

Modelo neuronal de Izhikevich

Martín Trucco¹

Facultad de Matemática, Astronomía y Física - Universidad Nacional de Córdoba
Av. Medina Allende N°2144, Ciudad Universitaria X5016LAE, Córdoba, Argentina
martintrucco@mi.unc.edu.ar¹

25 de Octubre, 2022

En el presente trabajo se estudió el comportamiento de diferentes tipos de neuronas mediante el modelo de Izhikevich y se simuló una red neuronal utilizando un código en Python.

Descriptores: modelo de Izhikevich, red neuronal.

In the present work, the behavior of different types of neurons was studied using the Izhikevich model and a neural network was simulated implementing a Python code.

Keywords: Izhikevich model, neural network.

Introducción

En 2003, el matemático ruso Eugene Izhikevich (Moscú, 1967) introdujo una simplificación al conocido modelo neuronal de Hodgkin-Huxley para describir el comportamiento del potencial de disparo de una neurona utilizando solo cuatro parámetros adimensionales. De esta forma obtuvo un modelo funcional como el de Hodgkin-Huxley pero computacionalmente eficiente como el Integrate-and-Fire [1].

En este trabajo se reproducirán algunos de los resultados obtenidos por Izhikevich en [1] basándose en el modelo que él mismo propuso.

1 Marco Teórico

La teoría de bifurcaciones permite reducir el modelo de Hodgkin-Huxley a un sistema bidimensional de ecuaciones diferenciales de la forma

$$\begin{aligned}\dot{v}(t) &= 0,04v^2(t) + 5v(t) + 140 - u(t) + I(t) \\ \dot{u}(t) &= a(bv(t) - u(t))\end{aligned}\quad (1)$$

con un reseteo auxiliar post-disparo

$$\begin{aligned}v(t) &\leftarrow c \\ u(t) &\leftarrow u(t) + d\end{aligned}\quad (2)$$

donde $v(t)$ representa la membrana de potencial de la neurona, $u(t)$ la variable de recuperación de la membrana, a es el tiempo de recuperación de u (mientras más pequeño más lenta la recuperación), b

describe la sensibilidad de la variable u a fluctuaciones subumbrales de v (grandes valores acoplan u y v con más fuerza, resultando en posibles oscilaciones subumbrales y dinámica de picos bajo umbral), c y d indican el valor de reinicio post-pico de v y u respectivamente e $I(t)$ indica la corriente a la que se somete el sistema.

Notar que $v(t)$ y $u(t)$ son variables adimensionales, a, b, c y d son parámetros adimensionales y $\dot{} \equiv d/dt$.

Las neuronas neocorticales de los mamíferos se pueden clasificar en diversos tipos, dependiendo de su comportamiento de disparo y excitación. Por ejemplo las células corticales **excitatorias** se dividen en tres clases:

- *Neuronas RS (regular spiking)*: son las más comunes en la corteza cerebral. Cuando se estimulan en forma prolongada disparan picos de corto periodo, que van incrementándose progresivamente. Esto se llama *frecuencia de adaptación de pico*, la cual aumenta a medida que lo hace el estímulo.
- *Neuronas IB (intrinsically bursting)*: disparan una ráfaga de picos seguido de una repetición de picos simples.
- *Neuronas CH (chattering)*: pueden emitir una sucesión de picos muy cercanos debido a la alta frecuencia de disparo (llegando incluso a alcanzar ~ 40 Hz).

Por otra parte, las células corticales **inhibitorias** se dividen en 2 clases:

