

Intro.
oo
oooo
o

Neur.
o
o
ooo

Math
o
ooo
ooo

Modél.
ooo
oooo

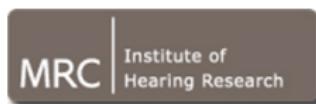
Data
o
ooo

Ref&Conc
o
oo

Mathématiques pour les neurosciences

une petite présentation

Al Levity



The University of
Nottingham

allevity@ihr.mrc.ac.uk

Intro.
●○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

- Santiago Ramón y Cajal, fin du XIXème siècle, père des neurosciences.
- Hodgkin-Huxley, 1952
analogie entre un neurone et un système électrique,
- Aujourd'hui, on essaie de déchiffrer le code neuronal.

Quels rôles ont les mathématiques là-dedans ?

Intro.
●○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

- Santiago Ramón y Cajal, fin du XIXème siècle, père des neurosciences.
- Hodgkin-Huxley, 1952 analogie entre un neurone et un système électrique,
- Aujourd'hui, on essaie de déchiffrer le code neuronal.

Quels rôles ont les mathématiques là-dedans ?

Intro.
●○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

- Santiago Ramón y Cajal, fin du XIXème siècle, père des neurosciences.
- Hodgkin-Huxley, 1952 analogie entre un neurone et un système électrique,
- Aujourd'hui, on essaie de déchiffrer le code neuronal.

Quels rôles ont les mathématiques là-dedans ?

- Santiago Ramón y Cajal, fin du XIXème siècle, père des neurosciences.
- Hodgkin-Huxley, 1952
analogie entre un neurone et un système électrique,
- Aujourd'hui, on essaie de déchiffrer le code neuronal.

Quels rôles ont les mathématiques là-dedans ?

Intro.
●○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

- Santiago Ramón y Cajal, fin du XIXème siècle, père des neurosciences.
- Hodgkin-Huxley, 1952 analogie entre un neurone et un système électrique,
- Aujourd'hui, on essaie de déchiffrer le code neuronal.

Quels rôles ont les mathématiques là-dedans ?

Modéliser et analyser.

Intro.

○ ●
○ ○ ○○
○

Neur.

○
○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

○
○○

Ref&Conc

○
○○

Modéliser

What I cannot create I do not understand.

<p>What I cannot create, I do not understand.</p> <p><u>I know how to solve every problem that has been solved</u></p>	<p>Why const × soft PC</p> <p>TO LEARN:</p> <ul style="list-style-type: none"> Bethe Ansatz Prob. Kondo 2-D Hall acel. Temp Non Linear Chemical Hydro

$\textcircled{1} f = u(r, \alpha)$
 $g = v(r, z) u(r, z)$
 $\textcircled{2} f = 2 |r, \alpha| (u, \alpha)$

Richard Feynman (1918-1988)

Les échelles (scaling)

Exemple physique : du macroscopique au microscopique.

La physique théorique cherche encore une théorie unificatrice.

Intro.

○○
●○○○
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

○
○○

Ref&Conc

○
○○

Les échelles (scaling)

Exemple physique : du macroscopique au microscopique.



La physique théorique cherche encore une théorie unificatrice.

Intro.

○○
●○○○
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

○
○○

Ref&Conc

○
○○

Les échelles (scaling)

Exemple physique : du macroscopique au microscopique.



La physique théorique cherche encore une théorie unificatrice.

Les échelles (scaling)

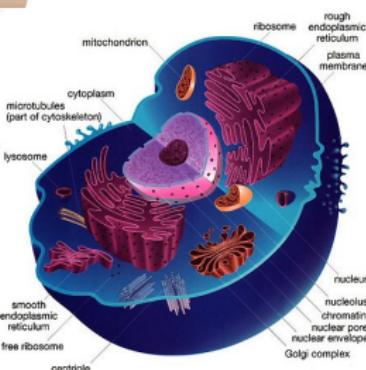
Exemple physique : du macroscopique au microscopique.



La physique théorique cherche encore une théorie unificatrice.

Les échelles (scaling)

Exemple physique : du macroscopique au microscopique.



La physique théorique cherche encore une théorie unificatrice.

Intro.

○○
●○○○
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

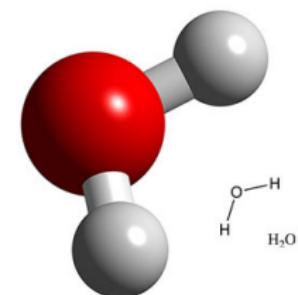
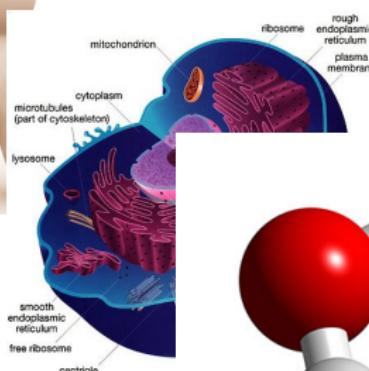
○
○○○

Ref&Conc

○
○○

Les échelles (scaling)

Exemple physique : du macroscopique au microscopique.



La physique théorique cherche encore une théorie unificatrice.

Intro.

○○
○●○○
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

○
○○

Ref&Conc

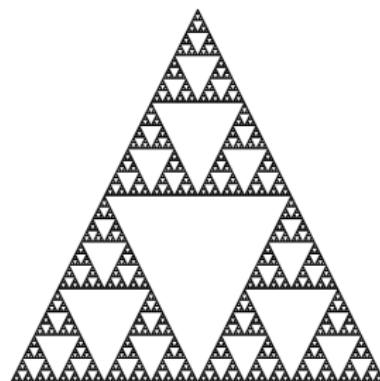
○
○○

Les échelles (scaling)

Exemple Mathématique : un monde sans échelles.
Les fractales (auto-similaires)

Les échelles (scaling)

Exemple Mathématique : un monde sans échelles.
Les fractales (auto-similaires)



Intro.

○○
○●○○
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

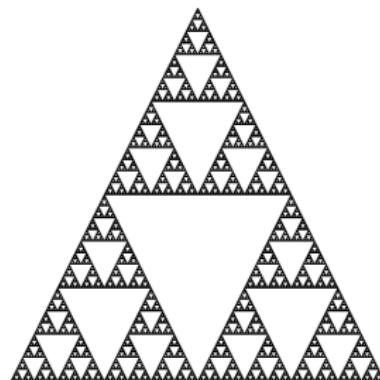
○
○○

Ref&Conc

○
○○

Les échelles (scaling)

Exemple Mathématique : un monde sans échelles.
Les fractales (auto-similaires)



Intro.

○○
○●○○
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

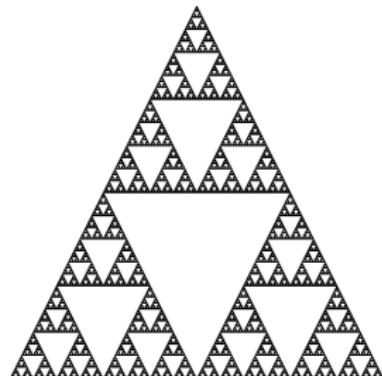
○
○○

Ref&Conc

○
○○

Les échelles (scaling)

Exemple Mathématique : un monde sans échelles.
Les fractales (auto-similaires)



Intro.

○○
○●○○
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

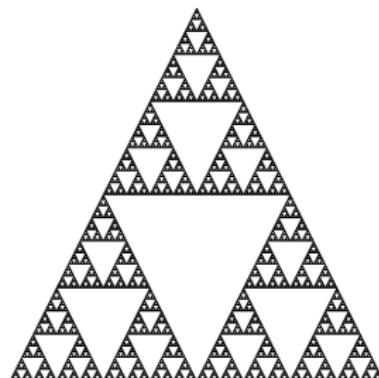
○
○○

Ref&Conc

○
○○

Les échelles (scaling)

Exemple Mathématique : un monde sans échelles.
Les fractales (auto-similaires)



(Sierpinski,



Escher,



Droste effect)

Les échelles (scaling)

Exemple Mathématique : un monde d'échelles.

Les fractales (non auto-similaires)

Intro.

○○
○○●○
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

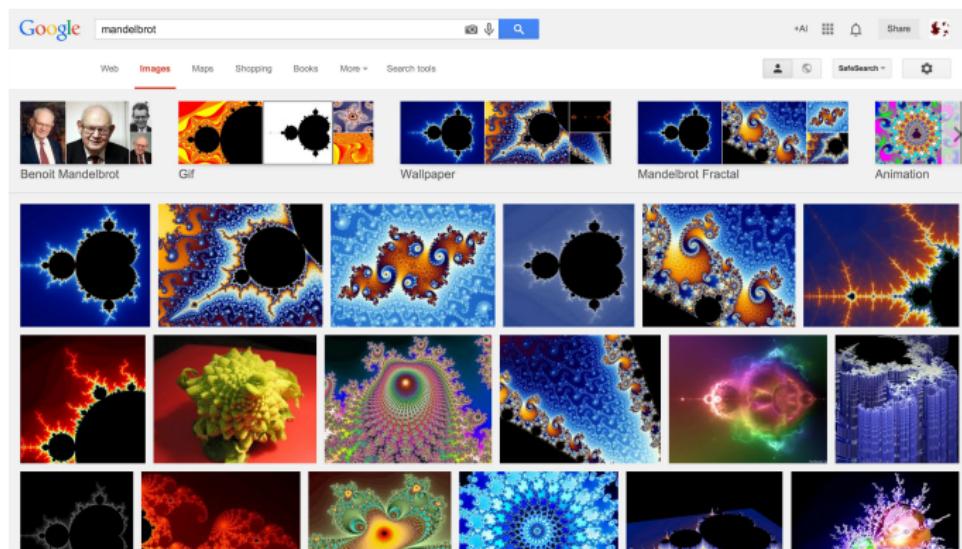
○
○○

Ref&Conc

○
○○

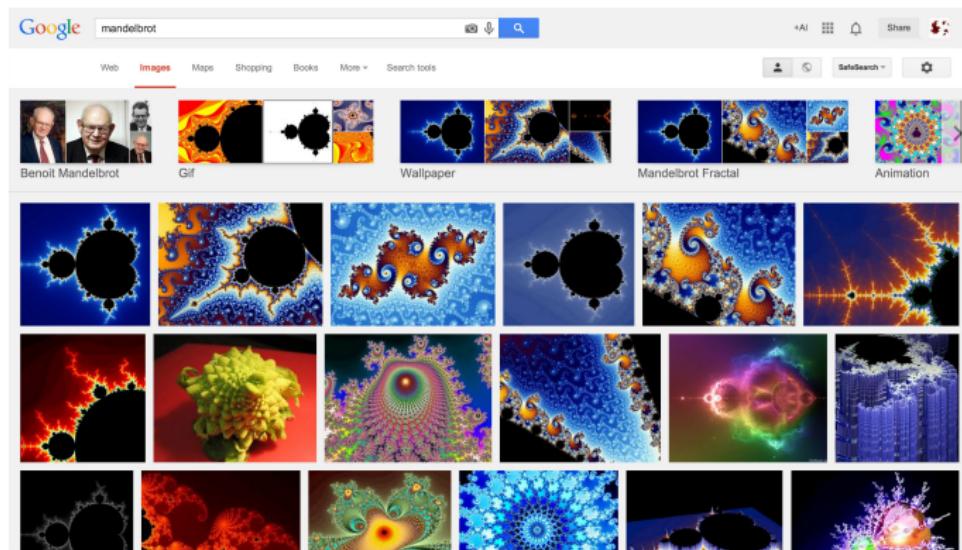
Les échelles (scaling)

Exemple Mathématique : un monde d'échelles.
Les fractales (non auto-similaires)



Les échelles (scaling)

Exemple Mathématique : un monde d'échelles.
Les fractales (non auto-similaires)



<http://www.htwins.net/mandyzoom/>

<http://www.youtube.com/watch?v=tzNjmSGVs6o>

Intro.

○○
○○○●
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

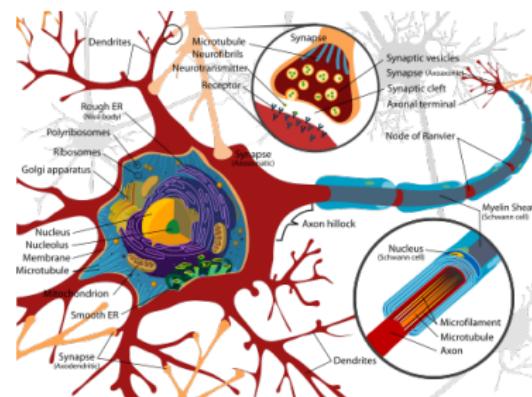
○
○○

Ref&Conc

○
○○

Les échelles (scaling)

Exemple Neuro : du macroscopique au microscopique.



Intro.

