

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

REDE DE HOPFIELD MONO-ELÉTRON

Camila Peixoto da Silva Madeira Nogueira

Brasília, agosto de 2010

UNIVERSIDADE DE BRASÍLIA

FACULDADE DE TECNOLOGIA

DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA ELÉTRICA

TRABALHO DE CONCLUSÃO DE CURSO

REDE DE HOPFIELD MONO-ELÉTRON

Camila Peixoto da Silva Madeira Nogueira

Relatório submetido como requisito parcial para obtenção
de grau de Engenheiro Eletricista

Banca Examinadora

Profa. Dra. Janaína Gonçalves Guimarães, UnB/
ENE (Orientadora)

Prof. Dr. Alexandre Romariz, UnB/ ENE (Examinador
interno)

Profa. Dra. Artemis Marti Ceschin, UnB/ ENE
(Examinadora Interna)

Dedicatória

Aos meus pais, Jorge e Marilyn.

Agradecimentos

Primeiramente agradeço a Deus, por sempre estar me iluminando em todas as etapas da minha vida.

Aos meus pais, Jorge e Marylin, por serem exemplo de determinação e sabedoria, e por me apoiarem nessa trajetória tão importante.

A professora Janaina, pela orientação dada nesse projeto, com toda a sua paciência, boa vontade e dedicação. Também pelas conversas que tivemos nos momentos que precisei.

Ao meu irmão Jorge, por ter me guiado quando foi necessário.

A minha Vozinha (Madrinha), por todo carinho e amor que sempre me iluminaram.

A minha cunhada Fabi e ao meu sobrinho Xandy, por me proporcionarem momentos divertidos.

Aos meus amigos do curso de Engenharia Elétrica, pelo companheirismo nas tantas horas de estudos e pelos momentos divertidos. Agradecimentos especiais as meninas “elétricas”, amigas queridas.

As minhas amigas de infância, pelas saídas animadas e conselhos essenciais.

Camila Peixoto da Silva Madeira Nogueira

RESUMO

O presente trabalho apresenta a simulação de circuitos da rede de Hopfield, cujos neurônios são dispositivos mono-elétron. Isso será realizado a partir da validação e estudo da rede de Hopfield mono-elétron proposta em artigos anteriores. Circuitos com até nove neurônios serão simulados. A partir dos resultados obtidos, um algoritmo para o projeto de uma rede mono-elétron de Hopfield será elaborado. A validação dos circuitos propostos nesse trabalho será feita com a utilização do *software* SIMON.

SUMÁRIO

1 INTRODUÇÃO	1
1.1 OBJETIVOS	1
2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	3
2.1 NANOELETRÔNICA	3
2.2 DISPOSITIVO DE TUNELAMENTO MONO-ELÉTRON [1]	3
2.2.1 Ilhas.....	3
2.2.2 Efeitos quânticos	4
2.2.3 Efeito de carregamento	4
2.2.4 Bloqueio de Coulomb	5
2.2.5 Transistor mono-elétron.....	6
2.2.6 Co-tunelamento e cargas de desvio	6
2.3 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS DE MEMÓRIAS ASSOCIATIVAS	7
2.3.1 A rede de Hopfield.....	8
2.3.2 Treinamento da rede de Hopfield – método <i>one-shot</i>	9
2.3.3 A rede mono-elétron de Hopfield [7].....	10
2.4 SIMON [11].....	11
3 METODOLOGIA	13
3.1 INTRODUÇÃO	13
3.2 VALIDAÇÃO E ESTUDO COMPORTAMENTAL.....	13
3.3 TREINAMENTO DAS REDES E VALIDAÇÃO.....	14
3.4 PROJETO DA REDE MONO-ELÉTRON DE HOPFIELD.....	14
4 RESULTADOS E DISCUSSÃO	15
4.1 INTRODUÇÃO	15
4.2 VALIDAÇÃO E ESTUDO DA REDE MONO-ELÉTRON DE HOPFIELD.....	15
4.3 TREINAMENTO DA REDE MONO-ELÉTRON DE HOPFIELD	19
4.3.1 A rede mono-elétron de Hopfield com três neurônios	20
4.3.2 A rede mono-elétron de Hopfield com quatro neurônios	24
4.3.3 A rede mono-elétron de Hopfield com nove neurônios.....	27
4.4 PROJETO DE UMA REDE MONO-ELÉTRON DE HOPFIELD.....	32
5 CONCLUSÕES	35
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	36

LISTA DE FIGURAS

2.1	Esquemático da junção-túnel [1]	3
2.2	Dois eletrodos separados por uma ilha [1]	4
2.3	Diagramas de energia: (a)Bloqueio de Coulomb,(b)Tunelamento mono-elétron[1]..	5
2.4	Característica do bloqueio de Coulomb [1]	5
2.5	Transistor mono-elétron [1]	6
2.6	Característica corrente (I) versus tensão (V_g) do transistor mono-elétron [1]	6
2.7	Tipos de co-tunelamento [1]	7
2.8	Representação da rede de Hopfield (modificada [7])	8
2.9	Rede mono-elétron de Hopfield. (a) Conexões positivas e negativas. (b) Possível configuração da rede (modificada [7])	10
2.10	Diagrama de energia com possíveis transições do circuito (modificada [7])	11
2.11	Principais telas do <i>software</i> SIMON	12
4.1	Rede de Hopfield com três neurônios simulada utilizando dispositivo de tunelamento mono-elétron.....	15
4.2	Possibilidades de transições entre os estados da rede de Hopfield com três neurônios (Fig. 4.1)	16
4.3	Gráfico da Carga da Junção-túnel versus Tempo do caminho (1,1,0)-(1,1,1)-(0,1,1)-(0,0,0).....	17
4.4	Detalhamento dos primeiros três estados do caminho da Fig. 4.3	17
4.5	Matriz dos valores dos pesos da rede com três neurônios obtidos pelo método <i>one-shot</i>	20
4.6	Treinamento da rede mono-elétron de Hopfield: circuito simulado com três neurônios.....	21
4.7	Relação entre a matriz de pesos e os padrões treinados na rede de três neurônios.....	22
4.8	Matriz dos valores dos pesos da rede com quatro neurônios obtidos pelo método <i>one-shot</i>	24
4.9	Treinamento da rede mono-elétron de Hopfield: circuito simulado com quatro neurônios.....	25
4.10	Relação entre a matriz de pesos e os padrões treinados na rede de quatro neurônios.....	25
4.11	Matriz dos valores dos pesos da rede com nove neurônios obtidos pelo método <i>one-shot</i>	28
4.12	Treinamento da rede mono-elétron de Hopfield: circuito simulado com nove neurônios.....	29
4.13	Relação entre a matriz de pesos e os padrões treinados na rede de nove neurônios.....	30
4.14	Projeto de uma rede de Hopfield mono-elétron	34

LISTA DE TABELAS

4.1	Valores dos parâmetros do circuito da Fig. (4.1) correspondente a rede mono-elétron de Hopfield com três neurônios.....	16
4.2	Para valores de N fixos, faixas de valores de P : (a) no 1º caso, em que P assume valores positivos e N assume valores negativos; (b) no 2º caso, em que P e N assumem valores negativos.....	18
4.3	Valores dos parâmetros do circuito da Fig. (3.1) a temperatura de 300K	19
4.4	Padrões armazenados na rede de três neurônios, com suas representações em binário e em bipolar.....	20
4.5	Valores dos parâmetros do circuito treinado com três neurônios, correspondente a Fig. (4.6)	21
4.6	Estados iniciais do circuito da Fig. (4.6) e os padrões para os quais esses estados convergiram	23
4.7	Valores dos parâmetros do circuito treinado com três neurônios(Fig. 4.6),a 300K..	23
4.8	Padrões armazenados na rede de quatro neurônios, com suas representações em binário e em bipolar.....	24
4.9	Valores dos parâmetros do circuito treinado com quatro neurônios, correspondente a Fig. (4.9).....	25
4.10	Alguns estados iniciais do circuito da Fig. (4.9) e os padrões para os quais esses estados convergiram	26
4.11	Valores dos parâmetros do circuito treinado com quatro neurônios (Fig. 4.9), a 300K.....	27
4.12	Padrões armazenados na rede de nove neurônios, com suas representações em binário e em bipolar.....	28
4.13	Valores dos parâmetros do circuito treinado com nove neurônios, correspondente a Fig. (4.12)	29
4.14	Alguns estados iniciais do circuito da Fig. (4.12) e os padrões para os quais esses estados convergiram	30
4.15	Valores dos parâmetros do circuito treinado com nove neurônios (Fig. 4.12), a 300K.....	31
4.16	Tempo de estabilização de cada circuito treinado, a 0K e a 300K.....	32

1 INTRODUÇÃO

O crescimento da microeletrônica e a conseqüente miniaturização dos seus dispositivos, como a do transistor MOS, foi prevista por Gordon Moore em 1965, o qual enunciou que o número de transistores em um circuito integrado dobraria a cada 18 meses considerando a mesma área e custo. Esta previsão ficou conhecida como Lei de Moore. Essa miniaturização dos dispositivos é limitada, devido à limitação física dos componentes da microeletrônica. Quando o dispositivo atinge esse limite, o seu comportamento passa a ser influenciado por efeitos quânticos [1,15].

A nanoeletrônica surgiu da necessidade de dispositivos de menor dimensão e maior velocidade para continuar a miniaturização de circuitos eletrônicos. Esses dispositivos possuem propriedades eletrônicas como o transistor MOS e surgem como alternativa a esse transistor, já que este possui limitações na sua miniaturização, não sendo capaz de acompanhar os progressos tecnológicos esperados [1,12]. Os dispositivos nanoeletrônicos possuem dimensões nanométricas e operam com base nos fenômenos quânticos, os quais são significativos em escala nanométrica. Estes dispositivos funcionam com base no trânsito de apenas um elétron ou um pequeno grupo de elétrons, chamado de tunelamento mono-elétron.

Os dispositivos mono-elétron são uma alternativa extremamente atrativa no desenvolvimento de circuitos integrados em escala giga (GSI) ou até mesmo em escala tera (TSI). Esses dispositivos podem apresentar instabilidades de operação devido a alguns fenômenos como as cargas de desvio e eventos de co-tunelamento, bem como a influência da temperatura, os quais podem degradar o desempenho do dispositivo. Para superar essas limitações, arquiteturas de processamento paralelo e distribuído (PDP) devem ser levadas em consideração. Dentre essas arquiteturas PDP, as arquiteturas de redes neurais parecem ser uma boa alternativa, já que apresentam robustez contra flutuações locais, alto paralelismo e redundância [1].

A memória associativa é uma aplicação das redes neurais artificiais, dentre várias outras aplicações. Uma rede neural de memória associativa pode ser comparada a um modelo simples da memória humana. A rede é capaz de extrair, de um padrão de referência armazenado, o que for mais similar a um padrão de entrada [3,6,7].

1.1 OBJETIVOS

A rede de Hopfield é uma rede auto-associativa iterativa. Devido a algumas propriedades dos dispositivos mono-elétron, a utilização desses dispositivos como neurônios da rede de Hopfield é vantajosa para garantir a sua convergência para um dos padrões armazenados.

A proposta deste trabalho é desenvolver e simular circuitos da rede de Hopfield utilizando dispositivos mono-elétron. Para isso, a verificação do desempenho dos circuitos é fundamental, principalmente na temperatura ambiente. Por fim, as etapas necessárias para a realização de um projeto da rede mono-elétron de Hopfield treinada serão descritas.

No capítulo 2 são apresentadas revisões bibliográficas sobre dispositivos nanoeletrônicos, redes neurais artificiais e o *software* SIMON.

No capítulo 3 é descrita a metodologia utilizada para desenvolver e treinar redes mono-elétron de Hopfield.

No capítulo 4, o desenvolvimento e treinamento das redes mono-elétron de Hopfield são apresentados, bem como a análise dos resultados obtidos.

O capítulo 5 traz as conclusões e propostas para trabalhos futuros.

2 REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 NANOELETRÔNICA

A nanoeletrônica se refere ao uso da nanotecnologia em componentes eletrônicos, principalmente transistores. Os dispositivos utilizados na nanoeletrônica possuem propriedades como amplificação e chaveamento, que são fundamentais na aplicação de circuitos.

Os dispositivos nanoeletrônicos possuem dimensões nanométricas e operam com base nos fenômenos quânticos, que são significativos nessa escala. Dentre os dispositivos nanoeletrônicos estudados atualmente, destacam-se os dispositivos de tunelamento mono-elétron (SET – *Single-Electron Tunneling transistor*), diodos a tunelamento ressonante (RTD – Resonant Tunneling Diodes) e pontos quânticos (QD – Quantum Dots) [1].

Será dada ênfase ao dispositivo de tunelamento mono-elétron, já que este dispositivo será utilizado nos circuitos nanoeletrônicos deste trabalho. Os seus conceitos e principais características serão abordados para que se possa compreender melhor o funcionamento deste dispositivo.

2.2 DISPOSITIVO DE TUNELAMENTO MONO-ELÉTRON [1]

Os dispositivos de tunelamento mono-elétron possuem tratamento mono-elétron, ou seja, seu funcionamento tem como base controlar o movimento e a posição de um único ou de um pequeno grupo de elétrons no dispositivo. Esses dispositivos são formados por junções-túnel, que consistem em dois eletrodos metálicos separados por um isolante muito fino (barreira), o qual permite que os elétrons o atravessem por tunelamento. A Figura (2.1) ilustra a junção-túnel e sua representação simbólica. Os parâmetros que caracterizam a junção-túnel macroscopicamente são a resistência de tunelamento (R_T), que depende da área e da espessura da barreira isolante, e a capacitância (C).

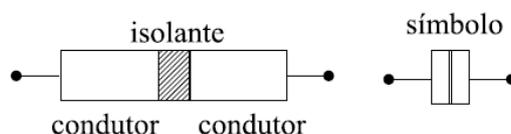


Figura 2.1: Esquemático da junção-túnel [1].

