

Estudo de Excitações em um Neurônio Memristivo de Dióxido de Vanádio

Rennan Santos de Araujo* Felipe Sadami Oiwa da Costa*
 Moisés Arthur Pereira Borges**
 Luiz Alberto Luz de Almeida*

* Programa de Pós-Graduação em Engenharia da Informação,
 Universidade Federal do ABC, SP, (e-mails:
 rennan.araujo@ufabc.edu.br, oiwa.costa@ufabc.edu.br,
 luiz.almeida@ufabc.edu.br)

** Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade
 Federal do ABC, SP, (e-mail: moises.borges@ufabc.edu.br)

Abstract: Energy economy is a highly relevant coefficient for the correct functioning of an artificial neural network. Based on the recent proposal of an artificial neuron model whose memristance rests on the non-linear phase transition dynamics of the inorganic compound vanadium dioxide (VO_2), this work intends, in addition to performing a greater mathematical detailing of the physical phenomena factors underlying the VO_2 idiosyncrasies, to analyze, more accurately, the different forms of the neuron excitation. The results obtained, through computational simulations, were shown to be promising and, potentially, will contribute positively to the advancement of the area of energy efficient artificial neural networks.

Resumo: A economia energética é um coeficiente de suma relevância para o correto funcionamento de uma rede neural artificial. Alicerçando-se na recente proposta de um modelo de neurônio artificial cuja memristância fundamenta-se nas dinâmicas não-lineares de transição de fase do composto inorgânico dióxido de vanádio (VO_2), este trabalho tenciona, além de efetuar um maior detalhamento matemático dos fenômenos físicos que embasam as idiosincrasias do VO_2 , analisar, mais acuradamente, as diferentes formas de excitação do neurônio. Os resultados obtidos, através de simulações computacionais, mostraram-se promissores e, potencialmente, contribuirão positivamente para o avanço da área de redes neurais artificiais energeticamente eficientes.

Keywords: Energy-Efficient Artificial Neural Networks; Neuromorphic Neural Circuits; Neuromorphic Devices; Memristance; Energy Analysis.

Palavras-chave: Redes Neurais Artificiais Energeticamente Eficientes; Circuitos Neurais Neuromórficos; Dispositivos Neuromórficos; Memristência; Análise Energética.

1. INTRODUÇÃO

A computação neural energeticamente eficiente é uma auspiciosa subárea da computação neuromórfica que ambiciona possibilitar que informações sejam estocasticamente processadas e propagadas por redes neurais pulsadas que propiciem altos índices de economia energética (Berger and Levy, 2010). Antes de se atestar experimentalmente a eficácia energética do processamento de uma RNA implementada em *hardware*, é necessário que a modelagem da mesma seja computacionalmente sólida e operacional (Berger and Levy, 2010).

Atualmente, estudos estão convergindo no desenvolvimento de novas técnicas, por vezes utilizando da aplicação de complexas redes neurais profundas, para suportar a concepção de uma nova geração de dispositivos embarcados (Sarwar et al., 2018). No geral, apesar destes serem apontados como avanços cientificamente notáveis, nem sempre levam em consideração um fator de suma relevância para

computação neuromórfica: a economia energética (Sarwar et al., 2018).

Atentando-se à este primordial coeficiente, em Sarwar et al. (2018), é proposta uma combinação de métodos de aproximações entre as camadas da RNA que acarretam em uma considerável redução dos gastos energéticos na rede.

Também objetivando contribuir para o avanço da área de redes neurais artificiais energeticamente eficientes e esteando-se no modelo de neurônio memristivo proposto em de Araujo et al. (2019), este trabalho visa explorar, de uma maneira mais esmerada, as particularidades físicas das diferentes formas de excitação do referido neurônio de dióxido de vanádio (VO_2), com o intuito de lograr resultados mais exatos e auferir maiores níveis de controle e eficiência energética. Suplementarmente, esta pesquisa também dispõe-se à atestar a efetividade das aplicações do método L^2P (*Limiting Loop Proximity*) e da Teoria do Meio Efetivo (EMA) para, respectivamente, realizar o

acoplamento dos componentes de magnetização e retratar a resistência elétrica em filmes finos de VO_2 .

2. CIRCUITOS NEURAI NEUROMÓRFICOS

Em consequência da atual grande dificuldade de se modelar (e emular) as características de sistemas complexos, como sistemas comportamentais de tempo real e interfaces bidirecionais homem-máquina, surgiu uma grande diligência pela implementação em *hardware* de redes neurais pulsadas (Indiveri et al., 2009; Schuman et al., 2017). O projeto destes circuitos, denominados circuitos neurais neuromórficos, deve ser detalhadamente especificado, desde a escolha do modelo computacional à ser utilizado até as particularidades da fabricação dos chips, com o intuito de oferecer soluções acuradas para as aplicações demandantes (Indiveri et al., 2009).

Recentemente, pesquisas estão concentrando-se em desenvolver estratégias e ferramentas de *software* que possibilitem a construção destes simuladores de redes neurais pulsadas (Burr et al., 2017). Estas, em grande parte, apontam como promissoras as implementações que utilizam dos recursos de unidades de processamento gráfico paralelo (GPUs), ou matrizes de portas programáveis em campo (FPGAs), para emular a mecânica de funcionamento das redes neurais pulsadas, porém ainda é discutível se estas soluções serão capazes de alcançar os mesmos níveis de densidade e eficiência energética presentes em um sistema nervoso biológico (Indiveri et al., 2009; Burr et al., 2017).

A partir desta contestação, circuitos híbridos analógico-digitais de integração de larga escala (VLSI), também denominados circuitos de neurônios de silício (SiNs), começaram a ser desenvolvidos e implementados com o objetivo de emular o comportamento eletrofisiológico dos neurônios biológicos de maneira mais energeticamente eficiente (Indiveri et al., 2009). Nesta abordagem, além da velocidade da rede independer da quantidade de neurônios interconectados, a rede neural é emulada diretamente em *hardware* de baixa potência, o que, diretamente, amplia os índices de economia energética (Indiveri et al., 2009).

