

ارائه‌ی مدل مداری جدید برای پارامترهای معادلات سلول عصبی هاجکینگ هاکسلی با توان پایین

آوا سلمان پور^۱ ابراهیم فرشیدی^{۲*} کریم انصاری اصل^۳

۱- دانشجوی دکتری- دانشکده مهندسی برق- دانشگاه شهید چمران اهواز- اهواز- ایران
a-salmanpour@phdstu.scu.ac.ir

۲- استادیار- دانشکده مهندسی برق- دانشگاه شهید چمران اهواز- اهواز- ایران
farshidi@scu.ac.ir

۳- استادیار- دانشکده مهندسی برق- دانشگاه شهید چمران اهواز- اهواز- ایران
karim.ansari@scu.ac.ir

چکیده: در این مقاله، توابع α و β و متغیرهای گیت مربوط به معادلات متغیرهای گیت سلول عصبی هاجکینگ هاکسلی بررسی می‌شود. متغیرهای گیت سلول عصبی هاجکینگ هاکسلی، نرخ باز و بسته شدن یون های کلسیم و پتاسیم را نشان می‌دهد. توابع متغیر α و β ، توابعی نمایشی بر حسب پتانسیل پوسته u می‌باشند که توسط هاجکینگ و هاکسلی برای تنظیم و تطبیق معادلات مربوط به سلول عصبی به طور تجربی بدست آمده‌اند. در این مقاله، این معادلات توسط ترانزیستور FGMOS طراحی شده‌اند که هزینه، پیچیدگی، ولتاژ و توان کمتر را به دنبال دارد. این ترانزیستورها در ناحیه‌ی زیرآستانه دارای ولتاژ و توان بسیار پایین هستند، از این رو توان مصرفی مدارهای پیشنهادی بسیار پایین می‌باشد. شبیه سازی توسط نرم افزار Hspice با تکنولوژی 0.18 میکرومتر انجام شده است و مساحت اشغال شده‌ی سیلیکون برای مدار متغیرهای گیت طراحی شده برابر $115\mu\text{m} \times 60\mu\text{m}$ می‌باشد.

کلمات کلیدی: سلول عصبی هاجکینگ هاکسلی، مدل مداری، معادلات متغیرهای گیت، ترانزیستور FGMOS، توابع α و β

تاریخ ارسال مقاله: ۱۳۹۶/۰۴/۲۶

تاریخ پذیرش مشروط مقاله: ۱۳۹۶/۱۰/۲۷

تاریخ پذیرش مقاله: ۱۳۹۶/۱۱/۲۳

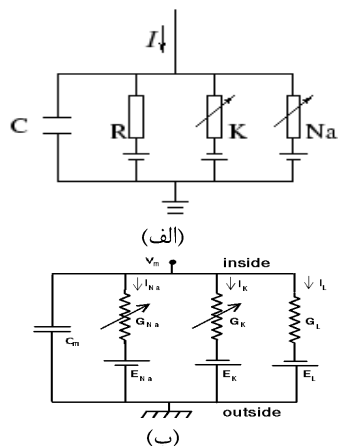
نام نویسنده‌ی مسئول: دکتر ابراهیم فرشیدی

نشانی نویسنده‌ی مسئول: ایران - اهواز - خیابان گلستان - دانشگاه شهید چمران اهواز - دانشکده‌ی برق

پخش پتانسیل عمل در نورون ها ایجاد شد، که شامل مجموعه ای از معادلات غیر خطی دیفرانسیلی می باشد [۱۳]. یکی از راه های کم کردن توان در مدارهای VLSI استفاده از ترانزیستورهای FGMOS (Floating gate transistor) می باشد. این ترانزیستورها مانند ترانزیستور MOS استاندارد ساخته می شوند با این تفاوت که گیت آن ها به صورت الکتریکی مجزا می باشد، در نتیجه هیچ اتصال مقاومتی بین گیت ها وجود ندارد. گیت های ثانویه روی گیت شناور لایه نشانی می شود اما به صورت الکتریکی از آن مجزا می باشد. ترانزیستورهای FGMOS برای کاربردهای توان پایین از جمله مبدل های آنالوگ/دیجیتال [۱۴-۱۶]، تقویت کننده های عملیاتی [۱۷-۱۸] و غیره به کار می رود. در این مقاله یک مدل مداری جدید با ترانزیستورهای FGMOS برای معادلات α و β و متغیرهای گیت سلول عصبی هاچکینگ هاکسلی ارائه می شود، این مدارها به دلیل خصوصیت ترانزیستورهای FGMOS دارای ولتاژ، توان پایین و پیچیدگی کمتر هستند.