2.2.1 Ilhas

A ilha é o local onde os elétrons ficam confinados. Sua localização é entre duas paredes finas de um material normalmente isolante, as quais criam uma barreira de potencial de energia que impossibilitam a movimentação de elétrons pela ilha. Se a energia dos elétrons for maior que a energia potencial das paredes das barreiras, estes poderão atravessá-las. A Figura (2.2) ilustra dois eletrodos, A e B, separados por uma barreira isolante, e no meio dessa barreira isolante encontra-se a ilha.

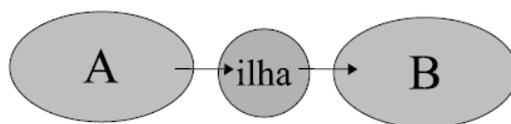


Figura 2.2: Dois eletrodos separados por uma ilha [1].

No dispositivo de tunelamento mono-elétron, o transporte de elétrons entre o eletrodo A e a ilha e entre a ilha e o eletrodo B ocorre por tunelamento mono-elétron, em que os elétrons atravessam as barreiras um de cada vez.

2.2.2 Efeitos quânticos

A quantização dos níveis de energia e o tunelamento são duas propriedades importantes dos elétrons confinados em ilhas, e tem influência fundamental na operação de dispositivos nanoeletrônicos.

Em dispositivos nanoeletrônicos, a energia é quantizada nas regiões do poço quântico. Essa região está localizada entre as barreiras de potencial, onde a energia do elétron é menor que a das paredes que formam a ilha. O elétron poderá ocupar estados específicos, os quais obedecem à equação de onda de Schrödinger. Quanto maior o número de níveis de energia que o poço tiver, maior a probabilidade de o elétron ficar em um destes níveis. Assim, caso o elétron precisa ultrapassar a barreira para alcançar a ilha, ele deve ser energizado o bastante para ocupar um destes níveis de energia.

O transporte de partículas através de uma região em que a energia total de uma partícula pontual clássica é menor que a energia potencial da região é denominado tunelamento. O efeito de tunelamento ocorre quando a barreira de potencial for suficientemente fina, permitindo que o elétron a atravesse caso haja nível de energia desocupado com o mesmo valor de energia do outro lado da barreira. Esse fenômeno pode ser explicado pelo comportamento dual do elétron. Diferentemente da mecânica clássica, na teoria eletromagnética, quando uma partícula encontra uma barreira de potencial, parte da onda é refletida e a outra parte é transmitida para o outro lado da barreira.

A teoria ortodoxa do tunelamento mono-elétron é o modelo mais utilizado para analisar o tunelamento. Proposto em 1987 por Averin e Likharev, este modelo descreve quantitativamente importantes efeitos de carregamento, como o bloqueio de Coulomb. A teoria alega que:

- O modelo tem dimensão zero: dimensões das ilhas desprezíveis;
- O evento de tunelamento é instantâneo;
- Redistribuição das cargas após tunelamento também é instantânea;
- O espectro de energia em condutores e ilhas é considerado contínuo.

2.2.3 Efeito de carregamento

O efeito de carregamento é a base dos dispositivos mono-elétron de tunelamento. Esse fenômeno acontece quando elétrons estão na iminência de entrar em um material condutor extremamente pequeno isolado eletricamente (ilha). Quando há um elétron na ilha, o potencial eletrostático da ilha aumenta bastante, sendo bem superior ao ruído térmico em temperatura ambiente. Outros elétrons são impedidos de entrar na ilha devido à repulsão de Coulomb. Só poderá haver fluxo de elétrons na ilha se o potencial da ilha for controlado por uma fonte de tensão externa.

Duas condições são necessárias para garantir que o transporte de elétrons é controlado pelo efeito de carregamento: a condição para a resistência de tunelamento dada pela Eq. (2.1), em que a natureza

corpúscular do elétron predomina sobre a natureza ondulatória, onde h é a constante de Planck e a carga do elétron é dada por e ; e a energia eletrostática (E_C) associada a uma dada temperatura (T) deve ser significativamente maior que as flutuações térmicas existentes àquela temperatura, como descrita na Eq. (2.2), onde k_B é a constante de Boltzmann e C é capacitância. Na Eq. (2.2), a temperatura deve ser maior que 0K.

$$R_T > \frac{h}{e^2} \rightarrow R_T > 25,8k\Omega \quad (2.1)$$

$$Ec \gg k_B \cdot T \rightarrow \frac{e^2}{2 \cdot C} \gg k_B \cdot T \quad (2.2)$$

2.2.4 Bloqueio de Coulomb

O bloqueio de Coulomb ocorre quando um elétron entra na ilha e impede o tunelamento de outro elétron nesta ilha. Isto ocorre já que, quando o elétron entra na ilha, a energia eletrostática da ilha aumenta em $e^2 / 2 \cdot C_\Sigma$, em que C_Σ é a soma das capacitâncias em torno da ilha. Assim, outro elétron só conseguirá tunelar para dentro da ilha se sua energia for maior que a energia eletrostática da ilha. A Figura (2.3) ilustra os diagramas de energia no bloqueio de Coulomb e no caso de tunelamento.

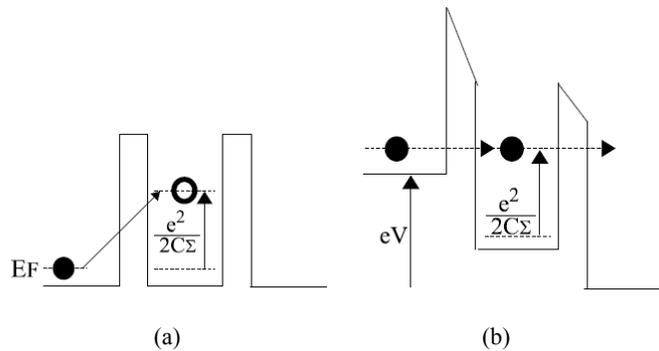


Figura 2.3: Diagramas de energia: (a) Bloqueio de Coulomb, (b) Tunelamento mono-elétron [1].

É possível superar o bloqueio de Coulomb aplicando-se uma tensão V_g ao circuito até que esta tensão alcance um dado valor de limiar que fornecerá energia suficiente para que ocorra o tunelamento de um elétron. Dessa forma, haverá o fluxo de elétron, havendo corrente. A Figura (2.4) mostra a região do bloqueio de Coulomb ao aplicar uma tensão V_g ao circuito, em que V_c é a tensão de limiar chamada de tensão de bloqueio de Coulomb.

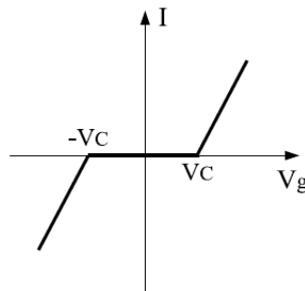


Figura 2.4: Característica do bloqueio de Coulomb [1].

2.2.5 Transistor mono-elétron

O transistor mono-elétron (SET) é composto por duas junções-túnel em série, formando uma ilha entre as junções. A Figura (2.5) ilustra o circuito do transistor mono-elétron. A resistência R_1 e capacitância C_1 , bem como a resistência R_2 e capacitância C_2 , são as resistências e as capacitâncias da primeira e da segunda junção-túnel, respectivamente. A tensão de porta V_g controla a energia eletrostática da ilha, através da capacitância C_g . Quando há carregamento por tunelamento de uma junção e descarregamento da outra junção, há um fluxo controlado de cargas, que gera a corrente I .

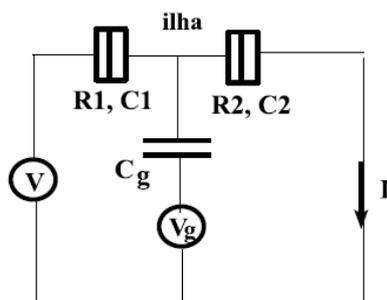


Figura 2.5: Transistor mono-elétron [1].

Um efeito que pode ser observado na característica da corrente *versus* tensão do transistor mono-elétron é chamado de oscilações de Coulomb. Se a tensão V for mantida constante, com $V \ll e/C_\Sigma$, e a tensão V_g for aumentada até atingir $V_g = e/2 \cdot C_g$, esse valor de tensão permitirá que um elétron passe pela ilha. Sabendo que apenas em valores múltiplos da tensão $e/2 \cdot C_g$ é possível haver corrente fluindo no circuito, só haverá tunelamento novamente quando $V_g = 3 \cdot (e/2 \cdot C_g)$. A Figura (2.6) mostra a característica corrente (I) *versus* tensão (V_g) do transistor mono-elétron.

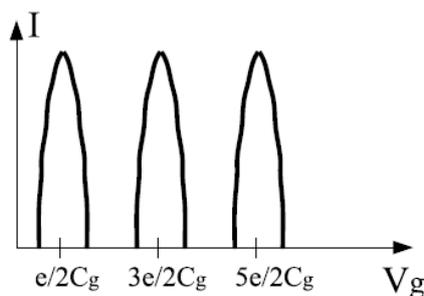


Figura 2.6: Característica corrente (I) *versus* tensão (V_g) do transistor mono-elétron [1].

2.2.6 Co-tunelamento e cargas de desvio

O co-tunelamento pode ocorrer em um circuito que possui mais de uma junção-túnel. Esse fenômeno consiste no tunelamento de mais de um elétron por diferentes barreiras túnel ao mesmo tempo. O co-tunelamento normalmente não é desejado em dispositivos lógicos que são baseados na presença ou ausência de um único ou um pequeno número de elétrons. A Figura (2.7) apresenta diferentes tipos de co-tunelamento que podem ocorrer em um circuito.

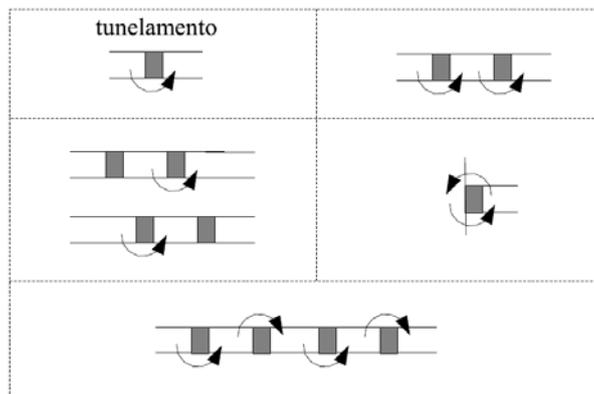


Figura 2.7: Tipos de co-tunelamento [1].

As cargas de desvio ocorrem quando uma impureza polarizada, que se prende próxima à ilha do transistor mono-elétron, polariza a ilha. Essa polarização pode criar uma carga imagem na superfície da ilha, sendo esta suficiente para retirar o transistor do bloqueio de Coulomb. Estas cargas aleatórias também são consideradas limitações dos circuitos mono-elétron.

2.3 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS DE MEMÓRIAS ASSOCIATIVAS

Redes neurais artificiais são ferramentas usadas para síntese, projeto, fabricação, treinamento e análise de sistemas inspirados pelo cérebro, ou seja, neuromórficos. Os agrupamentos de neurônios, os quais são elementos processadores neurais simples, apresentam características como associação, tolerância à falhas e auto-organização [1]. A memória associativa é uma aplicação das redes neurais artificiais, dentre várias outras aplicações.

Uma rede de memória associativa pode ser associada a um modelo simplificado da memória humana. Rede neural de memória associativa é capaz de extrair o modelo mais similar da entrada de um modelo de referência armazenado [2].

Os pesos são determinados de forma que a rede consiga armazenar uma associação de padrões. Cada associação é um par de vetores entrada-saída. A rede é denominada auto-associativa se cada vetor de saída é o mesmo do vetor de entrada com o qual ele é associado. Caso os vetores de saída sejam diferentes dos vetores de entrada, a rede é denominada hetero-associativa. Em cada um desses casos, a rede aprende padrões específicos a que foi treinada e também é capaz de reconhecer a resposta ao padrão desejado quando estimulada por uma entrada similar, mas não idêntica, ao padrão treinado [3].

A arquitetura de uma rede neural de memória associativa pode ser direta (*feedforward*) ou recorrente (iterativa). Na rede direta, a informação flui das unidades de entrada até as unidades de saída, sem realimentação. Já a rede recorrente possui realimentação, ou seja, as conexões entre as unidades formam ciclos fechados [3].

Dentre as diversas redes neurais de memórias associativas existentes, foi dado enfoque neste trabalho à rede proposta por John Hopfield [4]. A rede de Hopfield, como é chamada, é uma rede auto-associativa recorrente. Ela age como memória endereçada por conteúdo (*Content-Addressable Memory - CAM*), a qual visa endereçar os parâmetros de entrada de um circuito com base em informações armazenadas em sua estrutura [5].

2.3.1 A rede de Hopfield

A rede de Hopfield é uma rede neural totalmente interconectada, ou seja, cada unidade é conectada a cada uma das outras unidades. Esta rede é utilizada na associação de padrões, ou seja, é capaz de reconstruir a saída desejada a partir de uma entrada corrompida, e em problemas de otimização [3, 6, 7].

A computação na rede de Hopfield é diferente da usada normalmente na computação digital. Na computação digital o tempo de computação é significativamente maior a medida que o tamanho do problema aumenta. Na rede de Hopfield, um dado problema é mapeado na própria rede e é solucionado rapidamente através da operação paralela de todos os elementos da rede. Dessa forma, a rede tem a possibilidade de resolver problemas combinatoriais em um curto espaço de tempo, independente do tamanho do problema [7,8].

A arquitetura da rede neural de Hopfield é constituída por neurônios e pesos. A Figura (2.8) representa a rede de Hopfield. Nesta representação são observados três elementos de limiar, os quais serão referidos como neurônios. As conexões entre os elementos da rede são feitas através de pesos (W_{ij} e θ_i). A saída do neurônio i (V_i) é ligada a entrada do neurônio j por meio do peso W_{ij} . A rede possui pesos simétricos ($W_{ij} = W_{ji}$) e a saída de cada neurônio não pode ser conectada a entrada dele mesmo ($W_{ii} = 0$) [7].