Apesar de oferecer apenas aproximações qualitativas do desempenho exato dos neurônios simulados, a tecnologia empregada por esses circuitos SiN, por intermédio de implementações bioinspiradas, pode ser utilizada em aplicações práticas e, dependendo destas, o projeto desses circuitos pode apresentar um alto grau de complexidade (Indiveri et al., 2009).

De uma maneira simplificada, esses circuitos SiN são usualmente constituídos por diversos neurônios de silício, interconectados por blocos de sinapses, que se estimulam por meio de impulsos que, posteriormente, são integrados e convertidos em corrente elétrica. Esta corrente elétrica, por sua vez, é convertida em potencial analógico, por meio de uma integração espaço-temporal dos sinais de entrada realizada por um Bloco Soma, e, quando o neurônio efetua o disparo, a mesma se torna a saída (Indiveri et al., 2009; Burr et al., 2017).

O Bloco Soma de um circuito SiN pode ser regularmente subdividido em 4 sub-blocos funcionais (Indiveri et al., 2009). Sendo estes:

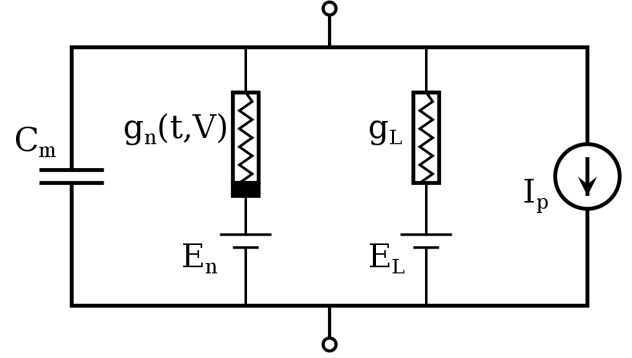


Figura 1. Representação do Modelo de Hodgkin-Huxley

- Bloco de Integração Temporal (Linear ou Não-Linear);
- Bloco de Geração de Impulsos (ou *Spikes*);
- Bloco de Período Refratário;
- Bloco de Adaptação de *Threshold* ou Frequência de Impulsos.

Focando-se exclusivamente no funcionamento do Bloco de Integração Temporal, dentro deste, as sinapses do circuito SiN podem realizar integrações lineares ou não-lineares dos impulsos de entrada a partir de uma determinada dinâmica temporal (Indiveri et al., 2009). Esta integração, denominada integração temporal, é responsável por controlar os mecanismos de plasticidade dependentes do intervalo de tempo dos impulsos que, por sua vez, são responsáveis pelas características complexas não-lineares essenciais para uma efetiva emulação de um sistema neural biológico.

Em conclusão, é possível conjecturar que a implementação de circuitos neurais neuromórficos, quando efetuada de maneira acertada, pode se tornar uma válida alternativa para o futuro, promovendo uma computação mais assíncrona, paralela e energeticamente econômica.

3. DISPOSITIVOS NEUROMÓRFICOS MEMRISTIVOS PARA REDES NEURAI PULSADAS

Hodiernamente, os dispositivos memristivos são considerados excelentes candidatos para suportar a implementação de sinapses artificiais em *hardware* (Saighi et al., 2015; Yang et al., 2019). A física plástica e complexa, denominada memristência, exibida por esses instrumentos apresenta características singulares que podem ser capazes de emular as dinâmicas de um sistema neural biológico (Yang et al., 2013, 2019).

O conceito de memristência data-se de 1971 quando foi introduzido o quarto componente elétrico básico: o memristor (Chua, 1971). Este novo componente elétrico não-linear de dois terminais, que apresenta a função de relacionar a carga elétrica exercida e o fluxo magnético, foi introduzido pelo cientista americano Leon Ong Chua com o intuito aplicá-lo na emulação de sinapses neurais artificiais utilizando dos princípios do clássico modelo de Hodgkin-Huxley, mostrou-se muito promissor para integrar arquiteturas neuromórficas capazes de alcançar os altos níveis de densidade e conectividade que um circuito neural concreto requer (Saighi et al., 2015). O modelo de Hodgkin-Huxley, retratado pela Figura 1, é um método

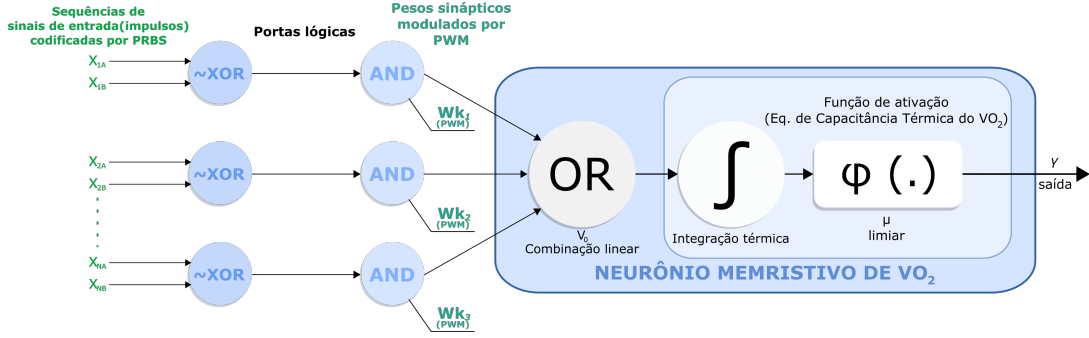


Figura 2. Modelo de Neurônio Memristivo de Dióxido de Vanádio com Codificação de Impulsos PRBS-PWM

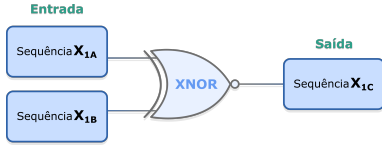


Figura 3. Aplicação do operador lógico XNOR entre as sequências de entrada

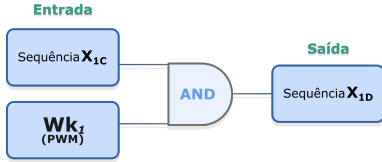


Figura 4. Aplicação dos pesos sinápticos por meio de multiplicações binárias realizadas por intermédio de operadores lógicos AND

matemático de tempo contínuo, constituído por um conjunto de equações diferenciais não-lineares, que descreve como as excitações celulares, ou potenciais de ação, são iniciadas e propagadas, no qual C_m representa a capacitância elétrica, g_L e g_n correspondem, respectivamente, às condutâncias linear e não-linear, E_L e E_n caracterizam as fontes de tensão que configuram os gradientes eletroquímicos de condução do fluxo iônico e I_p é o valor de corrente elétrica que simboliza a bomba iônica (Abbott and Kepler, 1990).