○○
○○○●
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

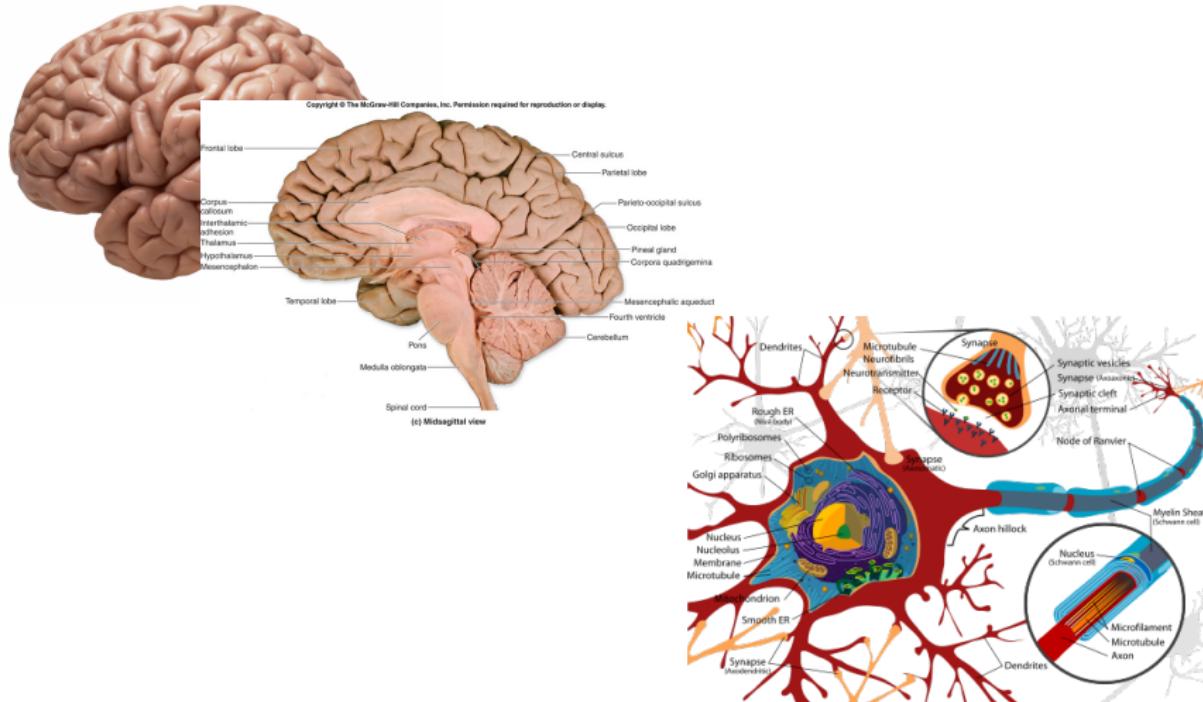
○
○○○

Ref&Conc

○
○○

Les échelles (scaling)

Exemple Neuro : du macroscopique au microscopique.



Intro.

○○
○○○●
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

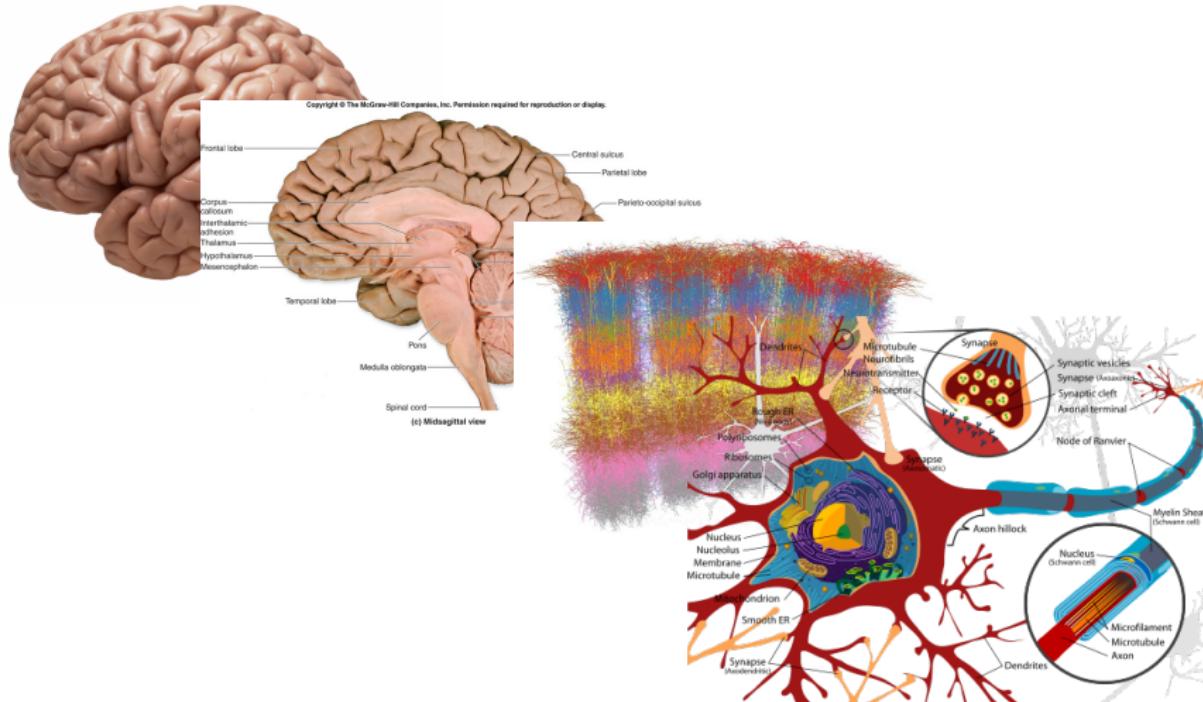
○
○○

Ref&Conc

○
○○

Les échelles (scaling)

Exemple Neuro : du macroscopique au microscopique.



Intro.

○
○○○●
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

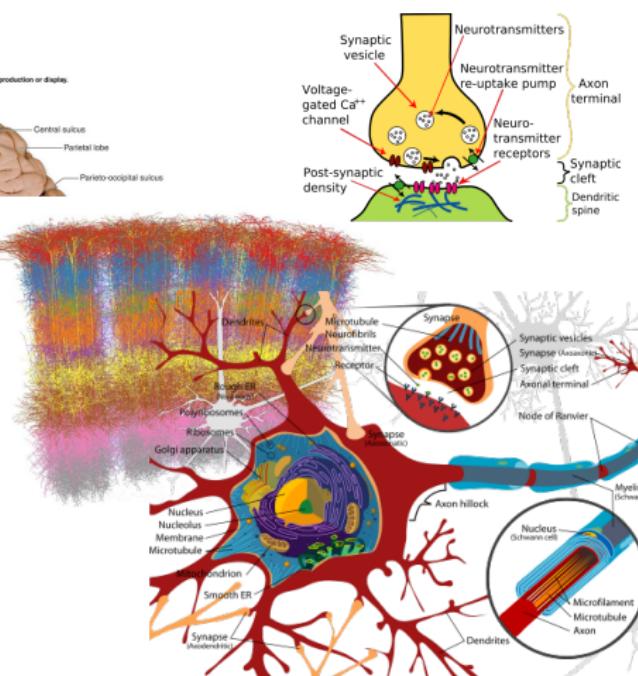
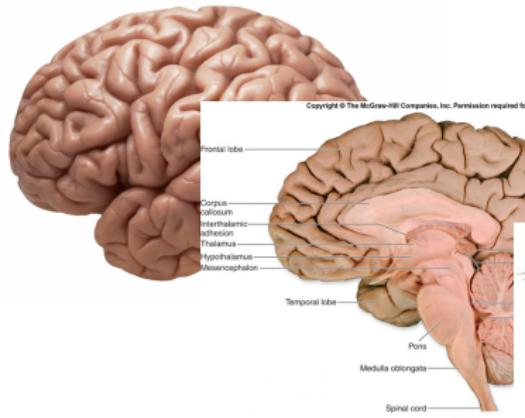
○
○○○

Ref&Conc

○
○○

Les échelles (scaling)

Exemple Neuro : du macroscopique au microscopique.



Intro.

○
○○○●
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

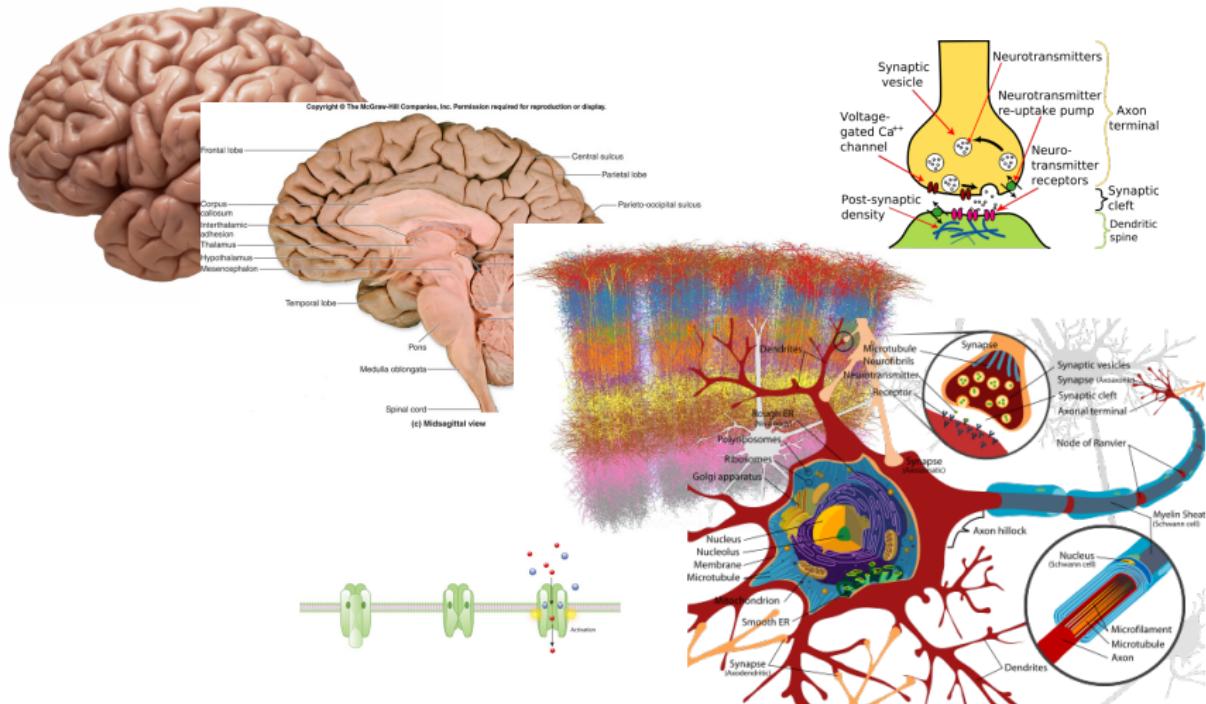
○
○○○

Ref&Conc

○
○○

Les échelles (scaling)

Exemple Neuro : du macroscopique au microscopique.



Intro.

○○
○○○○
●

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

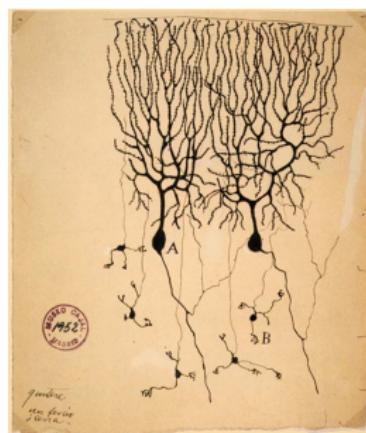
○
○○○

Ref&Conc

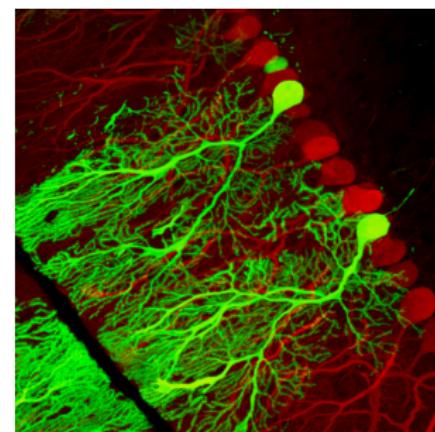
○
○○

Découvertes et technologie

Santiago Ramón y Cajal, 1899



Lynne Quarmby, 2011



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

NEURONES

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
●
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Quelques nombres

- $\approx 100.000.000.000$ neurones chez l'Homme

Intro.

○○
○○○○
○

Neur.

●
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

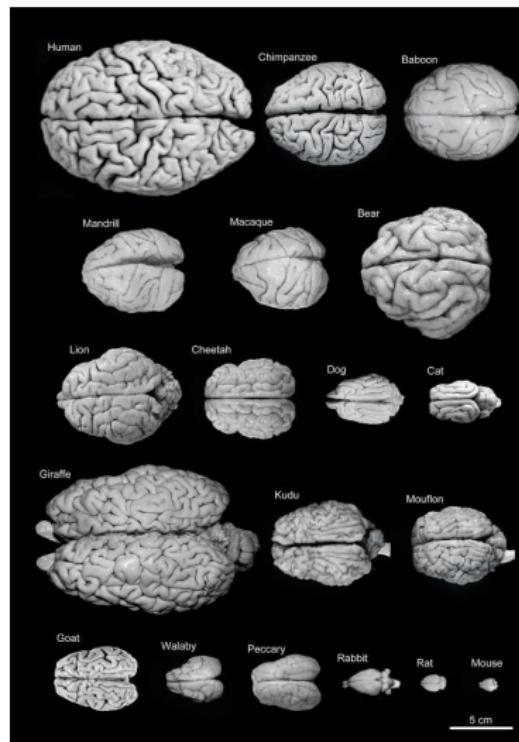
○
○○○

Ref&Conc

○
○○

Quelques nombres

- $\approx 100.000.000.000$ neurones chez l'Homme



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
●
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Quelques nombres

- $\approx 100.000.000.000$ neurones chez l'Homme
- Jusqu'à 10.000 connections par neurone

Intro.

oo
oooo
o

Neur.

