

Modelo neuronal de Izhikevich

Manuela Fredriks, Fernanda Micucci, Lautaro Ochotorena

Facultad de Ciencias Exactas, Universidad Nacional de La Plata (Estudiantes de la Licenciatura en Matemática)

(Dated: 2 de noviembre de 2023)

I. INTRODUCCIÓN

El objetivo de este trabajo es familiarizarnos con el modelo neuronal de Izhikevich [1], el cual consiste en reproducir el comportamiento de distintas neuronas corticales de la manera más cercana a lo que ocurre biológicamente. Combina la parte biológica del modelo de Hodgkin-Huxley y la eficiencia computacional del Integrate and Fire, y consta de dos ecuaciones dadas por:

$$\dot{v} = 0,04v^2 + 5v + 140 - u + I$$

$$\dot{u} = a(bv - u)$$

con un método de disparo que se activa si $v \geq 30mV$ y resetea los valores

$$v \leftarrow c$$

$$u \leftarrow u + d$$

En este trabajo no profundizaremos en el estudio de las unidades de medida involucradas en las ecuaciones anteriores, ya que la deducción de la correspondencia entre las mismas no es trivial.

La variable v representa el potencial de la membrana de la neurona y u la variable de recuperación de la membrana, ésta última representa la activación de la corriente de iones K^+ y la inactivación de iones Na^+ que produce que el potencial v se vuelva más negativo. Luego de alcanzar el umbral ($+30mV$), tanto v como u se reestablecen de acuerdo al método de disparo. La corriente se simboliza con la variable I .

Además, el modelo consta de 4 parámetros denominados a, b, c, d tales que:

- a representa la escala del tiempo de recuperación de u . Un valor típico es $a = 0,2$.
- b describe la sensibilidad de la variable de recuperación u a las fluctuaciones subumbrales del potencial de membrana v . Un valor típico es $b = 0,2$. El potencial de reposo en el modelo está entre $-70mV$ y $-60mV$ dependiendo del valor de b .
- c describe el valor de reinicio posterior al pico del potencial de membrana v causado por las rápidas conductancias de K^+ de alto umbral. Suele utilizarse $c = -65mV$.
- d representa el reinicio posterior al pico de la variable de recuperación u causado por lentas conductancias de Na^+ y K^+ de alto umbral. Un valor típico es $d = 2$.

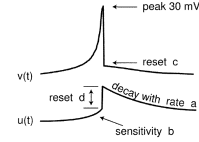


Figura 1: Representación gráfica de los parámetros obtenida de [1]

II. CLASIFICACIÓN

El trabajo realizado por Izhikevich nos provee de parámetros de referencia para cada tipo de neurona.

De acuerdo al patrón de picos de las neuronas estarán divididas en:

- Excitatorias:
 1. Regular spiking (RS)
 2. Intrinsically Bursting (IB)
 3. Chattering (CH)
- Inhibitorias:
 1. Fast spiking (FS)
 2. Low-threshold spiking (LTS)
- Thalamo Cortical (TC)
- Resonator(RZ)

Para simular computacionalmente el comportamiento de estas neuronas se utiliza el método de Runge-Kutta con paso $0,01ms$ junto con los siguiente parámetros:

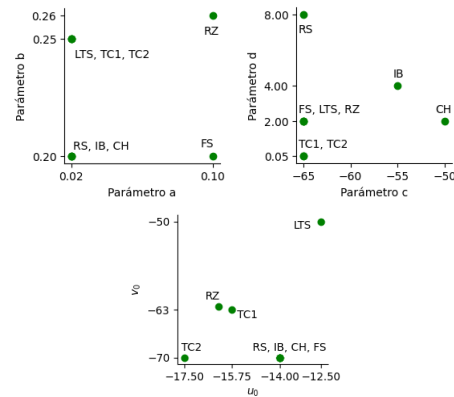


Figura 2: u_0 y v_0 indican los valores iniciales de u y v

La corriente externa I vendrá indicada abajo del gráfico de cada neurona.

