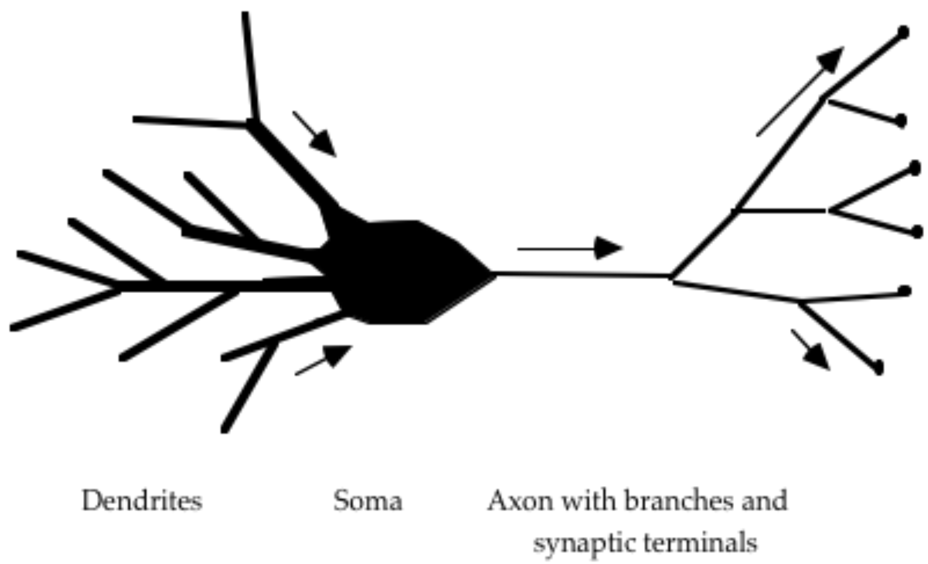
Teoría del Cerebro y Neuroinformática

Neuronas, redes neuronales y sistemas dinámicos

Maestría en Ciencias en Computación

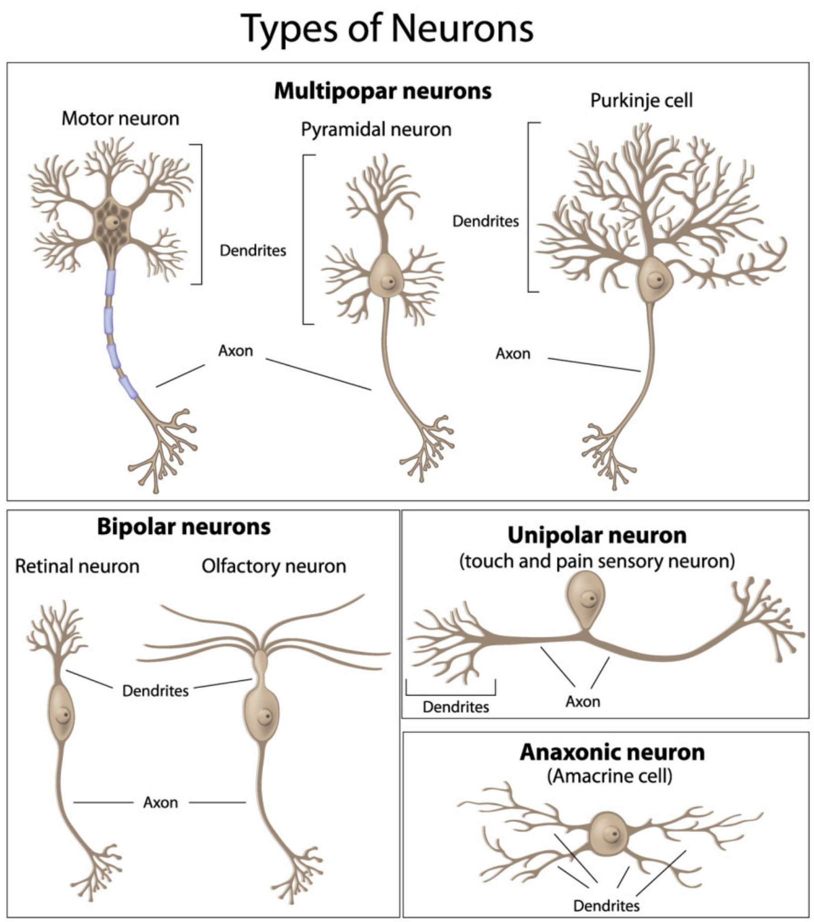
ITAM

La neurona biológica “básica”



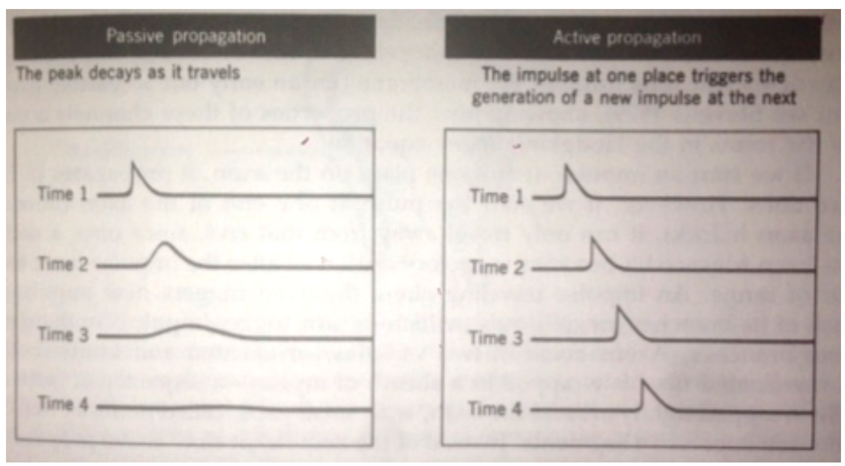
- El **soma** y las **dendritas** actúan como superficie de entrada
- El **axón** lleva las salidas.
- Las extremidades de las ramas del axón forman **sinapsis** sobre otras neuronas o sobre efectores (aunque las sinapsis pueden ocurrir a lo largo de las ramas de un axón así como los extremos).
- Las flechas indican la dirección del flujo de información "típico" de entradas a salidas.