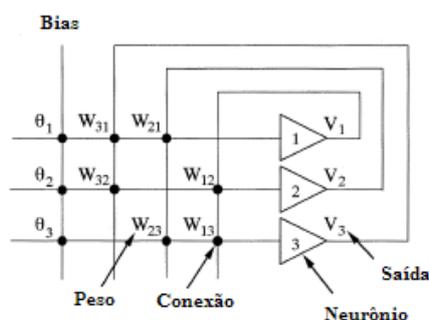


Figura 2.8: Representação da rede de Hopfield (modificada [7]).

Cada neurônio da rede produz saída igual a “1” ou igual a “0”, dependendo da soma de pesos de cada entrada ($\sum W_{ij} \cdot X_i + \theta_i$). A rede de Hopfield irá convergir a um ponto estável da rede, considerando a função de energia do sistema. Em outras palavras, a partir de uma dada entrada, a rede irá alterar o seu estado interno para minimizar o valor da função de energia E , que é definida pela Eq. (2.3) [6, 7].

$$E = -0.5 \cdot \sum_{\substack{i,j \\ i \neq j}} W_{ij} \cdot V_i \cdot V_j - \sum_i \theta_i \cdot V_i \quad (2.3)$$

Assim, cada estado da rede pode ser associado a um valor de energia. A função de energia decresce monotonicamente enquanto segue as regras de ativação. A definição de energia (Eq. 2.3) garante que a rede convirja para estados que são considerados mínimos locais na função de energia, pois são estados estáveis da rede. No entanto, a convergência para o estado mínimo global da rede nem sempre é garantida [6, 7].

2.3.2 Treinamento da rede de Hopfield – método *one-shot*

O treinamento da rede de Hopfield envolve o cálculo de seus pesos a partir dos valores de saída desejados, ou seja, dos valores que se deseja armazenar. A rede funciona como um sistema satisfatório de memória endereçada por conteúdo quando, ao colocar na entrada um padrão distorcido, a rede converge ao padrão armazenado mais similar ao valor de entrada. O reconhecimento do padrão armazenado envolve diminuir a energia do estado inicial até um ponto de energia mínima, o qual corresponde a um dos estados armazenados. Dessa forma, a rede estará corretamente treinada quando esta alcançar um desses estados estáveis [3, 6].

Na configuração do treinamento da rede de Hopfield, é importante que se estabeleça uma técnica para determinar os parâmetros da rede, principalmente os pesos, e que se determine também o número de padrões que poderão ser armazenados, o qual depende do seu número de neurônios da rede. As redes neurais recorrentes podem ser treinadas por diversos métodos. Um método simples de treinamento a qual a rede de Hopfield pode ser treinada é o método *one-shot* [6].

Antes de treinar uma rede neural de memória associativa, é necessário converter os padrões originais a uma representação computacional apropriada. O padrão original pode consistir, por exemplo, na presença ou ausência de um elemento, como o elétron, que é o caso deste trabalho. A representação desse padrão pode ser binária, em que a presença do elemento é representada por “1” e a ausência por “0”, ou bipolar, em que a presença corresponde a “1” e a ausência a “-1” [3].

O método *one-shot* (método da correlação) consiste em um único cálculo para cada peso, para que toda a rede possa ser treinada em “uma etapa”, sem elemento iterativo [6]. A Equação (2.4) corresponde ao cálculo de cada peso W_{ij} .

$$W_{ij} = \sum_{x=1}^n V_{i,x} \cdot V_{j,x} \quad (2.4)$$

O parâmetro n corresponde ao total de padrões que se deseja armazenar na rede. $V_{i,x}$ é o valor de N_i do padrão x armazenado e $V_{j,x}$ é o valor de N_j do padrão x armazenado. A Eq. (2.4) será explicada com mais detalhe no capítulo 4. É importante frisar que a Eq. (2.4) deve seguir as restrições da rede de Hopfield já citadas anteriormente, em que $W_{ij} = W_{ji}$ e $W_{ii} = 0$, os quais são fatores importantes da rede que garantem convergência. Nesse método, a representação bipolar dos padrões armazenados é a mais adequada no cálculo dos pesos.

Um ponto de questionamento importante das redes associativas é a quantidade de padrões que podem ser armazenados na rede antes da rede “esquecer” outros padrões já treinados anteriormente [3]. Isso ocorre dado que o armazenamento de novos padrões pode atrapalhar outros padrões já armazenados [9]. Se muitos padrões forem armazenados, a rede poderá convergir para um padrão que não foi armazenado na rede, denominado estado estável espúrio (*spurious stable state*). Além disso, a complexidade dos padrões armazenados e a similaridade dos padrões de entrada que são associados com diferentes padrões de resposta são fatores que influenciam na quantidade que estas memórias podem aprender [3, 10].

Hopfield verificou experimentalmente que o número de padrões p binários que podem ser armazenados e reconhecidos em uma rede com precisão razoável é dado por $0.15 \cdot N$, em que N é o número de neurônios da rede. Já Mc Eliece, Posner, Rodemich, e Venkatesh verificaram que, usando padrões bipolares, o número de padrões é igual a $\frac{N}{2 \cdot \log_2 N}$. De qualquer forma, o número de padrões que podem ser armazenados e recuperados corretamente é significativamente pequeno [3].

2.3.3 A rede mono-elétron de Hopfield [7]

Akazawa *et al.* propuseram em [7] uma versão quântica, utilizando circuitos com dispositivos mono-elétron, da clássica rede de Hopfield. A rede mono-elétron de Hopfield tem a possibilidade de prover uma forma eficaz de resolver um dado problema combinatorial sem a dificuldade de mínimo local, citada anteriormente. A introdução da mecânica quântica à rede de Hopfield com dispositivos de tunelamento mono-elétron permite que esta dificuldade seja suprimida, devido ao efeito quântico de co-tunelamento que este dispositivo possui.

O mínimo global muitas vezes não é alcançado, pois a rede fica presa a um estado de mínimo local. Os dispositivos mono-elétron foram então utilizados como neurônios da rede de Hopfield, permitindo que a rede superasse o problema de mínimo local com a introdução de um efeito quântico na rede, o fenômeno de co-tunelamento. Além disso, já se sabe que, em um circuito, o dispositivo mono-elétron altera seu estado para diminuir sua energia livre.

No circuito da rede mono-elétron de Hopfield proposto pelo autor, as junções-túnel são usadas como os neurônios da rede e capacitores são usados como pesos. O circuito opera utilizando excesso de elétron em cada junção: se um elétron se encontra do lado esquerdo da junção, o estado da junção túnel (neurônio) é definido como "0", e se o elétron estiver do lado direito, o estado é definido como "1". As conexões entre duas junções-túnel são feitas por meio de um par de capacitores, cujas conexões podem ser negativas ou positivas, dependendo de como eles são ligados as junções. A Figura (2.9) ilustra o esquema de conexões positivas e negativas dos capacitores (Fig. 2.9.a) e a rede mono-elétron de Hopfield (Fig. 2.9.b).

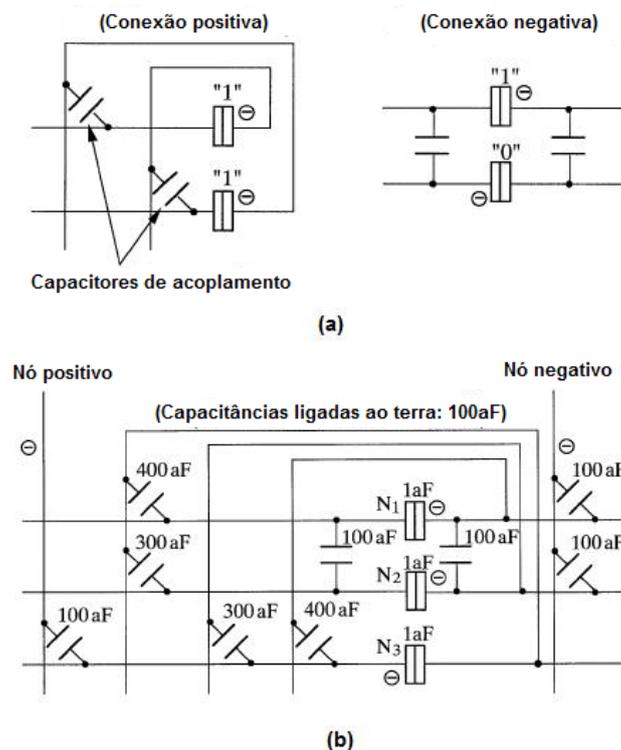


Figura 2.9: Rede mono-elétron de Hopfield. (a) Conexões positivas e negativas. (b) Possível configuração da rede (modificada [7]).

A rede proposta é composta por três neurônios (N_1 , N_2 e N_3), capacitores de valores diferentes que ligam os neurônios, e cada nó é conectado ao terra por um capacitor. Os valores das capacitâncias do circuito estão dados na Fig. (2.9.b). Além disso, um elétron em excesso foi introduzido em cada um dos nós positivo e negativo. O valor das resistências das junções é 200 k Ω . A temperatura adotada no circuito é zero Kelvin.

O estado do circuito é expresso pelo estado de cada junção-túnel N_i , em que i vai de 1 a 3, devido a quantidade de neurônios do circuito. Assim, o estado do circuito é representado por (N_1, N_2, N_3) . Sendo assim, o estado inicial do circuito da Fig. (2.9.b) é $(1,1,0)$, devido a disposição de seus elétrons. O circuito modifica o arranjo dos elétrons de cada junção para diminuir sua energia livre, ou seja, para atingir o estado mínimo global, que é o último estado. Um determinado estado inicial do circuito passa por no máximo três transições até atingir o estado final, formando diferentes caminhos. A Figura (2.10) ilustra o diagrama de energia com possíveis transições do circuito da Fig. (2.9.b) encontradas pelo autor através da realização de simulações, as quais utilizaram o método Monte Carlo. A seta tracejada se refere ao fenômeno de co-tunelamento que ocorre entre algumas transições.

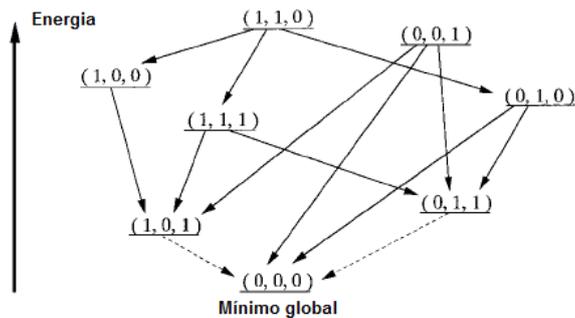


Figura 2.10: Diagrama de energia com possíveis transições do circuito (modificada [7]).

Os estados $(1,1,0)$ e $(0,0,1)$ são os que possuem maior energia. As transições entre os estados são normalmente devidas a um evento de tunelamento, com exceção da transição entre os estados $(1,0,1)$ e $(0,0,0)$ e a transição entre os estados $(0,1,1)$ e $(0,0,0)$, as quais requerem o fenômeno de co-tunelamento. Esse fenômeno permite a rede fazer uma transição de estado com distância de Hamming de 2, onde duas junções-túnel mudam seus estados simultaneamente.

Neste trabalho, o circuito da Fig. (2.9.b) proposto por Akazawa *et al.* em [7] será validado, com as devidas modificações. A proposta de treinamento da rede mono-elétron de Hopfield será feita utilizando o método *one-shot*, descrito anteriormente. Circuitos com maior número de dispositivos mono-elétron (neurônios) também serão treinados.

2.4 SIMON [11]

O *software* SIMON (*Simulation of nano-structures*) é um simulador de circuitos mono-elétron que se baseia no método Monte Carlo. O método Monte Carlo é uma forma de obter aproximações numéricas de funções complexas, e envolve a geração de observações de uma distribuição de probabilidades. A amostra obtida é utilizada para aproximar a função de interesse. No caso de circuitos mono-elétron, os eventos de tunelamento são utilizados no cálculo da probabilidade.

Esse simulador permite simulações de circuitos com junções-túnel, resistores, capacitores, fontes de tensão e fontes de corrente, no modo transiente ou no modo estacionário. Ele possui uma interface gráfica de fácil utilização e é possível ajustar diversos parâmetros de simulação, como temperatura, co-tunelamento, cargas de desvio, etc. Os resultados das simulações são observados em gráficos, através dos medidores de tensão, corrente e carga colocados no circuito. A Figura (2.11) ilustra as principais telas do SIMON.

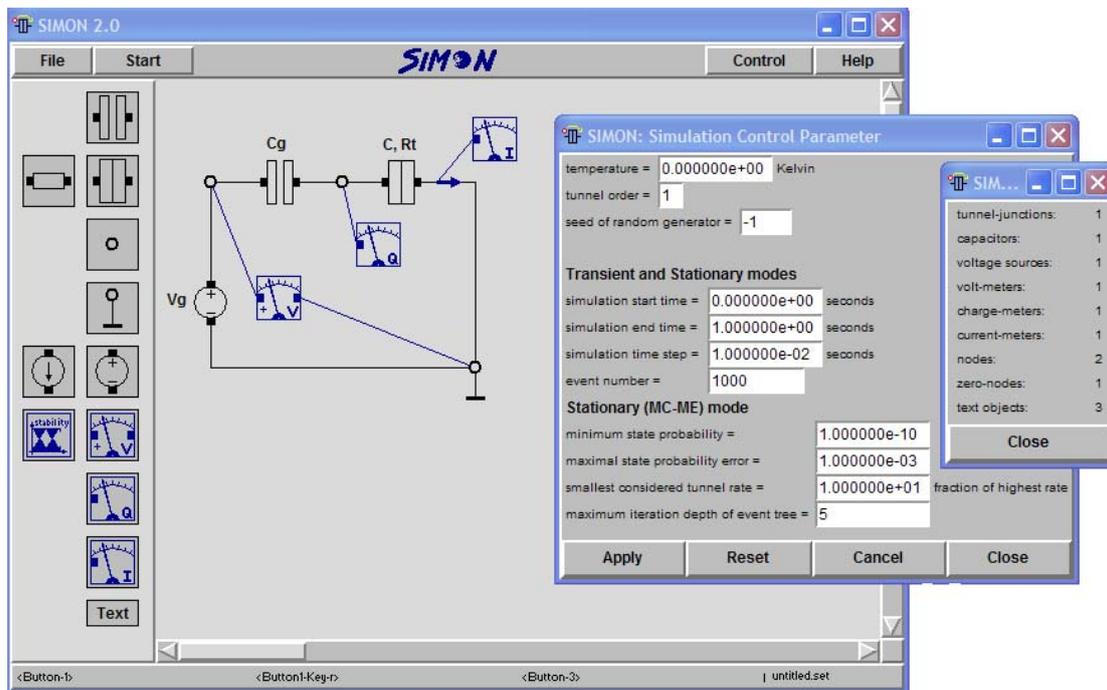


Figura 2.11: Principais telas do *software* SIMON.