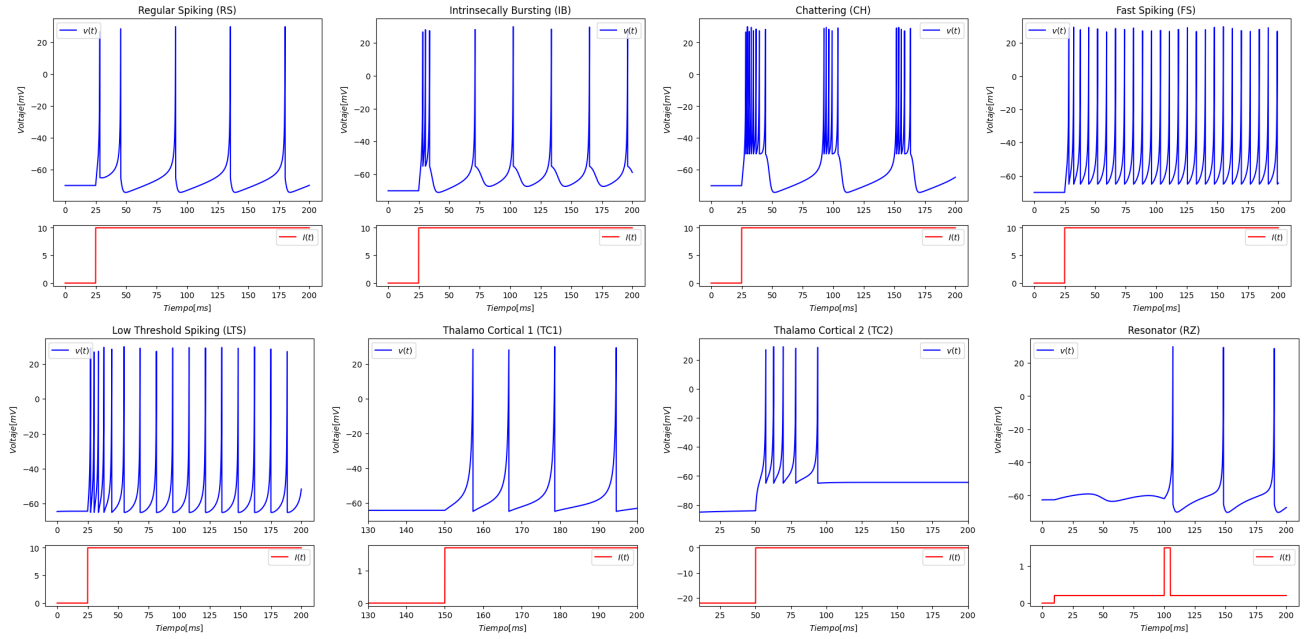


Figura 3: Comportamiento de las distintas neuronas

1. Regular Spiking (RS): estas son las neuronas más típicas de la corteza. Cuando se presenta un estímulo (corriente) prolongado, las neuronas disparan algunos picos en un período corto de tiempo, luego este período va aumentando y se denomina *período de adaptación de la frecuencia de disparo*. Si la corriente aumenta se lograría tener mayor cantidad de picos, es decir, la frecuencia de disparo aumenta pero nunca será muy alta debido al período de hiperpolarización de la neurona.

2. Intrinsically Bursting (IB): en este caso, las neuronas disparan una ráfaga de picos en un período corto de tiempo (estallido); durante este período la variable de recuperación u aumenta, y por lo tanto la dinámica neuronal cambia de estallidos a picos unitarios repetitivos que se producen de manera espaciada entre ellos.

Notar que en este caso, el valor de voltaje de reseteo corresponde a $c = -55mV$ que es considerado un valor de voltaje de reseteo alto y $d = 4$ representa un gran salto de la variable u luego de producirse el pico de la variable v .

3. Chattering (CH): estas neuronas presentan estallidos espaciados. El valor $c = -50mV$ es un valor de voltaje de reseteo alto y $d = 2$ es un gran salto de la variable u luego de producirse el pico de la variable v .

En este caso, cambiando levemente los valores de c y d en comparación a la neurona IB, podemos observar un comportamiento diferente con mayor cantidad de estallidos.

La frecuencia entre estallidos puede ser tan alta como 40Hz, lo que equivaldría a 25ms de período, o sea cada 25ms hay un estallido.

