}
 10^{12}
 10^{11}
 10^{10}
 10^9
 10^8
 10^7
 10^6

(MEGABYTE) (GIGABYTE) (TERABYTE) (PETA BYTE)



10^9 10^{10} 10^{11} 10^{12} 10^{13} 10^{14} 10^{15} 10^{16} 10^{17} 10^{18}

Computer Speed (FLOPS)

(GIGAFLOP) (TERAFLOP) (PEAFLOP) (EXAFLOP)

Singularidad Tecnológica

- El escaneo del cerebro humano es una de las tecnologías que mejora exponencialmente: Tanto la resolución temporal y espacial.
- Justo ahora estamos consiguiendo las herramientas suficientes para plantearnos seriamente la ingeniería inversa (la decodificación) de los principios operacionales del cerebro humano.
- Ya tenemos modelos y simulaciones dignos de admiración de unas docenas de las cientos de regiones que componen el cerebro.

Singularidad Tecnológica

- Dentro de dos décadas tendremos una comprensión detallada de cómo funcionan todas las regiones del cerebro humano.
- Tendremos modelos de software de la inteligencia humana hacia mediados de la década de 2020.
- Hacia el final de la década de 2020 tendremos una inteligencia indistinguible de la de humanos biológicos.

PREDICCIÓN IMPORTANTE

**2029: AÑO EN EL
QUE LA INTELIGENCIA ARTIFICIAL
NO PODRÁ DISTINGUIRSE DE LA HUMANA**

**En algún momento pasaremos de
una inteligencia biológica a una
no biológica (aprendizaje mas
rápido, transferido en seg)**

Actividades humanas tomadas por los Computadores

(Deep Blue)

(Garry Kasparov)



IBM's **Watson** won in Jeopardy! February 14-16, 2011





>2025

FULLY AUTOMATED

- Monitoring of the system not required
- Driver does not need to be able to take over the driving task

Example: Highway driving up to 130 km/h

2020

HIGHLY AUTOMATED

- Monitoring of the system not required
- Driver needs to be able to take over the driving task with lead time

Example: Stop-and-go (highway)

2016

PARTIALLY AUTOMATED

- Monitoring of the system required
- Driver needs to be able to take over the driving task at any moment

Example: Stop-and-go up to 30 km/h





Siri. Tus deseos son órdenes.

Con Siri puedes usar la voz para enviar mensajes, programar reuniones, hacer llamadas y mucho más. Y no hace falta que grites, háblale en un tono normal: Siri lo entiende todo e incluso te responde. Y es tan fácil de usar y hace tanto por ti que cada día le encontrarás nuevas utilidades.



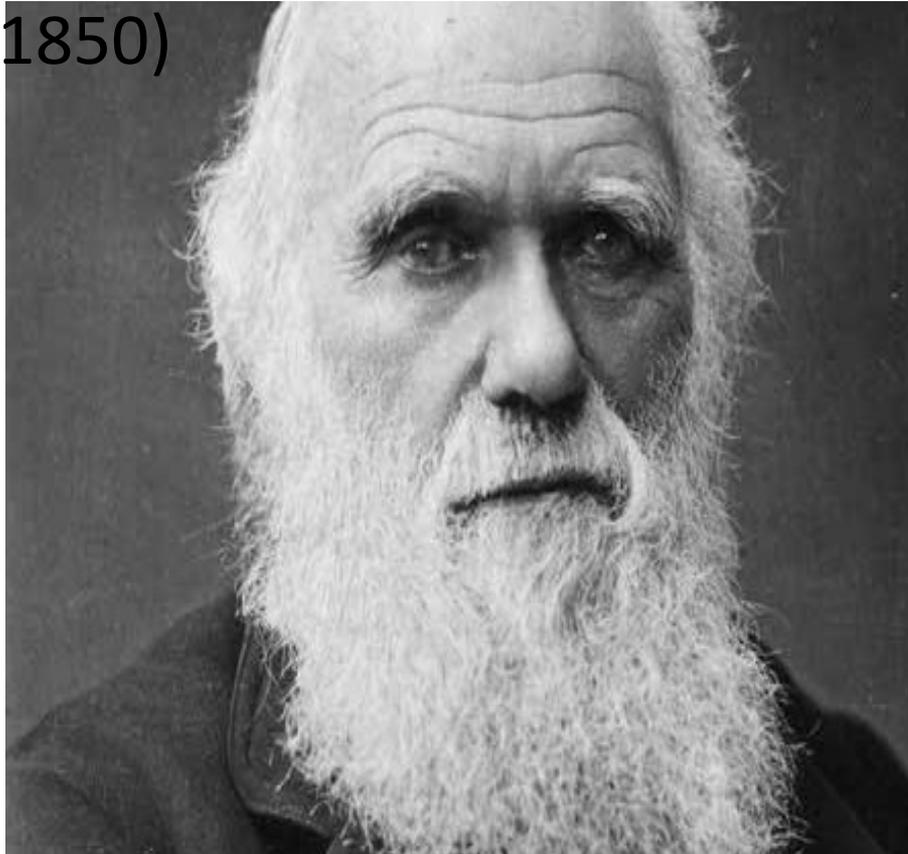
Sistemas de navegación de autos con los que puedes hablar



EXPERIMENTOS MENTALES HISTÓRICOS

- Teoría general de las especies (1850)

Charles Darwin: Principio de la Evolución

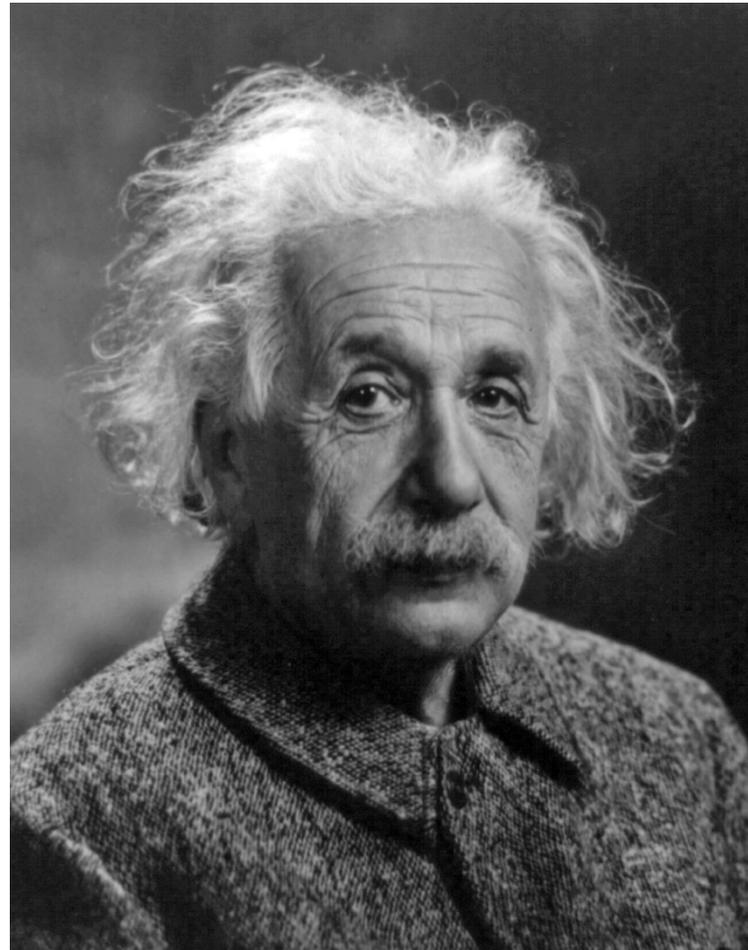


1869 "nucleína"

EXPERIMENTOS MENTALES HISTÓRICOS

una onza(28
gramos de masa)
equivale a
600.000 toneladas
de trinitrotolueno
(TNT)

Albert Einstein: $E = mc^2$



Experimentos mentales sobre el pensamiento

- **Experimento del Alfabeto**

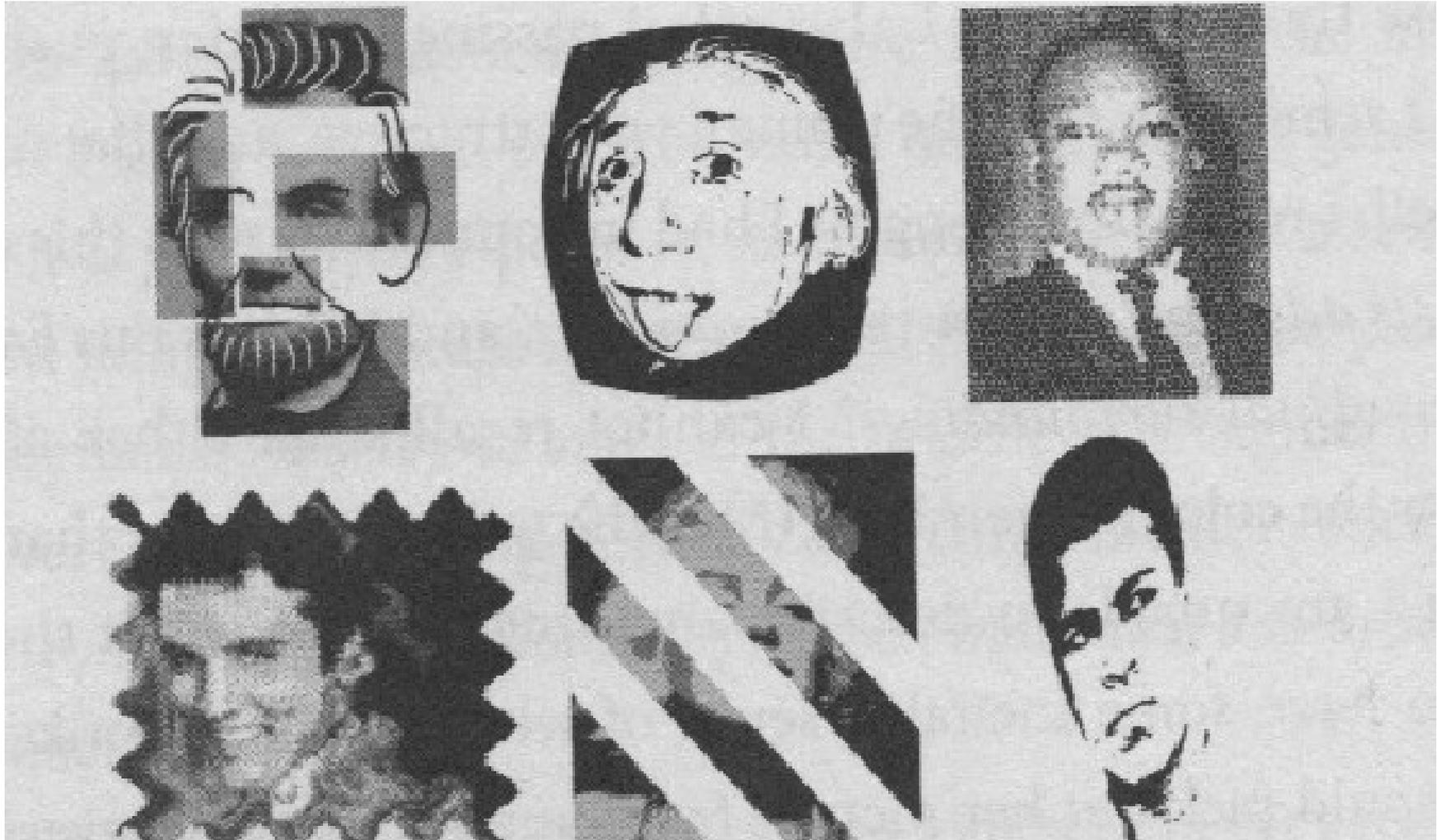
- Conclusión: “Nuestros recuerdos son secuenciales y están sujetos a un orden”.