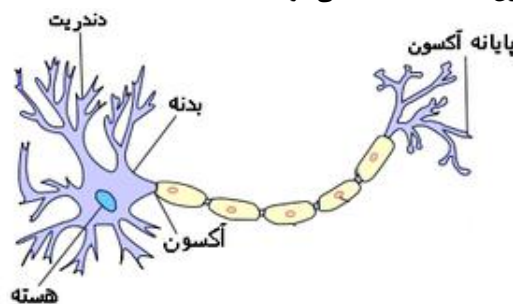
۲- سلول عصبی هاچکینگ-هاکسلی

اجزاء سازنده مدل هاچکینگ هاکسلی همانطور که از شکل (۲) قسمت (الف) پیداست یک سلول تحریک پذیر با یک مولفه فیزیکی است. هر یک از اجزاء یک سلول تحریک پذیر با یک مولفه فیزیکی نشان داده شده است. لایه ی لپیدی به صورت یک خازن C نشان داده شده است. کانال های ولتاژی (یونی) با یک مقاومت غیر خطی پتاسیم K و سدیم Na مشخص شده است که به این معنی است که رسانایی وابسته به زمان و ولتاژ است، که بعداً نشان داده شد که به طور غیرمستقیم با پروتئین های کانال های گیت دار ولتاژی که احتمال باز شدن هر کدام متناسب با ولتاژ است، نسبت دارد. کانال های نشی با یک مقاومت خطی R نشان داده شده اند. گرادبان الکتروشیمیایی که باعث برقرار شدن جریان در یون می شود با باتری ها نشان داده شده است [۱۳].



شکل (۲): (الف) دیاگرام مدل هاچکینگ هاکسلی (ب) شمای دیگری از مدل هاچکینگ هاکسلی

فلسفه ی اصلی شبکه ی عصبی، مدل کردن ویژگی های پردازشی مغز انسان برای تقریب زدن روش های معمول محاسباتی با روش پردازش زیستی است [۱-۵]. شبکه ی عصبی پالسی یا spiking ساختاری پیچیده متشکل از اجزای بیولوژیک مختلف است که از طریق یک فرآیند شیمیایی-الکتریکی اطلاعات محیطی را از حسگرهای بیولوژیکی بدن دریافت، منتقل و پردازش می کند و دستورات لازم را به عملگرهای بیولوژیک بدن می فرستد. مغز انسان بالغ شامل ۱۰ میلیارد نورون است که به صورت پیچیده ای با هم در ارتباط هستند. شکل (۱) ساختار یک نورون را نشان می دهد. بخش ورودی نورون دندریت (Dendrite) است که وظیفه دریافت سیگنال از خروجی نورون های مجاور بر عهده دارد. بدنه ی نورون (soma) که توسط یک غشای مولکولی از محیط مجزا می شود مانند یک پردازشگر عمل می کند. با تغییر چگالی یون ها در بدنه، پتانسیل غشا تغییر می کند که زمانی که این پتانسیل از حد آستانه بیشتر شود از طریق یک پالس الکتریکی توسط خروجی نورون (Axon) تخلیه می شود [۶].



شکل (۱): ساختار یک سلول عصبی (نورون)

نورون سیلیکون (SiNs) مدارهای ترکیبی آنالوگ/دیجیتال مجتمع سازی در مقیاس بسیار بزرگ (VLSI) هستند که رفتار الکتروفیزیولوژیکی نورون واقعی و هدایت آن را تقلید می کنند. SiNs در عمل در زمان واقعی و سرعت شبکه مستقل از تعداد سلول های عصبی است و آن ها دارای توان بهینه هستند [۷-۸]، اولین SiNs در سال ۱۹۹۰ ساخته شده [۹] و در سال های اخیر از طریق بلوک مداری توسعه داده شده است [۱۰].