Otros tipo de neuronas



De propagación pasiva a activa

- Para las células "cortas", la propagación pasiva es suficiente para indicar un cambio potencial de un extremo a otro;
- Si el axón es largo, esto es inadecuado ya que los cambios en un extremo se desintegrarían casi completamente antes de llegar al otro extremo.
- Si el cambio en la diferencia de potencial es suficientemente grande, entonces en una configuración cilíndrica tal como el axón, un pulso puede propagar activamente. Las ecuaciones de Hodgkin-Huxley (1952)



Sinapsis excitatorias e inhibitorias

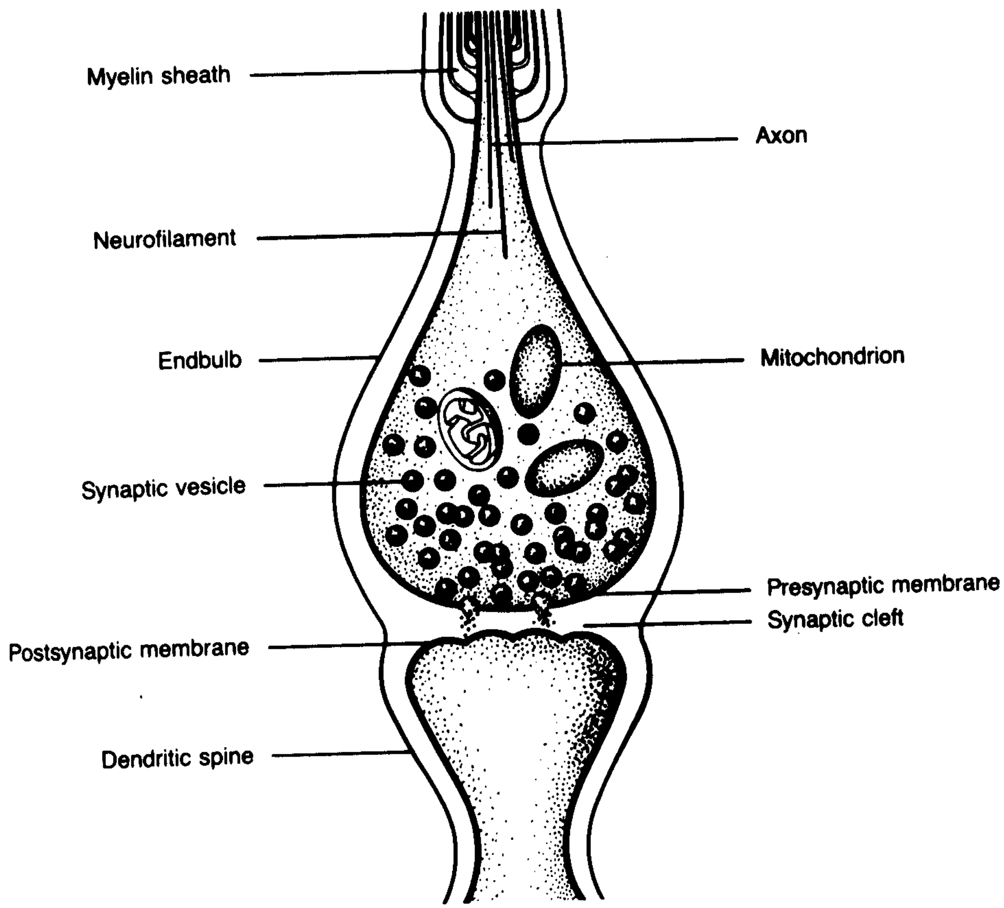
- La ley de Dale establece que cada neurona libera una sola sustancia transmisora. (Una "primera aproximación")
- Esto no significa que las sinapsis hechas por una sola neurona sean todas excitadoras o todas inhibitorias.
- Comprensión moderna: Los canales que "abren" y "cierran" proporcionan los mecanismos para la ecuación de Hodgkin-Huxley, y esta noción de canales se extiende a la transmisión sináptica.