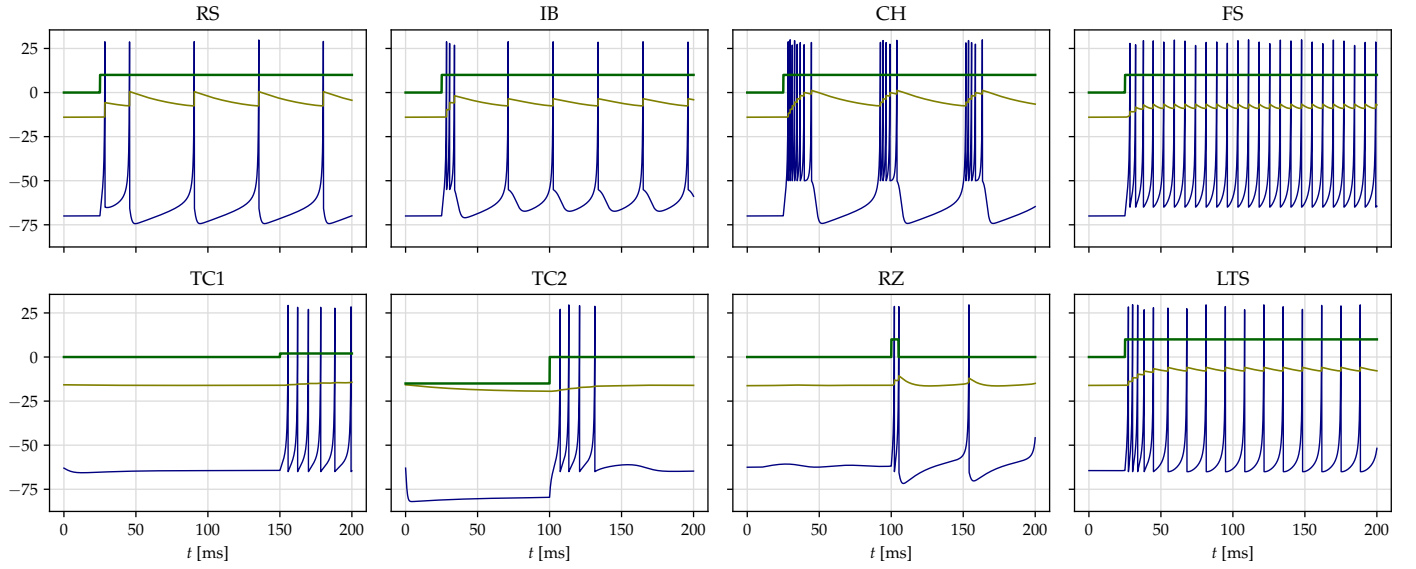


Figura 1: $I(t)$ (en verde), $u(t)$ (en amarillo) y $v(t)$ (en azul) en función del tiempo para cada tipo de neurona.

- *Neuronas FS (fast spiking)*: disparan un tren periódico de potenciales de acción con frecuencias extremadamente altas sin casi adaptación.
- *Neuronas LTS (low-threshold spiking)*: al igual que en el caso anterior, también pueden producir trenes de potenciales de acción pero con una notable frecuencia adaptación.

Asimismo, este modelo puede reproducir -entre otros- el comportamiento de los siguientes tipos de neuronas:

- *Neuronas TC (thalamo-cortical)*: las hay de dos tipos: cuando están en reposo ($v \sim -60$ mV) y son despolarizadas exhiben un disparo “tónico” (respuesta sostenida que se activa durante el transcurso del estímulo) [2]. Por otra parte, si se le aplica un salto de corriente negativa tal que la membrana de potencial se hiperpolariza ($v \sim -90$ mV), las neuronas disparan una seguidilla de potenciales de acción.
- *Neuronas RZ (resonator)*: tienen oscilaciones subumbrales amortiguadas y resuenan bajo impulsos con la frecuencia adecuada.

2 Procedimiento

Se emplean los valores a, b, c, d, I especificados en [1][3] de cada tipo de neuronas corticales para reproducir la figura 2. Luego se adapta el código de MATLAB en Python para simular una red de 1000 neuronas aleatoriamente conectadas (800 excitatorias y 200 inhibitorias) replicando así la figura 3.

3 Resultados y Discusión

Con los parámetros seleccionados se obtienen las gráficas de la figura 1, modelando la figura 2 de [1].

Inicialmente $v(t)$ y $u(t)$ son constantes (o existe una pequeña respuesta transitoria hasta lograr el equilibrio) debido a que las neuronas no se están estimulando ($I(t)$ nula), salvo para *RZ*; lo cual tiene sentido ya que, por la naturaleza de esta última, se encuentra resonando instantes previos a su excitación.