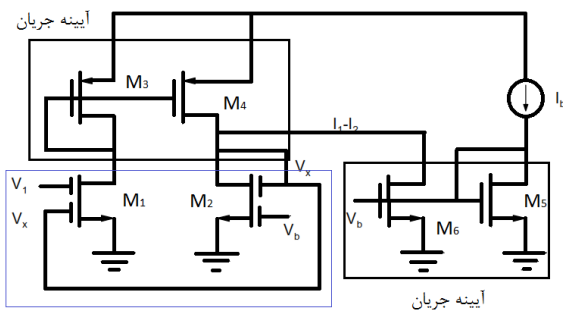
تاکنون مدارهای متعددی برای سلول عصبی ارائه شده است [۱۱-۱۲]. مدل مداری آقای یو در سال ۲۰۱۰، مبنی بر ساختار یک نوروداین متشکل از ۴ نورون مدل شده با سلول عصبی هاچکینگ هاکسلی می باشد که توسط ترانزیستورهای CMOS معادلات مربوط به این سلول عصبی را مدل سازی کرده است [۱۱]. در سال ۲۰۱۲ آقایان ما و هایدن یک مدل مداری با توان پایین برای سلول عصبی هاچکینگ هاکسلی ارائه داد [۲۰]، که در این مدل معادلات سلول عصبی با مدارهای CMOS طراحی شده اند. اساس مدل سلول عصبی در سال ۱۹۵۰ توسط آقایان هاچکینگ و هاکسلی با ارائه یک مدل ریاضی برای توضیح چگونگی آغاز و

۳- مدار پیشنهادی برای پارامترهای α و β معادلات هاجکینگ هاکسلی

نرخ باز شدن α و بسته شدن β در معادلات گیت سلول عصبی هاجکینگ هاکسلی توسط ترانزیستورهای FGMOS مدل شده اند. به دلیل قابلیت این ترانزیستورها، ولتاژ پایین تر، توان و پیچیدگی کمتر در مدار نتیجه می شود. پارامتر α_n و α_m در شکل (۳) با ترانزیستورهای FGMOS مدل شده است. این مدار از یک زوج تقاضی برای تولید جریان نمایی در ناحیه weak inversion، و دو آینه جریان برای ایجاد تفاضل جریان ها و هم چنین اعمال جریان I_b به مدار تشکیل شده است. ترانزیستورهای گیت شناور M1 و M2 برای ایجاد جریان های نمایی I_1 و I_2 در ناحیه زیر آستانه یا weak inversion تعبیه شده اند. سپس با استفاده از آینه جریان M3 و M4 و I_1-I_2 تولید می شود و برای مقایسه به آینه جریان M5 و M6 اعمال می شود.

$$I_1 = \frac{I_b}{\frac{V_1 - V_b}{1 - e^{-2V_1/V_T}}} \quad (5-1)$$

$$I_b = a + bu \quad (5-2)$$



زوج تقاضی FGMOS برای تولید جریان نمایی در ناحیه weak inversion

شکل (۳): مدار پیشنهادی برای توابع α_n و α_m

در این مدار جریان ترانزیستورها ۱ و ۲ با معادلات (۴-۱) و (۴-۲) نشان داده شده است.

$$I_1 = I_s e^{\frac{V_1 + V_x}{2V_T}} \quad (4-1)$$

$$I_2 = I_s e^{\frac{V_b + V_x}{2V_T}} \quad (4-2)$$

با استفاده از رابطه $I_1 - I_2 = I_b$ جریان ترانزیستور M_1 به صورت معادله (۵-۱) بدست می آید که از رابطه α_n پیروی می کند. خروجی مدار شکل (۳) در شکل (۴) مشاهده می شود، خروجی مدار شکل (۳) با تئوری متغیر های توابع $\alpha_n = (0.1 - 0.01u) / [\exp(1 - 0.1u) - 1]$ و $\alpha_m = (2.5 - 0.1u) / [\exp(2.5 - 0.1u) - 1]$ یعنی فرمول های جدول (۱) به ترتیب مقایسه شده است، که تطابق خوبی مشاهده می شود.