- **Experimento Paseo ¿que recuerda?**

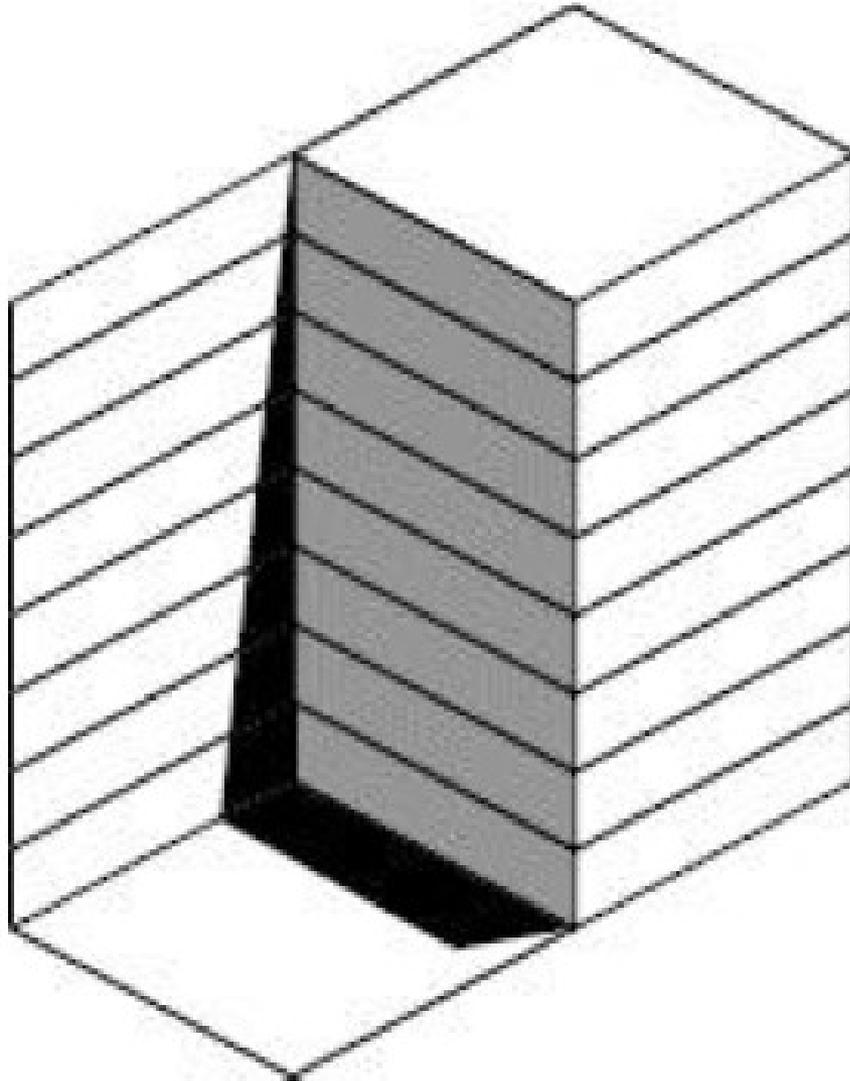
- Conclusión: “no hay grabaciones de imágenes, ni de videos, ni de sonidos almacenados en nuestro cerebro”

–NUESTROS RECUERDOS ESTÁN ALAMCENADOS A MODO DE SECUENCIAS DE PATRONES. ASÍ, LAS MEMORIAS QUE NO SE REMEMORAN SE DEBILITAN CON EL TIEMPO

Experimentos mentales sobre el pensamiento

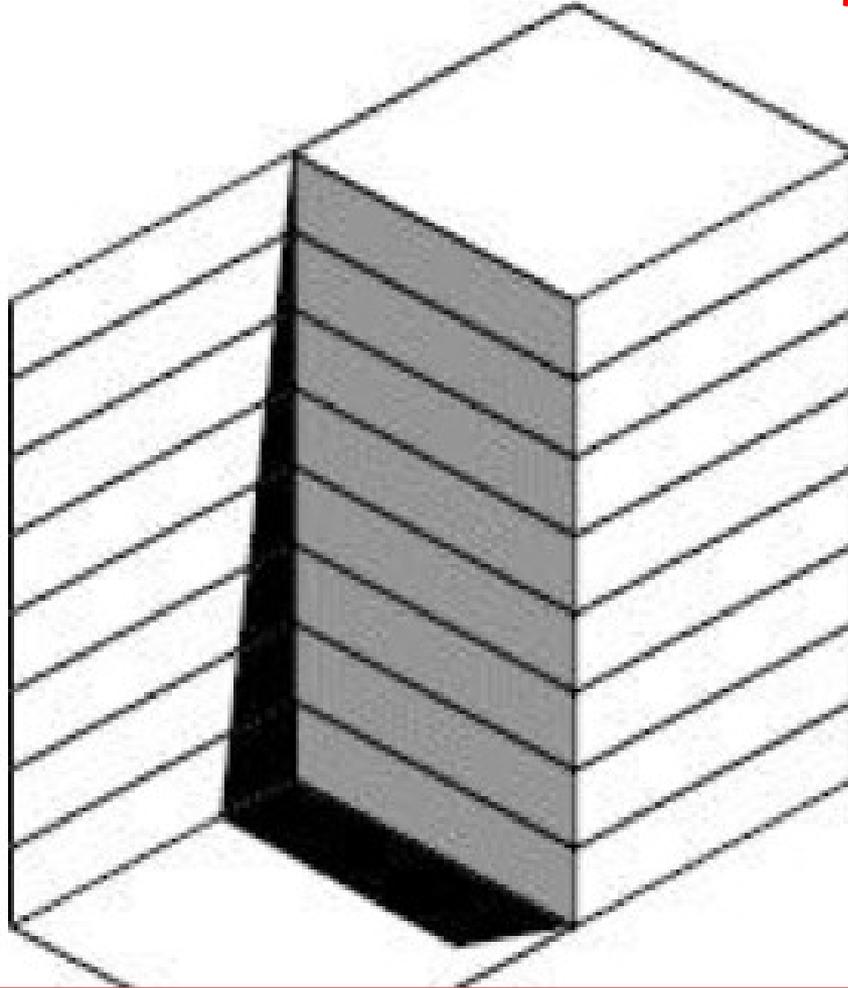


Experimentos mentales sobre el pensamiento



Superficie Oscura/clara?

Experimentos mentales sobre el pensamiento



Superficie Oscura/cla

Conclusión: La experiencia consciente de nuestras percepciones cambia según las interpretaciones que hagamos

Experimentos mentales sobre el pensamiento

Tenga en cuenta que ve
vemos lo que esperamos _ _ _

Experimentos mentales sobre el pensamiento

Tenga en cuenta que ve
vemos lo que esperamos _ _ _

Conclusión: Constantemente estamos prediciendo el futuro y haciendo hipótesis sobre lo que vamos a experimentar. Esta expectativa influye sobre lo que percibimos.

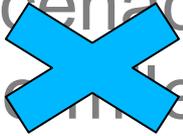
Experimentos mentales sobre el pensamiento

intentar recordar un nombre o una palabra

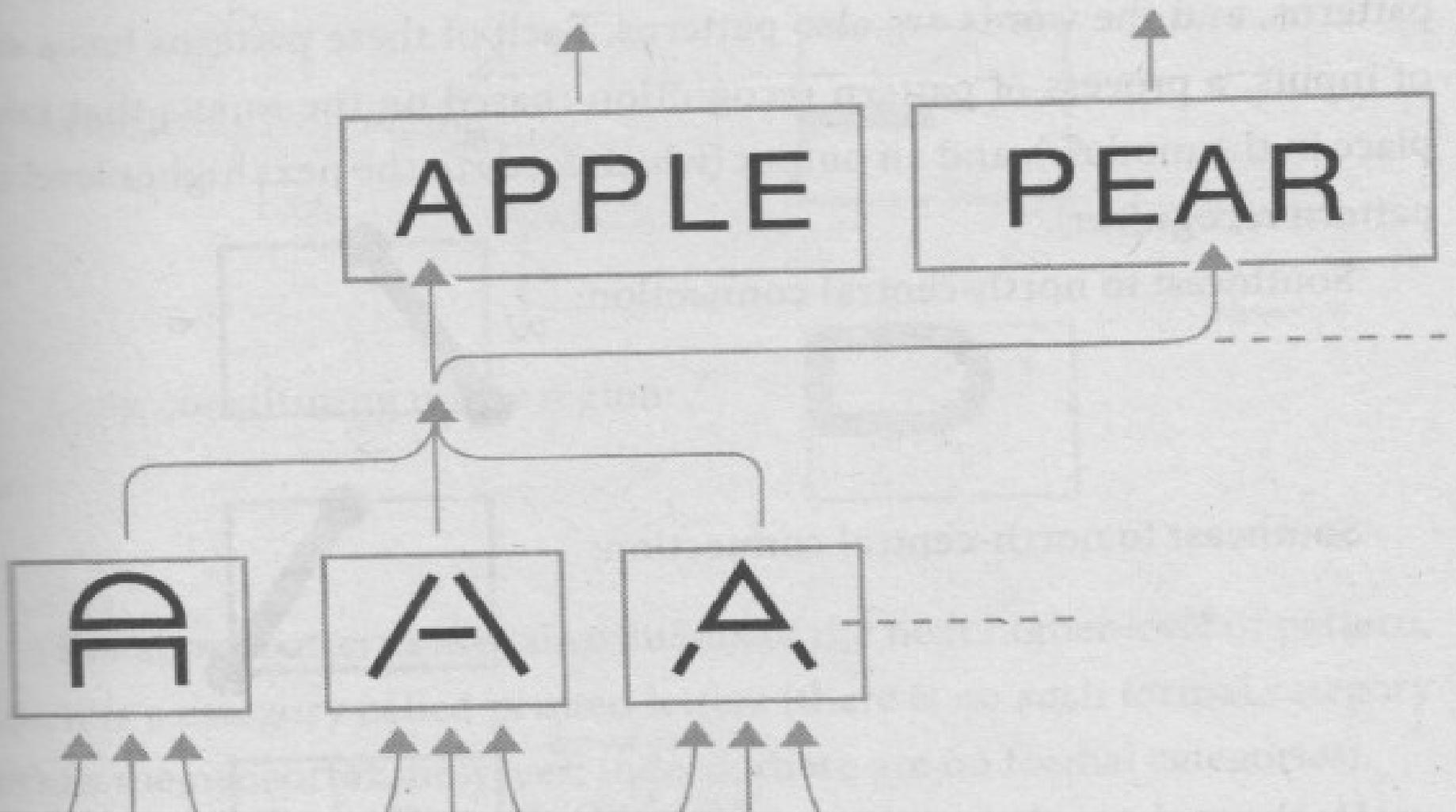
intentamos buscar el enlace a la pagina web correcta

Experimentos mentales sobre el pensamiento

Tarea rutinaria: ponerse una camisa, bajarse la moto.

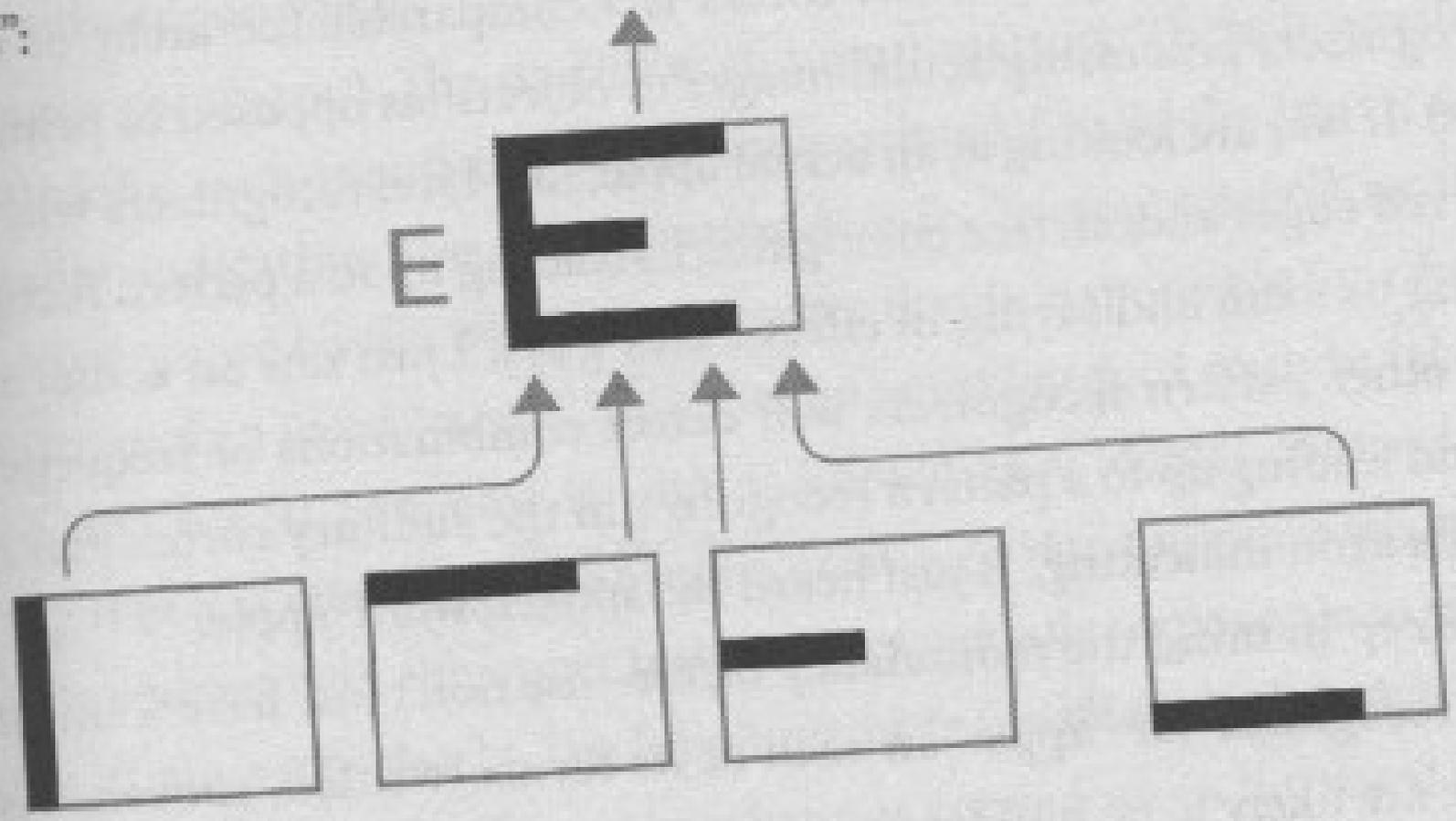
Esta lista no está almacenada como una lista de compuesta de  pasos de paso