Sabendo-se que a sinapse é o elemento mais profuso em uma RNA pulsada, pesquisas recentes concentram-se em desenvolver maneiras de implementar memórias de alta densidade que incorporem as características de plasticidade neural presentes em sinapses biológicas (Saïghi et al., 2015), porém para que uma implementação sináptica seja considerada funcional, é necessário que a mesma apresente três requisitos substanciais:

- Estratégia de armazenamento de pesos sinápticos;
- Circuito para atualização de pesos sinápticos dependentes da atividade na RNA;
- Circuito para transmissão de informações entre neurônios.

No geral, o cumprimento desses três requisitos se diz respeito ao alinhamento de uma eventual proposta de implementação com os princípios de computação e memorização apresentados por redes neurais, no entanto, para que a proposta seja considerada eficiente, a mesma também deve dispor de aptidão para o aprendizado.

Em sistemas neurais, o aprendizado está relacionado com as modificações nos pesos sinápticos que tendem à reforçar ou diminuir a robustez das conexões entre os neurônios a depender da atividade neural (Saïghi et al., 2015). A atividade neural é habitualmente mensurada por intermédio de duas estratégias distintas:

- Estratégia de codificação por frequência (ou taxa);
- Estratégia de codificação temporal.

A estratégia de codificação por frequência, em uma RNA pulsada, se diz respeito a taxa média estimada de disparos em um determinado intervalo de tempo, enquanto a estratégia de codificação temporal está relacionada com a ocorrência de cada impulso, individualmente, em um determinado instante (Saïghi et al., 2015).

Em suma, a implementação de dispositivos memristivos vem se mostrando uma solução atraente para emulação de sistemas neurais biológicos, sendo que esses indicam ter predisposição para integrar arquiteturas neuromórficas com um maior grau de paralelismo e densidade de integração (Saïghi et al., 2015). Além disso, as singularidades físicas destes dispositivos podem contribuir diretamente para a emulação da biofísica presente em sinapses biológicas (Indiveri et al., 2013).

4. MEMRISTÊNCIA DO NEURÔNIO DE VO_2

Este trabalho, fundamentando-se em um recente modelo de neurônio artificial memristivo de dióxido de vanádio (VO_2) (Retratado pela Figura 2) (de Araujo et al., 2019), objetiva analisar as especificidades e dinâmicas das excitações neurais e, isocronicamente, efetuar um maior detalhamento matemático dos processos físicos que instigam a memristência do modelo. O paradigma proposto, que primariamente almeja contribuir para a elevação dos índices de economia energética em uma RNA pulsada, utiliza da codificação PRBS-PWM, em conjunto com uma acurada combinação de portas lógicas (Representadas pelas Figuras 3 e 4), para, também, ampliar o nível de diligência da plasticidade neural na rede (de Araujo et al., 2019).

A transição de fase do filme fino de VO_2 é impelida por vicissitudes na temperatura que modificam as propriedades elétricas e cristalográficas do material. Este fenômeno converte o sistema cristalino do VO_2 de tetragonal para monoclinico e caracteriza uma transformação de fase de primeira ordem que, como resultado, sempre ocasiona liberação ou absorção de energia em forma de entalpia padrão de formação (Almeida, 2003; de Araujo et al., 2019).

O VO_2 é um material, comumente, utilizado na fabricação de sensores e transdutores para aplicações óticas que, quando disposto em configuração de filme fino, é constituído por inúmeros microcristais. Tais microcristais, cuja relação de proporcionalidade existente para com a evolução da fração volumétrica está relacionada com as singularidades óticas e elétricas do filme em questão (Choi et al., 1996), apresentam dimensões inferiores a $1 \mu m$.

Sobre o VO_2 , foi também constatado experimentalmente que sua curva característica RxT , quando em transição de fase semicondutor-metal, sempre produz fenômenos histeréticos (Almeida, 2003). Neste trabalho, as dinâmicas histeréticas reproduzidas pela evolução da fração volumétrica dos microcristais do filme fino de VO_2 , em função da temperatura, são descritas baseando-se no modelo L^2P (*Limiting Loop Proximity*) proposto em (Almeida, 2003).

O modelo L^2P destaca-se por sua simplicidade, onde, por meio de uma equação algébrica com apenas quatro parâmetros de entrada e sem a necessidade de solucionar equações integro-diferenciais, o mesmo é capaz de acoplar os componentes reversíveis e irreversíveis de magnetização e, conseqüentemente, descrever as não-linearidades mais regulares dos fenômenos histeréticos (Almeida, 2003). Com um baixo custo computacional e uma reduzida complexidade matemática, o modelo L^2P também proporciona uma rápida implementação numérica e facilidade na estimação dos parâmetros que descrevem a dependência histerética da resistência elétrica com a temperatura do filme.

Os quatro parâmetros necessários para o correto funcionamento do modelo são: a magnetização de saturação (M_s), uma constante dependente do material (h_0), o campo coercitivo (H_c) e uma constante arbitrária (ζ). A partir desses parâmetros, estimados experimentalmente e por meio do emprego de técnicas de medida de erro médio quadrático normalizado e a aplicação de algoritmos genéticos, o modelo L^2P é capaz de determinar as dinâmicas histeréticas de um sistema definido por intermédio de três equações fundamentais: do campo no ponto de reversão (H_{pr}), da dependência de magnetização (M) em relação ao campo magnético (H) e da função de proximidade ($P(x)$).