کانال ولتاژی (یونی) وابسته به زمان و ولتاژ با g_n مشخص شده است (شکل (۲) قسمت (ب)) و به طور غیر مستقیم با پروتئین های کانال های گیت داره، ولتاژی که احتمال باز شدن هر کدام متناسب با ولتاژ است، نسبت دارد. کانال های نشستی با یک رسانایی خطی g_L نشان داده شده اند. گرادیان الکتروشیمیایی که باعث برقرار شدن جریان در یون می شود با یک باتری E_L و پمپ یونی با یک منبع جریان I_p نمایش داده می شود [۶].
جریانی که از کانال های یونی می گذرد از رابطه (۱) بدست می آید:

$$I_i = g_i (V_m - V_i) \quad (1)$$

که در آن V_i پتانسیل بازگشتی کانال یون است و V_m پتانسیل غشاء است. کل جریان گذرنده از غشاء از معادله (۲) پیروی می کند:

$$\sum_k I_k = g_{Na} m^3 h (u - E_{Na}) + g_k n^4 (u - E_k) + g_L (u - E_L) \quad (2)$$

که در آن I مقدار کل جریان غشا بر واحد سطح، g_K و g_{Na} رسانایی پتاسیم و سدیم بر واحد سطح، E_K و E_{Na} پتانسیل بازگشتی سدیم و پتاسیم، g_L و E_L رسانایی نشستی بر واحد سطح و پتانسیل بازگشتی هستند.
متغیرهای n و m از معادلات (۳-۱) تا (۳-۳) بدست می آید:

$$\dot{m} = \alpha_m (u)(1 - m) - \beta_m (u)m \quad (3-1)$$

$$\dot{n} = \alpha_n (1 - n) - \beta_n (u)n \quad (3-2)$$

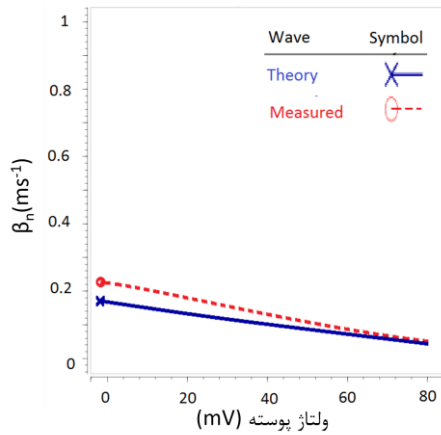
$$\dot{h} = \alpha_h (u)(1 - h) - \beta_h (u)h \quad (3-3)$$

توابع α_i و β_i در معادلات فوق که توابعی متغیر بر حسب u می باشند، از جدول (۱) پیروی می کنند.

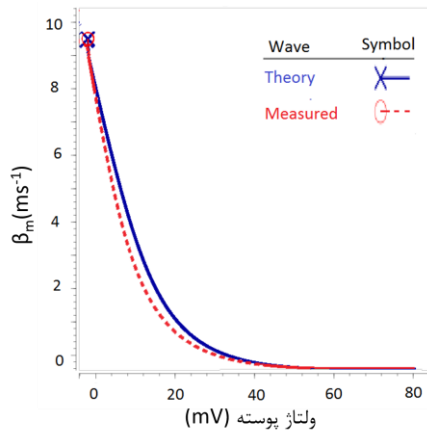
جدول (۱): پارامترهای معادلات گیت سلول عصبی هاجکینگ -

هاکسلی [۱۳]

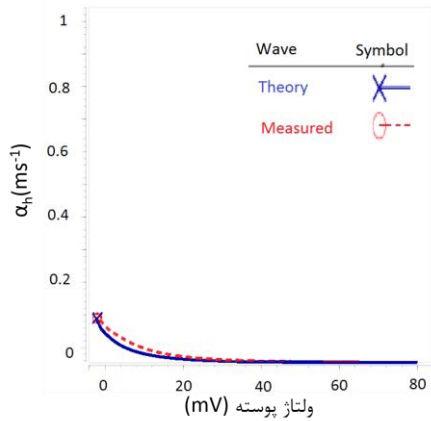
ولتاژ های معکوس سدیم، پتاسیم و نشستی x	E_x	g_x
Na	115mV	120 mS/cm ²
K	-12mV	36 mS/cm ²
L	10.6mV	0.3 mS/cm ²
متغیرهای گیت x	α_x (u/mV)	β_x (u/mV)
n	$(0.1 - 0.01u) / [\exp(1 - 0.1u) - 1]$	$0.125 \exp(-u/80)$
m	$(2.5 - 0.1u) / [\exp(2.5 - 0.1u) - 1]$	$4 \exp(-u/18)$
h	$0.07 \exp(-u/20)$	$1 / [\exp(3 - 0.1u) + 1]$



(الف)



(ب)

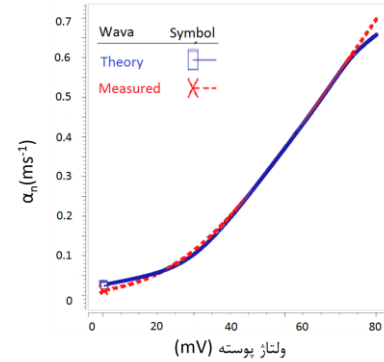


(ج)

