

# Modelado y análisis del comportamiento de una neurona

Alejo Corral,<sup>\*</sup> Gonzalo Canavesio,<sup>†</sup> and Ignacio Martinez Goloboff<sup>‡</sup>

*Redes Neuronales, Licenciatura en Ciencias de la Computación,  
Facultad de Matemática, Astronomía, Física y Computación*

(Dated: October 21, 2024)

En este escrito se realiza un análisis detallado del comportamiento de una neurona siguiendo el modelo matemático propuesto por Hodgkin y Huxley, que describe la generación y propagación del potencial de acción en una neurona [1]. Se realizaron simulaciones computacionales bajo diferentes condiciones de estímulo. Los resultados muestran cómo la neurona responde a estos estímulos de diversas intensidades y patrones, destacando la generación de potenciales de acción y su dependencia de los canales iónicos. Estos hallazgos permiten comprender mejor los mecanismos subyacentes en la excitabilidad neuronal, proporcionando una herramienta útil para el estudio en la neurociencia computacional.

## I. INTRODUCCIÓN

La excitabilidad eléctrica de las neuronas es un proceso fundamental para la transmisión de señales en el sistema nervioso, permitiendo la comunicación entre células y, en última instancia, la integración de funciones corporales [2]. Desde su descubrimiento en la década de 1950, el modelo de Hodgkin y Huxley [1] ha sido de los más influyentes en la descripción de este proceso. A través de un conjunto de ecuaciones diferenciales ordinarias, el modelo permite simular la activación e inactivación de canales iónicos, como los de sodio y potasio, en respuesta a variaciones en el potencial de membrana [3].

En este trabajo, se utiliza este modelo para analizar la respuesta de una neurona bajo distintos tipos de estímulos, explorando su capacidad de generar potenciales de acción. Se evaluará la respuesta de la neurona frente a estímulos de diferentes intensidades y frecuencias, así como la influencia de la presencia de ruido en las corrientes de membrana.

## II. TEORÍA

El modelo de Hodgkin y Huxley describe la dinámica de la membrana de una neurona a través de un sistema de ecuaciones diferenciales ordinarias (ODEs) que describen la evolución temporal de las variables de estado de la neurona.

El modelo considera cuatro variables de estado: el potencial de membrana  $v(t)$ , y las fracciones de canales de sodio activados  $m(t)$  e inactivados  $h(t)$ , y de canales de potasio activados  $n(t)$ . Las ecuaciones que rigen la evolución de estas variables son: [3]

$$\begin{aligned} \dot{v} &= c^{-1} (i - \bar{g}_{\text{Na}} m^3 h (v - v_{\text{Na}}) - \bar{g}_{\text{K}} n^4 (v - v_{\text{K}}) - g_l (v - v_l)) \\ \dot{m} &= \alpha_m(v) (1 - m) - \beta_m(v) m \\ \dot{h} &= \alpha_h(v) (1 - h) - \beta_h(v) h \end{aligned} \quad (1)$$

Donde  $c$  es la capacitancia de la membrana,  $i$  es la corriente de entrada,  $\bar{g}_{\text{Na}}$  y  $\bar{g}_{\text{K}}$  son las conductancias máximas de los canales de sodio y potasio, respectivamente,  $v_{\text{Na}}$  y  $v_{\text{K}}$  son los potenciales de equilibrio de los canales de sodio y potasio, respectivamente,  $g_l$  es la conductancia de fuga,  $v_l$  es el potencial de equilibrio de la conductancia de fuga, y  $\alpha$  y  $\beta$  son funciones de voltaje que describen las tasas de activación e inactivación de los canales de sodio y potasio, y se definen como:

$$\begin{aligned} \alpha_h(v) &= \frac{0.07}{ms} \exp\left(-\frac{v}{20 mV}\right) \\ \alpha_m(v) &= \frac{0.1}{ms mV} \frac{25 mV - v}{\exp\left(\frac{25 mV - v}{10 mV}\right) - 1} \\ \alpha_n(v) &= \frac{0.01}{ms mV} \frac{10 mV - v}{\exp\left(\frac{10 mV - v}{10 mV}\right) - 1} \\ \beta_h(v) &= \frac{1}{ms} \frac{1}{\exp\left(\frac{30 mV - v}{10 mV}\right) + 1} \\ \beta_m(v) &= \frac{4}{ms} \exp\left(-\frac{v}{18 mV}\right) \\ \beta_n(v) &= \frac{0.125}{ms} \exp\left(-\frac{v}{80 mV}\right) \end{aligned} \quad (2)$$