Cada uno de los procedimientos de la rutina es recordado como una jerarquía compuesta de actividades concatenadas

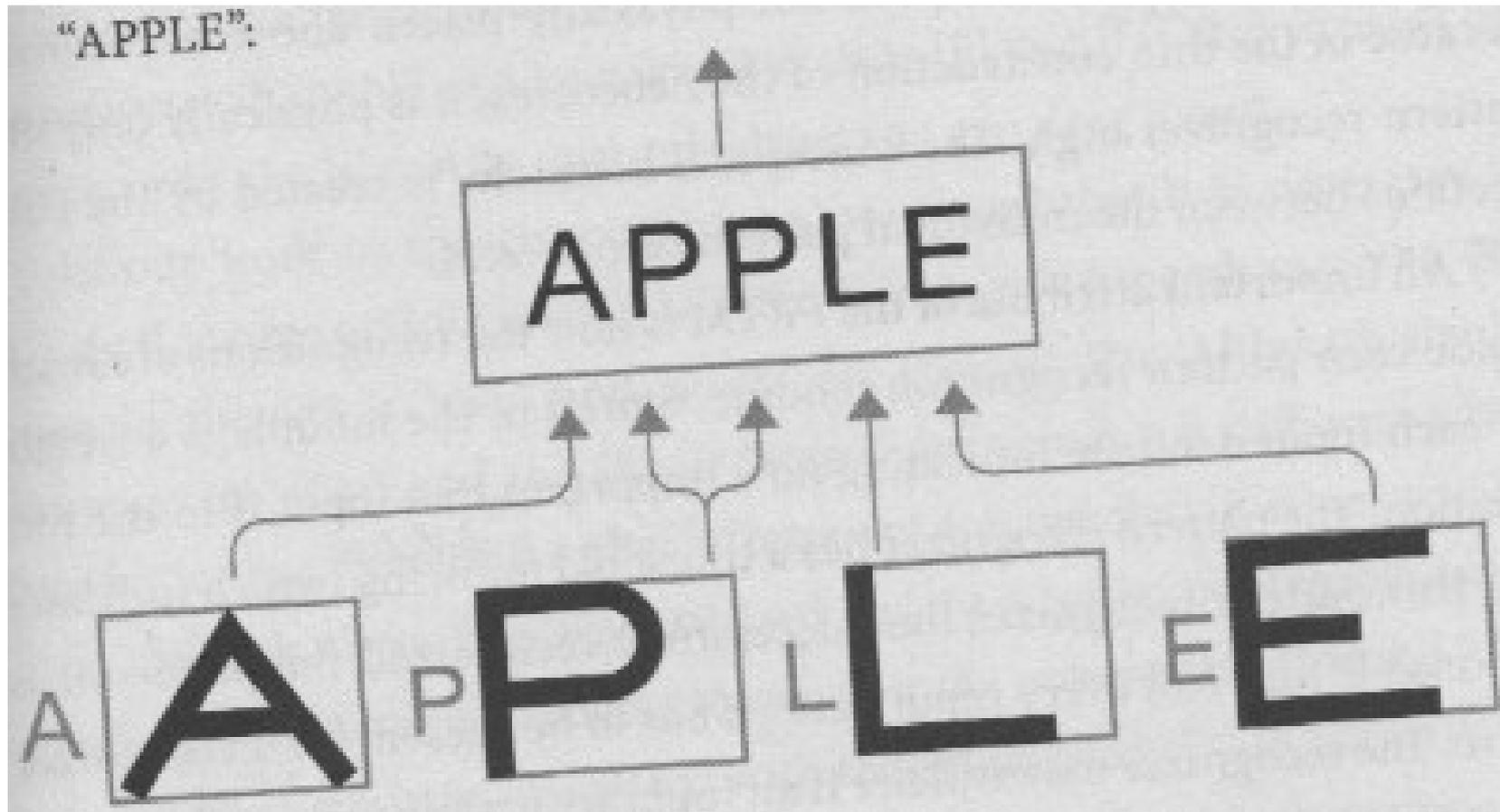


Tres patrones de “A” (diferentes) que hacen parte de dos patrones de más alto nivel (incorpora a A)

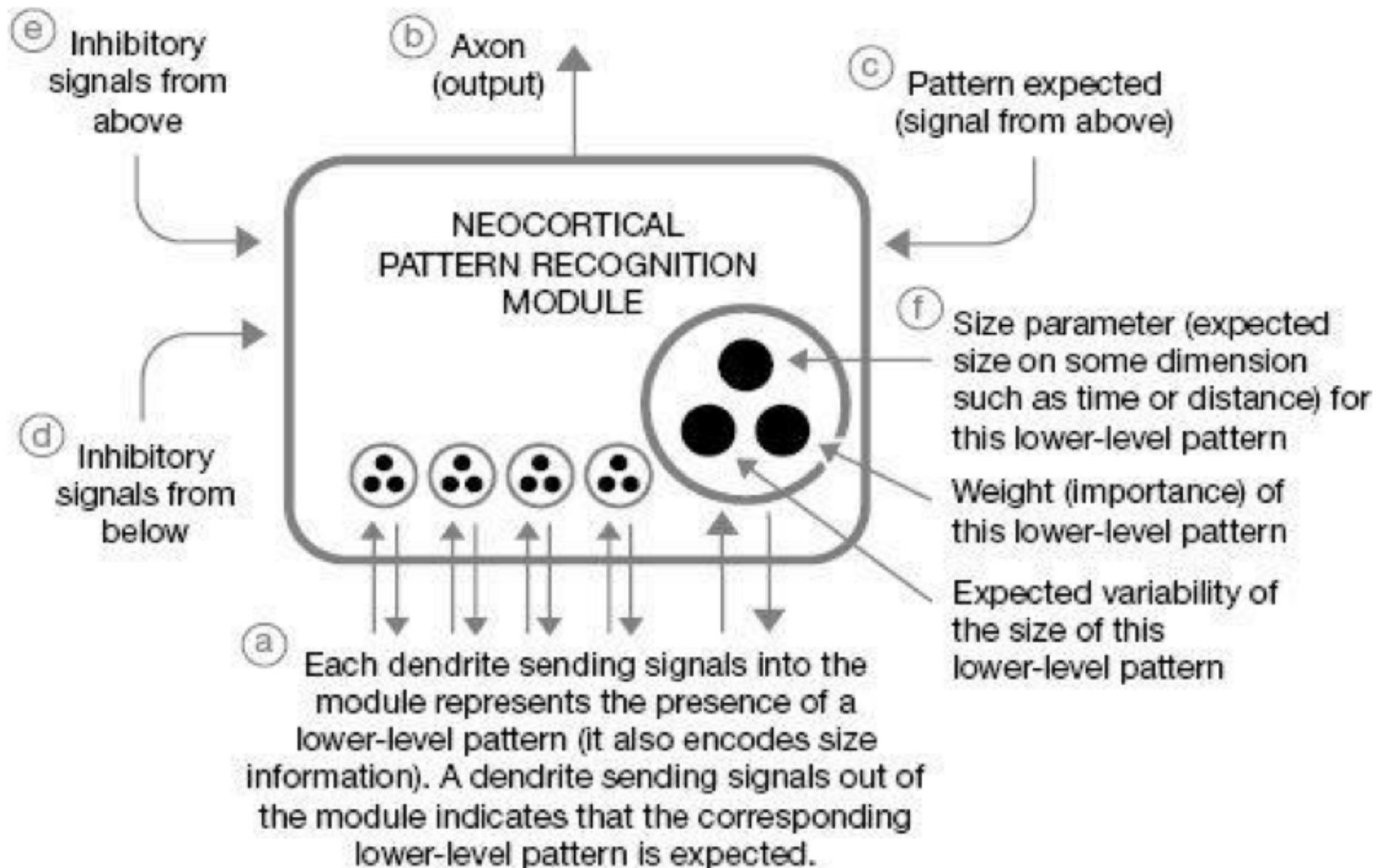
"E":



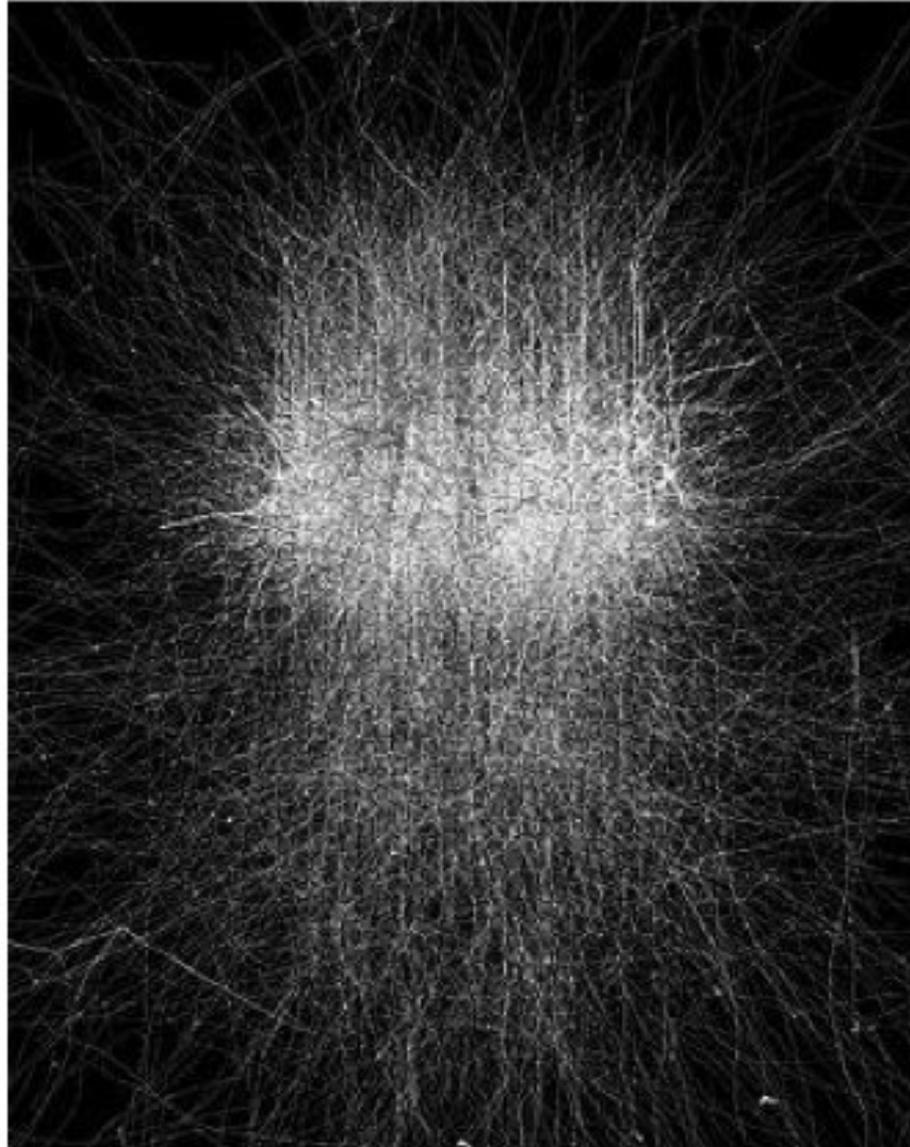
Patrones conformando una categoría mayor la palabra "Apple"