●
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

ooo
oooo

Data

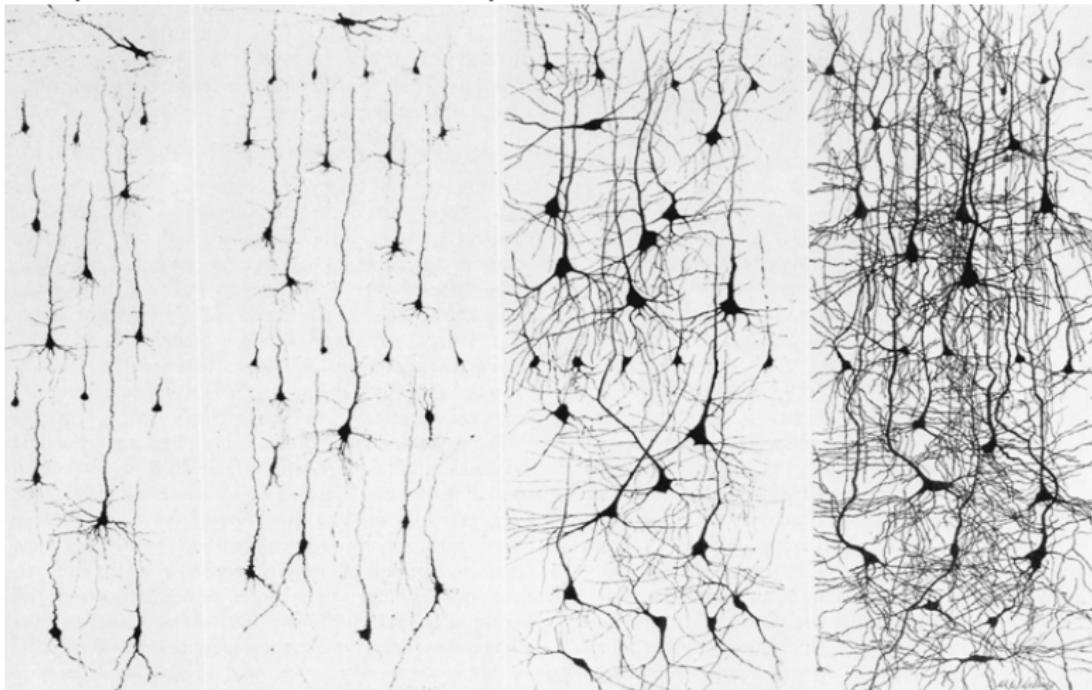
○
ooo

Ref&Conc

○
oo

Quelques nombres

- $\approx 100.000.000.000$ neurones chez l'Homme
- Jusqu'à 10.000 connections par neurone



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
●
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Quelques nombres

- $\approx 100.000.000.000$ neurones chez l'Homme
- Jusqu'à 10.000 connections par neurone
- Plusieurs types de neurones

Intro.

○○
○○○○
○

Neur.

●
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

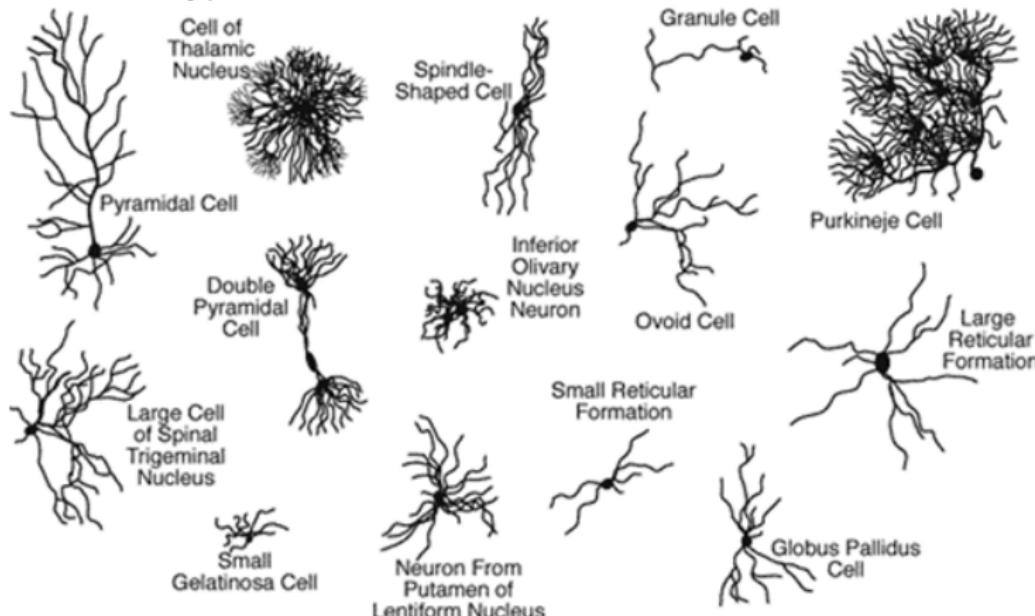
○
○○○

Ref&Conc

○
○○

Quelques nombres

- $\approx 100.000.000.000$ neurones chez l'Homme
- Jusqu'à 10.000 connections par neurone
- Plusieurs types de neurones



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
●
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Quelques nombres

- $\approx 100.000.000.000$ neurones chez l'Homme
- Jusqu'à 10.000 connections par neurone
- Plusieurs types de neurones
- Différentes échelles possibles

Intro.

○○
○○○○
○

Neur.

●
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

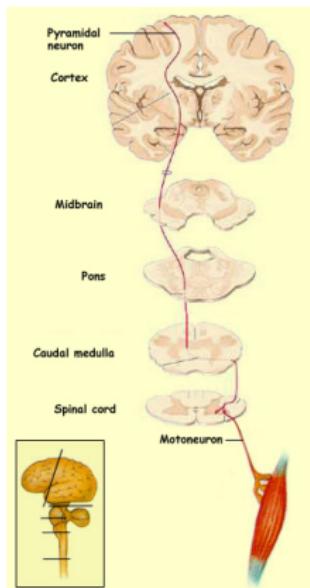
○
○○

Ref&Conc

○
○○

Quelques nombres

- $\approx 100.000.000.000$ neurones chez l'Homme
- Jusqu'à 10.000 connections par neurone
- Plusieurs types de neurones
- Différentes échelles possibles



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
●
○○○

Math
○
○○○
○○○

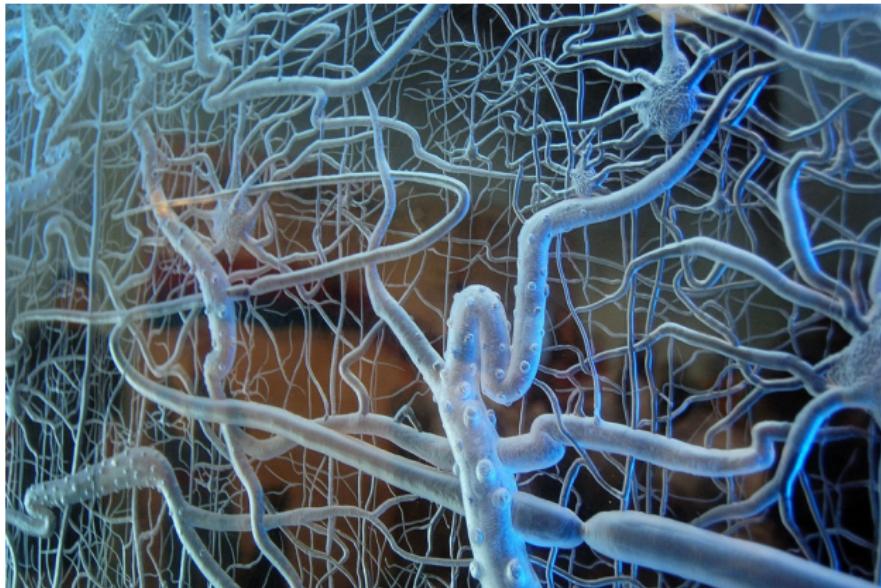
Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Connectome

D'où des connections difficiles à analyser.



Intro.

○○
○○○○
○

Neur.

○
○
●○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

Data

○
○○

Ref&Conc

○
○○

Neurones : deux régimes électriques

Information neuronale électrique \implies électrodes



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
●○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Neurones : deux régimes électriques

Information neuronale électrique \implies électrodes



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○●○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Neurones : deux régimes électriques



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○●○

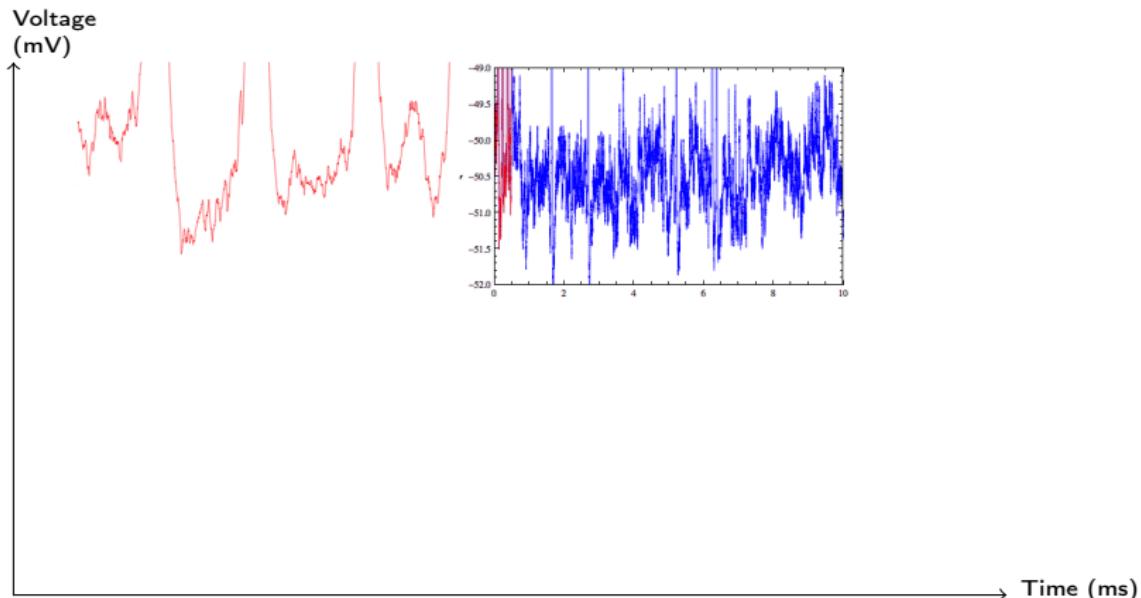
Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Neurones : deux régimes électriques



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○●○

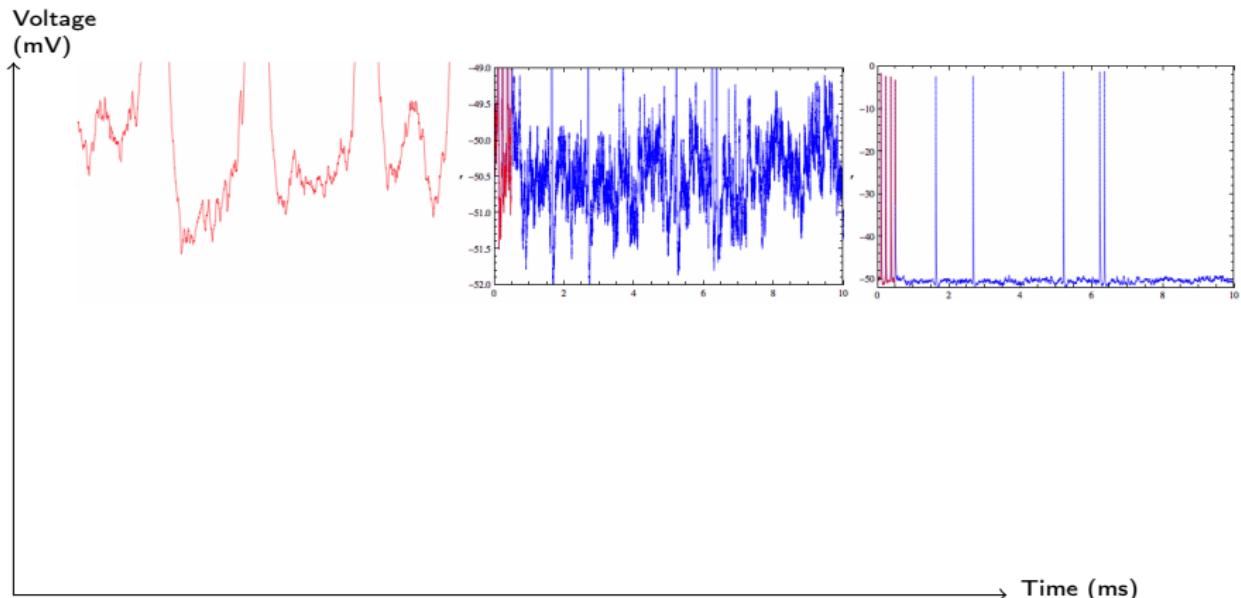
Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Neurones : deux régimes électriques