Sinapsis excitatorias e inhibitorias

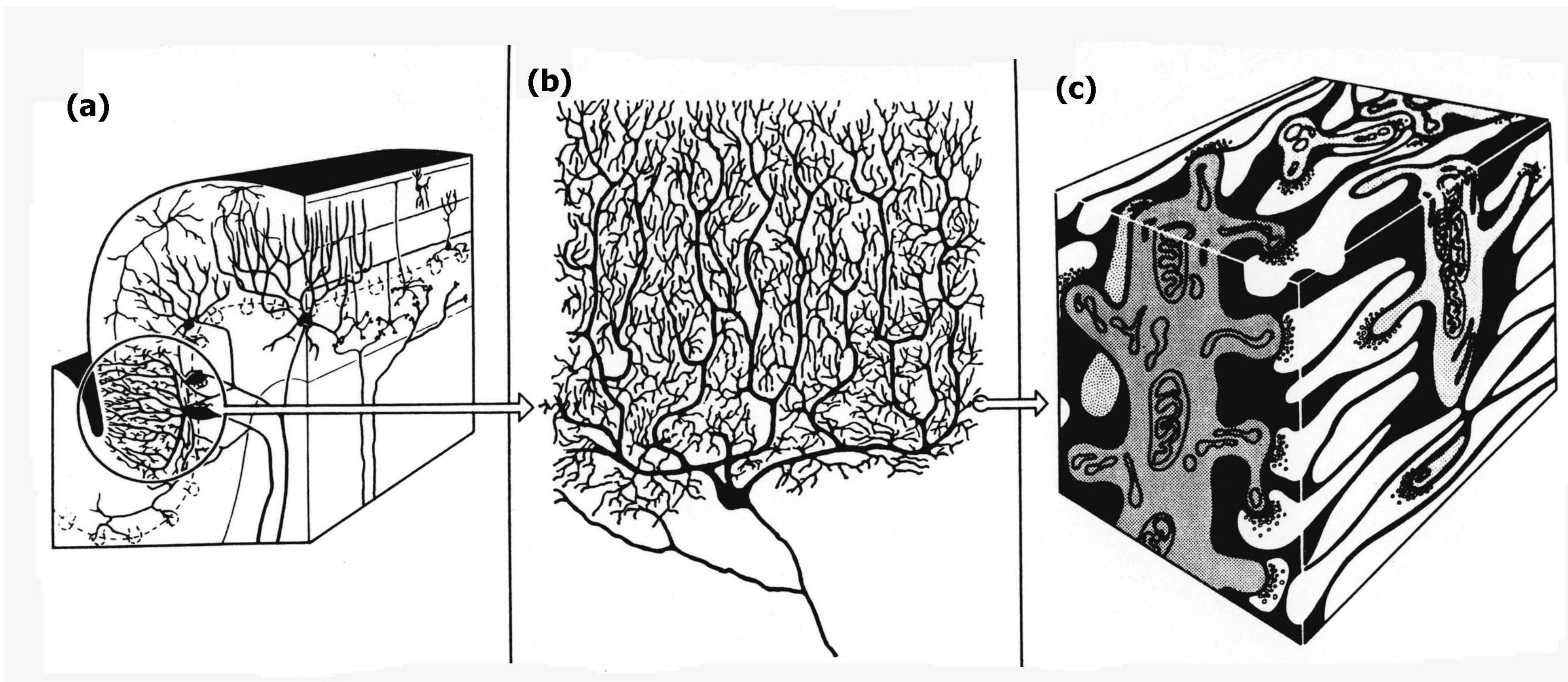
- La acción de una sinapsis depende tanto del transmisor liberado presinápticamente como de los receptores especializados en la membrana postsináptica.
- Además, las neuronas pueden secretar transmisores que actúan como neuromoduladores de la función de un circuito en una escala de tiempo bastante extendida.