Uma das limitações do SIMON é o seu tempo de simulação. Se o circuito tiver eventos de co-tunelamento e muitos dispositivos mono-elétron, o tempo de simulação pode chegar a horas.

3 METODOLOGIA

3.1 INTRODUÇÃO

Este capítulo apresenta os procedimentos realizados neste trabalho de forma a desenvolver o treinamento da rede de Hopfield utilizando dispositivos mono-elétron. Além disso, como a temperatura da rede possui papel fundamental no seu correto funcionamento, serão mostradas as etapas seguidas para que os circuitos simulados atinjam o valor mais próximo da temperatura ambiente, sem alterar as funcionalidades desejadas.

De forma a validar cada circuito proposto, do mais simples ao mais complexo, foram realizadas simulações utilizando o *software* SIMON, descrito no capítulo 2. Assim, serão apresentadas as etapas para a realização e validação dos circuitos estudados e propostos.

3.2 VALIDAÇÃO E ESTUDO COMPORTAMENTAL

O primeiro procedimento adotado neste trabalho foi o estudo da arquitetura da rede de Hopfield utilizando dispositivos mono-elétron proposta por Akazawa *et al.* em [7], que foi descrita anteriormente no capítulo 2. Tendo como base esta rede mono-elétron de Hopfield (Fig. 2.9.b), o circuito correspondente a esta rede foi validado por meio de simulações. Para isso, foi necessário realizar algumas modificações no circuito, como a adição de tensões de entrada P e N , as quais foram dimensionadas utilizando a Eq. (3.1). Essa equação estabelece a relação entre a carga (Q) associada a um determinado nó, sua capacitância equivalente (C) e tensão (V).

$$Q = C \cdot V \rightarrow V = \frac{Q}{C} \quad (3.1)$$

Após a validação do funcionamento do circuito, verificando se todos os estados iniciais convergiam para o estado de mínimo global apresentado em [7], foi feito o estudo dos possíveis valores das tensões de entrada P e N . O estudo dos valores possíveis das tensões de entrada é importante para compreender e dimensionar estas tensões em circuitos maiores.

A partir da simulação e bom funcionamento da rede mono-elétron de Hopfield na temperatura 0K, este foi aumentado até atingir a temperatura ambiente. Com este objetivo, os parâmetros deste circuito foram redimensionados de forma a obter seu correto funcionamento a 300K. Este redimensionamento foi feito a partir da Eq. (3.2), mencionada anteriormente no capítulo 2, a qual estabelece que a energia eletrostática E_c associada ao circuito deve ser maior que a energia térmica existente em uma determinada temperatura (T). Essa relação é fundamental para o funcionamento do dispositivo mono-elétron. Em adição, o redimensionamento das tensões de entrada P e N do circuito foi realizado baseado na Eq. (3.1) e no estudo que obteve os possíveis intervalos de operação das tensões.

$$E_c \gg k_B \cdot T \rightarrow \frac{e^2}{2 \cdot C} \gg k_B \cdot T \quad (3.2)$$

Na Eq. (3.2), k_B é a constante de Boltzmann e e é a carga do elétron.

3.3 TREINAMENTO DAS REDES E VALIDAÇÃO

Após validar e estudar o circuito mono-elétron da rede de Hopfield, foi realizado o treinamento desta rede, para que ela atuasse como uma memória associativa. Como a rede de Hopfield pode ser utilizada na associação de padrões, é necessário que a rede seja treinada de forma a reconstruir os padrões que se espera. Inicialmente, foi feito o treinamento da rede de Hopfield com três neurônios. Em seguida, os mesmos procedimentos adotados nessa rede foram seguidos para treinar a rede com quatro neurônios e a rede com nove neurônios, verificando o desempenho da rede para circuitos maiores.

Primeiramente, os padrões que iriam ser armazenados na rede foram escolhidos. Assim, os pesos da rede neural foram calculados para que a rede pudesse ser treinada. A Equação (3.3) que rege o método *one-shot*, descrita no capítulo 2, foi utilizada no cálculo dos pesos W_{ij} de cada uma das redes.

$$W_{ij} = \sum_{x=1}^n V_{i,x} \cdot V_{j,x} \quad (3.3)$$

Após o cálculo da matriz dos pesos do circuito, a ordem de grandeza a ser utilizada nas capacitâncias do circuito (pesos) foi definida. O circuito treinado da rede mono-elétron de Hopfield foi então simulada utilizando o *software* SIMON.

Uma relação entre a matriz dos pesos do circuito e os padrões treinados foi realizada. Com base nessa relação, verificou-se que o circuito mono-elétron irá convergir para o padrão desejado se ativarmos a linha correspondente a esse padrão. A correta ligação dos nós da tensão P e da tensão N aos nós das junções-túnel, através de pesos, possibilita essa ativação. Assim, foi possível verificar os padrões para os quais os estados iniciais do circuito convergiam.

A temperatura de cada circuito treinado foi elevada até alcançar temperaturas próximas a temperatura ambiente, através do redimensionamento dos parâmetros do circuito (Eq. 3.1 e Eq. 3.2).

3.4 PROJETO DA REDE MONO-ELÉTRON DE HOPFIELD

Por fim, foram descritas todas as etapas necessárias para a realização de um projeto da rede treinada de Hopfield utilizando dispositivos mono-elétron. A elaboração de cada etapa foi possível a partir dos resultados obtidos neste trabalho com o treinamento e validação das redes de Hopfield com três, quatro e nove neurônios. Esse conjunto de etapas pode ser considerado um algoritmo para o projeto da rede de Hopfield mono-elétron. Um fluxograma foi feito para melhor visualização das etapas do projeto.

4 RESULTADOS E DISCUSSÃO

4.1 INTRODUÇÃO

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos a partir dos procedimentos descritos no capítulo anterior, para desenvolver o treinamento da rede de Hopfield utilizando dispositivos mono-elétron. Os circuitos simulados serão analisados para que se possa entender melhor o seu funcionamento.

4.2 VALIDAÇÃO E ESTUDO DA REDE MONO-ELÉTRON DE HOPFIELD

A validação da rede mono-elétron proposta por Akazawa *et al.* foi feita utilizando o *software* SIMON. A Figura (4.1) apresenta o circuito da rede de Hopfield formada por três neurônios, o qual foi simulado utilizando dispositivos de tunelamento mono-elétron como neurônios da rede, baseada na Fig. (2.9.b).

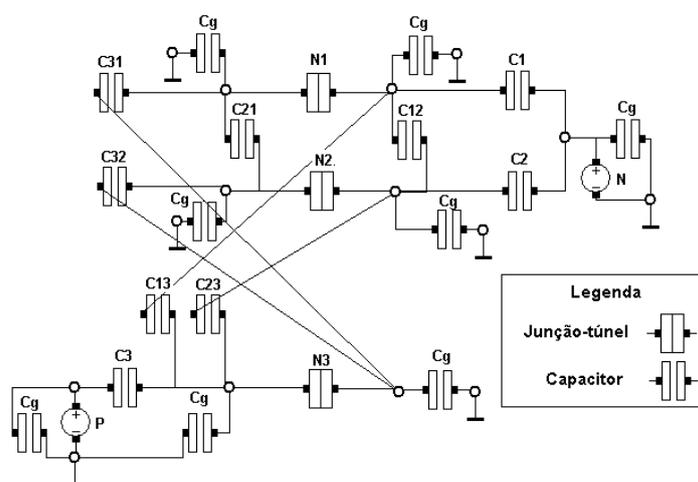


Figura 4.1: Rede de Hopfield com três neurônios simulada utilizando dispositivo de tunelamento mono-elétron.

Já mencionada no capítulo 2, esta rede consiste de três junções túnel (N_1, N_2, N_3), capacitâncias com diferentes valores ($C_{12}, C_{13}, C_{21}, C_{23}, C_{31}, C_{32}, C_1, C_2, e C_3$), que são os pesos da rede, e cada nó é conectado ao terra por meio de uma capacitância (C_g). Os valores de resistência (R_j) e capacitância (C_j) das junções túnel são os mesmos para as três junções. A validação do circuito proposto pelo autor foi possível após inserir duas tensões de entrada, P e N , cada uma conectada, respectivamente, ao nó positivo e ao nó negativo. Considerando os aspectos de viabilidade, introduzir um elétron em excesso em cada um desses dois nós, como descrito em [7], é mais complicado do que conectar tensões de entrada para obter o efeito de limiar desejado. O dimensionamento das tensões de entrada P e N foi obtido a partir da Eq. (3.1), já mencionada no capítulo 3, a qual estabelece a relação entre a carga (Q) associada a um determinado nó, sua capacitância equivalente (C) e tensão (V).

Nesse caso, a carga Q é a carga de um elétron, cujo valor é aproximadamente $-1,6 \times 10^{-19}$ C. A Tabela (4.1) mostra os valores dos parâmetros utilizados no circuito.

Tabela 4.1. Valores dos parâmetros do circuito da Fig. (4.1) correspondente a rede mono-elétron de Hopfield com três neurônios.

Parâmetro	Valor
R_i	200 k Ω
C_i	1 aF
$C_{12} = C_{21}$	100 aF
$C_{13} = C_{31}$	400 aF
$C_{23} = C_{32}$	300 aF
$C_1 = C_2 = C_3$	100 aF
C_g	100 aF
$P = N$	-1,6 mV
Temperatura	0 K
Ordem de tunelamento	2

Como explicado anteriormente no capítulo 2, o circuito modifica o arranjo dos elétrons de cada junção para diminuir sua energia livre, ou seja, para atingir o estado mínimo global (0,0,0), que é o estado final. A Figura (4.2) mostra todos os caminhos simulados no *software* SIMON, bem como as transições entre os estados. Os estados (1,1,0) e (0,0,1) são os que possuem maior energia, de acordo com a Eq. (2.3) [7]. A transição entre os estados (1,0,1) e (0,0,0) e a transição entre os estados (0,1,1) e (0,0,0) requerem o fenômeno de co-tunelamento, razão das setas tracejadas (Fig. 4.2). Isso explica a ordem de tunelamento superior a 1 (Tab. 4.1), que permite o fenômeno de co-tunelamento.

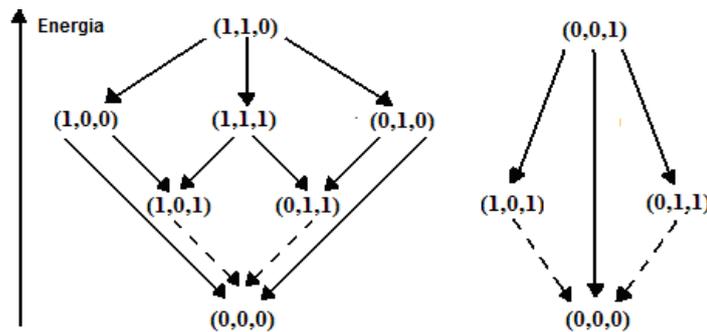


Figura 4.2: Possibilidades de transições entre os estados da rede de Hopfield com três neurônios (Fig. 4.1).

Os parâmetros de simulação “ordem de tunelamento” e “semente do gerador de números aleatórios” do *software* SIMON, apresentados no capítulo 2, influenciam no comportamento do circuito. O caminho que o circuito vai seguir até alcançar o estado final depende do valor desses parâmetros. Todos os caminhos da Fig. 4.2 foram simulados por diferentes combinações desses dois parâmetros.

A simulação do caminho (1,1,0)-(1,1,1)-(0,1,1)-(0,0,0) dessa rede (Fig. 4.1 e 4.2) está ilustrada na Fig. (4.3), que é o gráfico da Carga da Junção-túnel (C) versus Tempo (s), e detalhada na Fig. (4.4), em que é possível observar os três primeiros estados do mesmo caminho. A variação abrupta da carga ocorre dado que o circuito opera com presença ou ausência de elétron no lado de cada junção, não há valor intermediário. Como determinado anteriormente, o estado “1” representa a presença de um elétron (carga de -1.6×10^{-19} C) no lado direito da junção-túnel, e o estado “0” a ausência de um elétron nesse mesmo lado. Nessa situação, somente a última transição, que é (0,1,1)-(0,0,0), requer o fenômeno de co-tunelamento. Ainda assim, a ordem de tunelamento do circuito deve ser superior a 1 nas simulações, permitindo que o fenômeno ocorra. Caso contrário, a rede fica presa no estado (0,1,1).

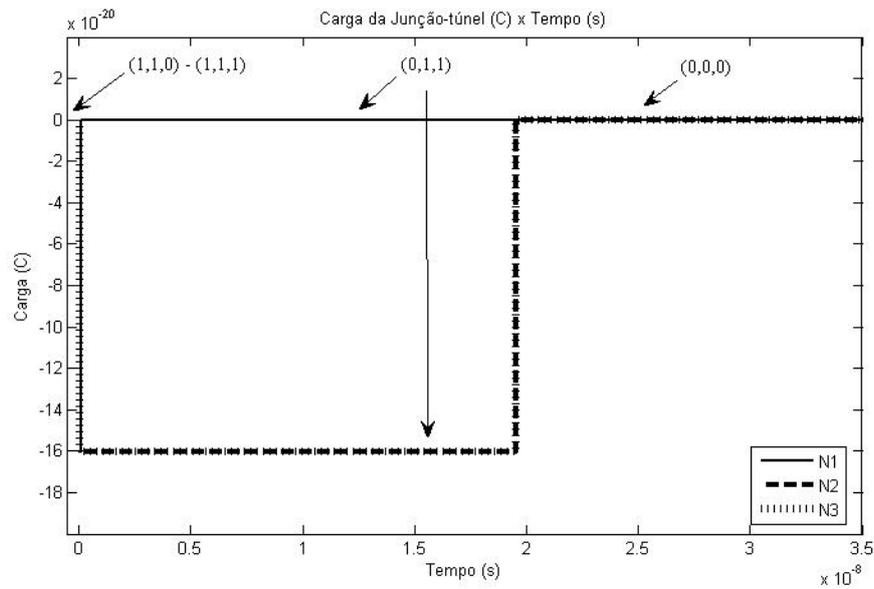


Figura 4.3: Gráfico da Carga da Junção-túnel *versus* Tempo do caminho $(1,1,0)-(1,1,1)-(0,1,1)-(0,0,0)$.