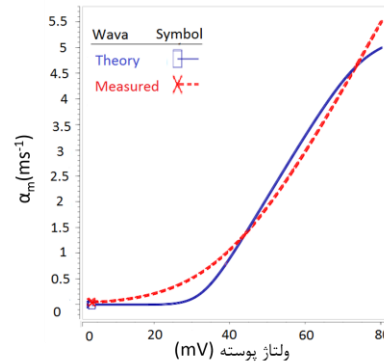
شکل (۶): نرخ باز و بسته شدن α و β به ترتیب (الف) β_n (ب) β_m (ج) α_h

و در نهایت مدار FGMOS طراحی و شبیه سازی شده برای تابع β_h در شکل (۷) نشان داده شده است. که با نوشتن معادلات همانند روابط (۱-۴) و (۲-۴) رابطه زیر بدست می آید:

$$I_1 = \frac{I_b}{1 + e^{\frac{V_1 - V_2}{2V_T}}} \quad (۷)$$



(الف)

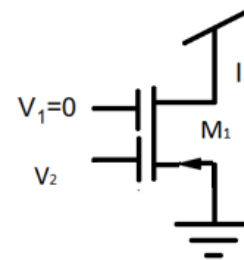


(ب)

شکل (۴): خروجی مدار شکل ۳ برای متغیرهای (الف) α_n (ب) α_m

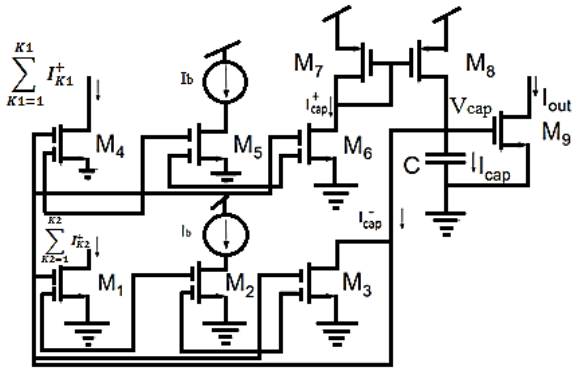
مدار پیشنهادی برای توابع α_h , β_m و β_n در شکل (۵) نشان داده شده است. همانطور که از مدار شکل (۵) پیداست با نوشتن رابطه جریان بر حسب ولتاژ در ناحیه weak inversion یا زیر آستانه معادله (۶) بدست می آید. معادله جریان در مدار شکل (۵) از رابطه زیر پیروی می کند:

$$I_1 = I_s e^{\frac{-V_2}{2V_T}} \quad (۶)$$

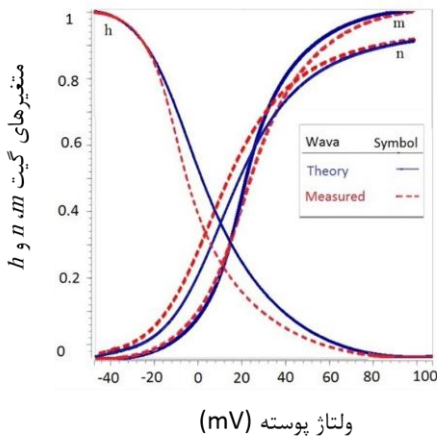


شکل (۵): مدار معادل توابع α_h , β_m و β_n

جریان ترانزیستور M_1 که رفتار توابع α_h , β_m و β_n را توصیف می کند در شکل (۶) نشان داده شده است. با توجه با اشکال مشاهده می شود که شیب پارامترهای α تطابق خوبی با شیب نموداری تئوری دارد.