ITAM

Una sinapsis



Nivel de detalle de neurona a sinapsis

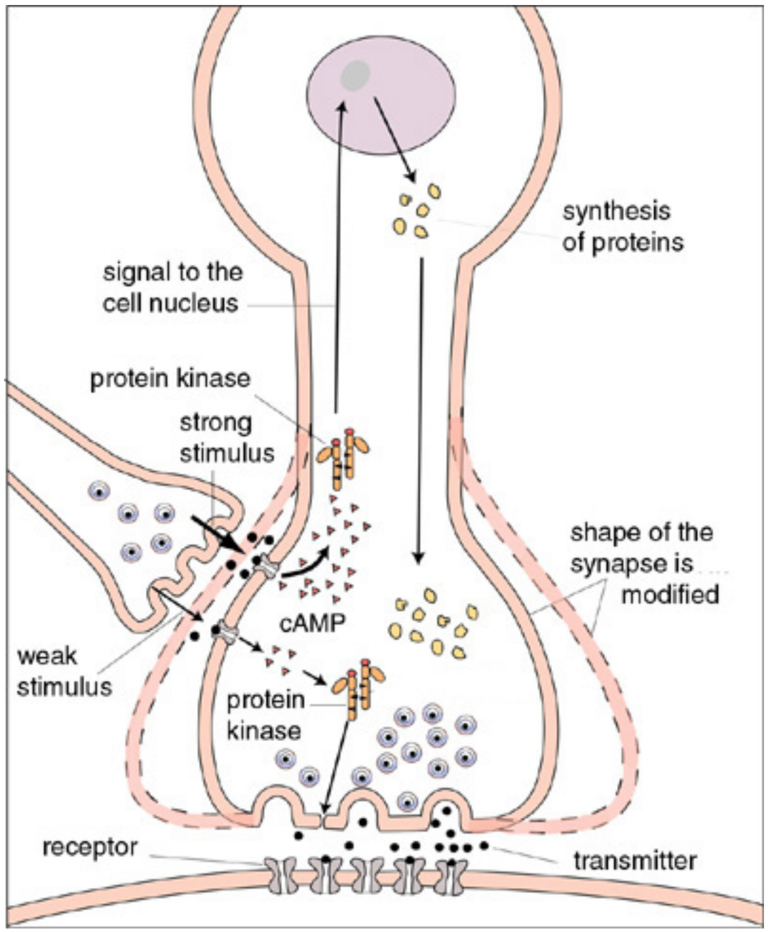


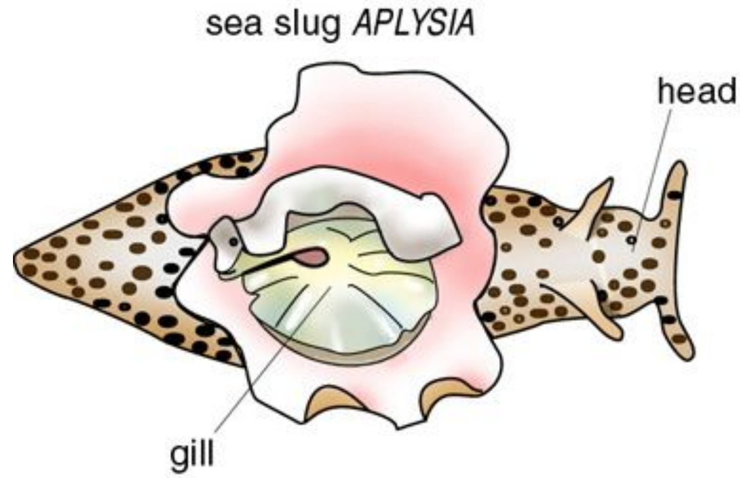
Un pedazo de cerebelo

Una célula de Purkinje

Sólo unas pocas de las sinapsis de fibras paralelas en una rama del árbol dendrítico

La neuroquímica de la plasticidad sináptica: "El fundamento del aprendizaje y la memoria"





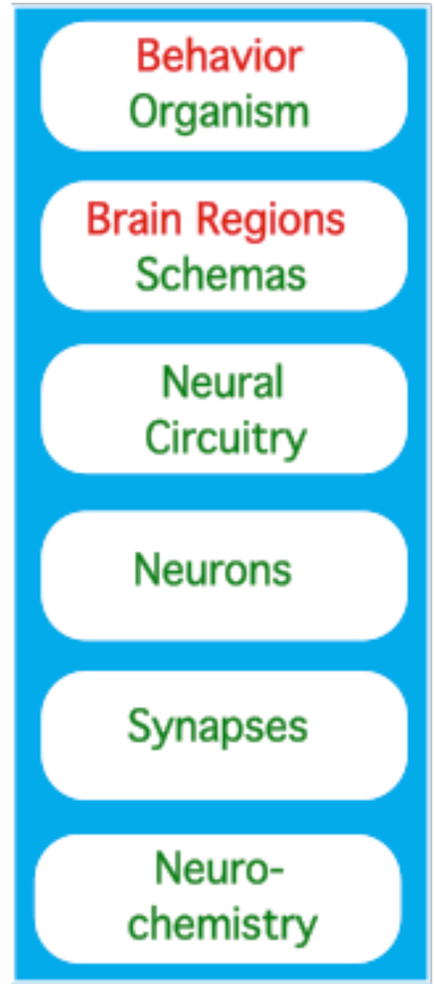
La visión de Eric Kandel de cómo los cambios moleculares en una sinapsis pueden producir "memoria a corto plazo" y "memoria a largo plazo" en Aplysia

ITAM

Las aproximaciones son cruciales

- 10^{11} neuronas con 10^{4} o más sinapsis,
- Cada una de las cuales es una máquina química compleja

- Un reto general:
  - Utilizando análisis computacional y matemático para validar las simplificaciones que nos permiten
    - encontrar la proyección correcta de la complejidad de las unidades en un nivel de análisis
    - para proporcionar componentes para los modelos a gran escala en el siguiente nivel de análisis.