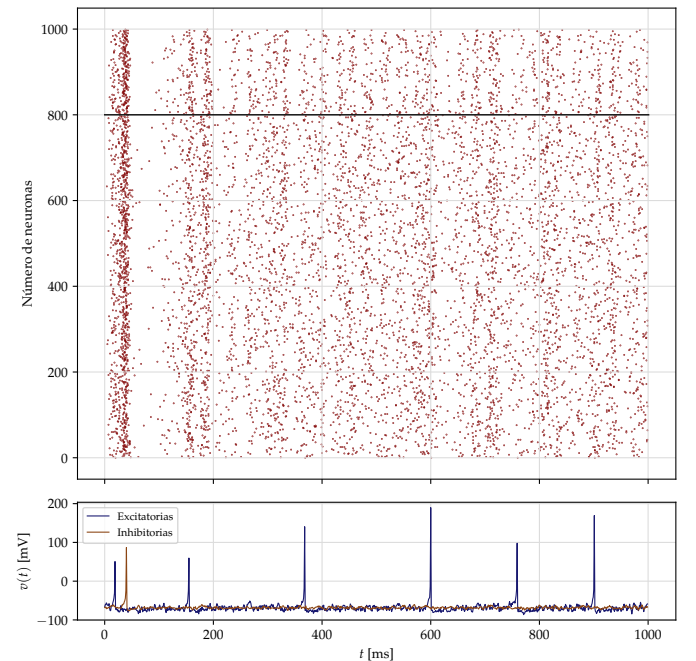


Figura 2: Arriba: simulación de una red de 1000 neuronas acopladas al azar. La línea negra divide las neuronas excitatorias de las inhibitorias. Abajo: actividad típica de los picos para ambas clases de neuronas.

Por otro lado, la figura 2 expone la red neuronal simulada y junto a ella la actividad de las neuronas excitatorias e inhibitorias, cuyos máximos pueden asociarse a disparos sincronizados en el rango de frecuencias *alpha* y *gamma* respectivamente [1][4][5].

4 Conclusión

Se reprodujo el comportamiento de siete tipos de neuronas diferentes ajustando los parámetros necesarios en cada caso y se construyó una red de neuronas conectadas en forma aleatoria.

Dada la variedad de clases que pueden simularse sumado al reducido costo computacional del código empleado reflejan la practicidad y funcionabilidad del modelo de Izhikevich.

Bibliografía

- [1] E. M. Izhikevich, “Simple model of spiking neurons,” in *IEEE Transactions on Neural Networks*, vol. 14, no. 6, pp. 1569-1572, Nov. 2003, doi: 10.1109/TNN.2003.820440.
- [2] Wang L, Liang PJ, Zhang PM, Qiu YH. “Tonic mechanisms underlying tonic and phasic firing behaviors in retinal ganglion cells: a model study”. *Channels* (Austin). 2014;8(4):298-307. doi: 10.4161/chan.28012. PMID: 24769919; PMCID: PMC4203731.
- [3] “Práctico 2”. *Redes Neuronales 2022*, FaMAF. Accessed 22 Oct. 2022.
- [4] Foster JJ, Sutterer DW, Serences JT, Vogel EK, Awh E. Alpha-Band Oscillations Enable Spatially and Temporally Resolved Tracking of Covert Spatial Attention. *Psychological Science*. 2017 Jul;28(7):929-941. doi: 10.1177/0956797617699167. Epub 2017 May 24. PMID: 28537480; PMCID: PMC5675530.
- [5] McDermott B, Porter E, Hughes D, McGinley B, Lang M, O'Halloran M, Jones M. Gamma Band Neural Stimulation in Humans and the Promise of a New Modality to Prevent and Treat Alzheimer's Disease. *Journal of Alzheimer's Disease*. 2018;65(2):363-392. doi: 10.3233/JAD-180391. PMID: 30040729; PMCID: PMC6130417.