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○●○

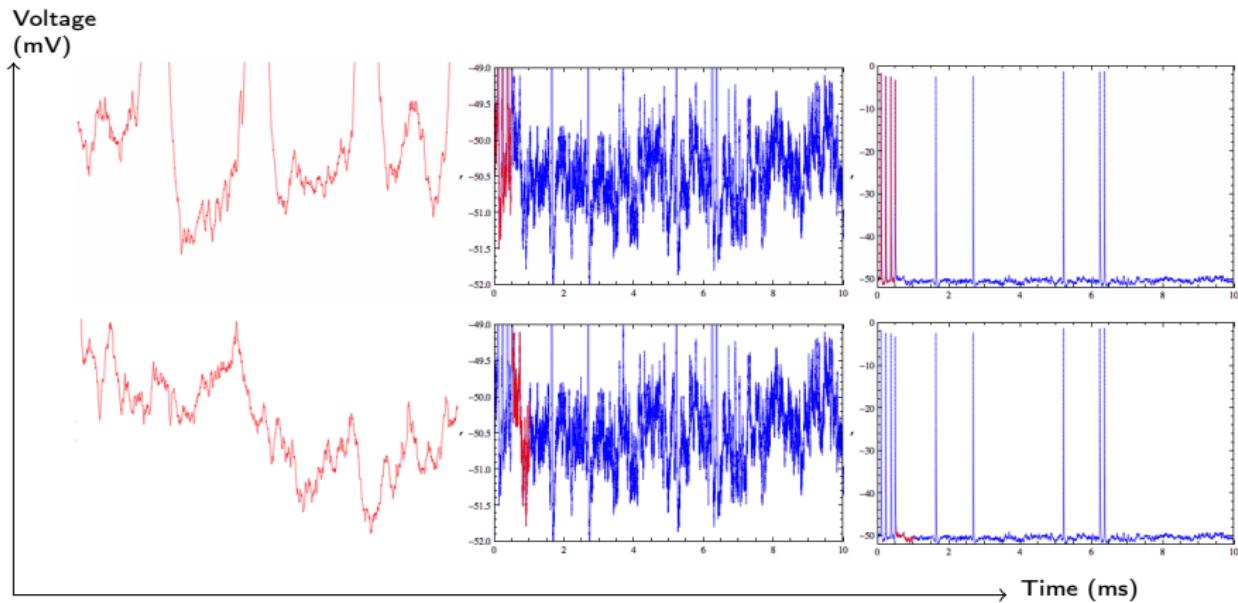
Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Neurones : deux régimes électriques



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○●

Math
○
○○○
○○○

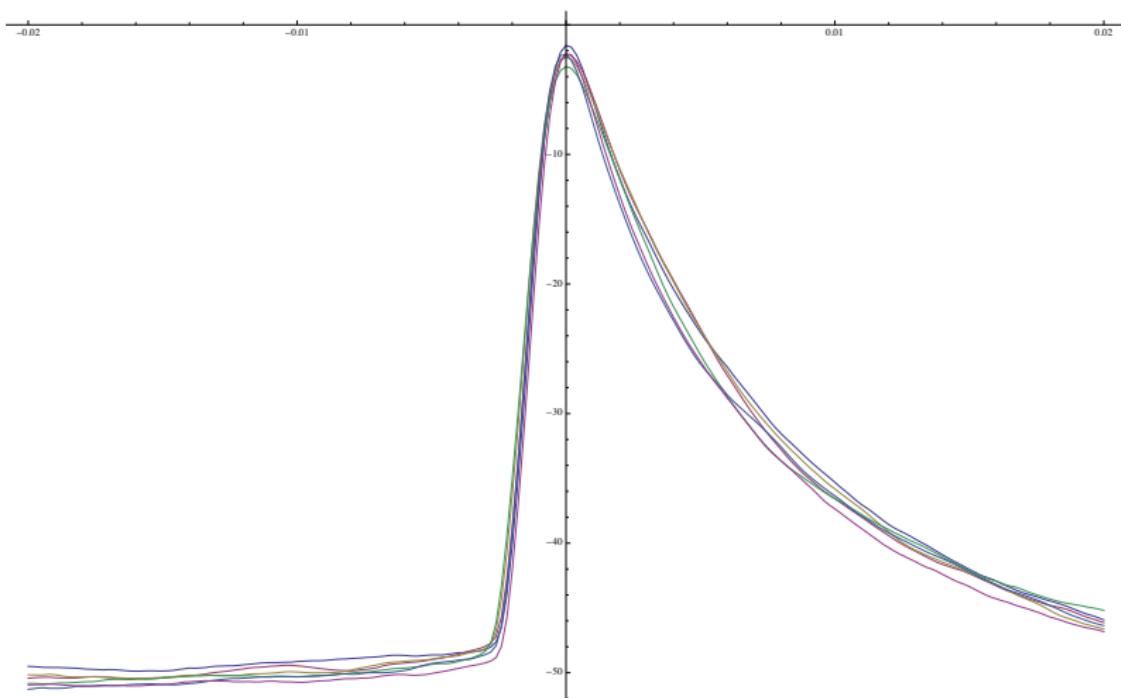
Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

Dynamique des potentiels d'action

Les spikes se ressemblent



Intro.
oo
oooo
o

Neur.
o
o
ooo

Math
o
ooo
ooo

Modél.
ooo
oooo

Data
o
ooo

Ref&Conc
o
oo

OUTILS MATHEMATIQUES

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
●
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

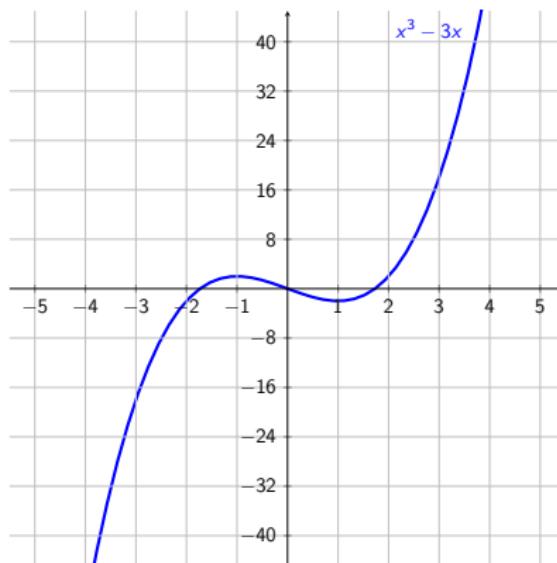
Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Dérivation

Graphe de la fonction

$$f : \begin{cases} \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} \\ x \mapsto x^3 - 3x \end{cases}$$



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
●
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

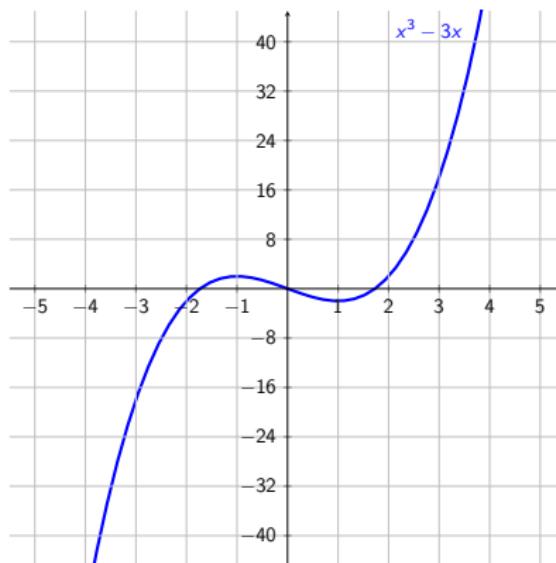
Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Dérivation

Graphe de la fonction

$$f : \begin{cases} \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} \\ x \mapsto x^3 - 3x \end{cases}$$



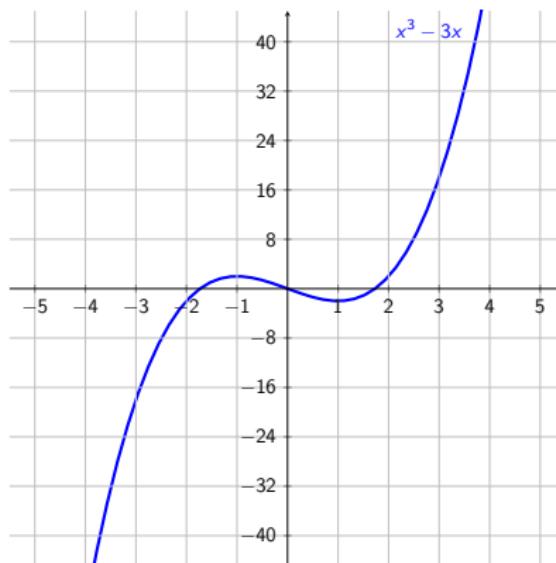
Dérivée de f :

$$f' : \begin{cases} \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} \\ x \mapsto ? \end{cases}$$

Dérivation

Graphe de la fonction

$$f : \begin{cases} \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} \\ x \mapsto x^3 - 3x \end{cases}$$



Dérivée de f :

$$f' : \begin{cases} \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} \\ x \mapsto ? \end{cases}$$

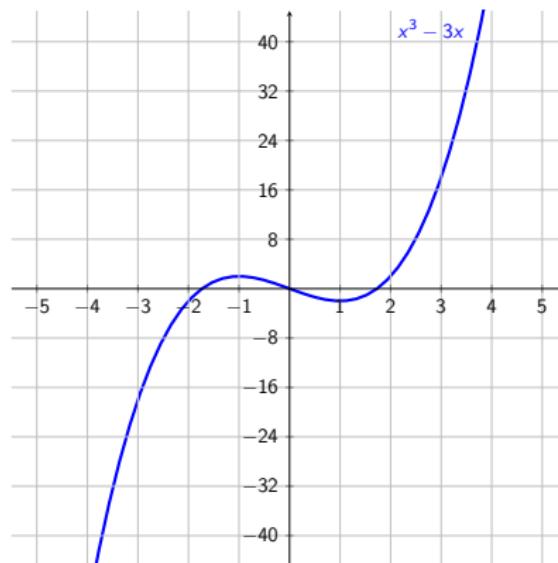
Définition : pour $x \in \mathbb{R}$,

$$f'(x) := \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x + h) - f(x)}{h}$$

Dérivation

Graphe de la fonction

$$f : \begin{cases} \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} \\ x \mapsto x^3 - 3x \end{cases}$$



Dérivée de f :

$$f' : \begin{cases} \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} \\ x \mapsto ? \end{cases}$$

Définition : pour $x \in \mathbb{R}$,

$$f'(x) := \lim_{h \rightarrow 0} \frac{f(x + h) - f(x)}{h}$$

Propriété : soient f et g deux fonctions dérivables, $a, b \in \mathbb{R}$, $n \in \mathbb{N}^*$. Alors

$$(af + bg)' = af' + bg'$$

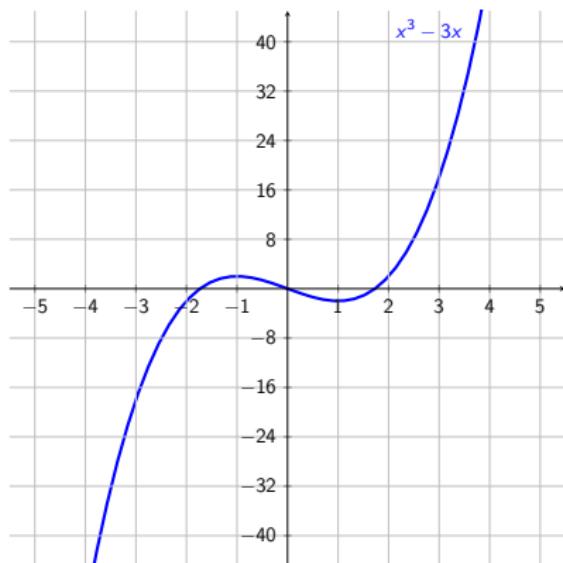
$$(fg)' = f' * g + f * g'$$

$$(f^n)' = n(f')f^{n-1}$$

Dérivation

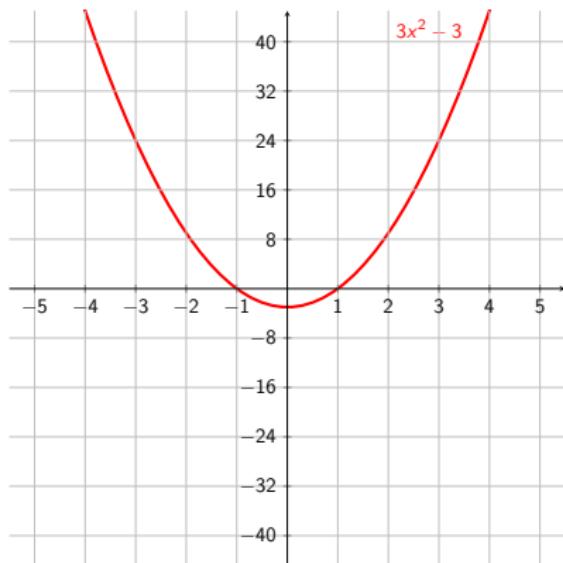
Graphe de la fonction

$$f : \begin{cases} \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} \\ x \mapsto x^3 - 3x \end{cases}$$



Dérivée de f :

$$f' : \begin{cases} \mathbb{R} \rightarrow \mathbb{R} \\ x \mapsto 3x^2 - 3 \end{cases}$$



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
●○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

Equations différentielles

Équation dont l'inconnue est une fonction f , entre f et ses dérivées.