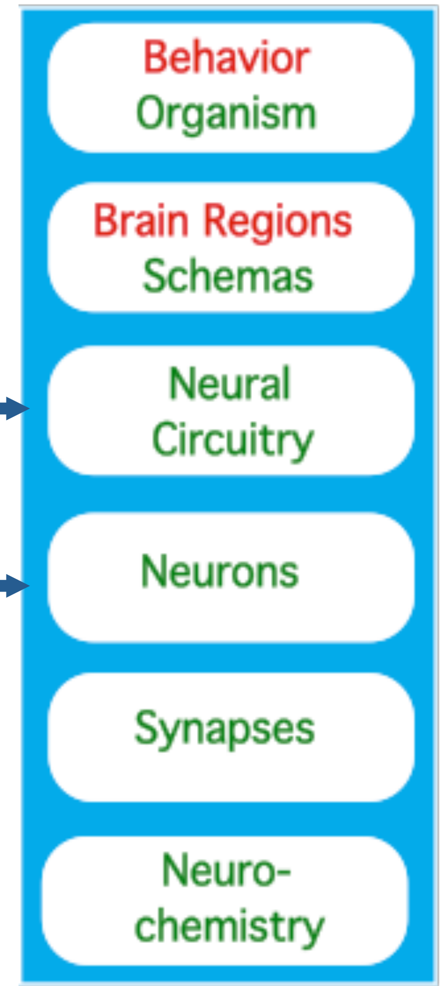


ITAM

Modelado y análisis de datos multinivel

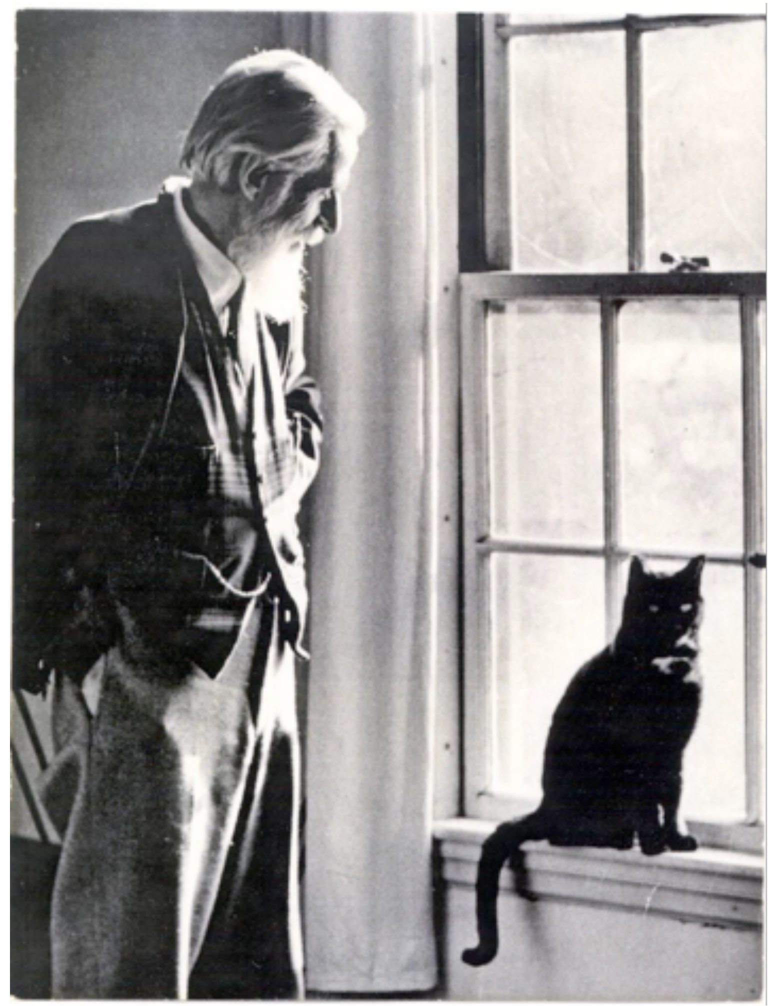
- Redes Neuronales de McCulloch-Pitts
- (Lógica y teoría de la computabilidad)

- Modelo del potencial de acción de Hodgkin-Huxley (propagación de picos)
- (Ecuaciones diferenciales no lineales)



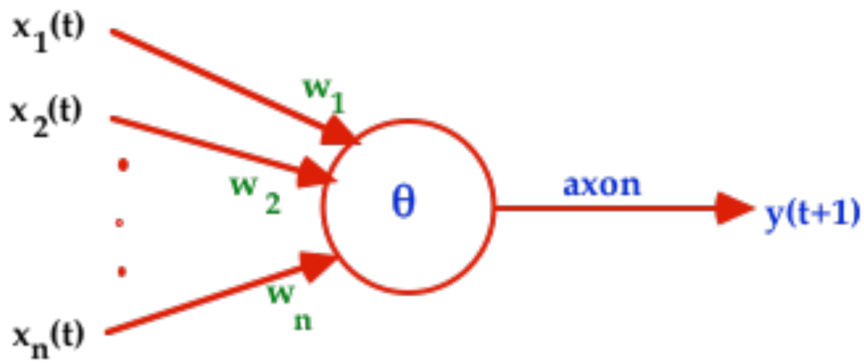
De la mente a las redes neuronales

- Warren McCulloch
  - “What is a man that he may know a number, and a number that a man may know it?"
- Un enfoque basado en la filosofía:
  - Inspirado por Kant y Leibnitz, tratando de asignar la lógica a la función neuronal
  - Matemáticas: Lógica matemática (lógica proposicional, teoría de la computabilidad de Turing)



Neurona McCulloch–Pitts

- Una neurona de McCulloch-Pitts opera en una escala de tiempo discreta, t = 0, 1, 2, 3, ... con una marca de tiempo igual a un periodo refractario



- En cada paso de tiempo, una entrada o salida es
- Prendida o apagada - 1 o 0, respectivamente.
- Cada conexión o sinapsis desde la salida de una neurona a la entrada de otra, tiene un peso asociado.

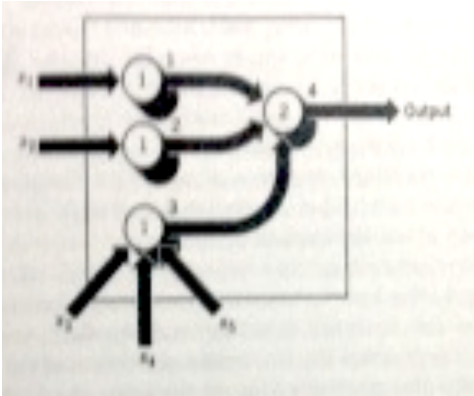
Sinapsis excitatorias e inhibitorias

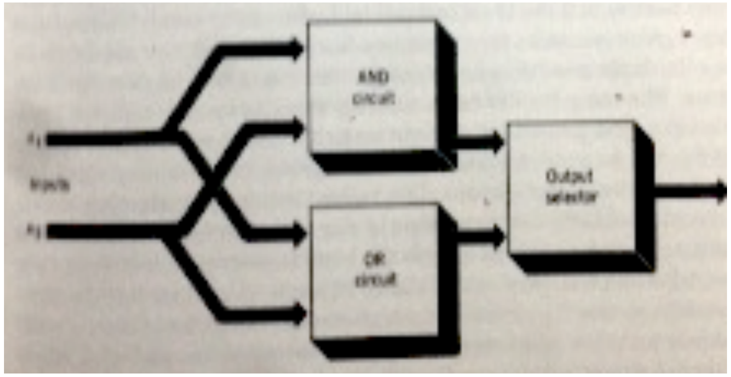
- Llamamos sinapsis
  - Excitatoria si $w_i > 0$, e
  - Inhibitoria si $w_i < 0$.
- También asociamos un umbral θ con cada neurona

- Una neurona se dispara (es decir, tiene el valor 1 en su línea de salida) en el instante t + 1 si la suma ponderada de entradas en t alcanza o pasa θ:
  - $y(t+1) = 1$ if and only if $\sum w_i x_i(t) \geq \theta$.