## III. RESULTADOS

Los parámetros utilizados para las simulaciones del modelo son:  $c = 1 \mu\text{F}/\text{cm}^2$ ,  $\bar{g}_{\text{Na}} = 120 \text{ mS}/\text{cm}^2$ ,  $\bar{g}_{\text{K}} = 36 \text{ mS}/\text{cm}^2$ ,  $g_l = 0.3 \text{ mS}/\text{cm}^2$ ,  $v_{\text{Na}} = 120 \text{ mV}$ ,  $v_{\text{K}} = -12 \text{ mV}$ ,  $v_l = 10.6 \text{ mV}$ ,  $i(t) \sim 10 \mu\text{A}/\text{cm}^2$ ,  $t \sim 5 \text{ ms}$  [3].

Las condiciones iniciales para las simulaciones se calcularon numericamente de manera que sean aquellos valores que hacen que el sistema se encuentre en equilibrio, para evitar el problema de disparos espontáneos en la neurona.

### A. Estímulos de distintas intensidades

Para evaluar la respuesta de la neurona a estímulos de distintas intensidades, se aplicaron corrientes de membrana de  $10 \mu\text{A}/\text{cm}^2$ ,  $20 \mu\text{A}/\text{cm}^2$  y  $30 \mu\text{A}/\text{cm}^2$  en intervalos de  $0.5 \text{ ms}$ , como se muestra en la Figura 1. Se observa en la figura 2 que la neurona dispara un potencial de acción en respuesta al estímulo de  $30 \mu\text{A}/\text{cm}^2$ , pero no a los estímulos de  $10 \mu\text{A}/\text{cm}^2$  y  $20 \mu\text{A}/\text{cm}^2$ . La fracción de canales activos e inactivos se muestra en la Figura 3, donde se observa un comportamiento que acompaña la evolución del potencial de membrana.

FIG. 1. Corriente de Membrana

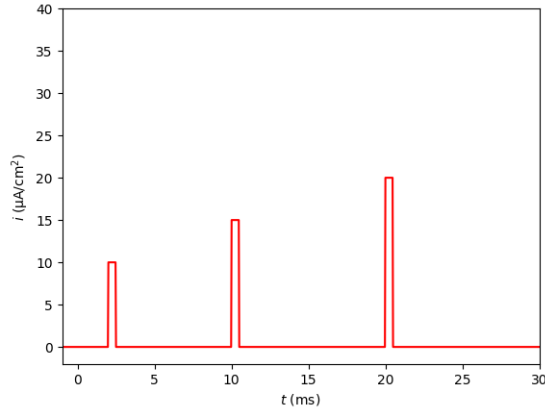
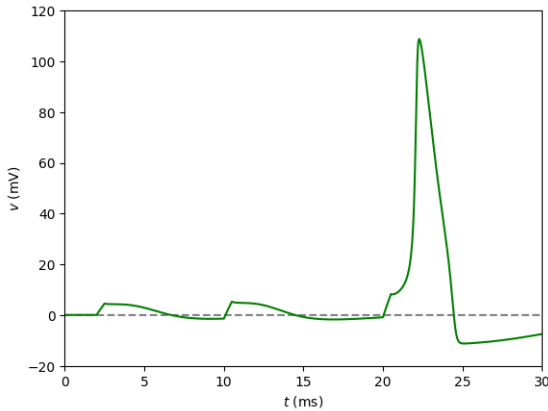