شکل (۹): مدار انتگرال گیر دامنه لگاریتمی با ترانزیستور FGMOS بدون اثر بدنه [۶]

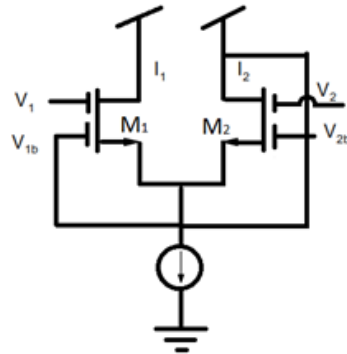


شکل (۱۰): خروجی مدار دامنه لگاریتمی برای متغیرهای گیت m, h و n

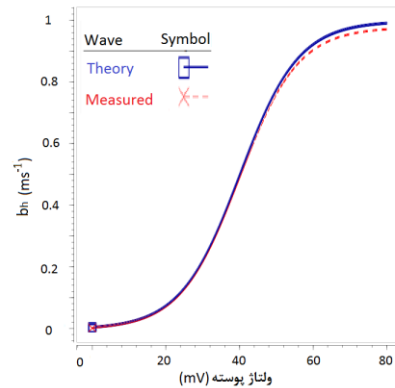
۴- یافته ها

خروجی مدارهای ارائه شده با ترانزیستورهای FGMOS برای توابع α و β و متغیرهای گیت معادلات سلول عصبی هاجکینگ هاکسلی در شکل های (۴)، (۶)، (۸) و (۱۰) نشان داده شده است. این مدارها که برای مدل سازی و آنالیز نرخ باز و بسته شدن یون های سلول عصبی طراحی شده اند، به علت توانایی های برجسته ترانزیستورهای FGMOS، دارای ولتاژ و توان پایین تر و پیچیدگی کمتر نسبت به مدل های مداری ارائه شده تا کنون می باشند. همان طور که در شکل های خروجی دیده می شود تطابق خوبی بین این خروجی ها و کارهای قبل وجود دارد. ولتاژ تغذیه ترانزیستورها 0.9 ولت می باشد که در مقایسه با کارهای پیشین [۱۱] و [۱۹-۲۰] که برابر با 3.3 ولت می باشد، کمتر و در نتیجه توان مصرفی پایین تر می باشد. مقدار خازن در مدار انتگرال گیر دامنه لگاریتمی برابر با 1 μ F می باشد. در جدول (۲) عملکرد مدار پیشنهاد شده برای سلول عصبی هاجکینگ هاکسلی به طور خلاصه آورده شده و با کارهای قبل مقایسه شده است. مدار با نرم افزار L-edit چینش شده است و تصویر آن در شکل (۱۱) نشان داده شده است. این مدار مساحت $115 \mu\text{m} \times 60 \mu\text{m}$ را اشغال می کند.

با مقایسه این رابطه با رابطه βh در جدول (۱) و همچنین بررسی خروجی شکل (۸) تطابق خوبی مشاهده می شود.



شکل (۷): مدار تولید βh



شکل (۸): شکل تابع βh و خروجی مدار شکل (۷)

متغیرهای گیت m, n و h که از معادلات (۳-۳) تا (۳-۳) بدست می آیند و برای بدست آوردن جریان های سدیم و پتاسیم از آنها استفاده می شود، با مدار دامنه لگاریتمی شکل (۹) مدل سازی شده اند. مزیت این مدار نسبت به مدارهای قبلی نداشتن اثر بدنه است [۸]. ورودی این مدار توابع α_i و β_i می باشند و خروجی این مدار در شکل (۱۰) نشان داده شده است. در شکل (۱۰) متغیرهای گیت m, n و h به ازای اعمال ورودی های α و β به مدار شکل (۹) بدست آمده است. این اشکال با تغییر ولتاژ گیت و ضبط مقادیر m, n و h بدست آمده است که با مقایسه با نمودارهای بدست آمده از مقدار نظری، تطابق خوبی مشاهده می شود. شیب این نمودارها به ترتیب v_{mem}, v_x و v_T می باشد. در مدار دامنه لگاریتمی شکل (۹) داریم [۶]:

$$I_{cap} = \frac{I_b}{I_{out}} \left(\sum_{k1}^{K1} I_{k1}^+ - \sum_{k2}^{K2} I_{k2}^- \right) \quad (8)$$

با جایگزینی $C = dv/dt$ در فرمول بالا داریم:

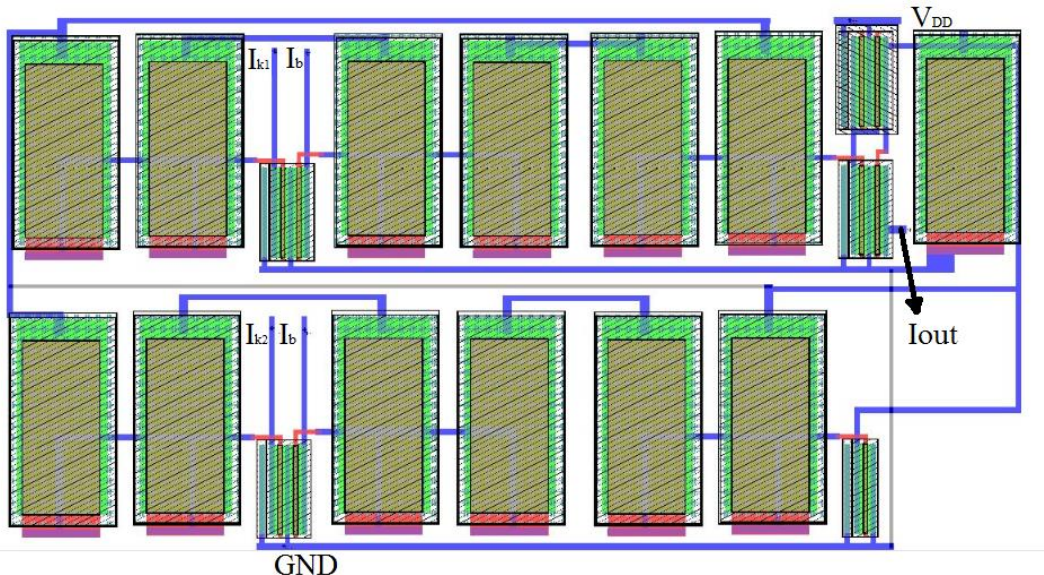
$$C \frac{dv}{dt} \times I_{out} = \alpha I_{\alpha} - \beta I_{\beta} \quad (9)$$

که معادلات (۳-۱) تا (۳-۳) را ارضا می کند.

۵- نتیجه گیری

استفاده از نرم افزار Hspice با تکنولوژی 0.18 میکرو متر در ناحیه زیر آستانه استفاده شده که به علت قابلیت های این ترانزیستورها که دارای چندین گیت می باشند، پیچیدگی مداری کمتر، تعداد ترانزیستورهای کمتر و ولتاژ و توان پایین با خروجی های با تطبیق خوب با کارهای قبل بدست آمده است.

در این مقاله یک مدل مداری جدید برای معادلات توابع α ، β و متغیرهای گیت سلول عصبی هاجکینگ ها ارائه شد. در این مدارها از ترانزیستورهای FGMOS در ناحیه weak inversion با



شکل (۱۱) چینش مدار متغیرهای گیت ارائه شده

جدول (۲): مقایسه مدار پیشنهادی با کارهای قبل

مدار پیشنهادی	[۱۹]	[۲۰]	[۱]	
0.18 μm	1.2 μm	0.13 μm	0.5 μm	تکنولوژی
0.9 V	3.3 V	1 V	3.3 V	ولتاژ تغذیه
هاجکینگ هاگسلی	انترگرال و آتش Integrate and fire	هاجکینگ هاگسلی	هاجکینگ هاگسلی	نوع سلول عصبی
تعداد ترانزیستورهای کم، توان پایین، مدارهای مجزا برای توابع α و β	تعداد ترانزیستورهای کمتر	توان پایین	قابل برنامه ریزی	مزایا
به علت وابسته بودن متغیرهای گیت به پارامترهای α و β (عدم وابستگی به زمان) نمی توان سرعت روشن شدن گیت را برای آن اندازه گیری کرد	توان بالا	تعداد ترانزیستورهای بیشتر	توان بالا، تعداد ترانزیستورهای زیاد، شبیه سازی تقریبی توابع α و β	معایب

شبکه بیزین. " مجله مهندسی برق و الکترونیک ایران. ۱۳۹۰؛ ۸ (۱) ۱۰-۱:

[۳] پور آهنگریان فرشته، کیانی آزاده، کرمی علی، زنج بهمن. "طراحی یک سیستم هوشمند مبتنی بر شبکه های عصبی و ویولت برای تشخیص آریمی های قلبی. " مجله مهندسی برق و الکترونیک ایران. ۱۳۹۱؛ ۹ (۱) ۳۳-۳۹

[4] M. Taghipour-GorjiKolaie, I. Miri, S. M. Razavi, J. Sadri, Peraian Handwritten Digit Recognition Using Particle Swarm Probabilities Neural Network. Journal of Iranian