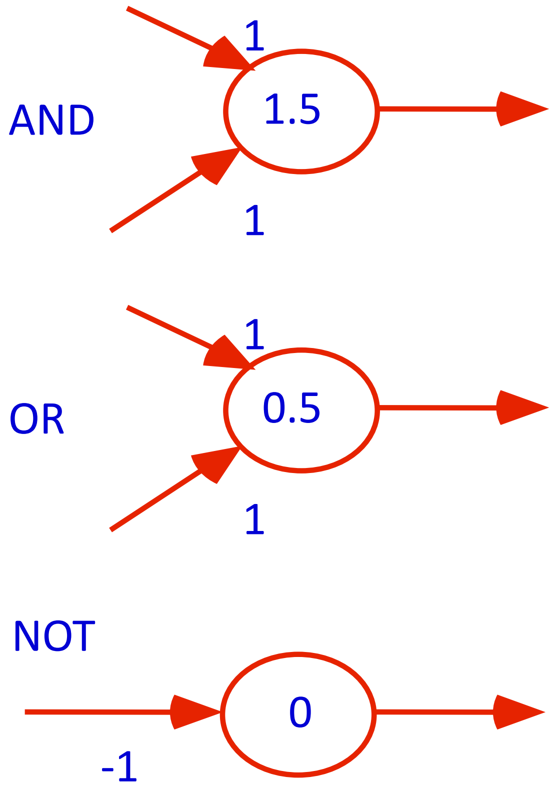
Estructura en relación con función

- Circuitos homólogos
- Debemos tener cautela al separar funciones de estructura, aún estando el circuito activo puede alguna función no estas presente





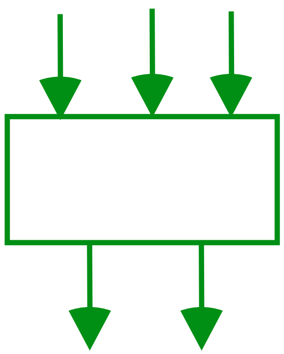
De neuronas lógicas a autómatas de estados finitos



Theorem 1. Each Boolean function, represented by a syntactic tree, can be alternatively expressed in a form of neural network composed of logical neurons that correspond to connectives from the given formula.

Theorem 2. An arbitrary Boolean function f can be simulated by a 3-layer neural network.

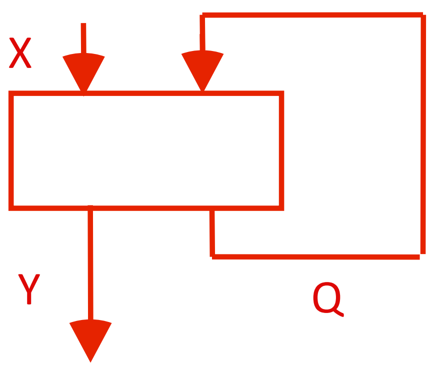
De neuronas lógicas a autómatas de estados finitos



Boolean Net

X → Y

Theorem 5. Each neural network can be represented by an equivalent finite state machine with output.



Finite Automaton

Theorem 6. Each finite state machine with output (i.e. the Mealy automaton) can be represented by an equivalent recurrent neural network.

Técnicamente relevante

- Una buena visión global de la capacidad computacional de entrada-salida de las redes neuronales
- Una base importante para la tecnología de redes neuronales artificiales
  - Con la adición de reglas de aprendizaje
- Pero no da cuenta neurona-por-neurona de las funciones del cerebro:
  - La lógica es una actividad culturalmente tardía de grandes poblaciones neuronales, no una expresión directa de la función neural.

Aumentando el realismo de los modelos neuronales

- La neurona McCulloch-Pitts de 1943 es importante como base para:
  - El análisis lógico de lo neuronalmente computable, y
  - El diseño actual de algunos dispositivos neuronales (especialmente cuando se aumentan las reglas de aprendizaje para ajustar los pesos sinápticos).

- Sin embargo, ya no se considera un modelo útil para establecer contacto con datos neurofisiológicos referentes a neuronas reales.

Alan Hodgkin y Andrew Huxley

- "¿Cuáles son la dinámica del potencial del axón (propagación del disparo a lo largo del axón)?"
- Matemáticas: Ecuaciones diferenciales ordinarias
- Un enfoque basado en datos:
  - Axón de calamar gigante →
  - Datos masivos →
  - Ajuste de curvas →
  - Ecuaciones diferenciales que describen elegantemente estas curvas
- Posteriormente, las matemáticas y el análisis computacional exploran las implicaciones de gran alcance de las ecuaciones de Hodgkin-Huxley

Hodgkin & Huxley

Del ajuste de la curva al análisis no lineal

- Ecuaciones de Hodgkin-Huxley: 4 ecuaciones diferenciales acopladas

$$C\, dV/dt = -\, g_L(V - V_L) + I_a -\; g_{Na}m^3h(V - V_{Na}) - g_K n^4(V - V_K)$$