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
●○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

Equations différentielles

Équation dont l'inconnue est une fonction f , entre f et ses dérivées.
Exemples : $f'(x) = f(x)$

Intro.
oo
oooo
o

Neur.
o
o
ooo

Math
o
●oo
ooo

Modél.
ooo
oooo

Data
o
ooo

Ref&Conc
o
oo

Equations différentielles

Équation dont l'inconnue est une fonction f , entre f et ses dérivées.

Exemples :

$$f' = f^2 - 3f + 2$$

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
●○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

Equations différentielles

Équation dont l'inconnue est une fonction f , entre f et ses dérivées.

Exemples :

$$f'(x) + f''(x) = \frac{f^2(x)+1}{1+x^2}$$

Intro.
oo
oooo
o

Neur.
o
o
ooo

Math
o
●oo
ooo

Modél.
ooo
oooo

Data
o
ooo

Ref&Conc
o
oo

Equations différentielles

Équation dont l'inconnue est une fonction f , entre f et ses dérivées.

Existence et unicité d'une solution ?

Intro.
oo
oooo
o

Neur.
o
o
ooo

Math
o
●oo
ooo

Modél.
ooo
oooo

Data
o
ooo

Ref&Conc
o
oo

Equations différentielles

Équation dont l'inconnue est une fonction f , entre f et ses dérivées.

Existence et unicité d'une solution ?
Préciser des conditions aux limites.

Intro.
oo
oooo
o

Neur.
o
o
ooo

Math
o
●oo
ooo

Modél.
ooo
oooo

Data
o
ooo

Ref&Conc
o
oo

Equations différentielles

Équation dont l'inconnue est une fonction f , entre f et ses dérivées.

Existence et unicité d'une solution ?

Préciser des conditions aux limites.

Trouver le domaine.

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
●○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Equations différentielles

Équation dont l'inconnue est une fonction f , entre f et ses dérivées.

Existence et unicité d'une solution ?

Préciser des conditions aux limites.

Trouver le domaine.

De nombreux théorèmes (Lipshitz), de nombreuses conjectures.

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○●○
○○○

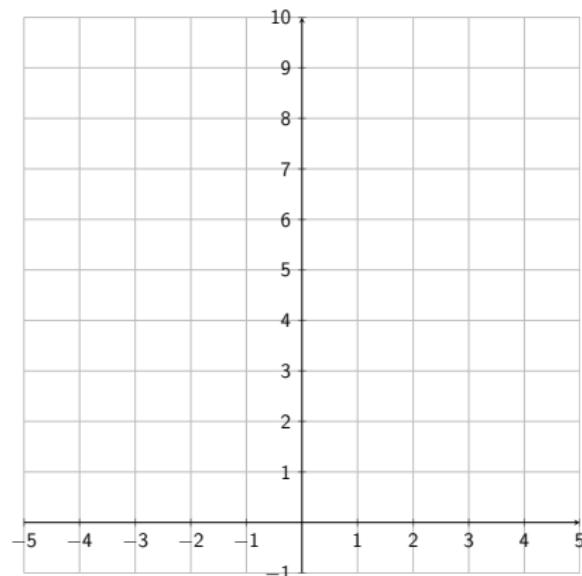
Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Equations différentielles

Comment tracer les solutions ?



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○●○
○○○

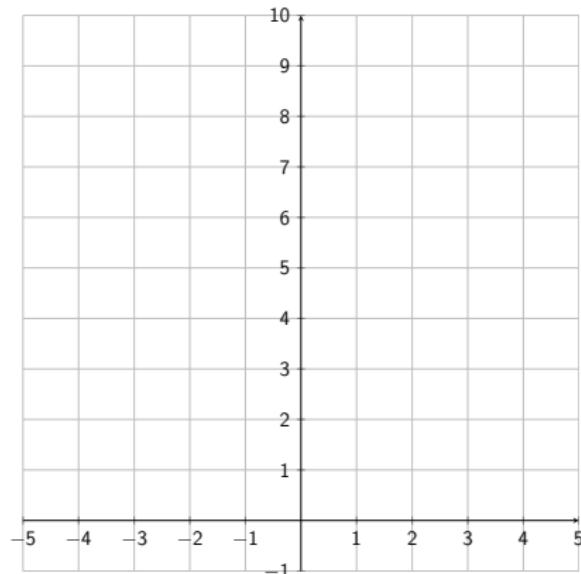
Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Equations différentielles

Résolution graphique de $\begin{cases} f' = f \\ f(0) = 1. \end{cases}$



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○●○
○○○

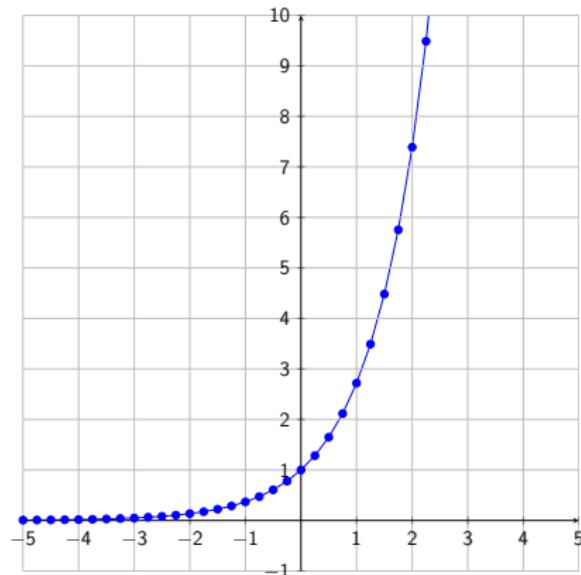
Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Equations différentielles

Résolution graphique de $\begin{cases} f' = f \\ f(0) = 1. \end{cases}$



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○●○
○○○

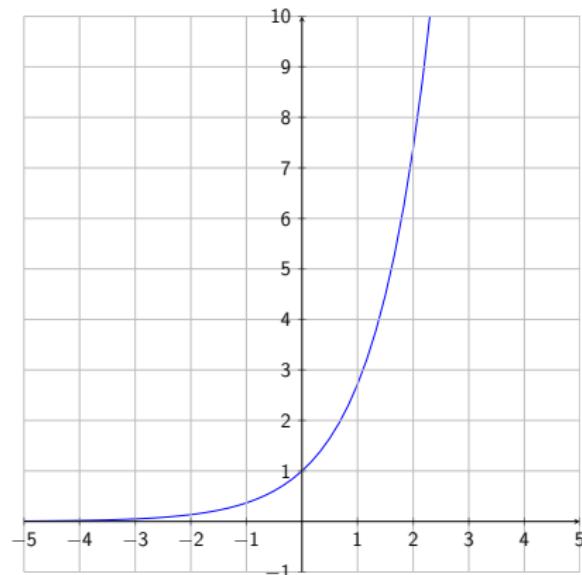
Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Equations différentielles

Résolution graphique de $\begin{cases} f' = f \\ f(0) = 1. \end{cases}$



Intro.

○○
○○○○
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○●
○○○

Modél.

○○○
○○○○

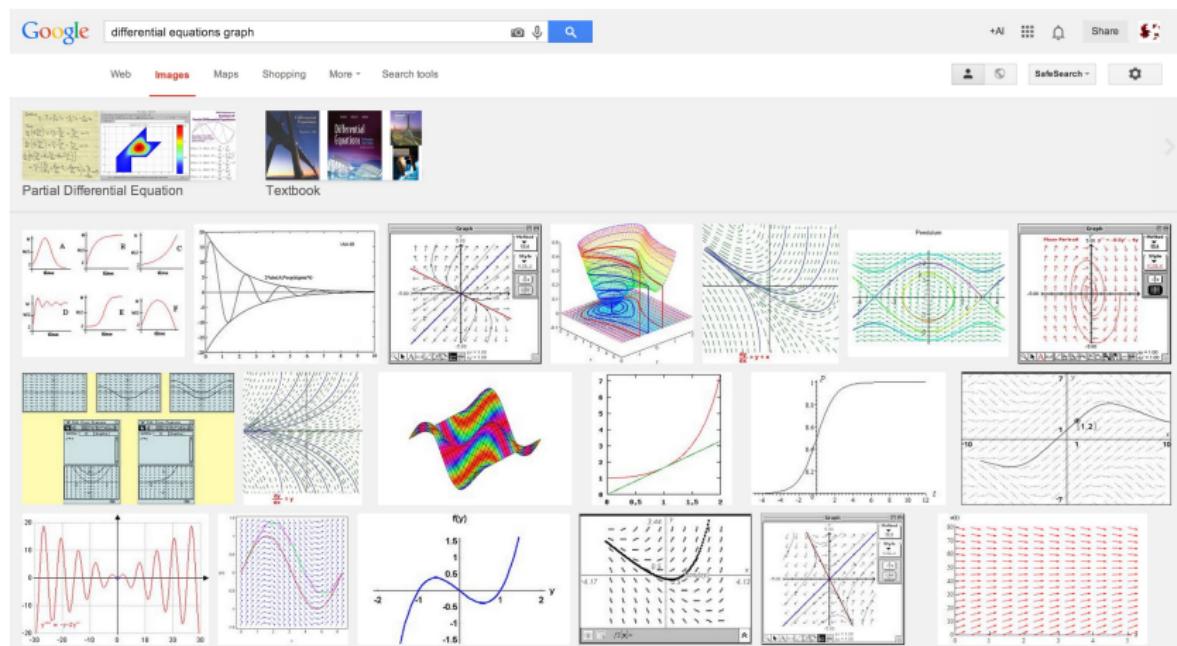
Data

○
○○○

Ref&Conc

○
○○

Equations différentielles



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
●○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

Mouvement brownien

1827

1905

1921

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
●○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Mouvement brownien

1827

1905

1921

Biologie

Robert Brown remarque au microscope que le mouvement de grains de pollen sur l'eau ne suit pas de logique évidente.

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
●○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Mouvement brownien

1827

1905

1921

Biologie

Physique

Robert Brown remarque au microscope que le mouvement de grains de pollen sur l'eau ne suit pas de logique évidente.

Albert Einstein publie une théorie quantitative du mouvement brownien.

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
●○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Mouvement brownien

1827

1905

1921

Biologie

Physique

Mathématiques

Robert Brown remarque au microscope que le mouvement de grains de pollen sur l'eau ne suit pas de logique évidente.

Albert Einstein publie une théorie quantitative du mouvement brownien.

Norbert Wiener propose un cadre formel au mouvement brownien : le processus de Wiener.

Intro.

-
-
-

Neur.

-
-
-

Math

-
-
-

Modél.