Primeiramente, no início de uma nova trajetória do laço da histerese, calcula-se o valor do campo de proximidade H_{pr} no ponto de reversão (H_r , M_r) através da Equação 1.

$$H_{pr} = h_0 \tan\left(\frac{\pi M_r}{2M_s}\right) + \delta H_c - H_r \quad (1)$$

Experimentalmente em (Almeida, 2003), foi constatado que a dependência funcional de H_p , em qualquer trajetória no laço principal da histerese, independe do ponto de reversão (H_r , M_r), sendo possível descrever a mesma por intermédio da Equação 2.

$$H_p \triangleq H_{pr}P(x) \quad (2)$$

A dependência de magnetização M , em qualquer ponto arbitrário em relação ao campo H , pode ser descrita por meio da Equação 3, sendo δ uma função do tipo $\delta = \text{sgn}(H)$.

$$M(H) = \frac{2M_s}{\pi} \arctan\left(\frac{H_{pr}P(x) + H - \delta H_c}{h_0}\right) \quad (3)$$

$P(x)$ é uma função arbitrária monotonicamente decrescente, denominada *função de proximidade*, e está relacionada ao tipo de material em estudo, e sua escolha deve ser feita de forma que H_p se ajuste adequadamente a H . Com este intuito, é utilizado um material magnético do tipo suave, cuja função de proximidade é dada pela Equação 4, sendo ζ uma constante arbitrária.

$$P(x) = \begin{cases} 1 - \sin \zeta x & , \zeta x < \frac{\pi}{2} \\ 0 & , \zeta x > \frac{\pi}{2} \end{cases} \quad (4)$$

Ainda na Equação 4, o valor da constante auxiliar do campo (H) é representado pelo valor de x e dado pela Equação 5.

$$x = \frac{H - H_r}{H_{pr}} \quad (5)$$

É, também, válido notar que os valores δ , H_r e H_{pr} mantêm-se inalterados até que ocorram novas reversões em $H(t)$.

Ressaltando exclusivamente as propriedades do filme fino de VO_2 , podemos determinar suas dinâmicas histeréticas utilizando o método L^2P por intermédio de quatro equações: da temperatura no ponto de reversão (T_{pr}), da relação de fração volumétrica (g), da função de proximidade ($P(x)$) e da capacitância térmica do VO_2 (C) (Almeida, 2003). Nesta abordagem específica, a resistência elétrica do filme fino de VO_2 é retratada por meio da Teoria do Meio Efetivo, ou EMA (*Effective-Medium Approximation*) (Stroud, 1998), e, a partir do valor da evolução da fração volumétrica dos microcristais, é possível descrever a condutividade efetiva do filme.

É importante ressaltar existência do fenômeno de percolação que ocorre quando a fração volumétrica atinge um certo limiar de percolação, ou temperatura crítica T_c , resultante do surgimento de pontes condutoras entre ilhas metálicas que aparecem quando o filme fino de VO_2 é aquecido e muitos agrupamentos de microcristais, no estado metálico, aparecem no substrato semicondutor (Almeida, 2003). As consequências desse fenômeno para com a constante dielétrica efetiva são descritas empregando-se a técnica EMA (Noh et al., 1991; Stroud, 1998).

A temperatura no ponto de reversão (T_{pr}) é comparada com o campo no ponto de reversão (H_{pr}) por meio da Equação 6 (Almeida, 2003).

$$T_{pr} = \delta \frac{w}{2} + T_c - \frac{1}{\beta} \operatorname{arctanh}(2g_r - 1) - T_r \quad (6)$$

Em uma comparação com a dependência de magnetização (M), a fração volumétrica (g) é definida pela Equação 7, onde w a largura da histerese, β a taxa de variação entre a fração volumétrica g e a temperatura T e δ uma função do tipo $\delta = \text{sgn}(g)$.

$$g = F(T) = \frac{1}{2} + \frac{1}{2} \tanh \beta \left(\delta \frac{w}{2} + T_c - \left(T + T_{pr} P\left(\frac{T - T_r}{T_{pr}}\right) \right) \right) \quad (7)$$

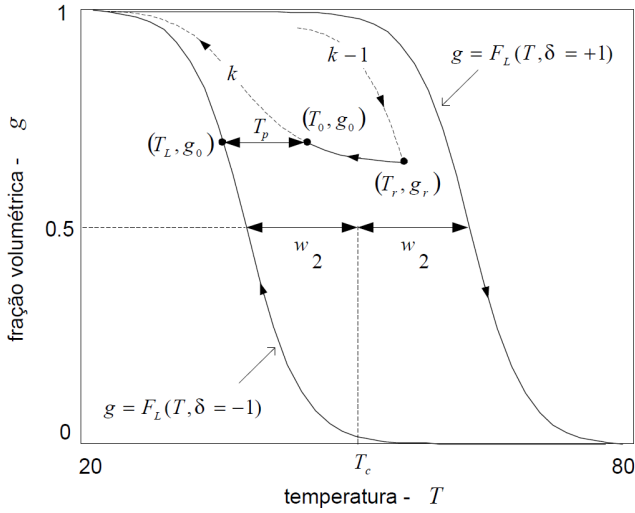


Figura 5. Representação da histerese obtida através da evolução da fração volumétrica g em função da temperatura T

O valor do operador δ pode ser definido pela Equação 8.

$$\delta = \begin{cases} +1, & \text{para } \frac{dT}{dt} > 0 \\ -1, & \text{para } \frac{dT}{dt} < 0 \end{cases} \quad (8)$$

A Figura 5 ilustra uma construção geométrica que descreve a conceitualização de proximidade de um ponto, em uma curva reversa, ao laço principal. Nesta representação, na qual todas as trajetórias da histerese estão, fortemente, associadas ao laço principal, são retratadas as principais curvas ascendentes e descendentes do modelo (Almeida, 2003).