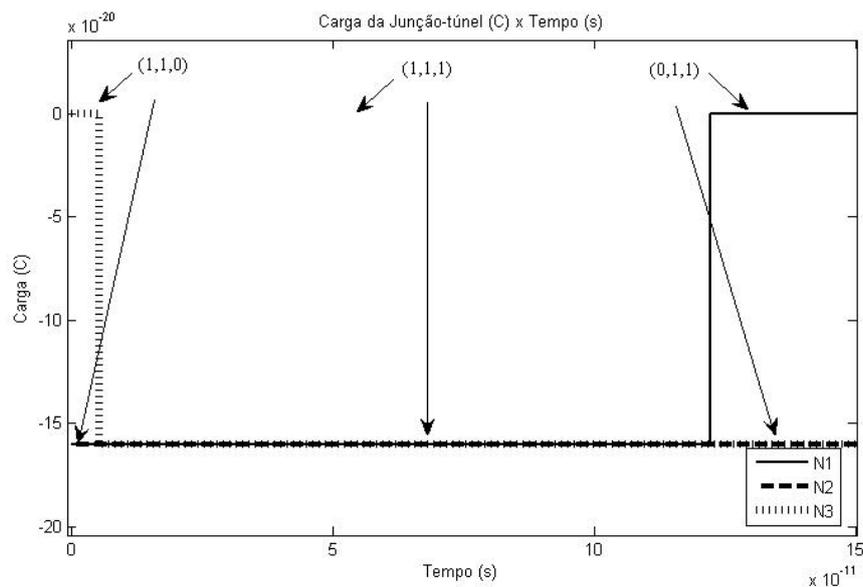


Figura 4.4: Detalhamento dos primeiros três estados do caminho da Fig. 4.3.

Observando a Fig. (4.3), vemos que o circuito alcança o estado final em um curto espaço de tempo, em 2×10^{-8} s. O tempo de estabilização da rede varia, dependendo do caminho (Fig. 4.2) que a rede segue até chegar ao estado final. A maior ordem de grandeza observada do tempo de estabilização do circuito (Fig. 4.1) a 0K foi 10^{-8} s.

Após a validação do funcionamento do circuito, verificando se todos os estados iniciais convergiam para o estado de mínimo global, foi feito o estudo dos possíveis valores das tensões de entrada P e N . Tal estudo consistiu em duas etapas:

- Valores de tensão N foram fixados e valores de tensão P variados, de forma a verificar o intervalo de valores de tensão P em que o circuito continuava operando corretamente;
- A partir dos intervalos de valores de tensão P obtidos, foram obtidos intervalos de tensão N , os quais mantêm o correto funcionamento do circuito.

Verificou-se que o circuito funciona em dois casos:

1º caso: quando P assume valor positivo e N assume valor negativo;

2º caso: quando P e N são negativos.

No entanto, o circuito não opera quando N assume valores positivos, independente do valor de P . As faixas de valores de P para os valores de N fixos para o primeiro e segundo casos estão mostradas na Tab. (4.2).

Tabela 4.2. Para valores de N fixos, faixas de valores de P : (a) no 1º caso, em que P assume valores positivos e N assume valores negativos; (b) no 2º caso, em que P e N assumem valores negativos.

(a) Valores de N e P no 1º caso		(b) Valores de N e P no 2º caso	
N fixo (mV)	P variando (mV)	N fixo (mV)	P variando (mV)
-1,0	0	-0,8	$-1,25 \leq P \leq -1,1$
-1,2	$0 \leq P \leq 0,55$	-1,0	$-1,5 \leq P \leq 0$
-1,4	$0 \leq P \leq 1,05$	-1,2	$-1,7 \leq P \leq 0$
-1,6	$0 \leq P \leq 1,4$	-1,4	$-1,95 \leq P \leq 0$
-1,8	$0 \leq P \leq 1,5$	-1,6	$-2,05 \leq P \leq 0$
-2,0	$0 \leq P \leq 1,9$	-1,8	$-2,3 \leq P \leq 0$
-2,2	$0 \leq P \leq 2,15$	-2,0	$-2,45 \leq P \leq 0$
-2,4	$0 \leq P \leq 2,45$	-2,2	$-2,2 \leq P \leq 0$
-2,6	$0 \leq P \leq 2,7$	-2,4	$-1,95 \leq P \leq 0$
-2,8	$0 \leq P \leq 2,95$	-2,6	$-1,7 \leq P \leq 0$
-3,0	$0 \leq P \leq 3,2$	-2,8	$-1,45 \leq P \leq 0$
-3,2	$0 \leq P \leq 3,45$	-3,0	$-1,2 \leq P \leq 0$
-3,4	$0 \leq P \leq 3,7$	-3,2	$-0,95 \leq P \leq 0$
-3,6	$0 \leq P \leq 3,55$	-3,4	$-0,7 \leq P \leq 0$
-3,8	$0 \leq P \leq 3,35$	-3,6	$-0,45 \leq P \leq 0$
-4,0	$0,15 \leq P \leq 3,2$	-3,8	$-0,2 \leq P \leq 0$
-4,2	$0,65 \leq P \leq 3,0$	-3,95	0
-4,4	$1,15 < P \leq 2,8$	-	-
-4,6	$1,65 < P \leq 2,55$	-	-

No primeiro caso, o maior valor de N é -1,0 mV e o menor valor é -4,6 mV, com P variando entre 0 mV e 3,7 mV. Já no segundo caso, o maior valor de N é -0,8 mV e o menor valor é -3,95 mV, com P variando entre -2,45 mV e 0 mV. Essas faixas de valores de P e N existem devido ao fenômeno do bloqueio de Coulomb, em que os valores que limitam cada faixa correspondem aos valores de limiar.

O estudo dos valores possíveis das tensões de entrada é importante para verificar que o circuito opera corretamente para diferentes valores de P e N , não se restringindo a apenas um valor. Isso é fundamental para compreender e dimensionar estas tensões em circuitos maiores.

Depois do estudo e validação da rede mono-elétron de Hopfield na temperatura 0K, este foi elevado até atingir a temperatura ambiente. Com este objetivo, os parâmetros deste circuito foram

redimensionados de forma a obter seu correto funcionamento a temperaturas maiores que 0K. Este redimensionamento foi feito a partir da Eq. (3.2), referida anteriormente no capítulo 2, a qual estabelece que a energia eletrostática E_c associada ao circuito deve ser maior que a energia térmica existente em uma determinada temperatura. Isso é fundamental para o funcionamento do dispositivo mono-elétron. Em adição, o redimensionamento das tensões de entrada P e N do circuito foi realizado baseado na Eq. (3.1) citada acima e no estudo que obteve os possíveis intervalos de operação destas tensões (Tab. 4.2).

Os parâmetros do circuito (Fig. 4.1) redimensionados devida ao aumento da temperatura estão expostos na Tab. 4.3.

Tabela 4.3. Valores dos parâmetros do circuito da Fig. (3.1) a temperatura de 300K.

Parâmetro	Valor
R_j	200 k Ω
C_j	0,001 aF
$C_{12} = C_{21}$	0,01 aF
$C_{13} = C_{31}$	0,04 aF
$C_{23} = C_{32}$	0,03 aF
$C_1 = C_2 = C_3$	0,01 aF
C_g	0,01 aF
$P = N$	-10 V
Temperatura	300 K
Ordem de tunelamento	2

A validação do circuito operando a temperatura ambiente foi obtida, verificando que todos os estados iniciais convergiam para o estado mínimo global (0,0,0). No entanto, os caminhos seguidos pelo circuito a 300K nem sempre são os mesmos da Fig. (4.2). Isso ocorre já que, à medida que elevamos a temperatura do circuito, aumentamos as flutuações térmicas, resultando em flutuações de carga que alteram o caminho a ser seguido. A maior ordem de grandeza observada do tempo de estabilização do circuito (Fig. 4.1) a 300K foi 10^{-10} s.

Cargas de desvio foram introduzidas no circuito a 0K e a 300K, mas nenhum deles manteve a funcionalidade. Como o circuito opera com a precisão da presença ou ausência de um elétron, esse comportamento já era esperado.

4.3 TREINAMENTO DA REDE MONO-ELÉTRON DE HOPFIELD

Após validar e estudar o circuito mono-elétron da rede de Hopfield, o circuito foi adaptado a uma aplicação específica. Como descrito no capítulo 2, a rede de Hopfield pode ser utilizada na associação de padrões, ou seja, na reconstrução da saída desejada a partir de uma entrada corrompida. Para isso, é necessário que a rede seja treinada de forma a reconstruir os padrões que se espera.

Os pesos da rede neural com três neurônios foram calculados para que a rede pudesse ser treinada. Após a análise de seu comportamento, aumentamos o número de neurônios da rede para quatro e depois para nove, verificando o desempenho da rede para circuitos maiores. A Equação (3.3) que rege o método *one-shot*, descrita no capítulo 3, foi utilizada no cálculo dos pesos W_{ij} de cada uma das redes.

A temperatura de cada circuito treinado foi elevada até alcançar temperaturas próximas a temperatura ambiente.

4.3.1 A rede mono-elétron de Hopfield com três neurônios

Antes do cálculo dos pesos da rede com três neurônios, foram escolhidos três padrões para serem armazenados na rede. Estes padrões estão mostrados na Tab. (4.4), com suas respectivas representações em binário e em bipolar.

Tabela 4.4. Padrões armazenados na rede de três neurônios, com suas representações em binário e em bipolar.

Padrão 	Representação Binária (N_1, N_2, N_3)	Representação Bipolar (N_1, N_2, N_3)
	(1,0,0)	(1,-1,-1)
	(0,1,1)	(-1,1,1)
	(0,0,1)	(-1,-1,1)

A representação binária será utilizada para representar a presença (1) ou ausência (0) de um elétron do lado direito de cada junção-túnel, como já explicado no capítulo 2. Já a representação bipolar será utilizada no cálculo dos pesos da rede, que será feita a partir da Eq. (3.3). O peso W_{12} , por exemplo, é calculado da seguinte forma:

$$W_{12} = V_{1,1} \cdot V_{2,1} + V_{1,2} \cdot V_{2,2} + V_{1,3} \cdot V_{2,3} = (-1) \cdot (-1) + (1) \cdot (-1) + (-1) \cdot (1) = -1 \quad (4.1)$$

Como W_{12} é o peso que liga a saída de N_1 a entrada de N_2 , $V_{1,1}$ é o valor de N_1 do primeiro padrão armazenado, $V_{2,1}$ é o valor de N_2 do primeiro padrão armazenado, $V_{1,2}$ é o valor de N_1 do segundo padrão armazenado, e assim por diante. Em outras palavras, o cálculo de W_{12} envolve os valores de N_1 e N_2 de todos os três padrões armazenados. Seguindo esse mesmo raciocínio para todos os pesos, bem como as restrições da rede de Hopfield, os valores dos pesos foram obtidos (Eq. 4.1) e estão mostrados na matriz da Fig. (4.5).

$$\begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} & W_{13} \\ W_{21} & W_{22} & W_{23} \\ W_{31} & W_{32} & W_{33} \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 0 & -1 & -3 \\ -1 & 0 & 1 \\ -3 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Figura 4.5: Matriz dos valores dos pesos da rede com três neurônios obtidos pelo método *one-shot*.

Após o cálculo da matriz dos pesos do circuito, duas importantes análises devem ser feitas para garantir o funcionamento do circuito e sua convergência aos padrões armazenados. A primeira análise é referente à ordem de grandeza a ser utilizada nas capacitâncias do circuito. Já a segunda é a análise da relação existente entre a matriz dos pesos da rede e os padrões armazenados.

Assim, a ordem de grandeza a ser utilizada nas capacitâncias do circuito (pesos) deve ser definida. Com base na ordem de grandeza das capacitâncias utilizada por Akazawa *et al.* em [7], cujos valores

foram apresentados anteriormente na Tab. (4.1), os valores dos pesos da Fig. (4.5) foram multiplicados por 100 aF, sendo agora possível a aplicação destes pesos em um circuito com dispositivos mono-elétron a 0K. Os valores negativos dos pesos são representados, no circuito, por conexões negativas, como visto no capítulo 2 (Fig. 2.9.a).

O circuito treinado da rede mono-elétron de Hopfield foi então simulada no *software* SIMON. A Figura (4.6) mostra o circuito correspondente. A escolha dos valores dos outros parâmetros do circuito também foi baseada nos valores utilizados no circuito da Fig. (4.1) a 0K, cujos parâmetros estão na Tab. (4.1). A Tabela (4.5) mostra os valores dos parâmetros utilizados no circuito treinado.

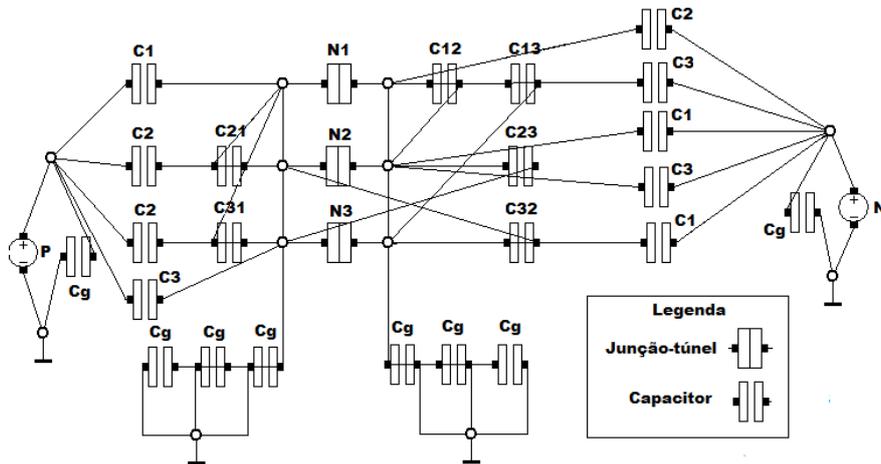


Figura 4.6: Treinamento da rede mono-elétron de Hopfield: circuito simulado com três neurônios.