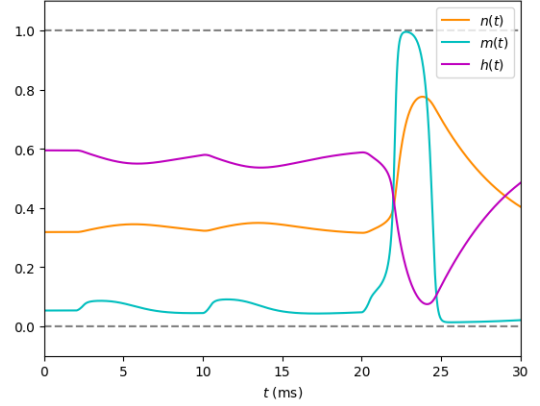
FIG. 2. Potencial de Membrana



### B. Estimulo constante

Para evaluar la respuesta de la neurona a un estímulo constante, se aplicó una corriente de membrana de  $10 \mu\text{A}/\text{cm}^2$  en el intervalo  $[5 \text{ ms}, \infty \text{ ms})$ , como se muestra en la Figura 4. Se observa en la Figura 5 que la neurona genera una rafaga, disparando constantemente después de cada período refractario. La fracción de canales

FIG. 3. Fracción de canales activos e inactivos



activos e inactivos se muestra en la Figura 6, donde se observa que los canales de sodio y potasio se activan e inactivan en sincronía con el potencial de membrana.

FIG. 4. Corriente de Membrana

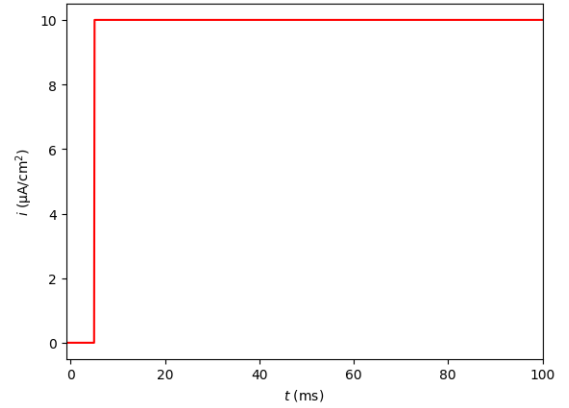


FIG. 5. Potencial de Membrana

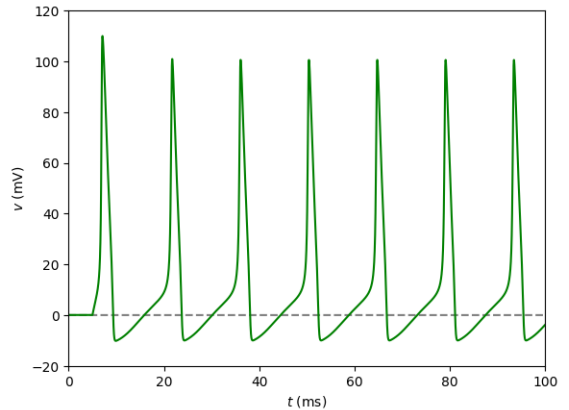
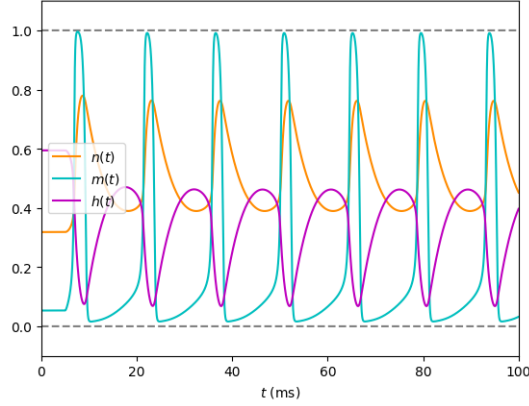


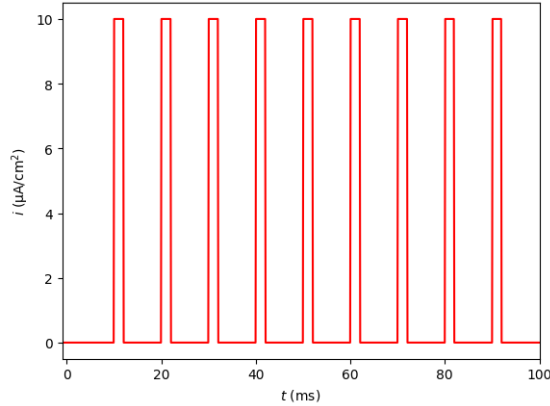
FIG. 6. Fracción de canales activos e inactivos