Ainda na Figura 5, o termo T_c representa o limiar de percolação, definido no valor de fração volumétrica $g = 0,5$, e demarca o centro da curva da histerese, sendo que a combinação das curvas $F_L(T, \delta = +1)$ e $F_L(T, \delta = -1)$ caracterizam o laço principal da histerese.

A função de proximidade $P(x)$, referente às propriedades intrínsecas do filme fino de VO_2 , é dada pela Equação 9, sendo γ uma constante arbitrária (Almeida, 2003).

$$P(x) \triangleq \frac{1}{2}(1 - \sin(\gamma x))(1 + \tanh(\pi^2 - 2\pi x)) \quad (9)$$

Ainda na Equação 9, o valor da constante auxiliar da temperatura (T) x é dado pela Equação 10.

$$x = \frac{T - T_r}{T_{pr}} \quad (10)$$

Com o intuito de obter o gráfico da curva característica RxT , é utilizada Equação 11, que determina o valor da resistência R , como entrada para a Equação 12, que, por sua vez, estabelece o valor da resistência R em função da temperatura T , onde R_s representa a resistência em regime semicondutor, R_m está relacionado a resistência em regime metálico e R_0 descreve a resistência para $T \rightarrow \infty$ (Almeida, 2003).

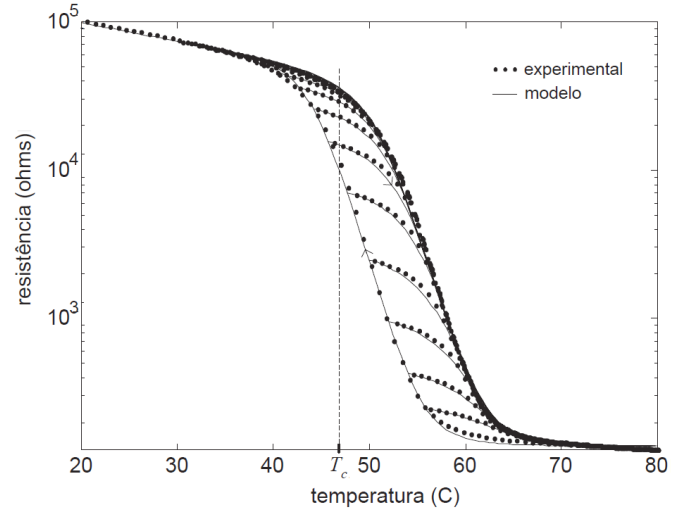


Figura 6. Representação da histerese exibida em termos de resistência em função da temperatura (círculos preenchidos) para com as curvas homólogas auferidas por intermédio do modelo $R(T)$ (linhas contínuas).

$$R = gR_s + R_m \quad (11)$$

$$R(T) = R_0 \exp\left(\frac{2553}{T + 273}\right) F(T) + R_m \quad (12)$$

R_m representa a constante que define o valor da resistência do filme quando os microcristais de VO_2 se encontram na região metálica ($T > 80^\circ C$). A Equação 13 reflete o valor de R_m .

$$R_m = 140 \, \Omega \quad (13)$$

Enquanto o valor de R_s reproduz a resistência do filme na região semicondutora, calculado em $T = 20^\circ C$ (Almeida, 2003). A Equação 14 descreve o valor de R_s .

$$R_s = 17 \exp\left(\frac{2553}{T}\right) \, \Omega \quad (14)$$

Objetivando analisar o desempenho do modelo proposto, a Figura 6 descreve as particularidades apresentadas pelo filme fino de VO_2 quando reproduzido em RxT (Almeida, 2003). Tais particularidades são retratadas pela Equação 12.

Nesta mesma Figura 6, são comparadas as curvas experimentais decrescentes de primeira ordem $\tilde{R}xT$ (círculos preenchidos) e as curvas alcançadas pelo modelo proposto (12) $R(T)$ (linhas contínuas). A técnica empregada mostrou-se muito efetiva na redução da discrepância entre as curvas em estudo, observando-se que o erro médio quadrático normalizado para todas as curvas decrescentes de RxT é de 2,5% (Almeida, 2003).

Ainda analisando o comportamento da resistência do filme, em regime semicondutor, é possível escrever o coeficiente de variação da resistência com temperatura (TCR) em forma da Equação 15, sendo T a temperatura do filme, em Kelvin, E_a a energia de ativação e $k = 8,62 \cdot 10^{-5} eV K^{-1}$ a constante de Boltzmann.

$$TCR = \frac{1}{R_s} \frac{dR_s}{dT} = -\frac{E_a}{kT^2} \quad (15)$$

A capacitância térmica (C), em termos de tensão, é dada pela Equação 16, e, sabendo que $\frac{V^2}{R} = P = I^2 R$, a mesma pode ser reescrita em termos de corrente. Tal representação, em termos de corrente elétrica, é dada pela Equação 17 (Almeida, 2003; de Araujo et al., 2019).

$$C \frac{dT}{dt} = \frac{V^2}{R(t)} - G(T - T_s) \quad (16)$$

$$C \frac{dT}{dt} = I^2 R(t) - G(T - T_s) \quad (17)$$

Como antevisto em de Araujo et al. (2019), é evidentemente conspicuo que a Equação 16 apresenta uma região crítica muito mais sensível que a Equação 17, considerando que quando a capacitância térmica encontra-se em termos de corrente elétrica, esta reproduz dinâmicas muito mais lineares e, consequentemente, insensíveis (de Araujo et al., 2019).

A finalidade deste estudo, além de estabelecer um maior grau de exposição matemática das singularidades físicas respeitantes aos filmes finos de VO_2 , é asseverar computacionalmente que o modelo proposto em de Araujo et al. (2019) desempenha com maior magistralidade quando este é excitado por tensão elétrica.

5. METODOLOGIA DE PESQUISA, RESULTADOS OBTIDOS E DISCUSSÃO

Almejando legitimar as experimentações propostas por este trabalho, foram realizadas extensões ao *script* desenvolvido em de Araujo et al. (2019) para que o mesmo passasse à contemplar as dinâmicas da equação de capacitância térmica do VO_2 em termos de corrente elétrica (17). Neste trabalho, foi utilizada a mesma versão *built-in* do método Runge-Kutta clássico de 4ª Ordem presente em de Araujo et al. (2019).