مراجع

- [۱] شاهمیری امیرشهاب، صفابخش رضا صفابخش، دژکام رسول. "تصحیح خودکار غلط های تایپی فارسی به کمک شبکه عصبی مصنوعی ترکیبی". " مجله مهندسی برق و الکترونیک ایران. ۱۳۸۷؛ ۵ (۱) ۱۶-۲۹
- [۲] رضایی علیرضا، راعی ابوالقاسم اسدالله، نادى ابوالفضل. "بهبود یادگیری رفتار روبات سیار دارای خطا در سنسورهای آن با استفاده از

- Association of Electrical and Electronics Engineers, 12, 101-110. 2014.
- [5] H. Yaghabi, H. Rajabi Mashadi, K. Ansari. Application of Radial Basic Neural Networks in Fault Diagnosis of synchronous Generator. Journal of Iranian Association of Electrical and Electronics Engineers, 10. 23-36. 2013.
- [6] R. J. Douglas, M. A. Mahowald, Mead C. Neuromorphic analogue VLSI. Annu. Rev. Neurosci. 18, 255–281. 1995.
- [7] R. Silver, K. Boahen, S. Grillner, N. Kopell, K. L. Olsen, “Neurotech for neuroscience: unifying concepts, organizing principles, and emerging tools.” J. Neurosci. 27, 11807–11819. 2007.
- [8] J. Schemmel, J. Fieres, K. Meier, “Wafer-scale integration of analog neural networks,” in Proceedings of the IEEE International Joint Conference on Neural Networks, Hong Kong, 431–438, 2008.
- [9] M. Mahowald, R. Douglas, “A silicon neuron.” Nature 354, 515–518, 1991. Zachman, John A., “A Framework for Information Systems Architecture”, IBM Systems Journal, Vol. 26, No. 3, 1987.
- [10] M. C. Hsiao, C. H. Chan, V. Srinivasan, A. Ahuja, G. Erinjippurath, T. P. Zanos, G. Gholmieh, D. Song, J. D. Wills, J. LaCoss, S. Courellis, R. Tanguay, J. J. Granacki, V. Z. Marmarelis, and T. W. Berger, “VLSI implementation of a nonlinear neuronal model: A ‘Neural Prosthesis’ to restore hippocampal trisynaptic dynamics,” in Proc. IEEE Eng. Med. Bio Conf., pp. 4396–4399. 2006.
- [11] T. Yu, G. Cauwenberghs, “Analog VLSI Biophysical Neurons and Synapses with Programmable Membrane Channel Kinetics”. IEEE Transaction on biomedical circuits and systems, vol. 4, no. 3, 2010.
- [12] Mead, C. A. (1989). Analog VLSI and neural systems. Reading: Addison-Wesley.
- [13] A. L. Hodgkin and A. F. Huxley, “A quantitative description of membrane current and its application to conduction and excitation in nerve,” J. Physiol., vol. 117, pp. 500–544, 1952.
- [14] J. Ramirez-Angylo, S. C. Choi, G. G. Altamirano, “Low voltage circuits building blocks using multiple input floating gate transistors”. IEEE Trans. Circuits Syst. –I, vol. 42, no. 11, p. 971-974. 1995.
- [15] S. Shurma, S. S. Rajput, L. K. Mangotria, S. S. JAMUAR, “FGMOS based wide range low voltage current mirror and its applications”. In Proceedings of the APCCAS-2002/ IEEE. vol. 2, p. 331-334. 2000.
- [16] Y. Liming, S. H. Embadi, E. Sanchez-Sinencio, “A floating gate MOSFET D/A converter”. In Proceedings of IEEE Int. Symp. Circuits Systems, Hong Kong, p. 409-412. 1997.
- [17] E. Farshidi. “A Low-Voltage Class-AB Linear Transconductance based on Floating-Gate MOS Technology”. IEEE conference, 978-1- 244-3896-9/09. 2009.
- [18] E. Farshidi. “A Micropower Current-Mode Euclidean Distance Calculator for Pattern Recognition “Iranian Journal of Electrical & Electronic Engineering, Vol. 5, No. 1, March 2009.
- [19] J.H. Wijekoon, P. Dudek. “Integrated circuit implementation of a cortical neuron” IEEE international symposium on circuits and systems. PP. 1784-787. 2008.
- [20] Q. Ma, M. Fafiqul Haidar, “Bursting Hodgkin-Huxley model-based ultra-low-power neuromimetic silicon neuron” Analog Integr Circ Sig Process, pp 329-337. 2012.