Tabela 4.5. Valores dos parâmetros do circuito treinado com três neurônios, correspondente a Fig. (4.6).

Parâmetro	Valor
R_j	200 k Ω
C_i	1 aF
$C_{12} = C_{21}$	100 aF
$C_{13} = C_{31}$	300 aF
$C_{23} = C_{32}$	100 aF
$C_1 = C_2 = C_3$	100 aF
C_g	100 aF
$P = N$	-1,6 mV
Temperatura	0 K
Ordem de tunelamento	1

Em seguida, a relação existente entre a matriz dos pesos da rede e os padrões armazenados deve ser feita. Verificou-se que a disposição dos pesos ligados aos nós das tensões P e N e aos neurônios N_1 , N_2 e N_3 , representados no circuito da Fig. 4.6 por C_1 , C_2 , C_3 , influencia na convergência do circuito. Para compreender melhor essa influência e a forma que será feita a conexão aos nós das tensões P e N , a matriz da Fig. (4.5) será analisada. Observando essa matriz e considerando os valores negativos da matriz como sendo 0, valores positivos como sendo 1 e valores nulos podendo ser 1 ou 0, sendo que a diagonal principal deve ser 1, é possível fazer a relação apresentada na Fig. (4.7). Assim, podemos dizer que a primeira linha da matriz corresponde ao padrão (1,0,0), a segunda e a terceira linhas correspondem ao padrão (0,1,1).

$$\begin{bmatrix} 0 & -1 & -3 \\ -1 & 0 & 1 \\ -3 & 1 & 0 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 \\ 0 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Figura 4.7: Relação entre a matriz de pesos e os padrões treinados na rede de três neurônios.

Com base nessa relação, foi verificado que o circuito mono-elétron irá convergir para o padrão desejado se ativarmos a linha correspondente a esse padrão. A correta ligação dos nós da tensão P (positiva) e da tensão N (negativa) aos nós das junções-túnel, através de pesos, possibilita essa ativação. Cada junção tem um nó à direita e um nó à esquerda e, como convencionado por [7], a tensão P deve ser ligada ao nó do lado esquerdo da junção e a tensão N , ao nó do lado direito.

Para ativar um padrão no circuito, é necessário conectar a tensão P à junção-túnel que ativa este padrão. Foi observado que é a diagonal principal da matriz de pesos que ativa o padrão, ou seja, para ativar o padrão da primeira linha (1,0,0), por exemplo, é necessário conectar a tensão P à junção N_1 , e as outras duas junções devem ser ligadas a tensão N , cujas ligações são negativas. Assim, para ativar o padrão da segunda linha (0,1,1), é necessário conectar a tensão P à junção N_2 (junção de ativação) e também à N_3 , e a junção N_1 deve ser ligada a tensão N . É possível ativar o padrão (0,0,1), que a princípio não está na matriz da Fig. (4.7), ativando a terceira linha da matriz e ligando N_1 e N_2 à tensão N , pois o único termo que é obrigatório ser ligado a tensão P é o terceiro termo, o qual ativa o padrão.

Levantou-se a hipótese de que a sobreposição dessas ligações, através da sobreposição dos pesos que ligam as tensões às junções, poderia fazer com que o circuito convergisse para o padrão armazenado mais similar ao modelo de entrada, e não à somente um padrão armazenado. Primeiramente, realizou-se o teste com a sobreposição dos pesos que ativam os padrões (1,0,0) e (0,0,1), e foi verificado que todas as entradas convergiam para um desses dois padrões. Nesse caso, em que o circuito converge para mais de um padrão armazenado, não é necessário o fenômeno de co-tunelamento. No entanto, ao fazer o teste com a sobreposição dos pesos que ativam os três padrões armazenados, foi observado que o circuito só convergia para os padrões (1,0,0) e (0,1,1). Os capacitores C_1 são os pesos que ativam o padrão (1,0,0), os capacitores C_2 ativam o padrão (0,1,1) e os capacitores C_3 ativam o padrão (0,0,1), mostrados na Fig. (4.6).

Esse comportamento pode ser explicado dado à capacidade limitada de armazenamento da rede. Como já mencionado no capítulo 2, a rede consegue armazenar até um determinado número de padrões antes de começar a “esquecer” outros padrões já treinados. Além disso, a similaridade dos padrões de entrada que são associados com diferentes padrões de resposta é um fator que influencia na quantidade de padrões que a rede pode aprender. Pode-se dizer que os padrões (0,1,1) e (0,0,1) são semelhantes, já que só possui um termo diferente. A rede então converge para o padrão mais estável desses dois, que nesse caso é o padrão (0,1,1). Assim, o circuito da Fig. (4.6) conseguiu reconhecer dois dos três padrões armazenados na rede.

Por simplicidade, serão mostrados os estados iniciais do circuito e os padrões para os quais eles convergiram, ao invés dos gráficos de Carga da Junção-túnel (C) *versus* Tempo (s) que mostram cada transição até chegar ao padrão final. A Tabela (4.6) mostra os estados iniciais colocados no circuito (Fig. 4.6) e os padrões para os quais a rede convergiu. A maior ordem de grandeza observada do tempo de estabilização do circuito (Fig. 4.6) a 0K foi 10^{-9} s.

Tabela 4.6. Estados iniciais do circuito da Fig. (4.6) e os padrões para os quais esses estados convergiram.

Estado Inicial	Estado Final (padrão armazenado)

Assim como foi feito na seção anterior, para elevarmos a temperatura do circuito (Fig. 4.6) até a temperatura ambiente, o redimensionamento dos valores dos parâmetros do circuito foi feito com base na Eq. (3.1), na Eq. (3.2) e no estudo realizado na seção anterior das tensões P e N . Nessas condições, a rede se comportou da mesma forma que a rede a temperatura de zero Kelvin. A Tabela (4.7) mostra os valores utilizados no circuito a 300 K. A maior ordem de grandeza observada do tempo de estabilização do circuito (Fig. 4.6) a 300K foi 10^{-12} s.

Tabela 4.7. Valores dos parâmetros do circuito treinado com três neurônios (Fig. 4.6), a 300K.

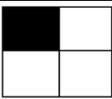
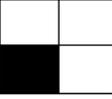
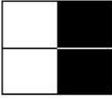
Parâmetro	Valor
R_i	200 k Ω
C_i	0,001 aF
$C_{12} = C_{21}$	0,01 aF
$C_{13} = C_{31}$	0,03 aF
$C_{23} = C_{32}$	0,01 aF
$C_1 = C_2 = C_3$	0,01 aF
C_g	0,01 aF
$P = N$	-16 V
Temperatura	300 K
Ordem de tunelamento	1

4.3.2 A rede mono-elétron de Hopfield com quatro neurônios

Para o treinamento da rede com quatro neurônios, foram seguidos exatamente os mesmos procedimentos realizados na subseção anterior.

Os quatro padrões escolhidos para serem armazenados na rede estão mostrados na Tab. (4.8), com suas respectivas representações em binário e em bipolar.

Tabela 4.8. Padrões armazenados na rede de quatro neurônios, com suas representações em binário e em bipolar.

Padrão <table border="1" style="margin: auto;"> <tr> <td>N1</td> <td>N2</td> </tr> <tr> <td>N3</td> <td>N4</td> </tr> </table>	N1	N2	N3	N4	Representação Binária (N_1, N_2, N_3, N_4)	Representação Bipolar (N_1, N_2, N_3, N_4)
	N1	N2				
N3	N4					
	(1,0,0,0)	(1,-1,-1,-1)				
	(0,1,1,1)	(-1,1,1,1)				
	(0,0,1,0)	(-1,-1,1,-1)				
	(0,1,0,1)	(-1,1,-1,1)				

Assim, a matriz de pesos foi obtida a partir do cálculo de cada peso (Eq. 3.3). Os valores dos pesos calculados estão mostrados na matriz da Fig. (4.8).

$$\begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} & W_{13} & W_{14} \\ W_{21} & W_{22} & W_{23} & W_{24} \\ W_{31} & W_{32} & W_{33} & W_{34} \\ W_{41} & W_{42} & W_{43} & W_{44} \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 0 & -2 & -2 & -2 \\ -2 & 0 & 0 & 4 \\ -2 & 0 & 0 & 0 \\ -2 & 4 & 0 & 0 \end{bmatrix}$$

Figura 4.8: Matriz dos valores dos pesos da rede com quatro neurônios obtidos pelo método *one-shot*.

O circuito treinado da rede mono-elétron de Hopfield com quatro neurônios foi então simulada no *software* SIMON. A Figura (4.9) mostra o circuito correspondente. A escolha dos valores dos outros parâmetros do circuito também foi baseada nos valores utilizados no circuito da Fig. (4.1) a 0K, cujos parâmetros estão na Tab. (4.1). A Tabela (4.9) mostra os valores dos parâmetros utilizados no circuito treinado.

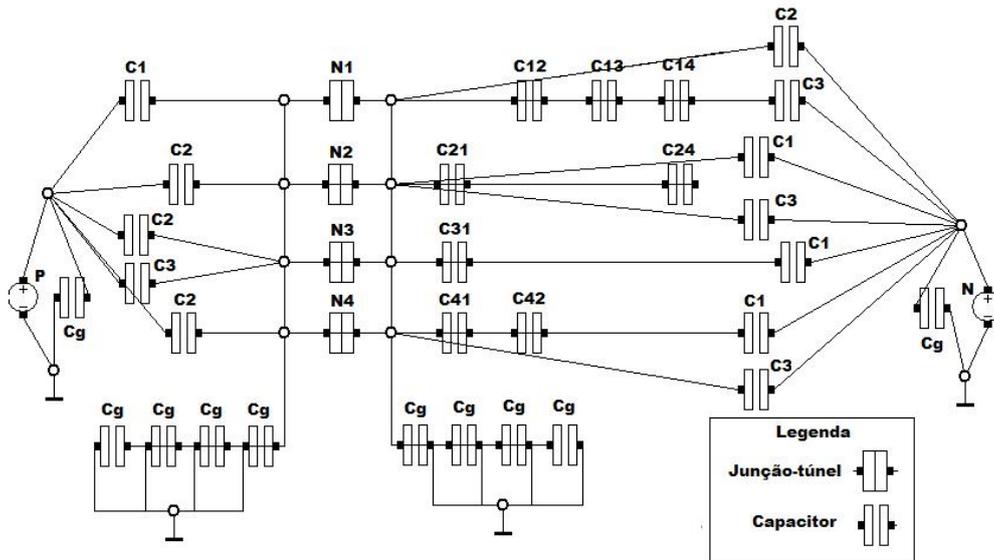


Figura 4.9: Treinamento da rede mono-elétron de Hopfield: circuito simulado com quatro neurônios.

Tabela 4.9. Valores dos parâmetros do circuito treinado com quatro neurônios, correspondente a Fig. (4.9).

Parâmetro	Valor
R_j	200 k Ω
C_1	1 aF
$C_{12} = C_{21}$	200 aF
$C_{13} = C_{31}$	200 aF
$C_{14} = C_{41}$	200 aF
$C_{23} = C_{32}$	0 aF
$C_{24} = C_{42}$	400 aF
$C_{34} = C_{43}$	0 aF
$C_1 = C_2 = C_3$	100 aF
C_g	100 aF
$P = N$	-1,6 mV
Temperatura	0 K
Ordem de tunelamento	1

Observando a matriz da Fig. (4.8) e considerando os valores negativos da matriz como sendo 0, valores positivos como sendo 1 e valores nulos podendo ser 1 ou 0, sendo que a diagonal principal deve ser 1, é possível fazer a relação apresentada na Fig. (4.10). Assim, podemos dizer que a primeira linha da matriz corresponde ao padrão (1,0,0,0), a segunda corresponde ao padrão (0,1,1,1), a terceira ao padrão (0,0,1,0) e a quarta ao padrão (0,1,0,1).

$$\begin{bmatrix} 0 & -2 & -2 & -2 \\ -2 & 0 & 0 & 4 \\ -2 & 0 & 0 & 0 \\ -2 & 4 & 0 & 0 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 1 & 1 & 1 \\ 0 & 0 & 1 & 0 \\ 0 & 1 & 0 & 1 \end{bmatrix}$$

Figura 4.10: Relação entre a matriz de pesos e os padrões treinados na rede de quatro neurônios.

Seguindo o mesmo raciocínio da subseção anterior, cada padrão é ativado da seguinte forma, em que os conectores são pesos:

- Padrão (1,0,0,0) – tensão P conectado à junção-túnel N_1 (junção de ativação); tensão N conectado às junções N_2, N_3 e N_4 ;
- Padrão (0,1,1,1) – tensão P conectado às junções N_2 (junção de ativação), N_3 e N_4 ; tensão N conectado à junção N_1 ;
- Padrão (0,0,1,0) – tensão P conectado à junção N_3 (junção de ativação); tensão N conectado às junções N_1, N_2 e N_4 ;
- Padrão (0,1,0,1) – tensão P conectado às junções N_2 e N_4 (junção de ativação); tensão N conectado às junções N_1 e N_3 .

Sobrepondo-se os pesos que ativam os quatro padrões armazenados, foi observado que o circuito só convergia para três dos quatro padrões, como aconteceu no circuito com três neurônios. Assim, para simplificar a configuração do circuito, somente três dos quatro padrões armazenados foram ativados (Fig. 4.9). O circuito da Fig. (4.9) converge para os padrões (1,0,0,0), (0,1,1,1) e (0,0,1,0), e os capacitores C_1, C_2 e C_3 são os pesos que ativam, respectivamente, cada um destes padrões. A maior ordem de grandeza observada do tempo de estabilização do circuito (Fig. 4.9) a 0K foi 10^{-8} s.