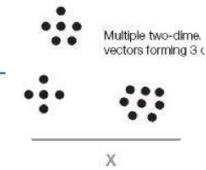
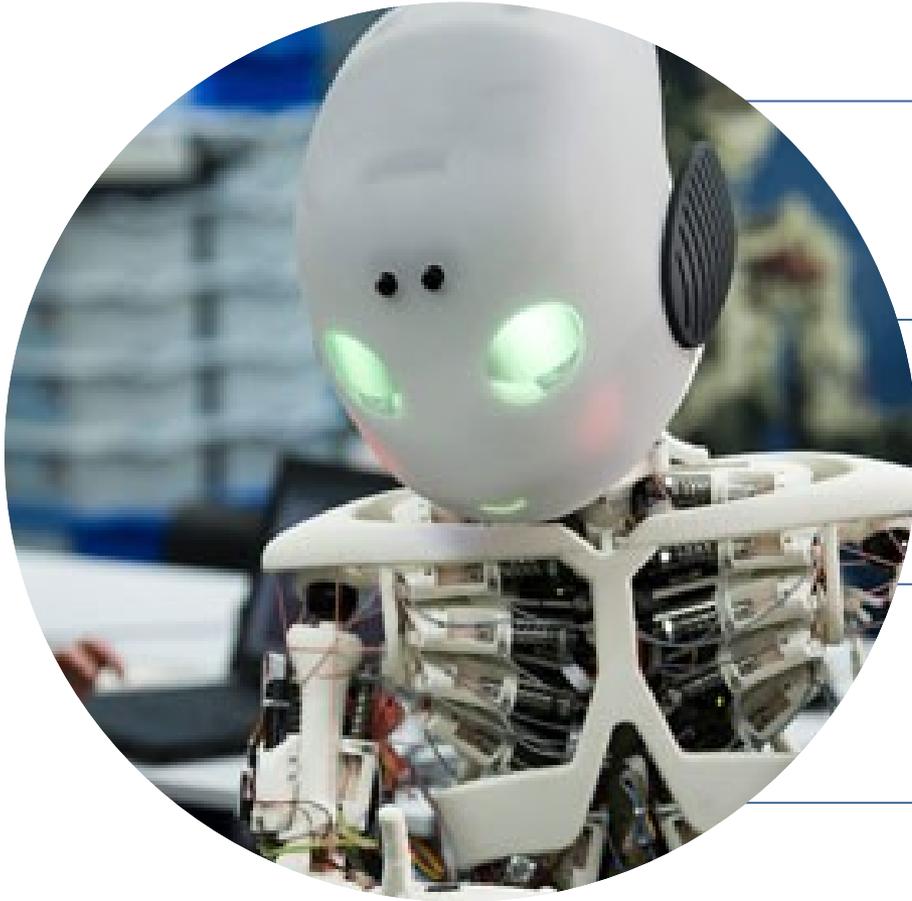


MODELO DEL NEOCORTEX

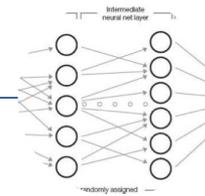


Una simulación
por computador del
disparo simultaneo
de muchos
reconocedores
de patrones en el
neóccortex

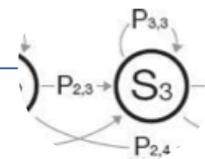




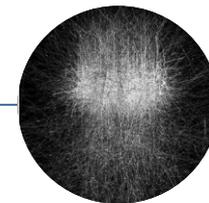
Codificación dispersa:
cuantificación vectorial



Redes neuronales



Cadenas de Márkov.



Algoritmos Evolutivos



Objetivo: Mapa del Cerebro

Services, U. D. (2014). National Institutes of Health. Recuperado el 2014, de Sitio Web de NIH: www.nih.gov/science/brain



HBP

The Human Brain Project

Objetivo: crear simulaciones detalladas desde el punto de vista biológico del cerebro humano completo.

Comission, E. (2013). Human Brain Proyect. Recuperado el 2014, de Sitio Web de European Commision: <https://www.humanbrainproject.eu/>



Computación molecular
en 3d

- Nanotubos (auto ensamblado)

Computación molecular

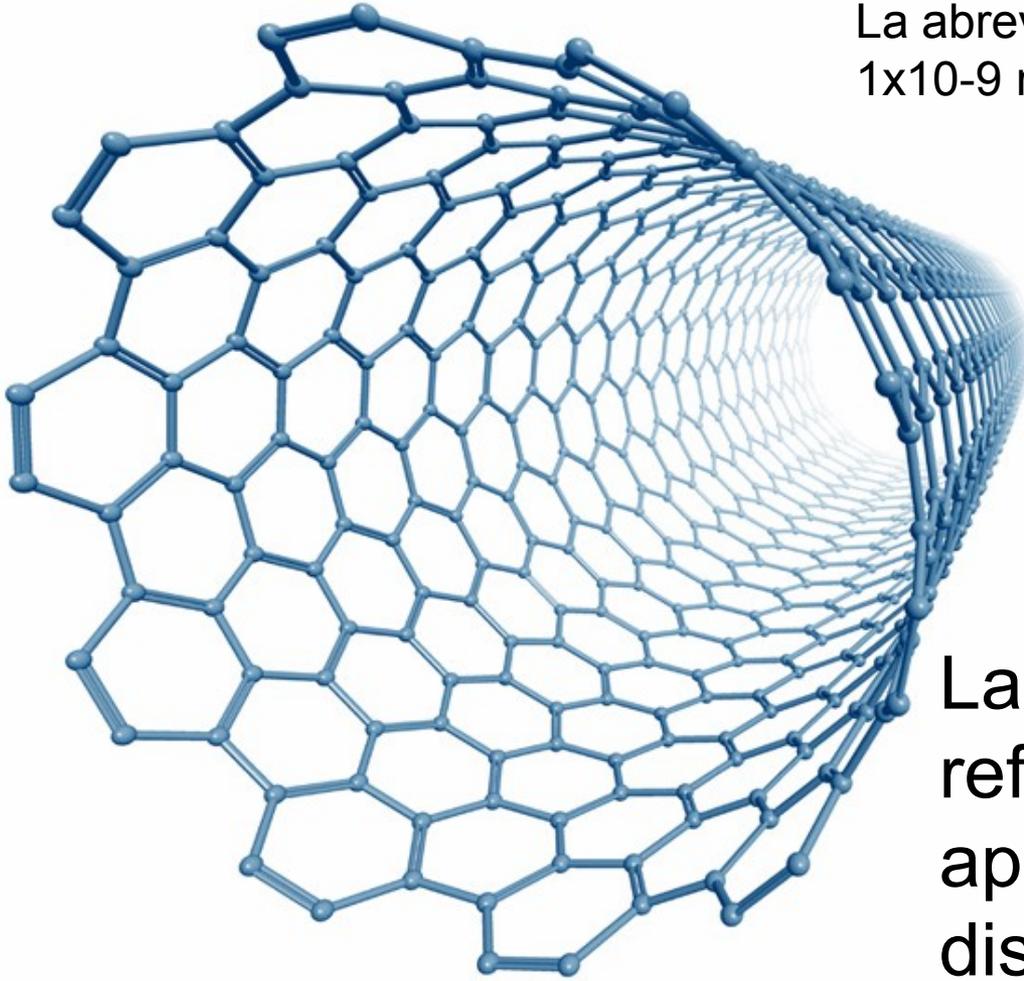
- -Computación con la luz
- Computación Cuántica

spintronics

Computación con ADN

- Computación con con el spin de los electrones

Consiguiendo la Capacidad de computación del cerebro humano:
Computación molecular, tridimensional, y tecnologías de computación emergente



Nanotubo de carbon

La abreviatura del nanómetro es nm. $1 \text{ nm} = 1 \times 10^{-9} \text{ m} = 0,000000001$

La **nanotecnología** se refiere a materiales, aplicaciones y procesos diseñados para trabajar a escalas extremadamente pequeñas

A MODO DE CONCLUSIÓN

- Todas las tecnologías de la computación y de la comunicación se expanden exponencialmente y contribuyen al proyecto de comprender y recrear los métodos del cerebro humano.
- el objetivo primordial de la comprensión del cerebro es la mejora de las herramientas de las que constan las técnicas destinadas a crear sistemas inteligentes.
- Además, comprender el cerebro también nos ayuda a revertir disfuncionalidades cerebrales de varios tipos.
- objetivo fundamental: Comprender quienes somos

World Cup in Brazil: 2014



Memoria Distribuida Esparcida (SDM)

Introducción

- es un modelo conexionista desarrollado por Pentti Kanerva, para simular algunas cualidades específicas de las capacidades cognitivas humanas, tales como
 - el manejo de distintos grados de incertidumbre en el reconocimiento de conceptos,
 - la asociatividad para recordar cosas y
 - la facultad de construir abstracciones.
- Aunque puede no ser un modelo exacto de la memoria humana, comparte bastantes características que sugieren que la memoria humana trabaja en una forma similar.
- Una SDM es un tipo de memoria asociativa donde varias direcciones de referencia son asociadas a una misma dirección física.
- Las SDM poseen muchas localidades de memoria para guardar y recuperar información, lo cual le proporciona una gran capacidad de almacenamiento.

Análisis de la Memoria Distribuida Esparcida (SDM)

- La SDM representa un patrón para ser memorizado como un vector binario, donde cada componente del vector, el cual puede valer 0 ó 1, representa una característica.
- Además, un vector binario de ese tipo puede representar tanto a una dirección de memoria como a un dato almacenado en una dirección o en varias direcciones.
- La Memoria Distribuida Esparcida (SDM) puede ser considerada como una extensión de la memoria de acceso aleatorio clásica (RAM), o como un tipo especial de red neuronal de 3 capas con conexión hacia delante.

Análisis de la Memoria Distribuida Esparcida (SDM)

- *Las principales alteraciones de la SDM a la RAM son:*
 - La SDM calcula las distancias de Hamming entre la dirección de referencia y cada una de las direcciones de localización.
 - La Distancia de Hamming entre dos valores binarios es medida contando el número de bits en los cuales son diferentes, esto resulta ser una aproximación adecuada.
 - Para cada una de las distancias que sean menor o igual al radio dado, la localización correspondiente es seleccionada.

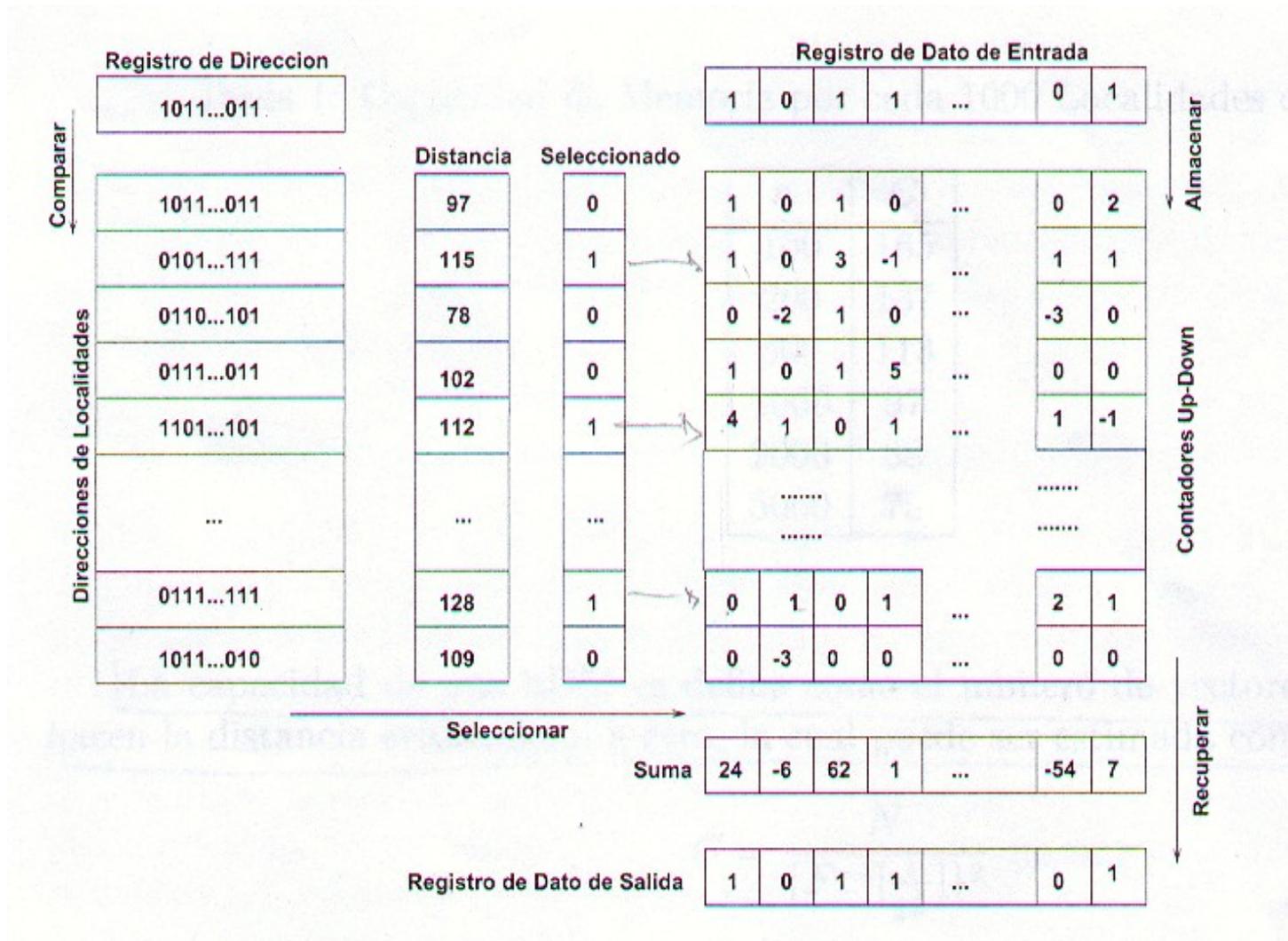
Análisis de la Memoria Distribuida Espancida (SDM)

- La memoria es representada por $n * m$ contadores (donde n es el número de localizaciones y m es la longitud de los datos de entrada), en lugar de elementos de almacenamiento de un solo bit.
- La escritura a memoria, en lugar de sobre escritura es:
- Si el i -bit de los datos de entrada es **1**, los contadores correspondientes (Contadores en las localizaciones seleccionadas (filas) y en las i -th columnas) son incrementados,
- Si el i -bit de los datos de entrada es **0**, los contadores correspondientes son decrementados.
- La lectura (o recordar) desde la memoria es similar:
 - Los contenidos de las localizaciones seleccionadas son sumados por columna.
 - Cada suma es comparada con el valor umbral. Si la suma es mayor o igual al valor umbral el bit de salida correspondiente es colocado en 1, en caso contrario es colocado en 0.