4. Fast Spiking (FS): estas neuronas pueden disparar picos a una velocidad extremadamente alta sin experimentar una disminución en su frecuencia de disparo (sin desacelerar).

El valor $a = 0,1$ representa una recuperación rápida post disparo, lo que significa que la neurona puede volver a disparar con alta frecuencia y esto explica lo mencionado arriba.

5. Low-threshold spiking (LTS): en este caso, las neuronas en un principio pueden disparar picos a una velocidad alta, pero luego la frecuencia de ellos desacelera y se mantiene a una velocidad constante. Como su nombre lo indica, tienen umbrales de disparo bajos, lo que corresponde a que utilizando $b = 0,25$, que es un valor alto, la neurona continúe disparando incluso si el estímulo externo es pequeño.

6. Thalamo-Cortical (TC1 y TC2): para el caso de TC1, su potencial de membrana en reposo es de alrededor de $-60mV$ y exhiben un disparo constante. Sin embargo, si se aplica un paso de corriente negativa (TC2), el potencial de membrana se hiperpolariza (alrededor de $-90mV$) y cuando se deja de inyectar corriente, la neurona genera un estallido para luego estabilizarse en el potencial de reposo $-63mV$.

7. Resonator (RZ): estas neuronas muestran oscilacio-

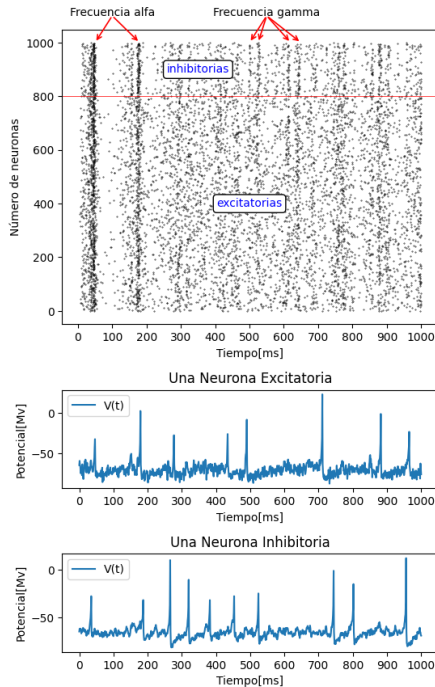
nes subumbrales sostenidas, lo que significa que generan oscilaciones en su potencial de membrana que no alcanzan el umbral necesario para disparar. Incluso, pueden ser de corta duración dependiendo de la corriente recibida. Este comportamiento se describe a través de los parámetros a y b , en este caso, con valores de $a = 0,1$ y $b = 0,26$. Dado que son valores altos, esto explica porqué la neurona se recupera rápidamente de los períodos de oscilación y puede efectuar un disparo. A la vez, el valor de b le dará una mayor sensibilidad en responder a cambios en el voltaje. Es decir, la neurona tiene la capacidad de cambiar entre un estado de reposo y un estado de disparo en respuesta a estímulos breves como se observa en la figura a partir de 100ms.

III. SIMULACIÓN DE 1000 NEURONAS

En este apartado se hizo una simulación de 1000 neuronas, 800 excitatorias y 200 inhibitorias FS. Para las primeras se seleccionó como parámetros $(a_i, b_i) = (0,02, 0,2)$ y $(c_i, d_i) = (-65, 8) + (15, -6)r_i^2$ donde r_i es una variable aleatoria que sigue una distribución uniforme en el intervalo $[0, 1]$, e i refiere a la i -ésima neurona. Notar que $r_i = 0$ corresponde a una neurona RS mientras que $r_i = 1$ corresponde a una neurona CH.

Para el caso de las inhibitorias se seleccionó $(a_i, b_i) = (0,02, 0,25) + (0,08, -0,05)r_i$ y $(c_i, d_i) = (-65, 2)$. Notar que $r_i = 0$ corresponde a una neurona LTS mientras que $r_i = 1$ corresponde a una neurona FS.

En la siguiente figura cada punto simboliza cuando una neurona dispara.



