Analísis del modelo de neuronas de Izhikevich

Ignacio Benjamín Ceballos, Juan Rodrigo Anabalón, and Bruno D'Ambrosio

En este trabajo se modeliza el comportamiento dinámico de neuronas individuales mediante el modelo de Izhikevich. La simulación de este modelo se realiza utilizando el método de Runge-Kutta de orden 4 para capturar distintos tipos de disparo neuronal. Además, se implementa una red neuronal basada en este modelo utilizando el método de Euler-Maruyama para simular la interacción entre neuronas. Los resultados demuestran la capacidad del modelo para reproducir diferentes tipos de actividad neuronal, así como el comportamiento y la dinamica de una red de neuronas.

I. INTRODUCCIÓN

Las neuronas artificiales son modelos matemáticos diseñados para simular el comportamiento de las neuronas biológicas, siendo una parte clave de la neurociencia computacional. Entre los diferentes modelos disponibles, el modelo de Izhikevich se destaca por lograr un equilibrio entre la plausibidad biológica del modelo de Hodgkin-Huxley, y la eficiencia computacional de los modelos integrate and fire. Esto lo vuelve especialmente útil para el estudio de grandes redes neuronales y su dinámica. El objetivo de este trabajo es simular y analizar el modelo de Izhikevich tanto para neuronas individuales como para redes, empleando métodos numéricos clásicos para la integrar las ecuaciones diferenciales que lo conforman [1].

TEORÍA II.

El modelo se describe mediante la siguiente ecuacion diferencial ordinaria bidimensional:

$$\frac{dv}{dt} = 0.04v^2 + 5v + 140 - u + I \tag{1}$$

$$\frac{dv}{dt} = 0.04v^2 + 5v + 140 - u + I \tag{1}$$

$$\frac{du}{dt} = a(bv - u) \tag{2}$$

y una condición de reseteo: si $v \ge 30 \text{ mV}$,

Los parámetros a, b, c y d representan lo siguiente:

- a:Controla la escala temporal de la variable de recuperación. Valores pequeños implican recuperación lenta.
- b: Determina la sensibilidad de u a las fluctuaciones subumbral de v. Valores altos acoplan más fuertemente v y u, lo que puede generar oscilaciones subumbrales y disparos de bajo umbral.
- c: Define el valor de reinicio del potencial de membrana después del pico, influido por conductancias rápidas de K de alto umbral.
- d: Define el incremento de u tras el pico, causado por conductancias lentas de Na y K de alto umbral.

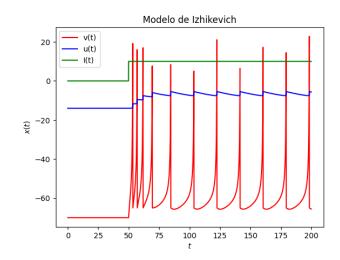


Figura 1: Simulación del modelo de Izhikevich para el caso general.

III. RESULTADOS

DISCUSIÓN

Se puede observar en los graficos resultantes que los comportamientos de cada tipo especifico de neurona en los graficos se corresponden se corresponden con su comportamiento por definicion.

RS (Regular Spiking): Neuronas predominantes en corteza, que exhiben disparos con adaptación progresiva de frecuencia. Su parámetro de reinicio y salto tras disparo generan un tren de picos con aumento creciente en el intervalo interespiga, reflejando la adaptación de frecuencia de disparo.

IB (Intrinsically Bursting): Muestran ráfagas estereotípicas seguidas por picos individuales repetitivos. Los parámetros facilitan la acumulación temporal de la variable de recuperación u, causando cambio de ráfagas a disparos individuales.

CH (Chattering): Producen ráfagas de alta frecuencia con intervalos muy cortos entre sí.

FS (Fast Spiking): Pueden disparar periódicamente

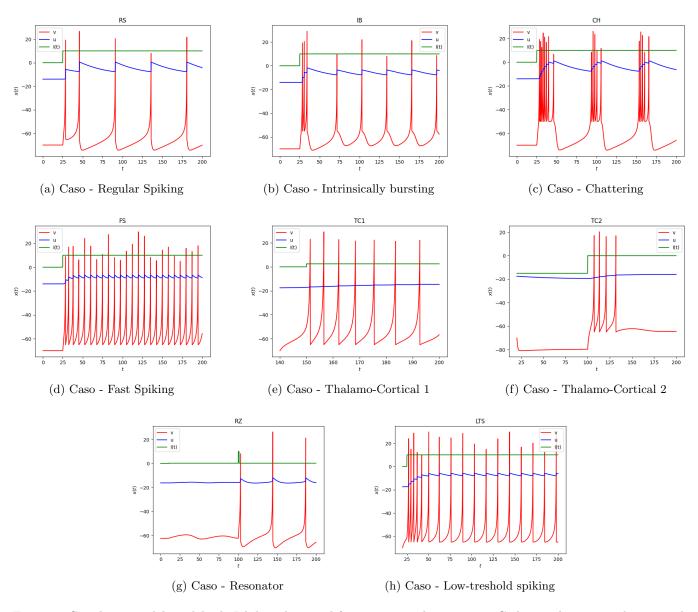


Figura 2: Simulaciones del modelo de Izhikevich para diferentes tipos de neuronas. Cada panel muestra el potencial de membrana (v) y la variable de recuperación (u) a lo largo del tiempo para el caso indicado en su leyenda.

con alta frecuencia. Un valor pequeño de a permite una recuperación rápida, permitiendo prácticamente que no se tenga que adaptar.

LTS (Low-threshold spiking): Disparan trenes de frecuencia alta pero con adaptación notable debido a un umbral bajo.

TC y TC2 (Thalamo-Cortical): Estas neuronas muestran dos modos de disparo, con potencial de rebote luego de hiperpolarización, modeladas para simular actividad talamocortical que contribuye a oscilaciones corticales.

RZ (Resonator): Exhiben oscilaciones subumbrales con capacidad para resonar a frecuencias específicas.

El hecho de que estos comportamientos se reproduzcan adecuadamente demuestra la eficacia del modelo. En este caso una importante fuente de error numerico puede ser el paso temporal y las condiciones iniciales que se tomen. Por último, como se menciono antes, el estudio de este modelo tiene una gran importancia por lograr el equilibrio entre lo que los modelos de integrate and fire y y Hodgkin-Huxley proponen

Red neuronal:

[1] E. M. Izhikevich, Simple Model of Spiking Neurons (IEEE TRANSACTIONS ON NEURAL NETWORKS, 2003).

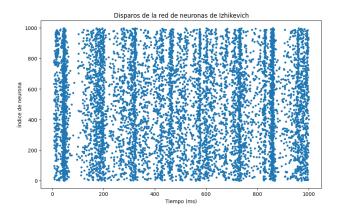


Figura 3: Simulación del modelo de Izhikevich para una red neuronal. Esta gráfica muestra para ciertos parametros el comportamiento y patrones de disparo de la red de neuronas