Análisis de la Memoria Distribuida Esparcida (SDM)

- La Memoria Distribuida Esparcida (SDM) implementa la transformación desde el espacio lógico al espacio físico usando almacenamiento de datos distribuidos. Un valor correspondiente a una dirección lógica es almacenado en muchas direcciones físicas. Esta forma de almacenamiento es robusta y no determinista. Una celda de la memoria no es direccionada directamente. Si los datos de entrada (direcciones lógicas) están parcialmente dañadas, se puede obtener datos de salida correctos.

Análisis de la Memoria Distribuida Esparcida (SDM)



Análisis de la Memoria Distribuida Esparcida (SDM)

El Espacio $\{0,1\}^n$

- La Memoria Distribuida Esparcida (SDM) trabaja con vectores n-dimensional que tienen componentes binarios.

Un espacio binario n-dimensional tiene 2^n puntos,

- Cuando tratamos con valores grandes, por ejemplo valores de 1000-bit, existen demasiados puntos para cualquier computador (o cerebro) mantener la pista de todos ellos. Kanerva encontró que, cuando se ignora la mayoría de los puntos, por la naturaleza distribuida del espacio el modelo aún tiene las mismas propiedades.
- Los puntos que permanecen son llamados “hard locations”. Por supuesto se pierde precisión pero vale la pena para hacer el modelo posible.

Análisis de la Memoria Distribuida Esparcida (SDM)

CONCEPTO

DESCRIPCION

Origen, O

El punto con todas las coordenadas 0 es llamado el origen, $O = 0000... 000$

Complemento, 'x

El complemento, o opuesto, del punto x es la n-tupla que tiene unos donde x tiene ceros y viceversa.

Norma, |x|

La norma del punto x es el número de unos en su representación binaria.

Diferencia, x-y

La diferencia de dos puntos x, y es la n-tupla que tiene unos donde x, y difieren y ceros en caso contrario. Es él o exclusivo, $x-y = x \oplus y$.

Distancia, d(x, y)

La distancia entre dos puntos x, y es el número de dimensiones en las cuales x, y difieren. Es llamada Distancia de Hamming y es expresada en bits. La distancia es la norma de la diferencia: $d(x, y) = |x-y|$.

Betweenness, x:y:z

El punto y está entre los puntos x y z si y sólo si la distancia desde x a z es la suma de las distancias desde x a y, desde y a z; esto es, $x:y:z \Leftrightarrow d(x,z) = d(x,y) + d(y,z)$

Ortogonalidad, $x \perp y$

El punto x es ortogonal al punto y, o los dos son perpendicular o indiferente, si y sólo si la distancia entre los dos es la mitad del número de dimensiones: $x \perp y \Leftrightarrow d(x, y) = n/2$. Si x es ortogonal a y, también es ortogonal a su complemento 'y. $\{0,1\}^n$

Circulo, $O(x, y)$

Un círculo con radio r y centro x es el conjunto de puntos que están en su mayoría r bits desde x: $O(r, x) = \{y \mid d(x, y) \leq r\}$

Limitaciones del Modelo de Kanerva

- *Tanto los vectores de datos como los de direcciones requieren ser binarios en el modelo estándar de la SDM. Ya que la mayoría de los ambientes naturales producen patrones de entrada no binarios, se debe entonces modificar los mecanismos de indexamiento del modelo o recodificar todas las entradas en forma binaria.*
- *El modelo estándar de la SDM asume una distribución uniforme para los vectores de las direcciones de entrada mientras en la mayoría de las circunstancias naturales, los vectores de entrada tienden a ser agrupados en muchos grupos correlacionados distribuidos sobre una gran porción del espacio de direcciones multidimensional. Por lo tanto, si las direcciones son escogidas aleatoriamente como es sugerido por Kanerva, un gran número de localizaciones nunca serán activadas mientras un número de localizaciones serán seleccionadas tan frecuentemente que sus contenidos parecerán ruido.*

Limitaciones del Modelo de Kanerva

- *Si se almacenan muchos datos en una SDM, estos pueden solaparse. Así, si muchos vectores de características son almacenados el resultado de los vectores de salida pueden ser incorrectos. Sin embargo, si un mismo vector es almacenado varias veces la probabilidad de que el resultado sea el correcto es grande.*
- *La SDM estándar un umbral (radio) fijo y simple para activar las localizaciones de direcciones. Mientras esto simplifica el análisis de la memoria considerablemente, esto también tiene por resultado un pobre rendimiento ya que los valores reales de las distancias entre un vector de dirección de entrada y los vectores de dirección base en la SDM son perdidos durante la cuantificación a 0 o 1.*

Nosotros remediamos esto permitiendo al umbral adaptarse de acuerdo a los resultados obtenidos en la fase de recuperación de la información.

Memoria Distribuida Esparcida (SDM) con Umbral Adaptativo

utilizar un umbral adaptativo, porque en el modelo original el umbral (radio) de los decodificadores de direcciones es fijo, además, las localizaciones de almacenamiento y sus direcciones son dadas desde el comienzo, y sólo los contenidos son modificables.

Sobre la base de esto trataremos de hacer variar el umbral en función de los resultados obtenidos en la fase de recuperación o reconocimiento, es decir,

1. si la tasa de reconocimiento es alta ($\geq 95\%$ significa que todo va bien) el umbral debe quedar fijo
2. en caso contrario se decrementa o se incrementa dependiendo de la cantidad de localizaciones de almacenamiento y patrones de entrada que se tenga.

Todo esto permitirá reducir el espacio de manera que se filtre más la información y no se deje pasar tantos vectores que no se parezcan al vector dado.

Memoria Distribuida Esparcida (SDM) con Umbral Adaptativo

El Umbral se adaptará de acuerdo a las siguientes ecuaciones:

Si la tasa de reconocimiento(Tr) es baja (< 95%), y la cantidad de datos guardados es \leq (N° Localizaciones de Almacenamiento/2) entonces tenemos que:

$$\text{umbral}(t) = \text{umbral}(t-1) - (100 - \text{Tr}) * \alpha \quad (1)$$

Donde, Tr: Tasa de reconocimiento, es la tasa promedio calculada en la fase de reconocimiento o lectura de los datos, es decir,

$$\text{Tr} = \frac{\sum_{i=1}^N \text{Tr}(i)}{N}$$

α : Tasa de aprendizaje, $0 \leq \alpha \leq 1$; en el experimento se utilizó un valor de $\alpha=0.1$.

El Umbral inicial utilizado en la fase de aprendizaje o escritura de los datos debe ser un valor

Memoria Distribuida Esparcida (SDM) con Umbral Adaptativo

Si la tasa de reconocimiento(Tr) es baja ($< 95\%$), y la cantidad de datos guardados es $> (N^{\circ}$ Localizaciones de Almacenamiento / 2) entonces tenemos que:

$$\text{Umbral}(t) = \text{umbral}(t-1) + (100 - Tr) * \alpha \quad (2)$$

El Umbral inicial utilizado en la fase de aprendizaje o escritura de los datos debe ser un valor bajo (en el experimento se utilizó 3 como valor umbral inicial).

Si la tasa de reconocimiento(Tr) es alta ($\geq 95\%$) entonces tenemos que:

$$\text{Umbral}(t) = \text{umbral}(t-1) \quad (3)$$

NOTA: Las ecuaciones (1) al (3) se efectuarán iterativamente hasta no alcanzar mejora (incremento) en la *TASA DE RECONOCIMIENTO* (Tr).

Experimento

La entrada y salida de la SDM son vectores binarios de 10 bits de longitud, el número de localizaciones de almacenamiento es, $NLA = 15$.

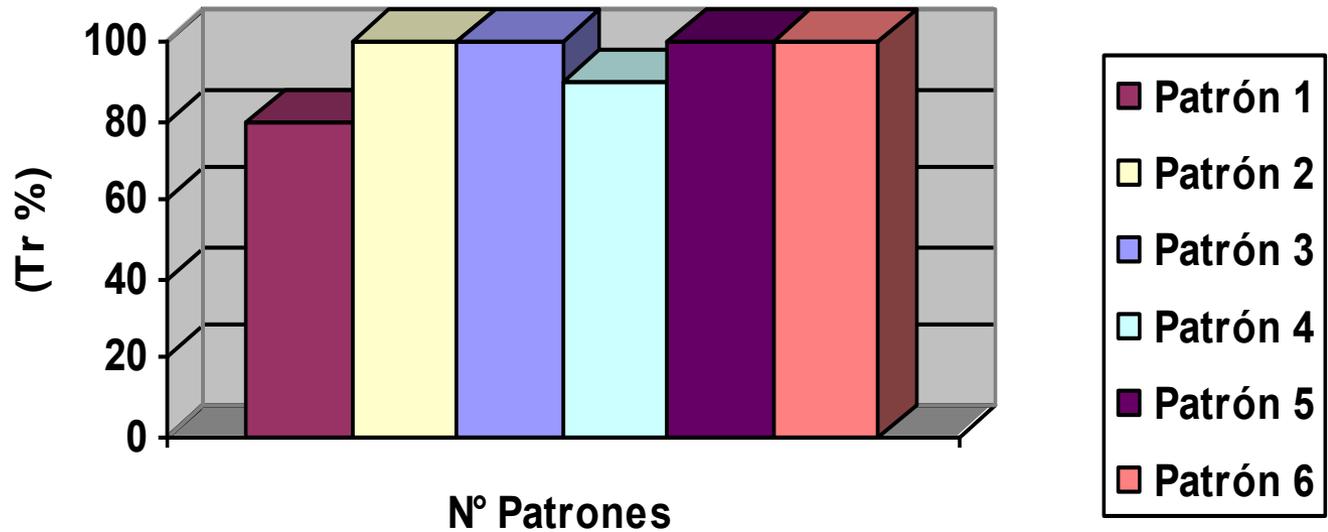
PRIMER EXPERIMENTO: Realizado con $N = 6$ patrones de entrada para probar la ecuación (1), ya que, $NLA = 15$ y $6 \leq (15/2)$, obteniendo los siguientes resultados:

Resultados Del Primer Experimento

Operación	Valor Umbral	Tasa De Reconocimiento (Tr)
Escritura	5	
Lectura	5	83 %
Lectura	3 (Ecuación 1)	88 %
Lectura	2	83 %
Escritura	3 (Valor óptimo)	
Lectura	3	95 %