La figura muestra que los disparos son asincrónicos, con una frecuencia alrededor de 8Hz (125ms de período) pero eventualmente se produce una sincronización denotada por las líneas negras verticales en el rango de frecuencias de gamma y alfa (alrededor de 10 y 40Hz, respectivamente).

En este caso, la red está conectada aleatoriamente y no existe plasticidad sináptica, es decir, ante nuevas situaciones de aprendizaje las conexiones neuronales o sinapsis no se refuerzan o regeneran, sino que las neuronas se auto-organizan en conjuntos exhibiendo un comportamiento rítmico colectivo.

IV. CONCLUSIÓN

Al desarrollar modelos neuronales, generalmente nos encontramos frente a un desafío que implica encontrar modelos que sean eficientes computacionalmente y que además logren representar el comportamiento neuronal de la manera más similar a lo que biológicamente sucede.

Es importante destacar que la riqueza del modelo de Izhikevich proviene de ser eficiente computacionalmente y simple, ya que consiste de dos ecuaciones sencillas que nos permite simular el comportamiento neuronal de diferentes tipos de ellas. En éste se involucran distintos patrones de disparos, picos y estallidos con tan solo hacer pequeños cambios en los parámetros implicados. Una de las aplicaciones interesantes es reproducir redes neuronales corticales compuestas por decenas de miles de ellas.

De hecho, podemos apreciar las buenas propiedades del modelo en comparación con otros conocidos:

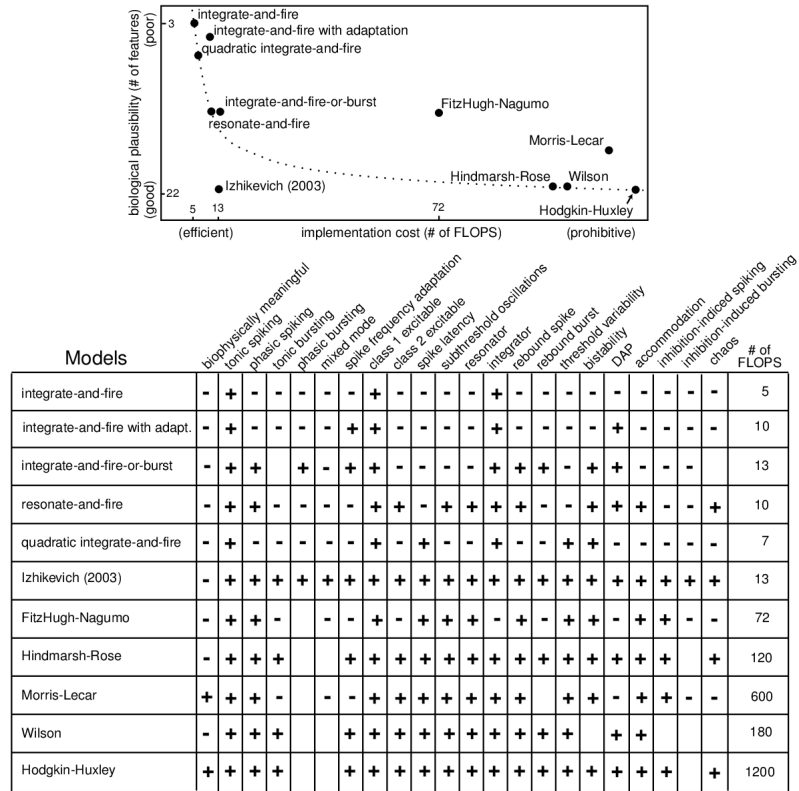


Figura 4: “# of FLOPS” es una aproximación numérica de operaciones (suma, multiplicación, etc.) necesarias para simular el modelo durante 1ms. Cada celda vacía indica que el modelo puede representar (en teoría) dicha propiedad ajustando apropiadamente los parámetros pero el autor falló en encontrar los valores adecuados en un tiempo razonable (figura obtenida de [2])

V. E-MAIL DE CONTACTO

manufredriks@gmail.com
micuccifernanda97@gmail.com
lau_sansimon@hotmail.com

- [1] E. M. Izhikevich, *Simple Model of Spiking Neurons* (2003).
- [2] Z. Fountas, *Spiking Neural Networks for Human-like Avatar Control in a Simulated Environment* (2011).