-
-

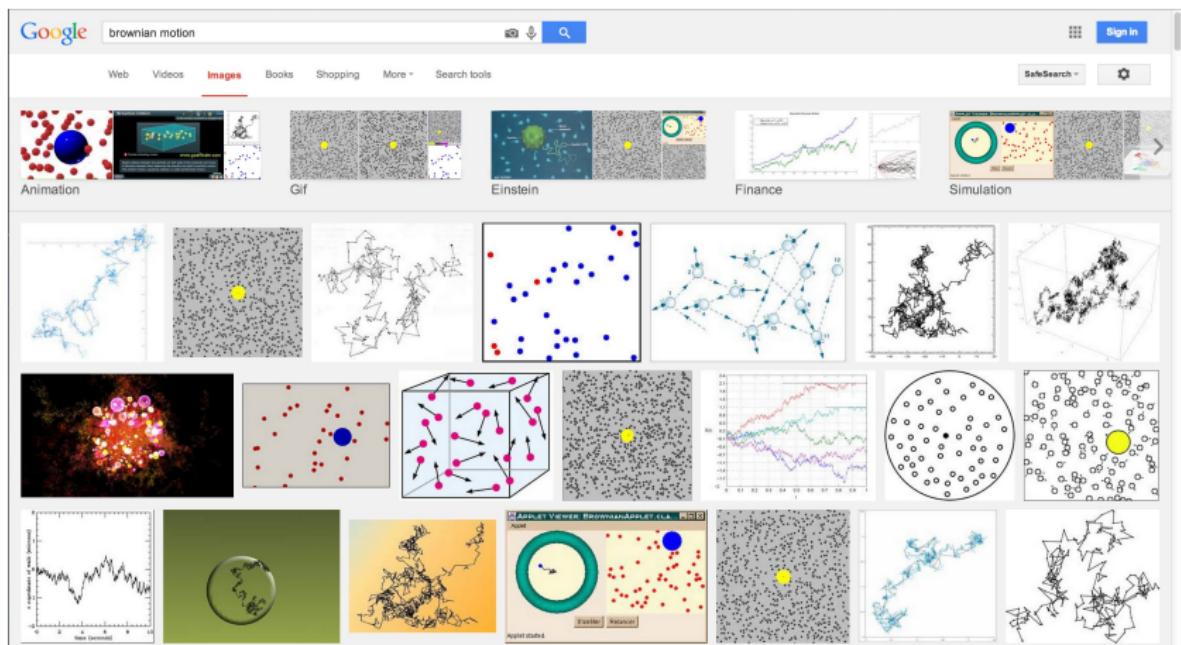
Data

-
-

Ref&Conc

-
-

Mouvement brownien



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○●

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

Mouvement brownien

Permet une théorie du calcul stochastique
(des équations différentielles qui contiennent de l'aléa)

$$f'(t) = -f(t) \rightarrow$$

→

→

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○●

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

Mouvement brownien

Permet une théorie du calcul stochastique
(des équations différentielles qui contiennent de l'aléa)

$$f'(t) = -f(t) \rightarrow \frac{df}{dt}(t) = -f(t) \rightarrow$$

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○●

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

Mouvement brownien

Permet une théorie du calcul stochastique
(des équations différentielles qui contiennent de l'aléa)

$$f'(t) = -f(t) \rightarrow \frac{df}{dt}(t) = -f(t) \rightarrow \frac{df}{dt} = -f \rightarrow$$

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○●

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

Mouvement brownien

Permet une théorie du calcul stochastique
(des équations différentielles qui contiennent de l'aléa)

$$f'(t) = -f(t) \rightarrow \frac{df}{dt}(t) = -f(t) \rightarrow \frac{df}{dt} = -f \rightarrow df = -f dt$$

Intro.
oo
oooo
o

Neur.
o
o
ooo

Math
o
ooo
oo•

Modél.
ooo
oooo

Data
o
ooo

Ref&Conc
o
oo

Mouvement brownien

Permet une théorie du calcul stochastique
(des équations différentielles qui contiennent de l'aléa)

Calcul classique : $df = -f \ dt$

Intro.
oo
oooo
o

Neur.
o
o
ooo

Math
o
ooo
oo•

Modél.
ooo
oooo

Data
o
ooo

Ref&Conc
o
oo

Mouvement brownien

Permet une théorie du calcul stochastique
(des équations différentielles qui contiennent de l'aléa)

Calcul classique : $df = -f \ dt$

Calcul stochastique : $df = -f \ dt + dB_t$

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

MODELISATION

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
●○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Hodgkin-Huxley model (HH)

Modéliser le voltage d'un neurone en modélisant les mécanismes biologiques qui le font varier.

$$V'(t) = \quad ?$$

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
●○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Hodgkin-Huxley model (HH)

Modéliser le voltage d'un neurone en modélisant les mécanismes biologiques qui le font varier.

$$V'(t) = \text{ ?}$$

Qu'est-ce qui détermine le potentiel électronique dans un neurone ?

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
●○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Hodgkin-Huxley model (HH)

Modéliser le voltage d'un neurone en modélisant les mécanismes biologiques qui le font varier.

$$V'(t) = \text{ ?}$$

Qu'est-ce qui détermine le potentiel électronique dans un neurone ?
Les ions :

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
●○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Hodgkin-Huxley model (HH)

Modéliser le voltage d'un neurone en modélisant les mécanismes biologiques qui le font varier.

$$V'(t) = \text{ ?}$$

Qu'est-ce qui détermine le potentiel électronique dans un neurone ?

Les ions :

- Potassium K^+

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
●○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Hodgkin-Huxley model (HH)

Modéliser le voltage d'un neurone en modélisant les mécanismes biologiques qui le font varier.

$$V'(t) = \text{ ?}$$

Qu'est-ce qui détermine le potentiel électronique dans un neurone ?

Les ions :

- Potassium K^+
- Sodium Na^+

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
●○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Hodgkin-Huxley model (HH)

Modéliser le voltage d'un neurone en modélisant les mécanismes biologiques qui le font varier.

$$V'(t) = \text{ ?}$$

Qu'est-ce qui détermine le potentiel électronique dans un neurone ?

Les ions :

- Potassium K^+
- Sodium Na^+
- ...

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
●○○
○○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

Hodgkin-Huxley model (HH)

Modéliser le voltage d'un neurone en modélisant les mécanismes biologiques qui le font varier.

$$V'(t) = \text{ ?}$$

Qu'est-ce qui détermine le potentiel électronique dans un neurone ?

Les ions :

- Potassium K^+
- Sodium Na^+
- ...

On va donc construire notre modèle en choisissant comment nos paramètres influent sur la variation du voltage.

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
●○○
○○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

Hodgkin-Huxley model (HH)

Modéliser le voltage d'un neurone en modélisant les mécanismes biologiques qui le font varier.

$$V'(t) = f(n_{K^+}, n_{Na^+}, V(t))$$

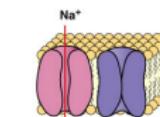
Qu'est-ce qui détermine le potentiel électronique dans un neurone ?

Les ions :

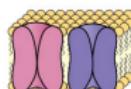
- Potassium K^+
- Sodium Na^+
- ...

On va donc construire notre modèle en choisissant comment nos paramètres influent sur la variation du voltage.

Dynamique des potentiels d'action

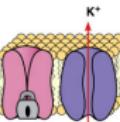
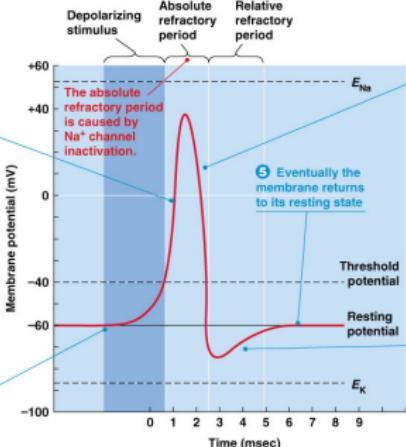


2 Depolarizing phase: Na^+ channels open. An action potential begins when the neuron is depolarized by about 20 mV to its threshold potential. The potential rapidly becomes positive, reaching a value of a +40 mV.

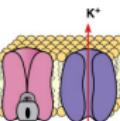


1 Resting state: All gated Na^+ and K^+ channels closed. The resting potential is approximately -60mV.

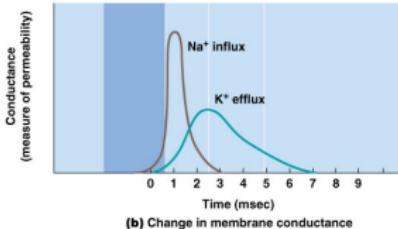
(a) Changes in ion channels and membrane potential



3 Repolarizing phase: Na^+ channels inactivated and K^+ channels open. Once the cell reaches its peak positive potential, it repolarizes, returning to a negative membrane potential.



4 Hyperpolarizing phase (undershoot): K^+ channels remain open and Na^+ channels inactivated. Often the membrane potential becomes more negative than the resting potential.



Intro.

○○
○○○○
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○●
○○○○

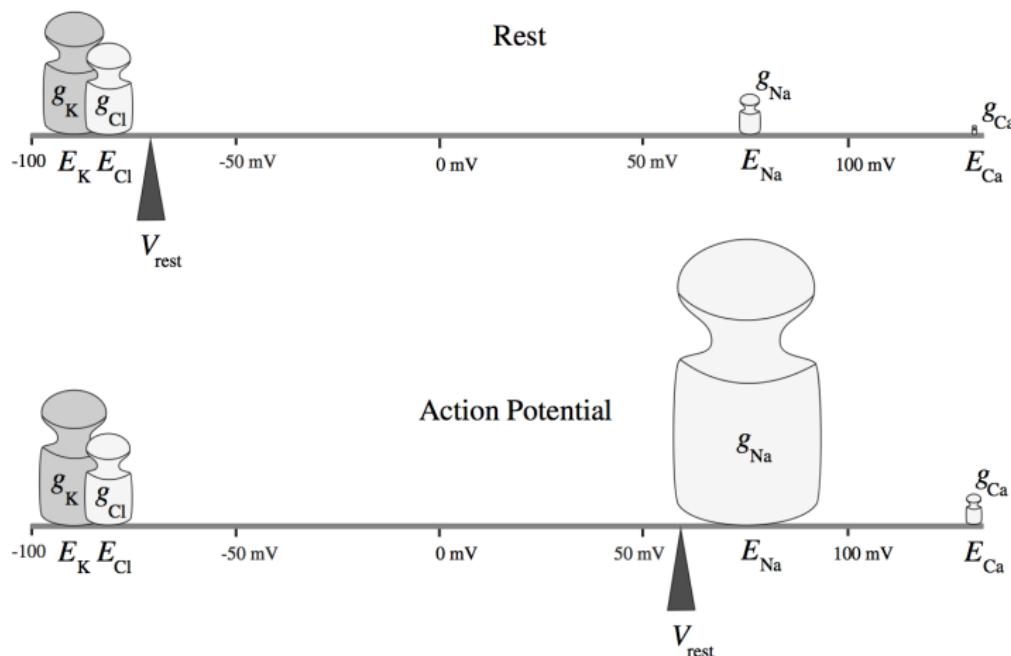
Data

○
○○○

Ref&Conc

○
○○

Potentiels d'action : jeu de barycentre



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

Comme ce sont les **propriétés électriques** du neurone qui créent les potentiels d'action, on va construire notre modèle par analogie avec un **système électrique**.

Intro.
○
○○
○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

J. Physiol. (1952) 117, 500-544

A QUANTITATIVE DESCRIPTION OF MEMBRANE CURRENT AND ITS APPLICATION TO CONDUCTION AND EXCITATION IN NERVE

By A. L. HODGKIN AND A. F. HUXLEY

From the Physiological Laboratory, University of Cambridge

(Received 10 March 1952)

This article concludes a series of papers concerned with the flow of electric current through the surface membrane of a giant nerve fibre (Hodgkin, Huxley & Katz, 1952; Hodgkin & Huxley, 1952 a-e). Its general object is to discuss the results of the preceding papers (Part I), to put them into mathematical form (Part II) and to show that they will account for conduction and excitation in quantitative terms (Part III).

PART I. DISCUSSION OF EXPERIMENTAL RESULTS

The results described in the preceding papers suggest that the electrical behaviour of the membrane may be represented by the network shown in Fig. 1. Current can be carried through the membrane either by charging the membrane capacity or by movement of ions through the resistances in parallel with the capacity. The ionic current is divided into components carried by sodium and potassium ions (I_{Na} and I_K), and a small 'leakage current' (I_l) made up by chloride and other ions. Each component of the ionic current is determined by a driving force which may conveniently be measured as an electrical potential difference and a permeability coefficient which has the dimensions of a conductance. Thus the sodium current (I_{Na}) is equal to the sodium conductance (g_{Na}) multiplied by the difference between the membrane potential (E) and the equilibrium potential for the sodium ion (E_{Na}). Similar equations apply to I_K and I_l and are collected on p. 505.

Our experiments suggest that g_{Na} and g_K are functions of time and membrane potential, but that E_{Na} , E_K , E_l , C_M and \bar{g}_l may be taken as constant. The influence of membrane potential on permeability can be summarized by stating: first, that depolarization causes a transient increase in sodium conductance and a slower but maintained increase in potassium conductance; secondly, that these changes are graded and that they can be reversed by repolarizing the membrane. In order to decide whether these effects are sufficient to account for complicated phenomena such as the action potential and refractory period, it is necessary to obtain expressions relating

En 1963, ils recevaient le prix Nobel de physiologie ou médecine pour ce travail.