Resultados del Primer Experimento

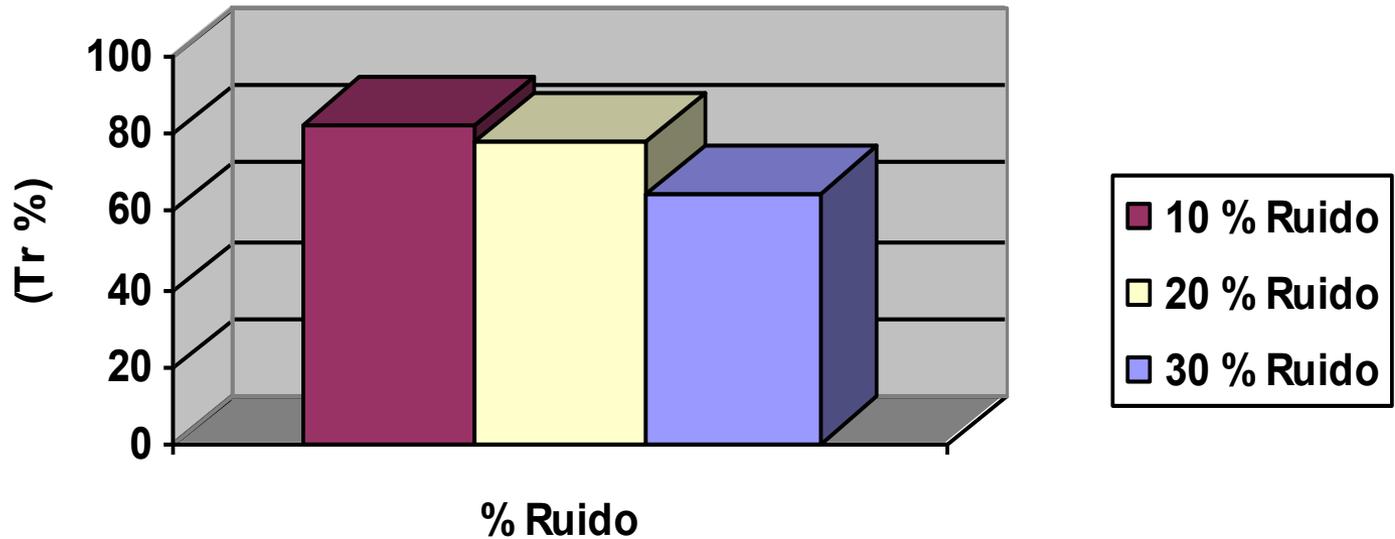
Tasa De Reconocimiento (Tr) Vs N° Patrones



Tasa de Reconocimiento (95 %)

Resultados del Primer Experimento

Tasa De Reconocimiento (Tr) Vs % Ruido



Tasa de Reconocimiento vs % Ruido

Segundo Experimento

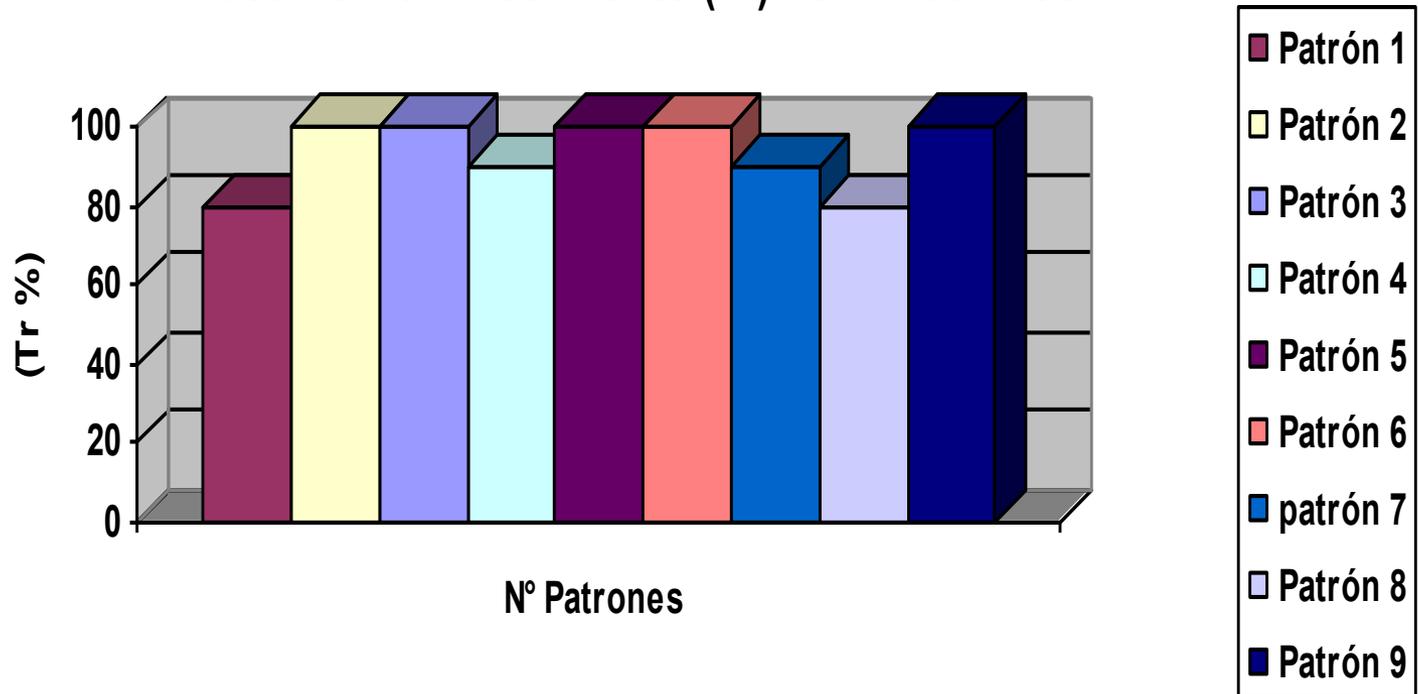
SEGUNDO EXPERIMENTO: *Realizado con $N = 9$ patrones de entrada para probar la ecuación (2), ya que, $NLA = 15$ y $9 > (15/2)$, obteniendo los siguientes resultados:*

Resultados Del Segundo Experimento

Operación	Valor Umbral	Tasa De Reconocimiento (Tr)
Escritura	3	
Lectura	3	91 %
Lectura	4 (Ecuación 2)	92 %
Lectura	5	86 %
Escritura	4 (Valor óptimo)	
Lectura	4	93 %

Resultados del Segundo Experimento

Tasa De Reconocimiento (Tr) Vs N° Patrones



Tasa de Reconocimiento (93 %)

5.2. Resultados del Segundo Experimento

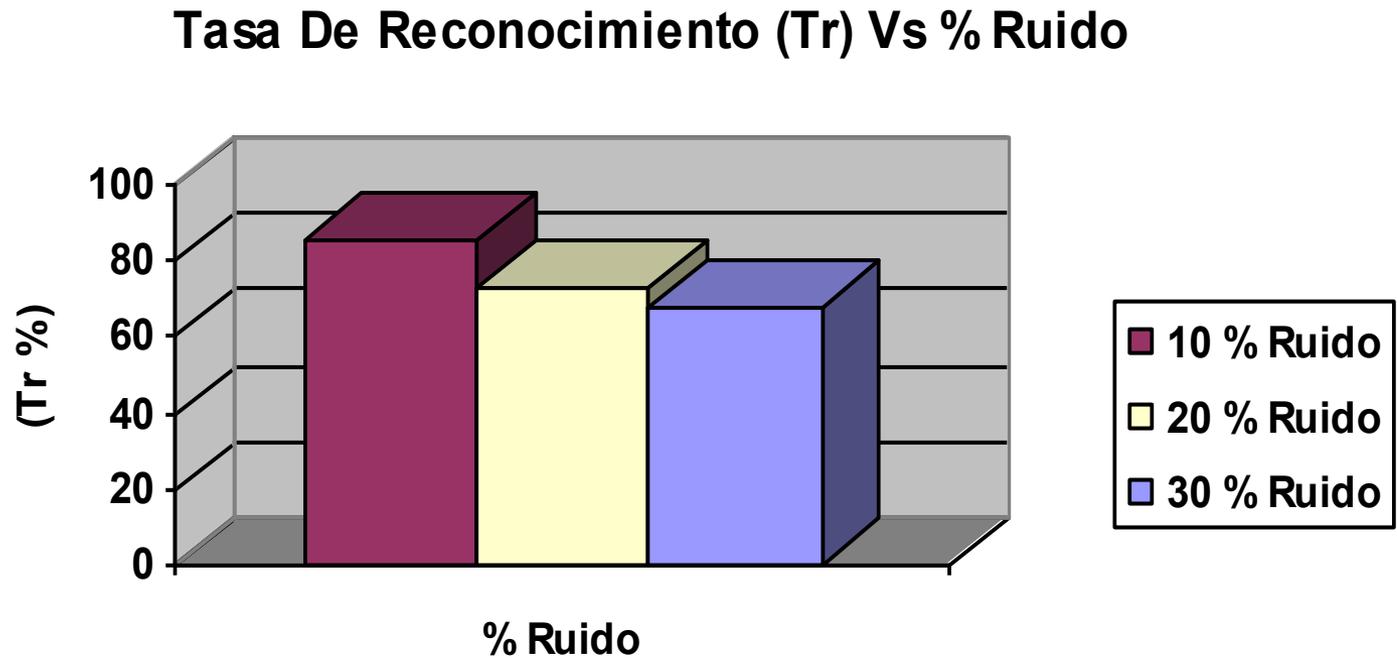


Fig. 4. Tasa de Reconocimiento vs % Ruido

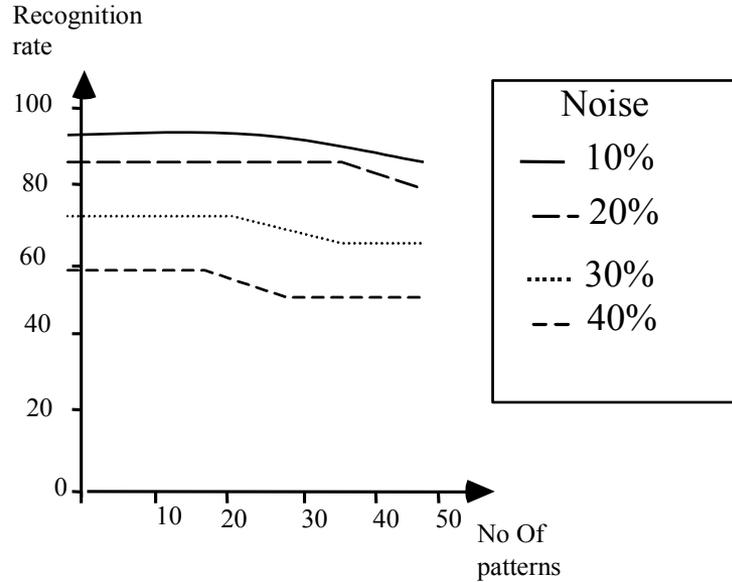
Experimentos

- NLA= 15, N= 5, entrada y salida al SDM = 10 bits, umbral=5: {0111110000, 0011111000, 00011111100, 00001111110, 10000011111}.
- Tasa de reconocimiento = 83% (see [2]).
- $Tr = 83 \% \leq 95 \%$, segun ec.(2),
 - $Umbral(t) = umbral(t-1) - (100 - Tr) * \alpha = 5 - (100-83)*0.1 = 3,3 \approx 3$.
- umbral= 3, Tasa de reconocimiento = 88% (see [2]).
- $Tr = 88 \% \leq 95 \%$,
 - $umbral(t) = umbral(t-1) - (100 - Tr) * \alpha = 3 - (100-88)*0.1 = 1,8 \approx 2$.
- Now, the recognition rate, with threshold = 2, is equal to

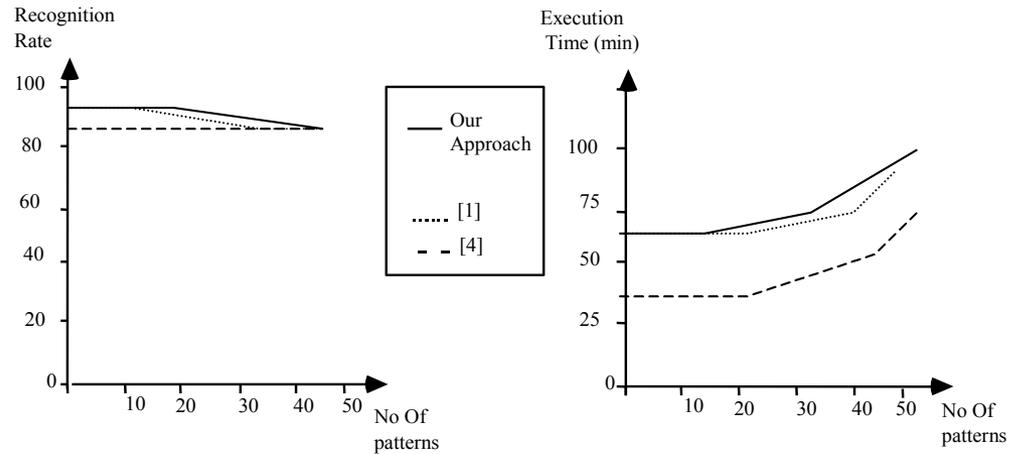
Conclusión

Recovered Data	Tr (i)
0001111100	60 %
0000111100	80 %
0001101100	100 %
0000111110	100 %
0000111111	80 %
0000011111	80 %

Recognition or reading phase, with threshold=5.