A Tabela (4.10) mostra alguns estados iniciais colocados no circuito (Fig. 4.9) e os padrões para os quais a rede convergiu.

Tabela 4.10. Alguns estados iniciais do circuito da Fig. (4.9) e os padrões para os quais esses estados convergiram.

Estado Inicial	Estado Final (padrão armazenado)

Assim como foi feito na subseção anterior, a temperatura do circuito foi elevada até a temperatura ambiente, através do redimensionamento dos parâmetros do circuito. Nessas condições, a rede se comportou de forma correta, ou seja, os estados iniciais da Tab. (4.10) convergiram para os padrões mostrados. A Tabela (4.11) mostra os valores utilizados no circuito a 300 K. Diferentemente do circuito com três neurônios da subseção anterior, o circuito treinado com quatro neurônios possui valores de parâmetros difíceis de implementar, como é o caso das tensões P e N , cujos valores são grandes em módulo. Já que o número de capacitâncias nesse circuito (Fig. 4.9) é maior e essas capacitâncias possuem valores diferentes, são necessários menores valores de capacitâncias e, conseqüentemente, tensões maiores (Eq. 3.1 e 3.2). A maior ordem de grandeza observada do tempo de estabilização do circuito (Fig. 4.9) a 300K foi 10^{-10} s.

Tabela 4.11. Valores dos parâmetros do circuito treinado com quatro neurônios (Fig. 4.9), a 300K.

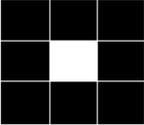
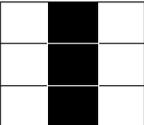
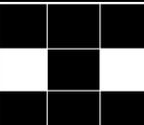
Parâmetro	Valor
R_j	200 k Ω
C_j	0,001 aF
$C_{12} = C_{21}$	0,002 aF
$C_{13} = C_{31}$	0,002 aF
$C_{14} = C_{41}$	0,002 aF
$C_{23} = C_{32}$	0 aF
$C_{24} = C_{42}$	0,004 aF
$C_{34} = C_{43}$	0 aF
$C_1 = C_2 = C_3$	0,001 aF
C_g	0,001 aF
$P = N$	-90 V
Temperatura	300 K
Ordem de tunelamento	1

4.3.3 A rede mono-elétron de Hopfield com nove neurônios

Para o treinamento da rede com nove neurônios, foram seguidos os mesmos procedimentos realizados para a rede de três e quatro neurônios.

Na rede com nove neurônios, no entanto, somente três padrões foram escolhidos para serem armazenados na rede. Isso foi proposto para verificar se a rede reconhece esses três padrões sem “esquecer” nenhum deles, como aconteceu com as redes treinadas nas subseções anteriores. Os padrões escolhidos estão mostrados na Tab. (4.12), com suas respectivas representações em binário e em bipolar.

Tabela 4.12. Padrões armazenados na rede de nove neurônios, com suas representações em binário e em bipolar.

<table border="1"> <tr><td>N1</td><td>N2</td><td>N3</td></tr> <tr><td>N4</td><td>N5</td><td>N6</td></tr> <tr><td>N7</td><td>N8</td><td>N9</td></tr> </table>	N1	N2	N3	N4	N5	N6	N7	N8	N9	Representação Binária ($N_1, N_2, N_3, N_4, N_5, N_6, N_7, N_8, N_9$)	Representação Bipolar ($N_1, N_2, N_3, N_4, N_5, N_6, N_7, N_8, N_9$)
	N1	N2	N3								
N4	N5	N6									
N7	N8	N9									
	(1,1,1,1,0,1,1,1,1)	(1,1,1,1,-1,1,1,1,1)									
	(0,1,0,0,1,0,0,1,0)	(-1,1,-1,-1,1,-1,-1,1,-1)									
	(1,1,1,0,1,0,1,1,1)	(1,1,1,-1,1,-1,1,1,1)									

Assim, a matriz de pesos foi obtida a partir do cálculo de cada peso (Eq. 3.3). Os valores dos pesos calculados estão mostrados na matriz da Fig. (4.11).

$$\begin{bmatrix} W_{11} & W_{12} & W_{13} & W_{14} & W_{15} & W_{16} & W_{17} & W_{18} & W_{19} \\ W_{21} & W_{22} & W_{23} & W_{24} & W_{25} & W_{26} & W_{27} & W_{28} & W_{29} \\ W_{31} & W_{32} & W_{33} & W_{34} & W_{35} & W_{36} & W_{37} & W_{38} & W_{39} \\ W_{41} & W_{42} & W_{43} & W_{44} & W_{45} & W_{46} & W_{47} & W_{48} & W_{49} \\ W_{51} & W_{52} & W_{53} & W_{54} & W_{55} & W_{56} & W_{57} & W_{58} & W_{59} \\ W_{61} & W_{62} & W_{63} & W_{64} & W_{65} & W_{66} & W_{67} & W_{68} & W_{69} \\ W_{71} & W_{72} & W_{73} & W_{74} & W_{75} & W_{76} & W_{77} & W_{78} & W_{79} \\ W_{81} & W_{82} & W_{83} & W_{84} & W_{85} & W_{86} & W_{87} & W_{88} & W_{89} \\ W_{91} & W_{92} & W_{93} & W_{94} & W_{95} & W_{96} & W_{97} & W_{98} & W_{99} \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 0 & 1 & 3 & 1 & -1 & 1 & 3 & 1 & 3 \\ 1 & 0 & 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & 3 & 1 \\ 3 & 1 & 0 & 1 & -1 & 1 & 3 & 1 & 3 \\ 1 & -1 & 1 & 0 & -3 & 3 & 1 & -1 & 1 \\ -1 & 1 & -1 & -3 & 0 & -3 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 & 3 & -3 & 0 & 1 & -1 & 1 \\ 3 & 1 & 3 & 1 & -1 & 1 & 0 & 1 & 3 \\ 1 & 3 & 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & 0 & 1 \\ 3 & 1 & 3 & 1 & -1 & 1 & 3 & 1 & 0 \end{bmatrix}$$

Figura 4.11: Matriz dos valores dos pesos da rede com nove neurônios obtidos pelo método *one-shot*.

O circuito treinado da rede mono-elétron de Hopfield com nove neurônios foi então simulada no *software* SIMON. A Figura (4.12) mostra o circuito correspondente. A escolha dos valores dos outros parâmetros do circuito também foi baseada nos valores utilizados no circuito da Fig. (4.1) a 0K, cujos parâmetros estão na Tab. (4.1). A Tabela (4.13) mostra os valores dos parâmetros utilizados no circuito treinado.

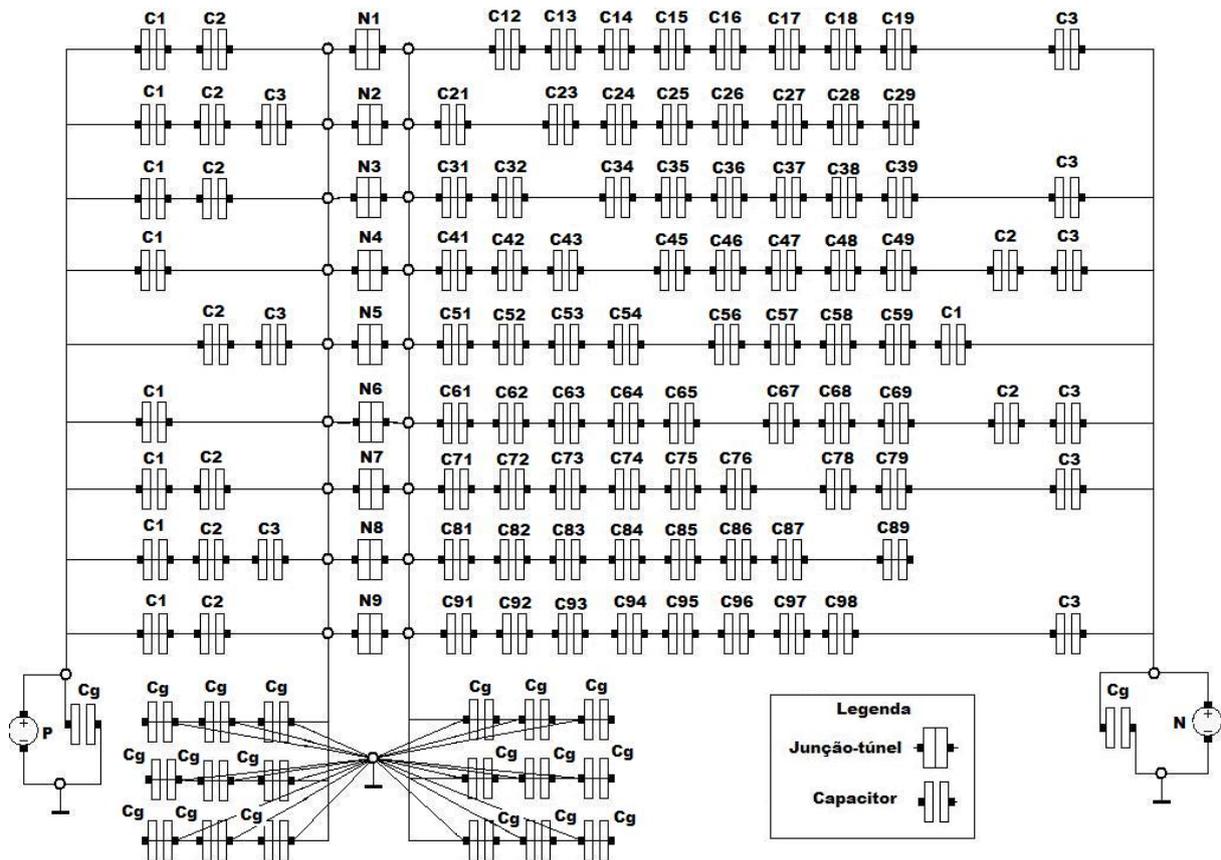


Figura 4.12: Treinamento da rede mono-elétron de Hopfield: circuito simulado com nove neurônios.

Tabela 4.13. Valores dos parâmetros do circuito treinado com nove neurônios, correspondente a Fig. (4.12).

Parâmetro	Valor
R_j	200 k Ω
C_j	1 aF
$C_{12} = C_{21} / C_{14} = C_{41} / C_{15} = C_{51}$ $C_{16} = C_{61} / C_{18} = C_{81} / C_{23} = C_{32} /$ $C_{24} = C_{42} / C_{25} = C_{52} / C_{26} = C_{62} /$ $C_{27} = C_{72} / C_{29} = C_{92} / C_{34} = C_{43} /$ $C_{35} = C_{53} / C_{36} = C_{63} / C_{38} = C_{83} /$ $C_{47} = C_{74} / C_{48} = C_{84} / C_{49} = C_{94} /$ $C_{57} = C_{75} / C_{58} = C_{85} / C_{59} = C_{95} /$ $C_{67} = C_{76} / C_{68} = C_{86} / C_{69} = C_{96} /$ $C_{78} = C_{87} / C_{89} = C_{98}$	100 aF
$C_{13} = C_{31} / C_{17} = C_{71} / C_{28} = C_{82} /$ $C_{37} = C_{73} / C_{39} = C_{93} / C_{45} = C_{54} /$ $C_{46} = C_{64} / C_{56} = C_{65} / C_{79} = C_{97}$	300 aF
$C_1 = C_2 = C_3$	100 aF
C_g	100 aF
$P = N$	-1,6 mV
Temperatura	0 K
Ordem de tunelamento	1

Observando a matriz da Fig. (4.11) e fazendo as mesmas considerações feitas nas subseções anteriores, é possível fazer a relação apresentada na Fig. (4.13). Assim, podemos dizer que a primeira, a terceira, a sétima e a nona linhas da matriz correspondem ao padrão (1,1,1,1,0,1,1,1,1), a quinta

corresponde ao padrão (0,1,0,0,1,0,0,1,0), e a segunda e oitava linhas correspondem ao padrão (1,1,1,0,1,0,1,1,1).

$$\begin{bmatrix} 0 & 1 & 3 & 1 & -1 & 1 & 3 & 1 & 3 \\ 1 & 0 & 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & 3 & 1 \\ 3 & 1 & 0 & 1 & -1 & 1 & 3 & 1 & 3 \\ 1 & -1 & 1 & 0 & -3 & 3 & 1 & -1 & 1 \\ -1 & 1 & -1 & -3 & 0 & -3 & -1 & 1 & -1 \\ 1 & -1 & 1 & 3 & -3 & 0 & 1 & -1 & 1 \\ 3 & 1 & 3 & 1 & -1 & 1 & 0 & 1 & 3 \\ 1 & 3 & 1 & -1 & 1 & -1 & 1 & 0 & 1 \\ 3 & 1 & 3 & 1 & -1 & 1 & 3 & 1 & 0 \end{bmatrix} \rightarrow \begin{bmatrix} 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 & 0 & 1 & 0 \\ 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 0 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 \\ 1 & 1 & 1 & 1 & 0 & 1 & 1 & 1 & 1 \end{bmatrix}$$

Figura 4.13: Relação entre a matriz de pesos e os padrões treinados na rede de nove neurônios.

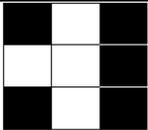
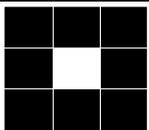
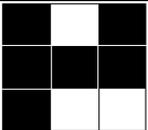
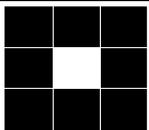
Seguindo o mesmo raciocínio da subseção anterior, cada padrão é ativado da seguinte forma, em que os conectores são pesos:

- Padrão (1,1,1,1,0,1,1,1,1) – tensão P conectado às junções $N_1, N_2, N_3, N_4, N_6, N_7, N_8, N_9$; tensão N conectado à junção N_5 ;
- Padrão (0,1,0,0,1,0,0,1,0) – tensão P conectado às junções N_2, N_5, N_8 ; tensão N conectado às junções $N_1, N_3, N_4, N_6, N_7, N_9$;
- Padrão (1,1,1,0,1,0,1,1,1) – tensão P conectado às junções $N_1, N_2, N_3, N_5, N_7, N_8, N_9$; tensão N conectado às junções N_4, N_6 ;

Sobrepondo-se os pesos que ativam os três padrões armazenados, foi observado que o circuito converge para um desses três padrões. Assim, o circuito não “esquece” nenhum padrão armazenado. Os capacitores C_1 , C_2 e C_3 são os pesos que ativam, respectivamente, os padrões (1,1,1,1,0,1,1,1,1), (1,1,1,0,1,0,1,1,1) e (0,1,0,0,1,0,0,1,0). A maior ordem de grandeza observada do tempo de estabilização do circuito (Fig. 4.12) a 0K foi 10^{-9} s.