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

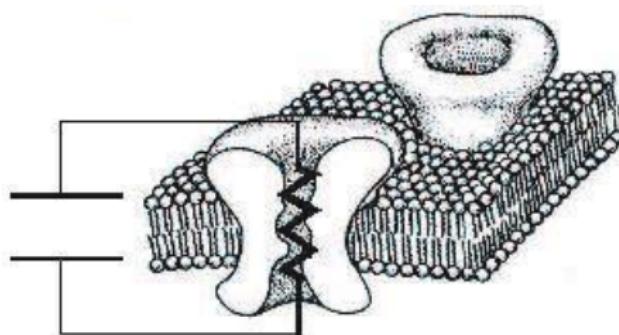
Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

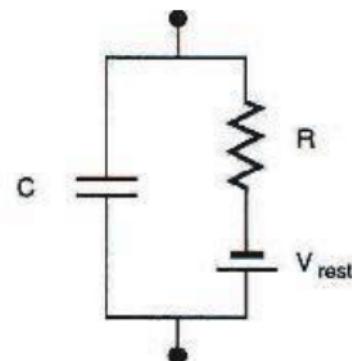
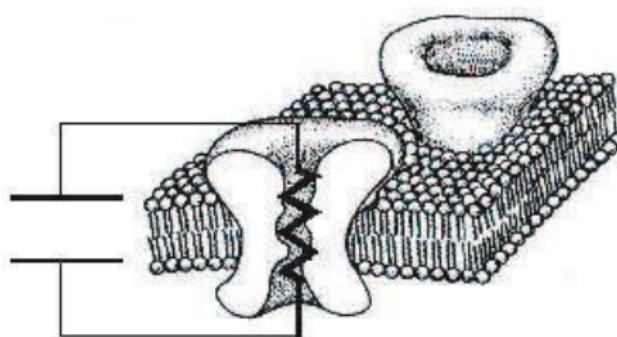
Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

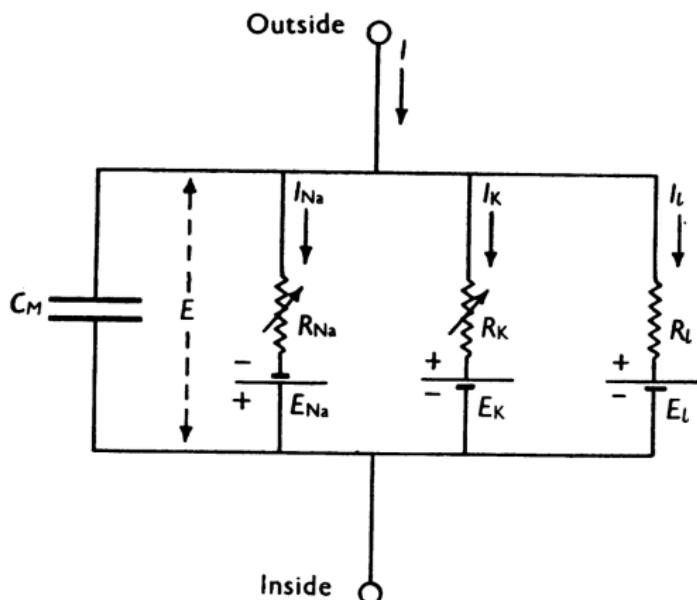


Fig. 1. Electrical circuit representing membrane. $R_{Na} = 1/g_{Na}$; $R_K = 1/g_K$; $R_L = 1/\bar{g}_L$. R_{Na} and R_K vary with time and membrane potential; the other components are constant.

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

Dans un circuit en parallèle, les courants s'ajoutent :

$$I_{total} = I_C + I_K + I_{Na} + I_I$$

- I_C est le courant passant à travers la bicouche lipidique,
- I_K , I_{Na} sont les courants à travers les canaux ioniques K et Na ,
- I_I est un courant de fuite (leakage current), principalement via des fluctuations en ions chlorure (Cl^-).

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

Dans un circuit en parallèle, les courants s'ajoutent :

$$I_{total} = I_C + I_K + I_{Na} + I_I$$

On peut utiliser la loi d'Ohm (R Résistance, g Conductance) :

$$I_i = \frac{V_i}{R_i} = g_i V_i$$

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

Dans un circuit en parallèle, les courants s'ajoutent :

$$I_{\text{total}} = I_C + I_K + I_{Na} + I_I$$

On peut utiliser la loi d'Ohm (R Résistance, g Conductance) :

$$I_i = \frac{V_i}{R_i} = g_i V_i$$

Comme l'intensité due à chaque type de courant est par rapport à une valeur "de repos"

$$I_K = g_K(V - V_K)$$

$$I_{Na} = g_{Na}(V - V_{Na})$$

$$I_I = g_I(V - V_I)$$

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

Dans un circuit en parallèle, les courants s'ajoutent :

$$I_{\text{total}} = I_C + I_K + I_{Na} + I_I$$

On peut utiliser la loi d'Ohm (R Résistance, g Conductance) :

$$I_i = \frac{V_i}{R_i} = g_i V_i$$

Comme l'intensité due à chaque type de courant est par rapport à une valeur "de repos"

$$I_K = g_K(V - V_K)$$

$$I_{Na} = g_{Na}(V - V_{Na})$$

$$I_I = g_I(V - V_I)$$

à part le courant I_C qui est régit par une autre loi

$$I_C = C \frac{dV}{dt}$$

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

On se retrouve donc avec une formule plus intéressante

$$I = C \frac{dV}{dt} + g_k(V - V_K) + g_{Na}(V - V_{Na}) + g_I(V - V_I)$$

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

On se retrouve donc avec une formule plus intéressante

$$I = C \frac{dV}{dt} + g_k(V - V_K) + g_{Na}(V - V_{Na}) + g_I(V - V_I)$$

Qu'est-ce qui est **constant**, qu'est-ce qui est **variable** ?

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

On se retrouve donc avec une formule plus intéressante

$$I = C \frac{dV}{dt} + g_k(V - V_K) + g_{Na}(V - V_{Na}) + g_l(V - V_l)$$

Qu'est-ce qui est **constant**, qu'est-ce qui est **variable** ?

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

$$I = C \frac{dV}{dt} + g_K(V - V_K) + g_{Na}(V - V_{Na}) + g_I(V - V_I)$$

Dans notre travail de modélisation, il nous reste à

- évaluer les constantes (les biologistes sont nos amis),
- modéliser les variables g_K, g_{Na} .

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

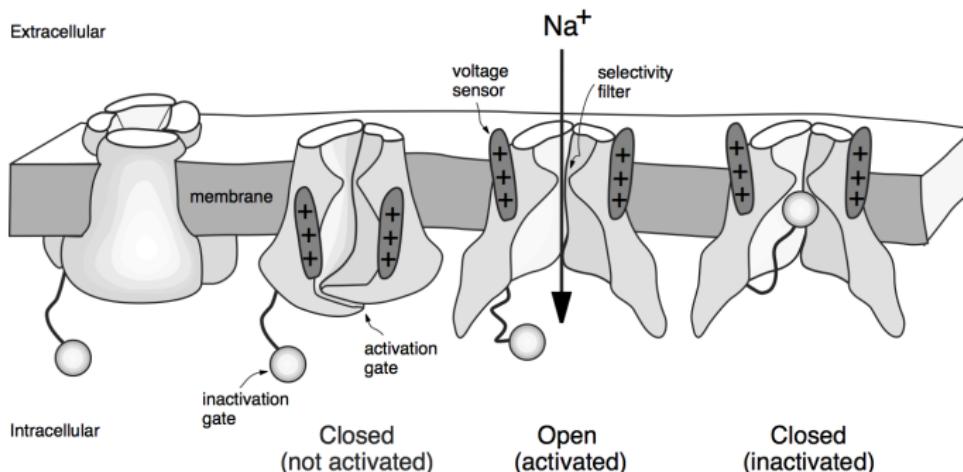
HH model : construction

Comme la conductance g_K est maximale lorsque tous les canaux ioniques de potassium sont actifs (i.e. laissent passer des ions), on écrit tout d'abord

$$g_K = \overline{g_K} \times ?$$

où $?$ est une variable entre 0 et 1 donnant le pourcentage de canaux actifs.

HH model : construction



Pour qu'un canal ionique soit actif, il faut

- qu'il ne soit pas désactivé,
- qu'il ne soit pas inactivé.

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

Des données permettent l'estimation suivante des canaux ioniques :

- K^+ : 4 portes pour la désactiver, 0 pour l'inactiver.
- Na^+ : 3 portes pour la désactiver, 1 pour l'inactiver.

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

Des données permettent l'estimation suivante des canaux ioniques :

- K^+ : 4 portes pour la désactiver, 0 pour l'inactiver.
- Na^+ : 3 portes pour la désactiver, 1 pour l'inactiver.

Ainsi, si on note n la probabilité qu'une porte désactive un canal K^+ , la probabilité que le canal soit ouvert est n^4 (indépendance des événements).

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

Des données permettent l'estimation suivante des canaux ioniques :

- K^+ : 4 portes pour la désactiver, 0 pour l'inactiver.
- Na^+ : 3 portes pour la désactiver, 1 pour l'inactiver.

Ainsi, si on note n la probabilité qu'une porte désactive un canal K^+ , la probabilité que le canal soit ouvert est n^4 (indépendance des événements).

Si on note m la probabilité qu'une porte désactive un canal Na^+ , h la probabilité qu'une porte inactive le canal, alors la probabilité que le canal soit ouvert est m^3h .

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

Notre modèle devient donc

$$I = C \frac{dV}{dt} + \overline{g_K} n^4 (V - V_K) + \overline{g_{Na}} m^3 h (V - V_{Na}) + \overline{g_I} (V - V_I)$$

et il nous reste à modéliser la variation des variables m, n, h .

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

Notre modèle devient donc

$$I = C \frac{dV}{dt} + \overline{g_K} n^4 (V - V_K) + \overline{g_{Na}} m^3 h (V - V_{Na}) + \overline{g_I} (V - V_I)$$

et il nous reste à modéliser la variation des variables m, n, h .

Pour certaines raisons, Hodgkin et Huxley ont cherché à modéliser sous la forme suivante :

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

Notre modèle devient donc

$$I = C \frac{dV}{dt} + \overline{g_K} n^4 (V - V_K) + \overline{g_{Na}} m^3 h (V - V_{Na}) + \overline{g_I} (V - V_I)$$

et il nous reste à modéliser la variation des variables m, n, h .

Pour certaines raisons, Hodgkin et Huxley ont cherché à modéliser sous la forme suivante :

$$\dot{n} = \alpha_n(V) (1 - n) - \beta_n(V) n,$$

$$\dot{m} = \alpha_m(V) (1 - m) - \beta_m(V) m,$$

$$\dot{h} = \alpha_h(V) (1 - h) - \beta_h(V) h,$$

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

Notre modèle devient donc

$$I = C \frac{dV}{dt} + \overline{g_K} n^4 (V - V_K) + \overline{g_{Na}} m^3 h (V - V_{Na}) + \overline{g_I} (V - V_I)$$

et il nous reste à modéliser la variation des variables m, n, h .

Pour certaines raisons, Hodgkin et Huxley ont cherché à modéliser sous la forme suivante :

$$\dot{n} = \alpha_n(V) (1 - n) - \beta_n(V) n,$$

$$\dot{m} = \alpha_m(V) (1 - m) - \beta_m(V) m,$$

$$\dot{h} = \alpha_h(V) (1 - h) - \beta_h(V) h,$$

Intro.

○○
○○○○
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
●○○○

Data

○
○○○

Ref&Conc

○
○○

HH model : construction

Les biologistes ont des techniques pour figer les canaux ioniques, permettant d'évaluer les fonctions $\alpha_i(V)$ et $\beta_i(V)$ une par une.

Les équations de ces fonctions sont ensuite ajustées pour approcher la 'voltage-clamped' data.

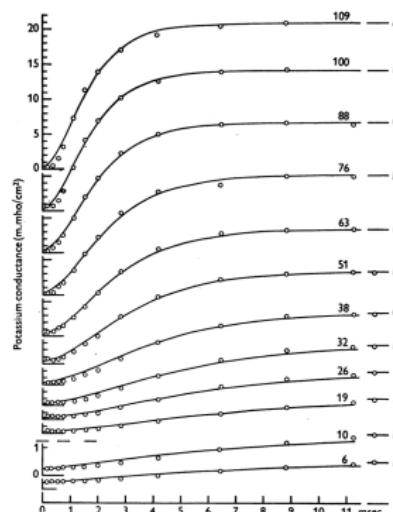
508

A. L. HODGKIN AND A. F. HUXLEY

From eqn. (6) this may be transformed into a form suitable for comparison with the experimental results, i.e.

$$g_K = [(g_{K\infty})^4 - (g_{K0})^4] \exp(-t/\tau_n)^4, \quad (11)$$

where $g_{K\infty}$ is the value which the conductance finally attains and g_{K0} is the conductance at $t=0$. The smooth curves in Fig. 3 were calculated from



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

Les équations proposées en 1952 furent :

$$\alpha_n(V) = 0.01 \frac{\frac{10-V}{10-V}}{e^{\frac{10-V}{10}} - 1} \quad \beta_n(V) = 0.125 e^{-\frac{V}{80}}$$

$$\alpha_m(V) = 0.1 \frac{\frac{25-V}{25-V}}{e^{\frac{25-V}{10}} - 1} \quad \beta_m(V) = 4 e^{-\frac{V}{18}}$$

$$\alpha_h(V) = 0.07 e^{-\frac{V}{20}} \quad \beta_h(V) = \frac{1}{e^{\frac{30-V}{10}} + 1}$$

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

Les équations proposées en 1952 furent :

$$\alpha_n(V) = 0.01 \frac{10-V}{e^{\frac{10-V}{10}} - 1} \quad \beta_n(V) = 0.125 e^{-\frac{V}{80}}$$

$$\alpha_m(V) = 0.1 \frac{25-V}{e^{\frac{25-V}{10}} - 1} \quad \beta_m(V) = 4 e^{-\frac{V}{18}}$$

$$\alpha_h(V) = 0.07 e^{-\frac{V}{20}} \quad \beta_h(V) = \frac{1}{e^{\frac{30-V}{10}} + 1}$$

d'où notre modèle complet.