Recognition rate Vs noise

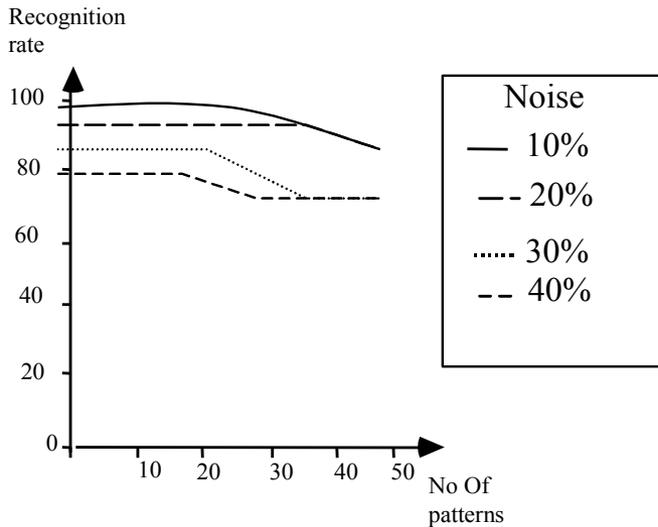


Comparison of the Recognition rate and execution time for a noise = 10%.

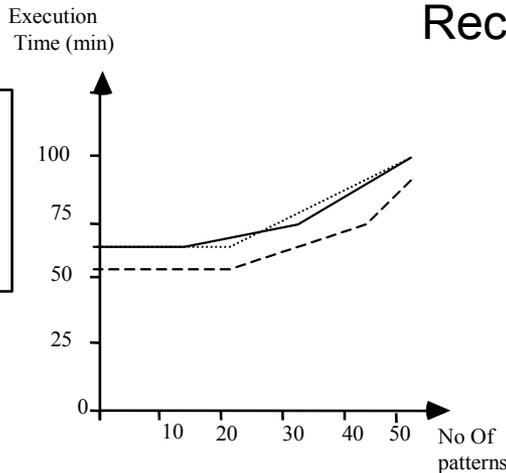
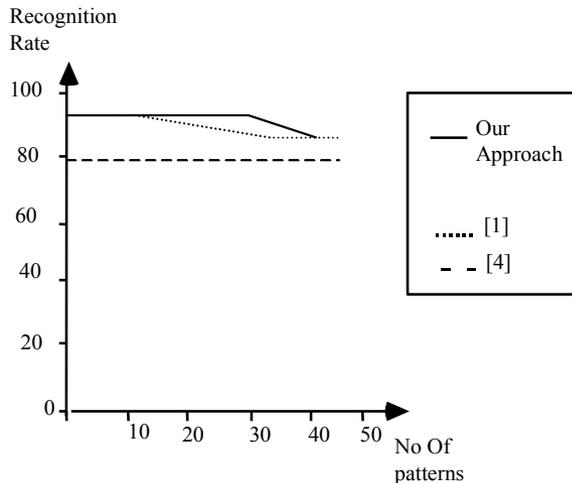
experimentos

- (N) = 10, umbral inicial= 3, datos a aprender: {0111110000, 0011111000, 0001111100, 0000111110, 0000011111, 1000001111, 1100000111, 1110000011, 1111000001, 1111100011}.
- Tasa reconocimiento= 91%
- $Tr = 91 \% \leq 95 \%$,
 - $umbral(t) = umbral(t-1) + (100 - Tr) * \alpha = 3 + (100-91)*0.1=3,9 \approx 4$
- umbral= 4, Tasa reconocimiento= 92% .
- $Tr = 92 \% \leq 95 \%$,
 - $Umbral(t) = umbral(t-1) + (100 - Tr) * \alpha = 4 + (100-92)*0.1=4,8 \approx 5.:$

Conclusión



Recognition rate Vs noise



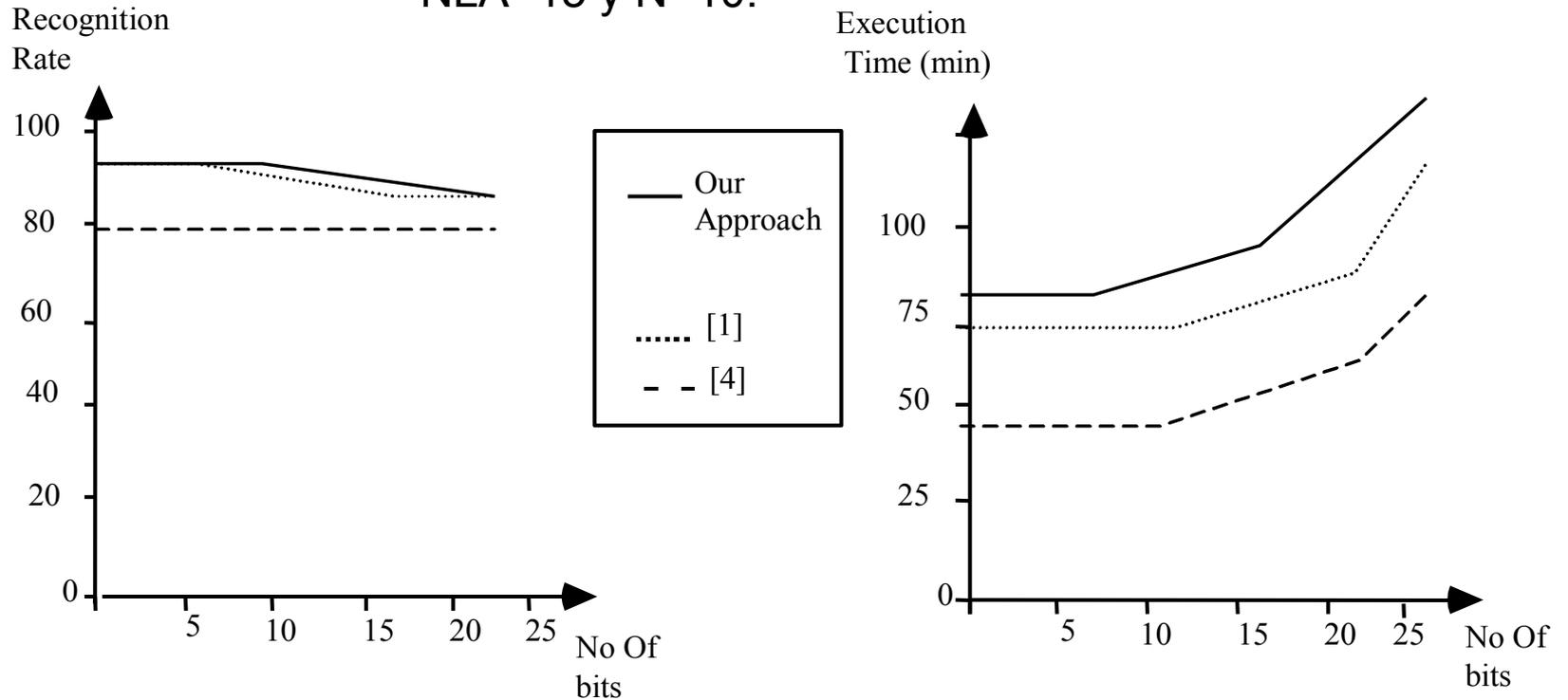
Comparison of the Recognition rate and execution time for a noise = 10%.

Recovered Data	Tr (i)
0011111000	80 %
0011111000	100 %
0001111100	100 %
0000111100	90 %
0000011111	100 %
1100000111	80 %
1100000111	100 %
1100000011	90 %
1110000011	80 %

Recognition or reading phase with threshold = 3.

Conclusión

NLA=15 y N=10.



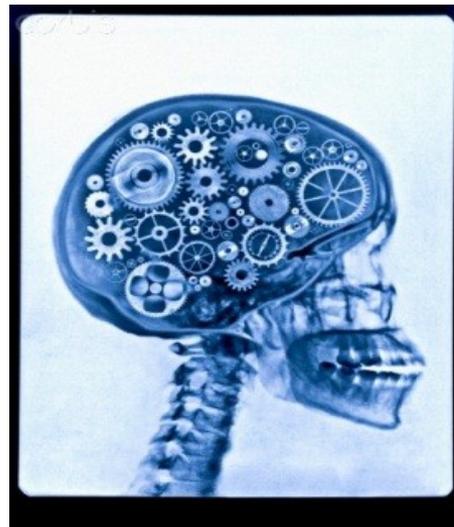
Comparison of the Recognition rate and execution time for a noise = 10% and different number of bits of the input patterns

Conclusión

Los resultados del experimento han mostrado como el utilizar un umbral adaptativo en el modelo de la SDM provee una mayor eficiencia en la fase de recuperación o lectura de los datos, es decir, aumenta significativamente la tasa de reconocimiento y permite además, obtener el valor umbral óptimo de manera que al entrenar nuevamente la SDM con ese valor óptimo se logra alcanzar en la fase de lectura o recuperación la tasa de reconocimiento máxima para el conjunto de datos de entrada.

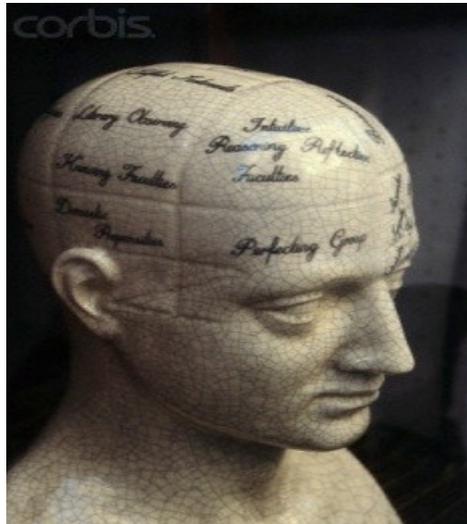
Este método es sumamente simple y podría ser aplicado a problemas más complejos como el reconocimiento de imágenes con grandes cantidades de bits.

Sistema Inteligente de Reconocimiento de Estados Cerebrales



INTRODUCCION

- En este momento uno de los retos de la medicina y la biología es entender las bases de la conciencia y los procesos mentales.
- Por este motivo se ha incrementado el estudio entre el comportamiento emocional y las bases moleculares que implican tales comportamientos.



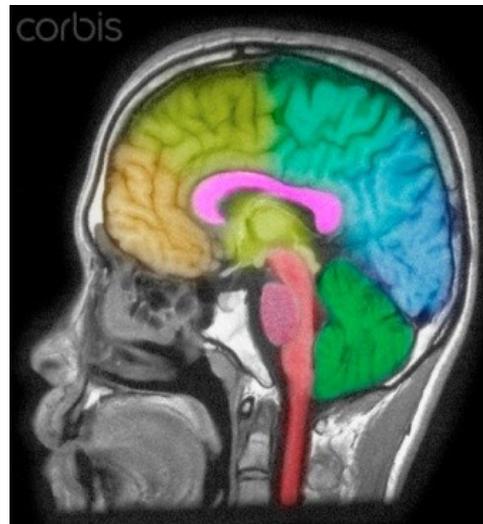
INTRODUCCION

- Los desordenes cerebrales estan caracterizados por enfermedades neurodegenerativas y estan determinados principalmente por alteraciones en los neurotransmisores.
- El analisis de NTs implica especificar los circuitos neuronales. Así, el almacenamiento, la alteración y la liberación de NTs puede producir desordenes cognitivos.



Planteamiento de Problema

- En los sistemas computacionales es muy importante entender las bases biológicas de la conciencia y los procesos de percepción, aprendizaje, memorización. Una manera es estudiar las sustancias químicas que actúan en el cerebro mientras un individuo realiza una actividad. Cada actividad causa que una parte del cerebro se active y una sustancia específica intervenga.

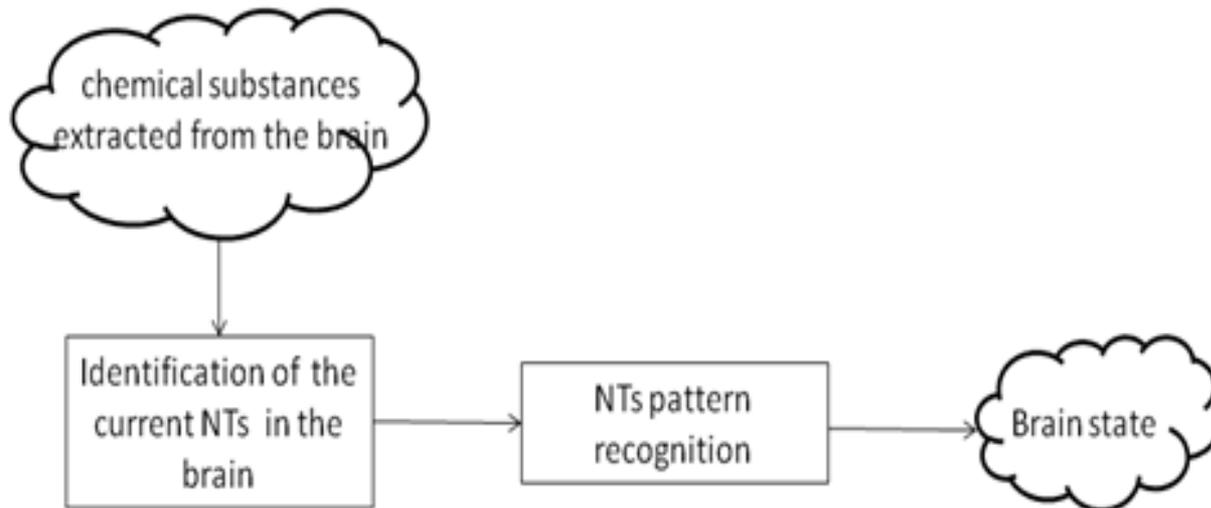


Arquitectura

- Se propone una arquitectura general para reconocer los estados cerebrales de un individuo la cual esta compuesta de dos módulos:
- El primer modulo analiza las sustancias químicas en el cerebro para identificar los neurotransmisores presentes en él en diferentes condiciones fisiologicas. Se basa en una teoría de resonancia adaptativa.
- El segundo módulo reconoce el patrón de NTs en el cerebro cuando un individuo realiza una actividad especifica. Este se basa en Sistemas Clasificadores.