### C. Estimulo pulsante

Para evaluar la respuesta de la neurona a un estímulo pulsante, se aplicó una corriente de membrana de  $10 \mu\text{A}/\text{cm}^2$  en intervalos de 2ms cada 10ms, como se muestra en la Figura 7. Se observa en la Figura 8 que la neurona dispara un potencial de acción solo en respuesta a los estímulos impares de la secuencia, mientras que no dispara en respuesta a los estímulos pares, respetando el período refractario. La fracción de canales activos e inactivos se muestra en la Figura 9, pudiendose observar una dinámica que se ajusta al comportamiento del potencial de membrana.

FIG. 7. Corriente de Membrana



### D. Estimulo con ruido

Para evaluar la respuesta de la neurona a un estímulo con ruido, se aplicó una corriente de membrana estocástica en el intervalo  $[0 \text{ ms}, \infty \text{ ms})$ , cuyo valor se distribuye normalmente con media  $0 \mu\text{A}$  y desviación estándar  $50 \mu\text{A}$ , como se muestra en la Figura 10. Se observa en la Figura 11 que la neurona dispara poten-

FIG. 8. Potencial de Membrana

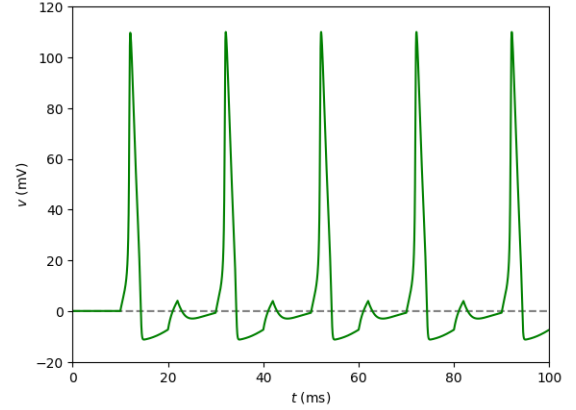
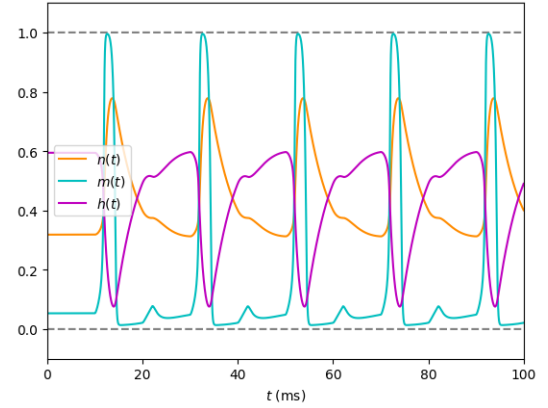


FIG. 9. Fracción de canales activos e inactivos



ciales de acción de manera irregular, en respuesta a la variabilidad del estímulo. La fracción de canales activos e inactivos se muestra en la Figura 12, donde se observa un comportamiento que acompaña la variabilidad del potencial de membrana.