Ambicionando obter resultados precisos e que evidenciem as hipóteses levantadas por este trabalho, diversos cenários de execução foram computacionalmente simulados. Esses cenários se alternam em relação as seguintes variáveis:

- Tipo de excitação de entrada (Tensão ou corrente elétrica);
- Valores de tensão ou corrente elétrica das excitações de entrada;
- Valores das razões cíclicas (*duty cycles*) de PWM;
- Taxa de ortogonalidade entre as sequências de entrada;

Para fins unicamente experimentais e com a finalidade de facilitar a visualização dos resultados, o sistema foi excitado com valores consideravelmente altos de tensão e corrente elétrica e, consequentemente, também foram estabelecidos valores elevados para os limiares de ativação. Nas simulações performadas com excitações de tensão elétrica, o valor do limiar de ativação μ foi fixado na resistência elétrica de $7.3 \times 10^4 \Omega$.

Os cenários das Figuras 7 e 8, previamente analisados em de Araujo et al. (2019), revelam que, quando o sistema

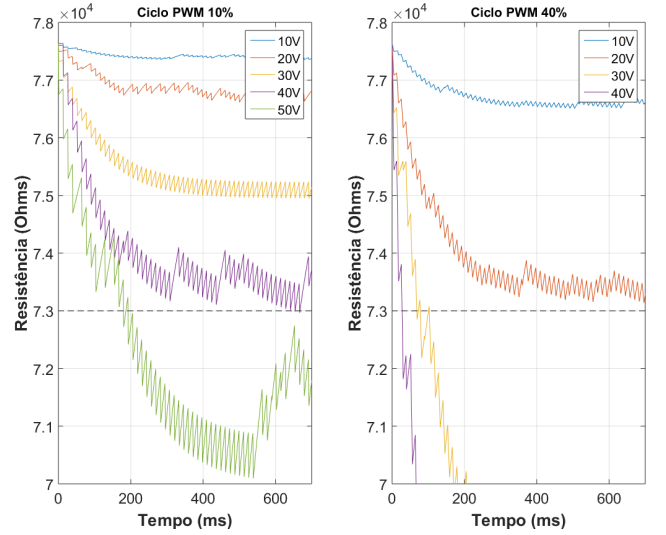


Figura 7. Resultado das simulações com tensões variáveis [10V, 20V, 30V, 40V e 50V], *duty cycles* de PWM fixos [10% e 40%] e o acréscimo de uma taxa de 40% de ortogonalidade entre as sequências de entrada

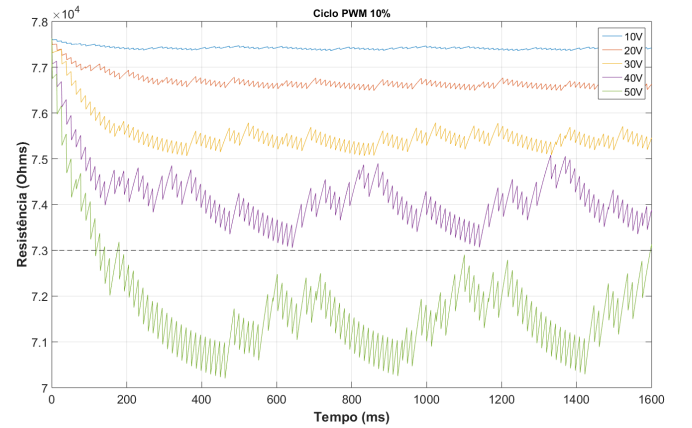


Figura 8. Resultado da simulação com tensões variáveis [10V, 20V, 30V, 40V e 50V], *duty cycle* de 10% de PWM e o acréscimo de uma taxa de 98% de ortogonalidade entre as sequências de entrada

é excitado por tensão elétrica, a regulagem das larguras dos pulsos de ondas quadradas é capaz de proporcionar um robusto controle para com os disparos do neurônio e, consequentemente, promover uma considerável redução do custo energético de operações computacionais.

No contexto apresentado pela Figura 9, foram simulados 2 cenários distintos. No primeiro, equitativamente aos das Figuras 7 e 8, a razão cíclica de PWM foi fixada em 10%, enquanto no segundo, a mesma foi mantida em 100%. Em ambas as simulações apontadas pela Figura 9, o sistema recebeu as excitações de 10V, 20V, 30V e 40V e foi acrescentada uma taxa de apenas 5% de ortogonalidade entre as sequências de entrada. A justificativa para esse teste é analisar o desempenho do sistema quando o mesmo recebe como entrada sequências com um alto grau de correlação. Como já antevisto que *duty cycles* menores de PWM tendem a retardar a ativação do neurônio, focando-se, novamente, no comportamento do sistema quando excitado por uma tensão de 40V, observa-se que no primeiro cenário, o

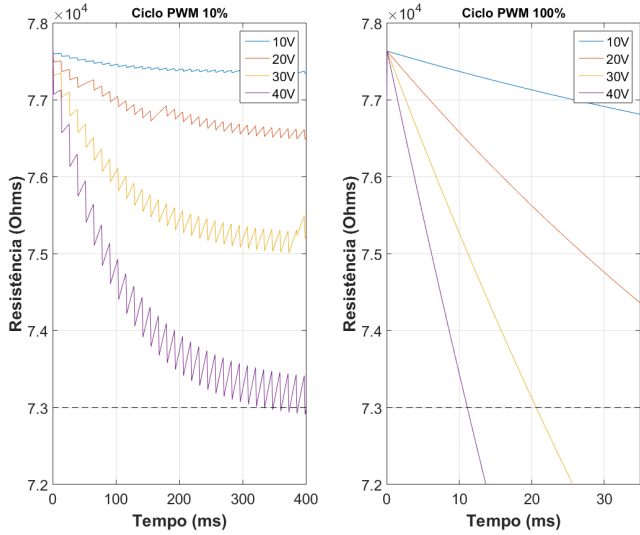


Figura 9. Resultado das simulações com tensões variáveis [10V, 20V, 30V e 40V], *duty cycles* de PWM fixos [10% e 100%] e o acréscimo de uma taxa de 5% de ortogonalidade entre as sequências de entrada