F: Fuga   Na: Sodio   K: Potasio

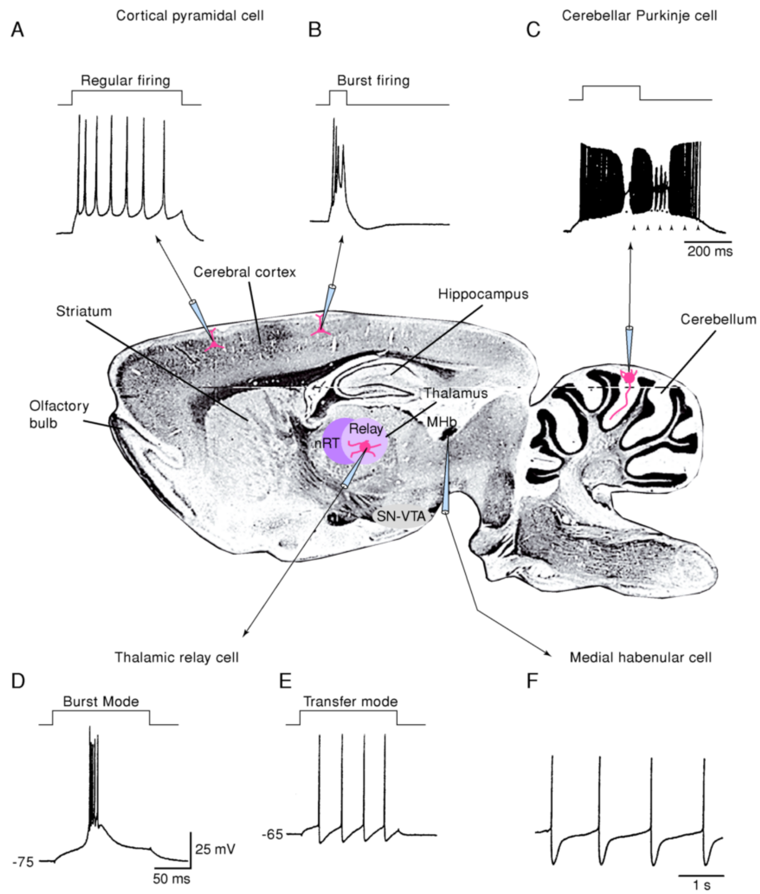
donde

$$dm/dt = \alpha_m(V)\,(1 - m) - \beta_m(V)\, m$$
$$dn/dt = \alpha_n(V)\,(1 - n) - \beta_n(V)\, n$$
$$dh/dt = \alpha_h(V)\,(1 - h) - \beta_h(V)\, h$$

- Con las α s y β s encontradas por ajuste de curvas
- Y las formas m^3h y n^4 añaden una profunda comprensión intuitiva que anticipa la estructura de los canales.

- Muchas propiedades de estas ecuaciones de Hodgkin-Huxley de 4 variables se pueden explorar analíticamente o cualitativamente mediante ecuaciones diferenciales bidimensionales.
  - disparo espontáneo
  - disparo que sigue el estímulo de entrada
  - ráfagas

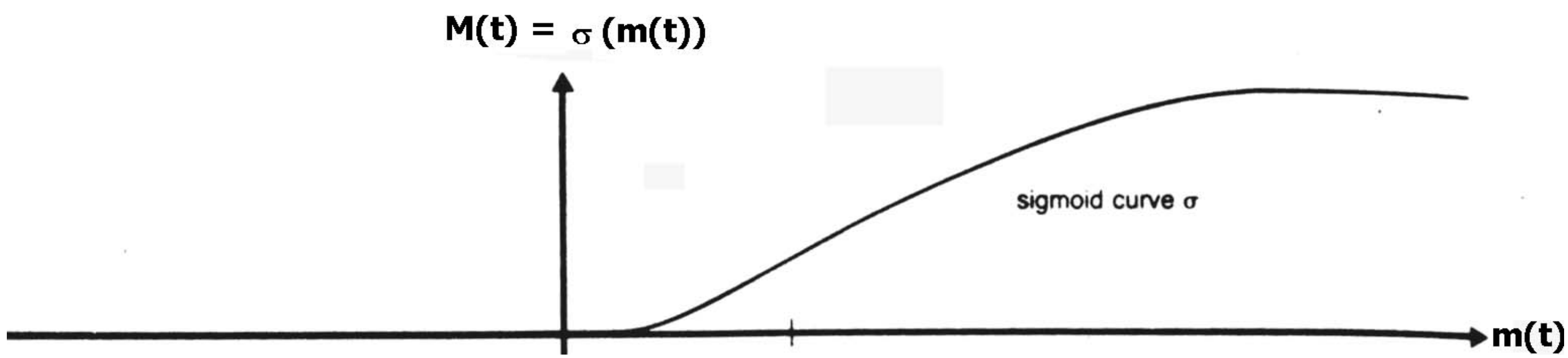
Tipos de disparo



ITAM

Neurona integradora con fugas

- El modelo de neurona "realista" más simple es un modelo de tiempo continuo de un sólo compartimiento basado en
- La tasa de disparo (por ejemplo, el número de picos que atraviesan el axón en los últimos 20 ms.) como una medida de como varía continuamente de la actividad de la célula
- El estado de la neurona se describe por una sola variable, el potencial de membrana.
- La tasa de disparo es aproximada por una sigmoide, función del potencial de membrana.