FIG. 10. Corriente de Membrana

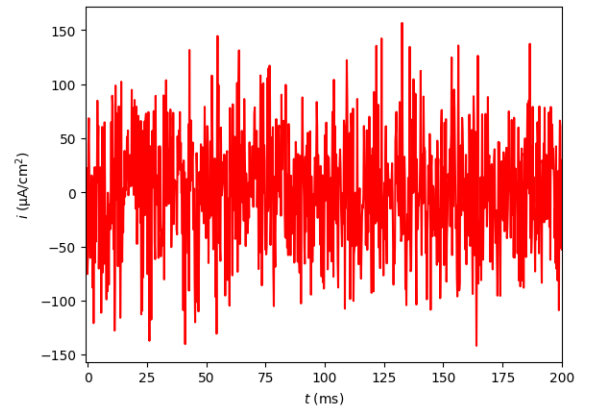


FIG. 11. Potencial de Membrana

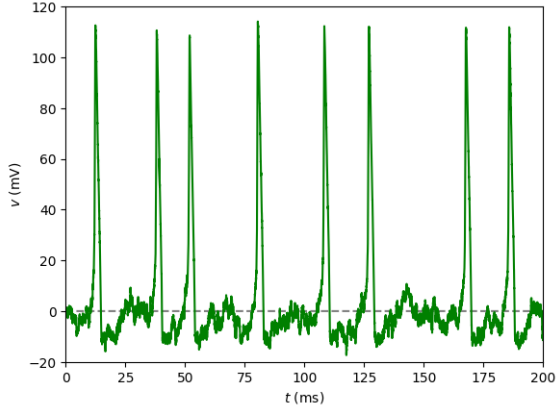
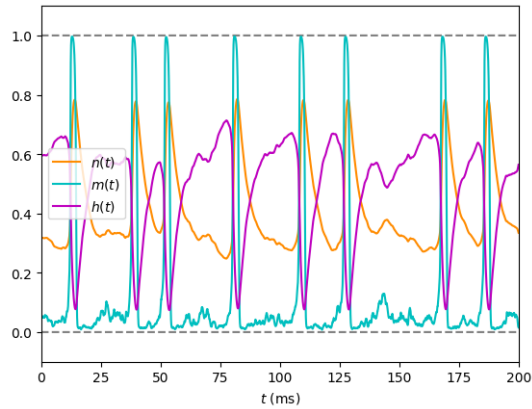


FIG. 12. Fracción de canales activos e inactivos



#### IV. DISCUSIÓN

Los resultados obtenidos a partir de las simulaciones muestran que la respuesta de la neurona depende críticamente de la magnitud, el momento y el tipo de estímulo aplicado.

Para estímulos de baja intensidad, la neurona no genera un potencial de acción, mientras que para corrientes más intensas, la célula es capaz de disparar. En el caso de estímulos constantes, se observó una ráfaga de potenciales de acción, con una frecuencia de disparo que depende de los períodos refractarios. Asimismo, los estímulos pulsantes revelaron una selectividad temporal, donde la neurona solo dispara en ciertos intervalos debido a la duración del período refractario. Finalmente,

los estímulos con ruido introducen variabilidad en el disparo y reacción a cada estímulo, lo que resulta en una respuesta irregular de la neurona.

Creemos que estos resultados son consistentes con los hallazgos experimentales y con la teoría de la excitabilidad neuronal, y proporcionan una base sólida para futuras investigaciones en neurociencia computacional.

#### V. CONCLUSIONES

Este estudio proporciona una visión detallada del comportamiento de una neurona bajo el marco del modelo de Hodgkin y Huxley, destacando su capacidad para simular con precisión la respuesta neuronal a estímulos diversos.

Los resultados subrayan la importancia de las propiedades biofísicas de los canales de sodio y potasio en la generación de potenciales de acción, así como la sensibilidad del sistema a las características de los estímulos externos.

Estos hallazgos son relevantes no solo para la comprensión de la biología neuronal, sino también para el desarrollo de aplicaciones en neurociencia computacional, como la modelización de redes neuronales y la simulación de sistemas neuronales complejos.

#### VI. AGRADECIMIENTOS

GC agradece el financiamiento y el apoyo de su familia en sus estudios, así como la posibilidad de cursar la materia de Redes Neuronales en FAMAF.

IM y AC agradecen a los profes por la oportunidad y la orientación, que fueron clave para la realización de este trabajo.

---

\* alejo.corral@mi.unc.edu.ar

† gonzalo.canavesio@mi.unc.edu.ar

‡ ignacio.martinez.goloboff@mi.unc.edu.ar

[1] Hodgkin–Huxley model, Hodgkin–huxley model — Wikipedia, the free encyclopedia (2024), [Online; accessed 06-October-2024].

[2] Neuron, Neuron — Wikipedia, the free encyclopedia (2024), [Online; accessed 09-October-2024].

[3] E. Izhikevich, *Dynamical Systems in Neuroscience*, Computational neuroscience Dynamical systems in neuroscience (MIT Press, 2007).