Arquitectura

- De esta forma, nuestra arquitectura puede determinar el patrón actual NT en el cerebro, y con esta información, define su estado (la actividad actual de un individuo).
- Nuestra arquitectura puede ser utilizado por un robot, con el fin de interactuar con los seres humanos.

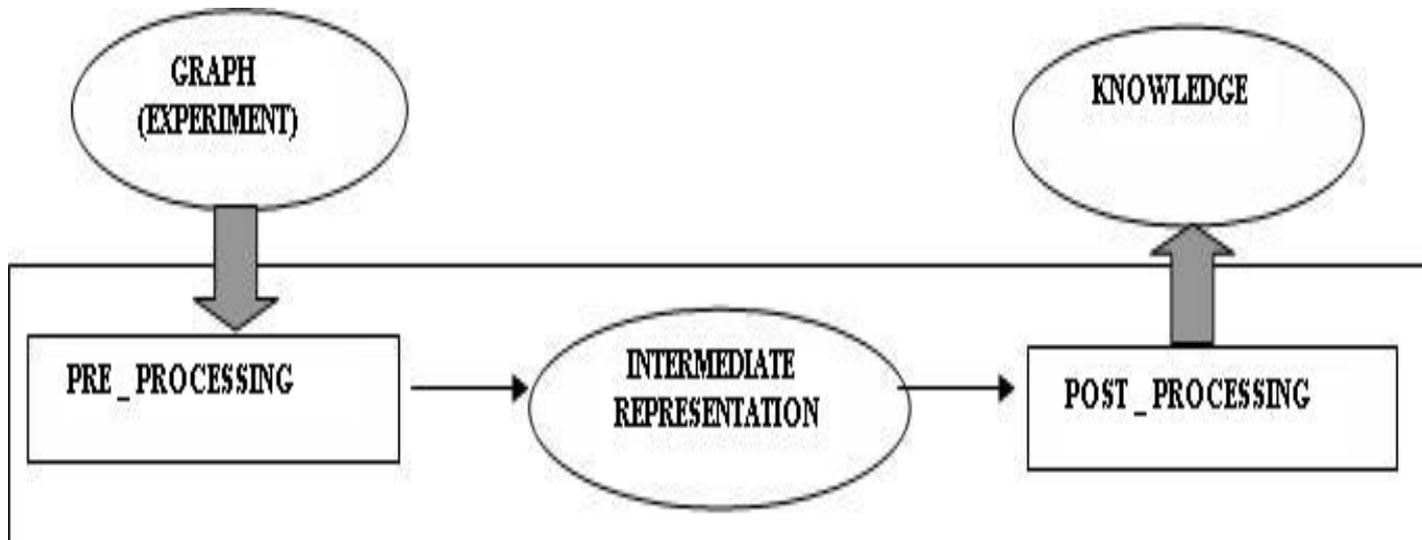


Primer Modulo: Clasificación y Análisis de los Picos (Identificación de NTs)

Ejecuta las siguientes tareas:

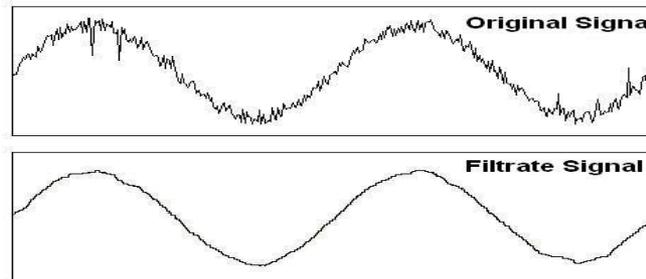
- Extrae de las graficas los picos que representan los NTs con el área y la altura.
- Construye un repositorio de datos con la información extraída de las gráficas
- Realiza tareas de minería de datos con la información de cada pico y los clasifica según su posición en la muestra.
- Realiza tareas de análisis estadístico para cada pico
- Construye un patrón de las muestras, dependiendo del número de picos y las sustancias que representan. Cada muestra es una actividad en un individuo

Primer Modulo. Proceso



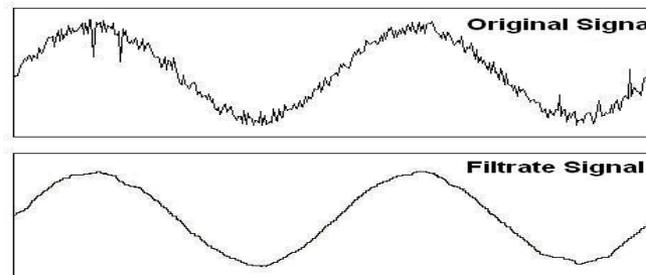
Primer Modulo.

- Representación Intermedia
- Filtro de Savitzky – Golay



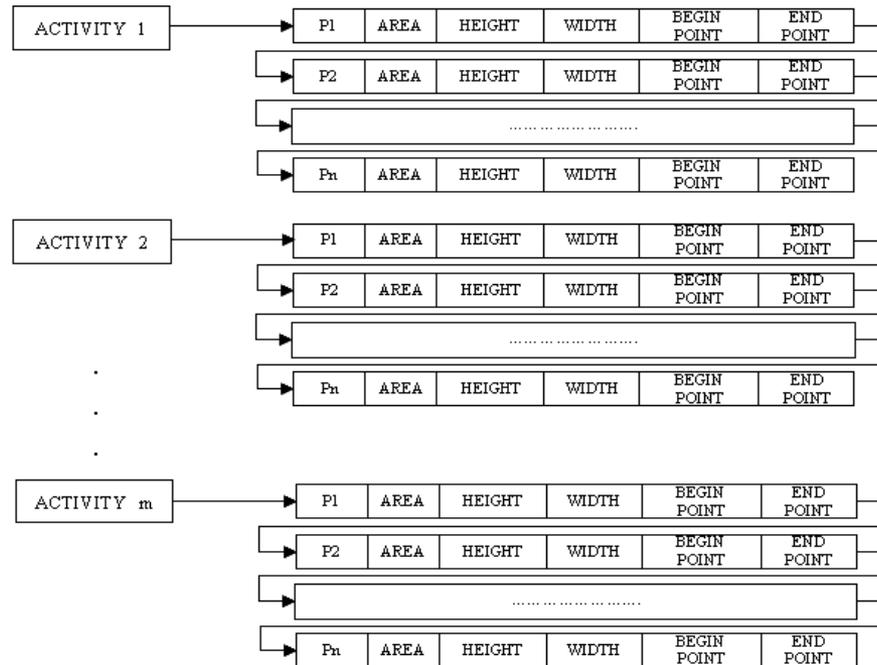
Nosotros obtenemos
área, altura, punto de
inicio, punto de fin,
altura

Extracción de los picos



Primer Modulo.

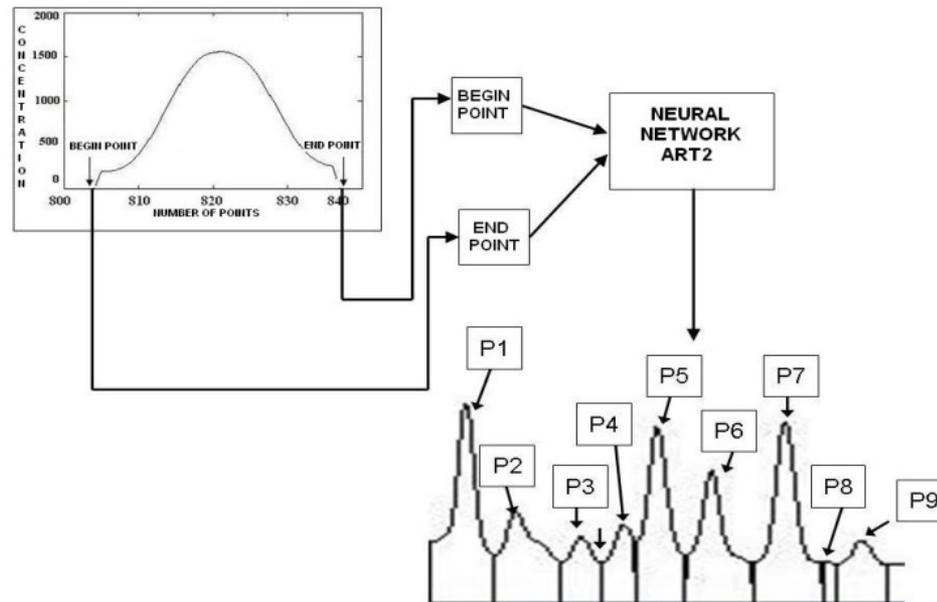
- Repositorio de Datos



ACTIVITY 1 ... ACTIVITY m represent different activities that the rodent can do to make
P1 ... Pn represents the peaks that are in each sample

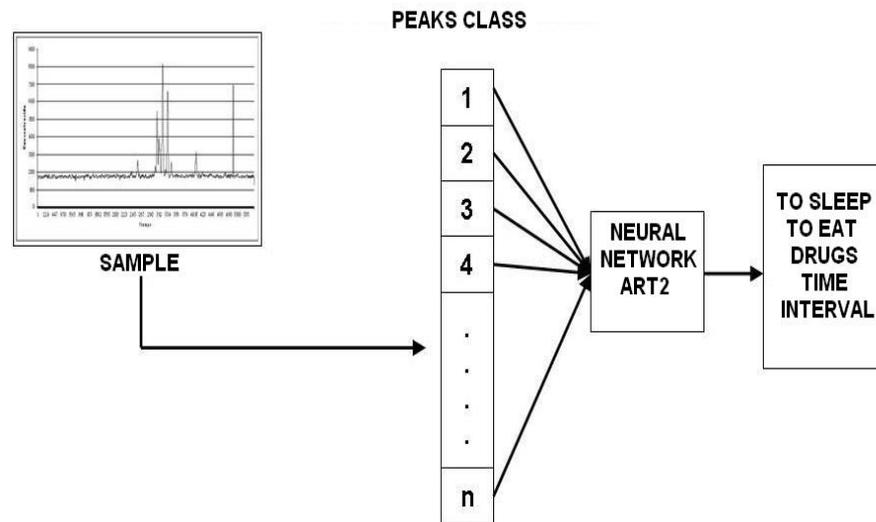
Primer Modulo.

- Clasificador utilizando la Teoría de Resonancia Adaptativa
- Red Neuronal para clasificar los picos



Primer Modulo.

- Clasificador utilizando la Teoría de Resonancia Adaptativa
- Red Neuronal para clasificar una determinada actividad de un individuo.



Segundo Modulo

- Reconocimiento del patrón de NTs
- Este modulo esta basado en un Sistema difuso para el análisis de líquidos biológicos llamado FSALB
- Estructura del FSABL
- La estructura de las reglas es:

```
If <heightSubstanceType> then <effect>
If <heightSubstanceType> and <AverageHeightSubstanceType> then <NeuralFunction>
If <AverageHeightSubstanceType> and <StandarddeviationSubstanceType> then
    <NeuralCircuitFunction>
If
<heightSubstanceType>y<AverageHeightSubstanceType>y<StandarddeviationSubstanceType>
then <effect> and<NeuralFunction> and <NeuralCircuitFunction> and< AssociatedIllness>
```

Segundo Modulo

- Conjunto Difuso y definición de las variables difusas
- Las sustancias estudiadas son Gab, Serotonina, Acetilcolina, Histamina, Dopamina, Glutamato y Aspartato
- Altura de la Sustancia. Esta variable posee 3 características, cada uno representa un conjunto difuso: bajo, normal, alto.
- Promedio de Altura. Esta variable posee 3 conjuntos difusos: bajo, intermedio y alto.
- Desviación estándar Altura: Conjuntos difusos Alto, bajo
- Efecto: Conjuntos difusos: inhibidor, sin efecto, exitador

Segundo Modulo

- Conjunto Difuso y definición de las variables difusas
- Función Neuronal: Afecta,
- Función del Circuito Neuronal: Los conjuntos difusos son: produce cambios, No produce cambios.
- Desorden Asociado.
 - Ansiedad
 - Depresión
 - Alzheimer
 - Parkinson