Modelo del integrador con fugas

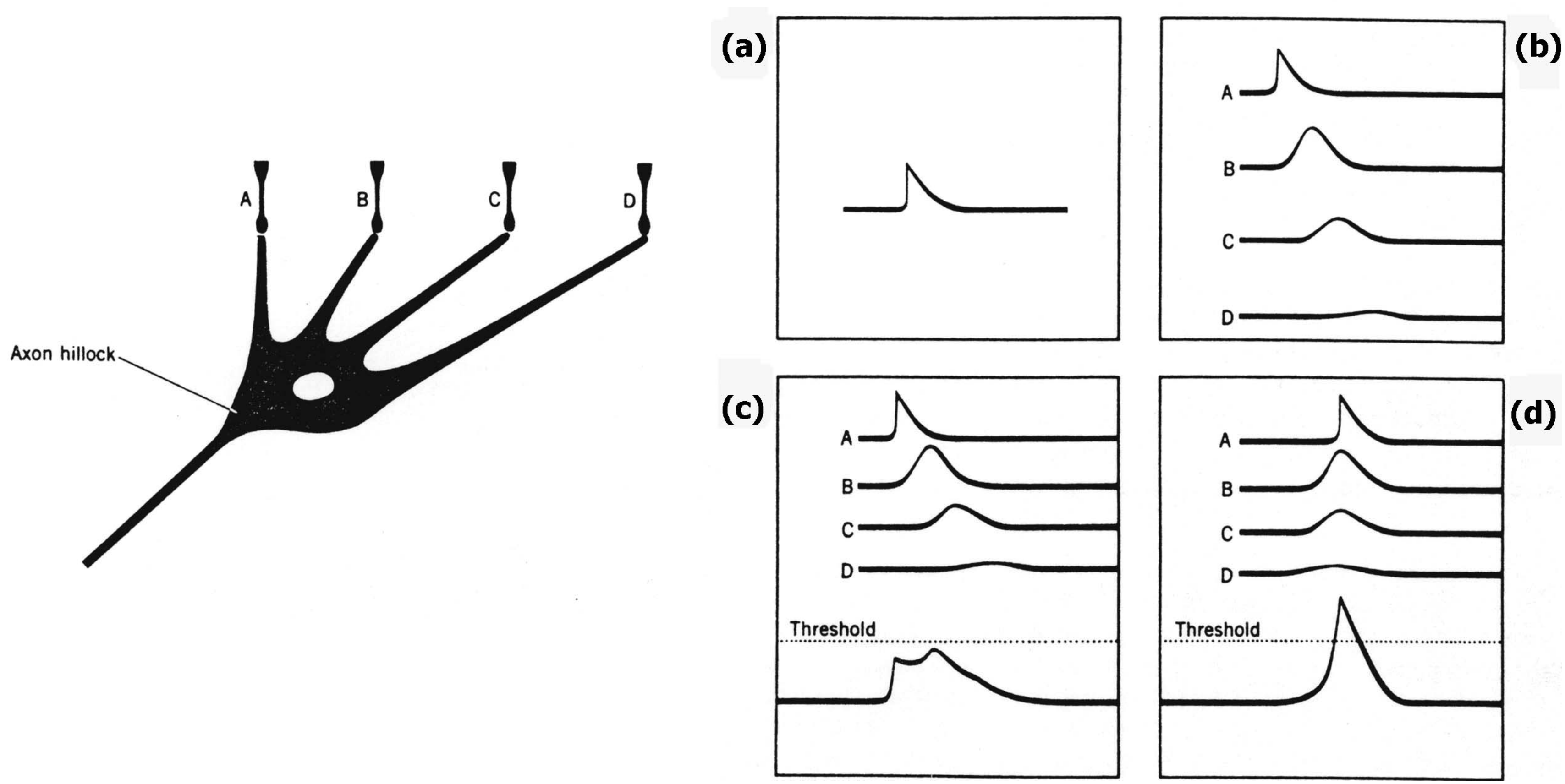
$$\tau \cdot \dot{m}(t) = -m(t) + h$$

- Tiene la solución $m(t) = m(0)e^{-t/\tau} + h\left(1 - e^{-t/\tau}\right)$
  - para la constante de tiempo t> 0.
- Ahora agregamos entradas sinápticas para obtener el modelo del integrador con fugas:

$$\tau \cdot \dot{m}(t) = -m(t) + \sum_i w_i X_i(t) + h$$

- Donde $X_i(t)$ es la tasa de disparo en la i-ésima entrada.
- La entrada excitatoria (w_i> 0) aumentará $\dot{m}(t)$
- La entrada inhibidora (w_i <0) tendrá el efecto opuesto.

Modelo detector de movimiento de Rall



Modelos alternativos

- Existen sinapsis inhibitorias que parecen mejor descritas por la inhibición de derivación que, aplicada en un punto dado de una dendrita, sirve para dividir, en lugar de restar, el cambio potencial que se propaga pasivamente a partir de las sinapsis más distales.
- El modelo de "frecuencia agrupada" no puede modelar los sutiles efectos temporales relativos cruciales para nuestro ejemplo de detector de movimiento - estos podrían ser aproximados introduciendo términos de retardo apropiados

$$\tau \cdot \dot{m}(t) = -m(t) + \sum_i w_i X_i(t - t_i) + h$$

Ningún enfoque de modelado es automáticamente apropiado

- Más bien buscamos encontrar el modelo más simple adecuado para abordar la complejidad de una determinada gama de problemas.

- El Lenguaje de Simulación Neural NSLJ proporciona herramientas para modelar sistemas neuronales complejos - especialmente (pero no sólo) cuando las neuronas son modeladas como neuronas integradoras con fugas.