valor do limiar de ativação μ é auferido em um tempo um pouco inferior à 350ms, enquanto no segundo cenário, no qual basicamente não existe modulação, ou seja, o razão cíclica é de 100%, o neurônio é ativado em um tempo um pouco superior à 10ms. A partir desses resultados, é possível demonstrar, mais uma vez, o importante papel de controle que a modulação PWM apresenta para com a função de *threshold* do neurônio, evidenciando que, quando esta não é aplicada ao sistema, o neurônio é muito mais facilmente ativado, o que, conseqüentemente, fere a principal força motriz da computação neuromórfica: A economia energética.

Para a realização de simulações computacionais do sistema quando excitado por corrente elétrica, em razão das especificidades algébricas da equação de capacitância térmica do VO_2 , em termos de corrente (17), os resultados também foram obtidos em um contexto de resistência elétrica R em relação ao tempo t , porém o limiar de ativação μ foi fixado na resistência $3.4 \times 10^4 \Omega$.

A Figura 10 retrata dois cenários particulares, nos quais, em ambos, o sistema foi excitado por correntes elétricas de 10A, 20A e 30A e foi acrescentada uma taxa de 10% de ortogonalidade entre as sequências de entrada. Para fins experimentais, foi adicionada uma baixa dissimilaridade entre as razões cíclicas de PWM de ambas as simulações. No primeiro contexto, o *duty cycle* de PWM foi fixado em 15%, enquanto no segundo cenário, o mesmo foi fixado em 25%. Observado o desempenho do sistema, de uma maneira global, em ambos os cenários, é facilmente perceptível o alto grau de linearidade que a Equação 17 estabelece ao sistema. Nas duas simulações, após um curto período de tempo, independentemente dos valores das correntes de entrada, as saídas tendem a convergir para um mesmo ponto no gráfico e seguir um comportamento, nitidamente, mais linear do que aquele reproduzido nas Figuras 7, 8 e 9. No primeiro contexto, o limiar de ativação μ é auferido pelas três saídas em um tempo um pouco inferior à 200ms, porém é explícito, por meio da forte tendência linear da

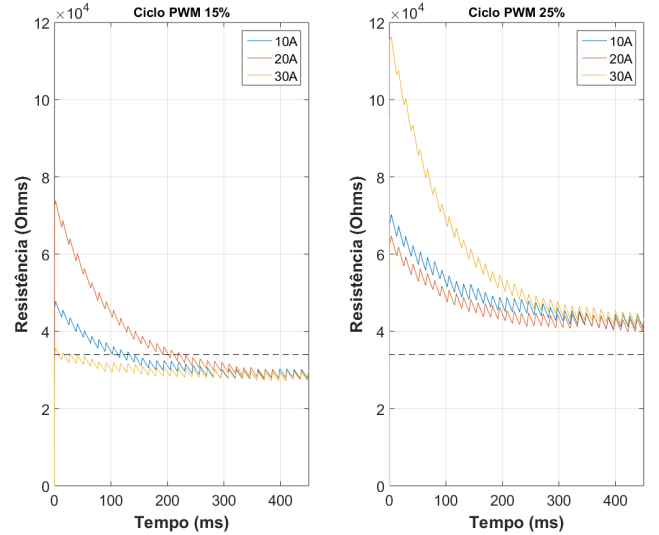


Figura 10. Resultado das simulações com correntes variáveis [10A, 20A e 30A], *duty cycles* de PWM fixos [15% e 25%] e o acréscimo de uma taxa de 10% de ortogonalidade entre as sequências de entrada

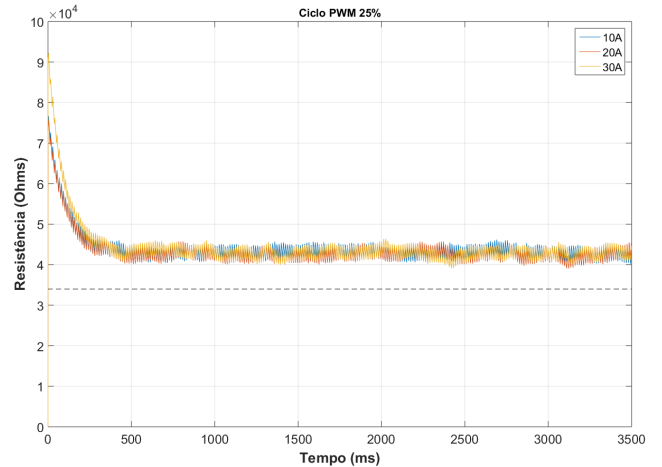


Figura 11. Resultado da simulação com correntes variáveis [10A, 20A e 30A], *duty cycle* de 25% de PWM e o acréscimo de uma taxa de 10% de ortogonalidade entre as sequências

capacitância térmica do VO_2 em termos de corrente, que a baixa sensibilidade da Equação 17 faz com que a codificação PRBS-PWM, proposta em (de Araujo et al., 2019), obtenha um grau reduzido de controle do sistema quando o mesmo é excitado por corrente elétrica.

A Figura 11 reproduz o exato contexto retratado pelo segundo cenário da Figura 10, porém com um maior tempo de amostragem, possibilitando, averiguar-se, com maior translucidez, o alto índice de linearidade e, por consequência, insensibilidade, que o modelo de neurônio proposto apresenta quando a capacitância térmica do VO_2 se encontra em termos de corrente.

Em suma, após realizada a análise de diversos cenários simulados computacionalmente, é seguro afirmar que a codificação PRBS-PWM, em conjunto com um sólido controle de taxas de ortogonalidade entre as sequências entrada, mostrou-se muito efetiva no gerenciamento da

mecânica de ativação do neurônio, quando o mesmo recebe como excitação valores de tensão, e tal fato não repetiu-se quando as excitações foram dispostas em forma de corrente elétrica.