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
●○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : construction

(HH MODEL)
$$\left\{ \begin{array}{l} \dot{V} = I - \overline{g_K} n^4 (V - E_K) - \overline{g_{Na}} m^3 h (V - E_{Na}) - g_L (V - E_L), \\ \dot{n} = \alpha_n(V) (1 - n) - \beta_n(V) n, \\ \dot{m} = \alpha_m(V) (1 - m) - \beta_m(V) m, \\ \dot{h} = \alpha_h(V) (1 - h) - \beta_h(V) h, \\ \alpha_n(V) = 0.01 \frac{10 - V}{e^{\frac{10-V}{10}} - 1}, \\ \beta_n(V) = 0.125 e^{-\frac{V}{80}}, \\ \alpha_m(V) = 0.1 \frac{25 - V}{e^{\frac{25-V}{10}} - 1}, \\ \beta_m(V) = 4 e^{-\frac{V}{18}}, \\ \alpha_h(V) = 0.07 e^{-\frac{V}{20}}, \\ \beta_h(V) = \frac{1}{e^{\frac{30-V}{10}} + 1}. \end{array} \right.$$

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○●○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Testons le modèle

On va tester deux caractéristiques des vrais neurones que notre modèle devrait avoir :

1. Bifurcation
2. Résonance

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○●○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Testons le modèle

On va tester deux caractéristiques des vrais neurones que notre modèle devrait avoir :

1. Bifurcation
(apparition d'un spike à partir d'une certaine valeur du paramètre I),
2. Résonance

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○●○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Testons le modèle

On va tester deux caractéristiques des vrais neurones que notre modèle devrait avoir :

1. Bifurcation

(apparition d'un spike à partir d'une certaine valeur du paramètre I),

2. Résonance

(ce n'est pas parce qu'on augmente la valeur du paramètre I qu'il y a plus de spikes).

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○●○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : test 1

$$I = 2.2$$

$$I = 2.2406730$$

$$I = 2.2406731$$

$$I = 5$$

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○●○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

HH model : test 1

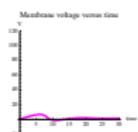
$$I = 2.2$$

$$I = 2.2406730$$

$$I = 2.2406731$$

$$I = 5$$

$V(t)$



Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○●○

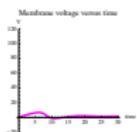
Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

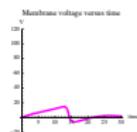
HH model : test 1

$$I = 2.2$$

$$V(t)$$



$$I = 2.2406730$$



$$I = 2.2406731$$

$$I = 5$$

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○●○

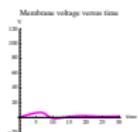
Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

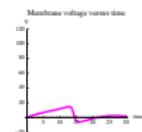
HH model : test 1

$$I = 2.2$$

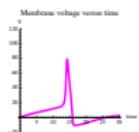
$$V(t)$$



$$I = 2.2406730$$



$$I = 2.2406731$$



$$I = 5$$

Intro.

Neur.

10

Math

○

Modél.

10

Data

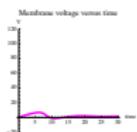
3

Ref&Conc

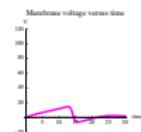
3

HH model : test 1

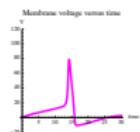
I = 2.2



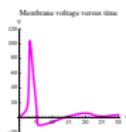
$$I = 2.2406730$$



$$l = 2.2406731$$



| = 5



Intro.

○○
○○○○
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○●○

Data

○
○○○

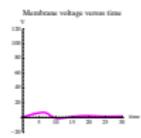
Ref&Conc

○
○○

HH model : test 1

$$I = 2.2$$

$$V(t)$$



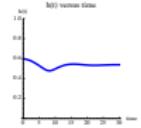
$$g_{Na}(t)$$



$$g_K(t)$$

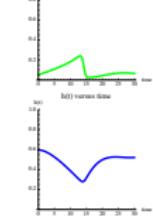
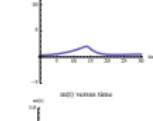
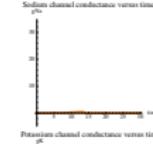
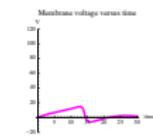


$$m(t)$$

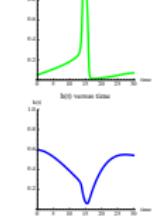
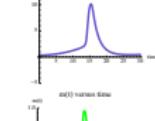
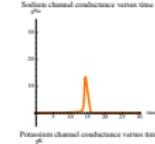
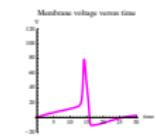


$$h(t)$$

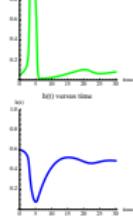
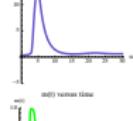
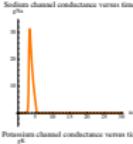
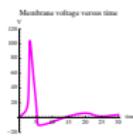
$$I = 2.2406730$$



$$I = 2.2406731$$



$$I = 5$$



Intro.

○○
○○○○
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○●

Data

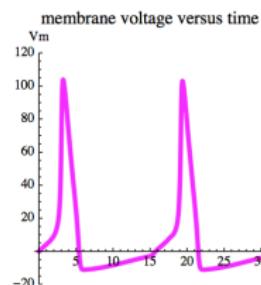
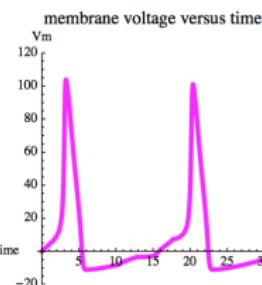
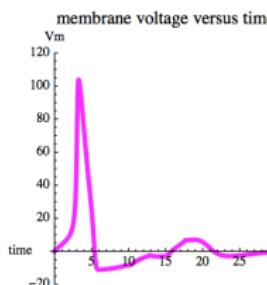
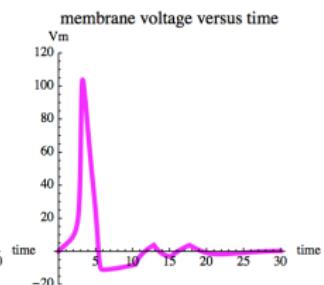
○
○○○

Ref&Conc

○
○○

HH model : test 2

$$I = 5 (\mathbb{1}_{[0,2.8]} + s\mathbb{1}_{[10.4,13.2]} + \mathbb{1}_{[15.2,18]})$$

 $s = 0$  $s = 0.4$  $s = 0.6$  $s = 2$ 

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

DATA

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

Obtenir des données

Méthodes d'obtention de données neuronales en 3 catégories :

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

Obtenir des données

Méthodes d'obtention de données neuronales en 3 catégories :

- invasives,

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

Obtenir des données

Méthodes d'obtention de données neuronales en 3 catégories :

- invasives,
- semi-invasives,

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○○

Obtenir des données

Méthodes d'obtention de données neuronales en 3 catégories :

- invasives,
- semi-invasives,
- non-invasives.

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

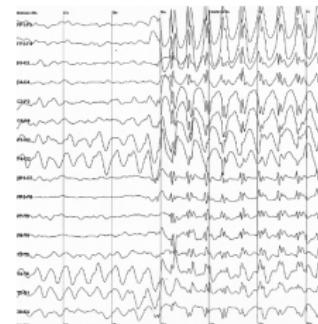
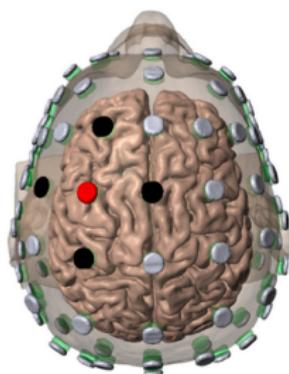
Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
●
○○○

Ref&Conc
○
○○

EEG/MEG : électro/magnetoencéphalogramme



Electrodes qui captent les variations électriques/magnétiques.

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

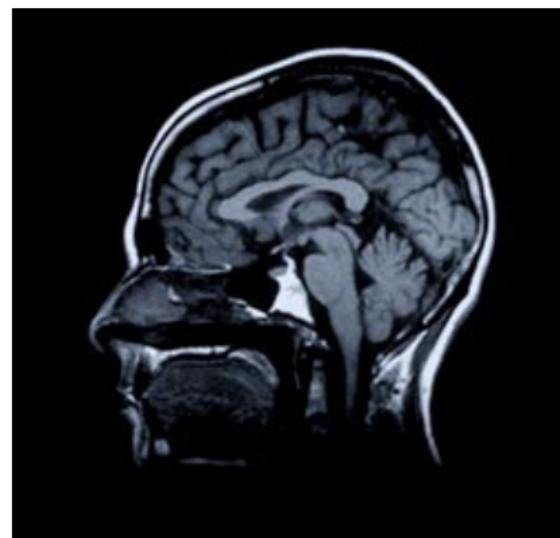
Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
●○○

Ref&Conc
○
○○

MRI : Imagerie par Résonance Magnétique



Excitation magnétique des atomes d'hydrogène.

Intro.

○○
○○○○
○

Neur.

○
○
○○○

Math

○
○○○
○○○

Modél.

○○○
○○○○

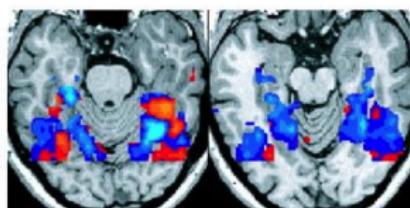
Data

○
○●○

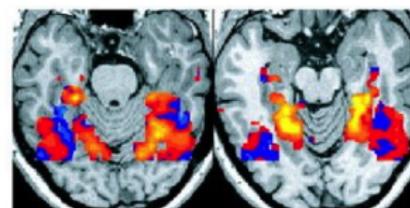
Ref&Conc

○
○○

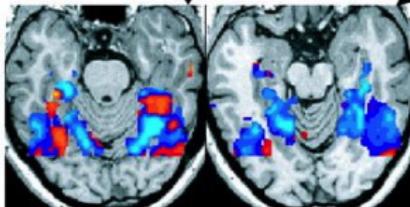
fMRI: Imagerie par Résonance Magnétique fonctionnelle

AEven
Runs

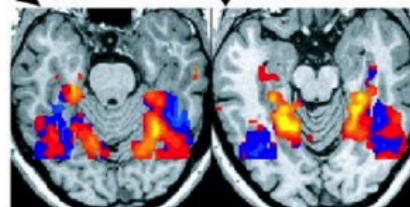
$$r = -0.40$$



$$r = 0.87$$

Odd
Runs

$$r = 0.81$$



$$r = -0.47$$

Response
to FacesResponse
to Houses

Mesure la quantité d'oxygène, croissante dans les zones actives.

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

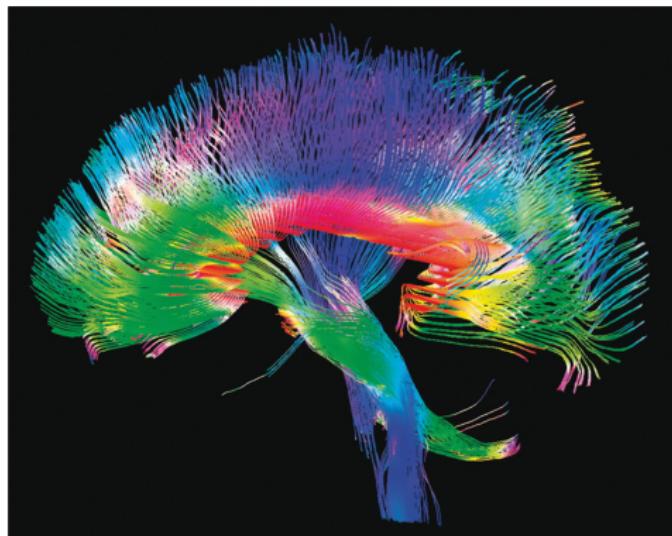
Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○●

Ref&Conc
○
○○

dMRI: IRM de diffusion



Utilise le mouvement brownien des molécules d'eau du corps humain.

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○

Ref&Conc
○
○○

LE MOT DE LA FIN

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
●
○○

Références

Wikipédia (toujours vérifier les sources)

Google

Twitter

Denis Le Billan, *Le cerveau de crystal*

Izhikevich, *Dynamical Systems in Neuroscience: The Geometry of Excitability and Bursting*

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
●○

Conclusion

Les sciences se partagent la compréhension des phénomènes ; être scientifique implique une ouverture.

Et il n'est jamais trop tôt pour être chercheur : n'attendez pas que les choses arrivent.

Intro.
○○
○○○○
○

Neur.
○
○
○○○

Math
○
○○○
○○○

Modél.
○○○
○○○○

Data
○
○○○

Ref&Conc
○
○●

Merci de votre attention

Et si vous avez des questions scientifiques : allevity@ihr.mrc.ac.uk