6. CONCLUSÃO

Este estudo corroborou que a alta acurácia e o baixo custo computacional do método L^2P fazem do mesmo uma excelente alternativa para a realização do acoplamento dos componentes reversíveis e irreversíveis de magnetização nos filmes finos de VO_2 , descrevendo as não-linearidades dos fenômenos histeréticos regulares reproduzidos pela evolução da fração volumétrica dos microcristais.

É também endossado que esses fenômenos histeréticos sempre ocorrem quando o filme fino de VO_2 encontra-se em transição de fase semicondutor-metal, sendo a mesma representada por uma curva exposta em um gráfico de resistência elétrica (R) em relação a temperatura (T). A partir da constatação da existência de uma alta sensibilidade dos filmes finos de VO_2 em relação a variações de temperatura, foi apurado que as alterações elétricas e cristalográficas, provocadas por tais variações, sempre originam liberações ou absorções de energia em forma de calor latente.

Outra importante contribuição deste trabalho, foi validar a utilização da Teoria do Meio Efetivo (EMA) para retratar resistência elétrica do filme de fino de VO_2 , possibilitando uma descrição mais precisa da condutividade efetiva do filme.

Ainda sobre a técnica EMA, foi também possível asseverar a aptidão da mesma para retratar as características do fenômeno de percolação que ocorre quando o valor da fração volumétrica atinge um determinado limiar de percolação que, por sua vez, está associado à uma fixada constante dielétrica efetiva.

Por fim, foi constatado, por intermédio das experimentações performadas, que devido ao alto grau de linearidade apresentado pela equação de capacitância térmica do VO_2 , em termos de corrente elétrica (Equação 17), o controle energético de ativação exercido pela codificação PRBS-PWM se torna mais satisfatório quando o neurônio é excitado por tensão elétrica (Equação 16). Este alto grau de linearidade da Equação 17 está relacionado ao fato do valor da corrente elétrica aumentar o quadrado vezes a resistência elétrica, o que torna a região crítica das dinâmicas histeréticas muito menos sensível e de difícil controle energético.

Em trabalhos futuros, aspira-se que o modelo proposto seja implementado em um *hardware* integrado de baixa potência com o intuito de validá-lo experimentalmente.

AGRADECIMENTOS

Os autores agradecem à Universidade Federal do ABC (UFABC) por viabilizar a realização desta pesquisa.

REFERÊNCIAS

Abbott, L. and Kepler, T.B. (1990). Model neurons: from hodgkin-huxley to hopfield. In *Statistical mechanics of neural networks*, 5–18. Springer.

- Almeida, L. (2003). Modelo de histerese para transição semicondutor-metal em filmes finos de VO_2 . *Faculdade de Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Campina Grande*.
- Berger, T. and Levy, W.B. (2010). A mathematical theory of energy efficient neural computation and communication. *IEEE Transactions on Information Theory*, 56(2), 852–874.
- Burr, G.W., Shelby, R.M., Sebastian, A., Kim, S., Kim, S., Sidler, S., Virwani, K., Ishii, M., Narayanan, P., Fumarola, A., et al. (2017). Neuromorphic computing using non-volatile memory. *Advances in Physics: X*, 2(1), 89–124.
- Choi, H., Ahn, J., Jung, J., Noh, T., and Kim, D. (1996). Mid-infrared properties of a VO_2 film near the metal-insulator transition. *Physical Review B*, 54(7), 4621.
- Chua, L. (1971). Memristor-the missing circuit element. *IEEE Transactions on circuit theory*, 18(5), 507–519.
- de Araujo, R.S., de Almeida, L.A.L., and da Costa, F.S.O. (2019). Modelo de neurônio memristivo de dióxido de vanádio com codificação de impulsos prbs-pwm. *14º Simpósio Brasileiro de Automação Inteligente*.
- Indiveri, G., Chicca, E., and Douglas, R.J. (2009). Artificial cognitive systems: From vlsi networks of spiking neurons to neuromorphic cognition. *Cognitive Computation*, 1(2), 119–127.
- Indiveri, G., Linares-Barranco, B., Legenstein, R., Deligeorgis, G., and Prodromakis, T. (2013). Integration of nanoscale memristor synapses in neuromorphic computing architectures. *Nanotechnology*, 24(38), 384010.
- Noh, T., Song, P., and Sievers, A. (1991). Self-consistency conditions for the effective-medium approximation in composite materials. *Physical Review B*, 44(11), 5459.
- Saighi, S., Mayr, C.G., Serrano-Gotarredona, T., Schmidt, H., Lecerf, G., Tomas, J., Grollier, J., Boyn, S., Vincent, A.F., Querlioz, D., et al. (2015). Plasticity in memristive devices for spiking neural networks. *Frontiers in neuroscience*, 9, 51.
- Sarwar, S.S., Srinivasan, G., Han, B., Wijesinghe, P., Jaiswal, A., Panda, P., Raghunathan, A., and Roy, K. (2018). Energy efficient neural computing: A study of cross-layer approximations. *IEEE Journal on Emerging and Selected Topics in Circuits and Systems*, 8(4), 796–809.
- Schuman, C.D., Potok, T.E., Patton, R.M., Birdwell, J.D., Dean, M.E., Rose, G.S., and Plank, J.S. (2017). A survey of neuromorphic computing and neural networks in hardware. *arXiv preprint arXiv:1705.06963*.
- Stroud, D. (1998). The effective medium approximations: Some recent developments. *Superlattices and microstructures*, 23(3-4), 567–573.
- Yang, J.J., Strukov, D.B., and Stewart, D.R. (2013). Memristive devices for computing. *Nature nanotechnology*, 8(1), 13.
- Yang, R., Huang, H.M., and Guo, X. (2019). Memristive synapses and neurons for bioinspired computing. *Advanced Electronic Materials*, 5(9), 1900287.