A Tabela (4.14) mostra alguns estados iniciais colocados no circuito (Fig. 4.12) e os padrões para os quais a rede convergiu.

Tabela 4.14. Alguns estados iniciais do circuito da Fig. (4.12) e os padrões para os quais esses estados convergiram.

Estado Inicial	Estado Final (padrão armazenado)
	
	

Assim como foi feito na subseção anterior, a temperatura do circuito foi elevada até a temperatura ambiente, através do redimensionamento dos parâmetros do circuito. Nessas condições, os estados iniciais também convergiram para os padrões armazenados. Porém, ao colocar no circuito o segundo estado inicial da Tab. (4.14), o circuito convergiu para o estado (1,0,1,1,0,1,1,0,1). Este estado também é pertencente à matriz da Fig. (4.13) (linhas quatro e seis), e é considerado um estado estável espúrio. A Tabela (4.15) mostra os valores utilizados no circuito a 300 K. A maior ordem de grandeza observada do tempo de estabilização do circuito (Fig. 4.12) a 300K foi 10^{-14} s.

Tabela 4.15. Valores dos parâmetros do circuito treinado com nove neurônios (Fig. 4.12), a 300K.

Parâmetro	Valor
R_j	200 k Ω
C_j	0,001 aF
$C_{12} = C_{21} / C_{14} = C_{41} / C_{15} = C_{51}$ $C_{16} = C_{61} / C_{18} = C_{81} / C_{23} = C_{32} /$ $C_{24} = C_{42} / C_{25} = C_{52} / C_{26} = C_{62} /$ $C_{27} = C_{72} / C_{29} = C_{92} / C_{34} = C_{43} /$ $C_{35} = C_{53} / C_{36} = C_{63} / C_{38} = C_{83} /$ $C_{47} = C_{74} / C_{48} = C_{84} / C_{49} = C_{94} /$ $C_{57} = C_{75} / C_{58} = C_{85} / C_{59} = C_{95} /$ $C_{67} = C_{76} / C_{68} = C_{86} / C_{69} = C_{96} /$ $C_{78} = C_{87} / C_{89} = C_{98}$	0,001 aF
$C_{13} = C_{31} / C_{17} = C_{71} / C_{28} = C_{82} /$ $C_{37} = C_{73} / C_{39} = C_{93} / C_{45} = C_{54} /$ $C_{46} = C_{64} / C_{56} = C_{65} / C_{79} = C_{97}$	0,003 aF
$C_1 = C_2 = C_3$	0,001 aF
C_g	0,001 aF
$P = N$	-65 V
Temperatura	300 K
Ordem de tunelamento	1

O tempo que o circuito leva para alcançar o estado final é um fator importante na análise da eficiência do circuito da rede de Hopfield. O tempo de estabilização da rede varia, dependendo do número de

neurônios da rede, do número de transições pelo qual o estado inicial precisa passar até chegar a um estado padrão armazenado, e da temperatura da rede. A Tabela (4.16) mostra a maior ordem de grandeza observada do tempo que cada circuito treinado (Fig. 4.6, Fig. 4.9 e Fig. 4.12) levou para convergir para um estado padrão armazenado, a 0K e a 300K, assim como o maior número de transições necessário para a sua convergência.

Tabela 4.16. Tempo de estabilização de cada circuito treinado, a 0K e a 300K.

Número de neurônios da rede treinada (N)	Número de padrões armazenados	Maior número de transições para convergência (Tr)	Circuito a 0K		Circuito a 300K	
			Razão: $\frac{Tr}{N}$	Tempo de estabilização - ordem de grandeza	Razão: $\frac{Tr}{N}$	Tempo de estabilização - ordem de grandeza
3	3	1	$\frac{1}{3}$	10^{-9} s	$\frac{1}{3}$	10^{-12} s
4	4	2	$\frac{1}{2}$	10^{-8} s	$\frac{1}{2}$	10^{-10} s
9	3	4 – 0K 3 – 300K	$\frac{4}{9}$	10^{-9} s	$\frac{1}{3}$	10^{-14} s

É possível observar que o tempo de estabilização é menor quanto maior for a temperatura do circuito, já que a energia das cargas é maior, sendo as transições entre os estados mais rápidas. Verifica-se também que o tempo de estabilização é maior quanto maior for a razão entre o número de transições da rede e o número de neurônios da mesma.

4.4 PROJETO DE UMA REDE MONO-ELÉTRON DE HOPFIELD

Com a finalidade de projetar uma rede de Hopfield treinada utilizando dispositivos mono-elétron, uma metodologia simples, baseada no que foi observado, foi desenvolvida. As etapas a serem seguidas estão detalhadas:

1º passo: Definir o número de neurônios da rede.

2º passo: Escolher os padrões a serem armazenados na rede.

3º passo: A partir dos padrões escolhidos, calcular a matriz dos pesos da rede pelo método *one-shot*, de acordo com a Eq. (3.3), e pelas restrições da rede de Hopfield, em que $W_{ij} = W_{ji}$ e $W_{ii} = 0$. A matriz obtida representa os valores absolutos dos pesos do circuito.

4º passo: Escolher a temperatura de operação da rede de Hopfield mono-elétron.

5º passo: A partir da temperatura escolhida, calcular a faixa de valores em que os pesos (capacitâncias) do circuito devem estar de modo a garantir que a energia cinética seja maior que a energia térmica do circuito, garantindo o tunelamento. Isso é garantido a partir da Eq. (3.2).

6º passo: Definição da ordem de grandeza dos pesos. As faixas de valores obtidos na etapa anterior permitem definir a ordem de grandeza a ser utilizada nos pesos do circuito. Em uma rede a 0K, verificou-se que a ordem de grandeza dos pesos deve ser 10^{-16} , ou seja, os valores da matriz de pesos (W_{ij}) foram multiplicados por 10^{-16} F para sua aplicação no circuito mono-elétron. Para circuitos a 300 K e com mais de três neurônios, verificou-se que o circuito funcionou corretamente com pesos na ordem de grandeza de 10^{-21} .

Os outros pesos do circuito, C_j (capacitância de cada junção-túnel), C_g (capacitância conectada entre cada nó e o terra) e C_i (capacitância conectada entre cada junção-túnel i e as tensões P e N) seguem a restrição da Eq. (4.7). Eles são definidos a partir da ordem de grandeza de W_{ij} , ou seja, caso a ordem de grandeza definida para W_{ij} seja 10^{-21} , os valores de C_j , C_g e C_i serão 10^{-21} F.

$$C_j = C_g = C_i \quad (4.7)$$

7º passo: A partir da capacitância C_g , calcular os valores das tensões P e N , de acordo com Eq. (4.8):

$$P = N = \frac{e}{C_g} \quad (4.8)$$

Essas tensões podem variar de acordo com o estudo feito na seção 4.2, na Tab. (4.2).

8º passo: Definir a disposição dos pesos ligados aos nós das tensões P e N e aos neurônios do circuito, de acordo com o critério utilizado na seção 4.3. A convergência do circuito aos padrões armazenados será dada pela sobreposição dos pesos C_i que ligam as tensões às junções.

9º passo: Simulação e ajuste da rede mono-elétron de Hopfield utilizando o *software* SIMON, verificando o funcionamento da rede treinada.

O valor adotado para a escolha da resistência de tunelamento das junções R_j foi o mesmo adotado na seção 4.2. Assim, foi atribuído o valor $R_j = 0,2M\Omega$ às resistências de todas as junções.

A Figura (4.14) mostra um fluxograma com todas as etapas seguidas para projetar um circuito de uma rede de Hopfield mono-elétron.

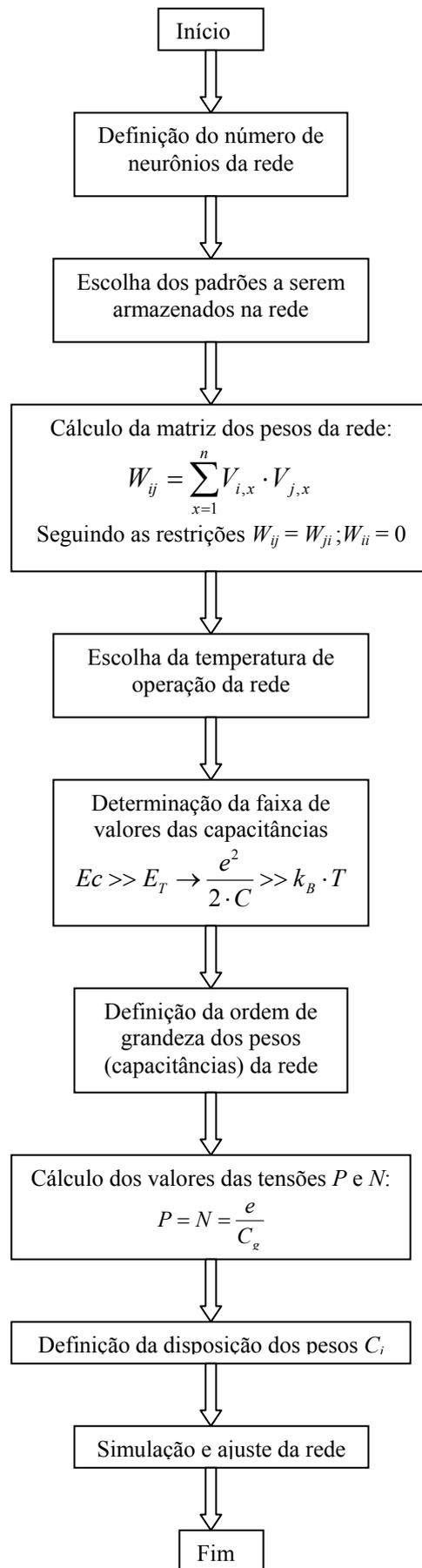


Figura 4.14: Projeto de uma rede de Hopfield mono-elétron.

5 CONCLUSÕES

Visando a proposta deste trabalho de desenvolver e treinar circuitos da rede de Hopfield utilizando dispositivos mono-elétron, foram seguidos os procedimentos adotados no capítulo 3.

Um circuito de uma rede de Hopfield baseado em dispositivos mono-elétron foi estudado. A partir desse estudo foi possível perceber que a arquitetura proposta anteriormente poderia ser modificada de forma a aperfeiçoar a rede. O circuito modificado proposto neste trabalho foi validado por simulação, verificando se todos os estados iniciais convergiam para o estado de mínimo global. Após a sua validação, o estudo do circuito de forma a aumentar a compreensão de seus parâmetros foi realizado. Assim, foi possível elevar a temperatura do circuito até atingir 300K, o qual operou de forma correta. Para isso, os parâmetros da rede foram redimensionados, seguindo os princípios do efeito de carregamento e bloqueio de Coulomb.

Após validar e estudar o circuito mono-elétron da rede de Hopfield, a possibilidade de treinar esta rede para que ela atuasse como uma memória associativa foi analisada. Com esse intuito, o método *one-shot* foi estudado e utilizado para o treinamento da rede. Os padrões a serem armazenados na rede foram então escolhidos e seus pesos foram calculados a partir da equação que rege o método *one-shot*. Com base nos valores obtidos, foi possível fazer uma analogia da matriz dos pesos com os padrões treinados. Assim, o estado inicial do circuito treinado convergiu aos padrões armazenados na rede. Essas etapas foram realizadas para treinar as redes com três, quatro e nove neurônios. A temperatura de cada circuito treinado foi elevada até alcançar a temperatura ambiente, através do redimensionamento dos parâmetros do circuito. Todas as simulações foram realizadas com o uso do *software* SIMON para a validação do funcionamento dos circuitos.

De posse dos resultados obtidos para cada circuito treinado, etapas para a realização de um projeto da rede treinada de Hopfield utilizando dispositivos mono-elétron foram elaboradas. Isso facilita a validação de redes com maior número de neurônios. Como teste, uma rede mono-elétron de Hopfield com 25 neurônios foi treinada para convergir para apenas um valor. O circuito funcionou corretamente, porém é preciso fazer ajustes para que ela possa convergir para mais padrões, por isso não foi descrita neste trabalho.

O comportamento da rede mono-elétron de Hopfield treinada se mostrou muito eficiente. Os valores obtidos do tempo de estabilização da rede, tanto a 0K como a temperatura ambiente, mostram que a rede seria eficiente no desenvolvimento de circuitos integrados em escala giga (GSI) ou até mesmo em escala tera (TSI). Além disso, o armazenamento de um número significativo de padrões em cada rede foi realizado. As redes foram capazes de extrair o modelo mais similar da entrada de um modelo de referência armazenado, funcionando como uma memória associativa.

Como perspectivas futuras, é importante pensar em possibilidades do aumento da complexidade da rede mono-elétron de Hopfield, aumentando o número de neurônios da rede. Assim, ela poderá fornecer soluções para mais aplicações de circuitos mono-elétron. Além disso, o aumento da robustez do circuito é desejado, visando menores valores dos parâmetros de tensão para circuitos a temperatura ambiente.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] J. G. Guimarães. Arquiteturas de Redes Neurais Nanoeletrônicas para Processadores em escala Giga ou Terá. *Tese de Doutorado em Engenharia Elétrica*, Brasília, 2005.
- [2] H. C. do Carmo, J. G. Guimaraes, and J. C. da Costa. *Proceedings of the 19th Symposium on Technology and Devices SBMICRO2004*, Porto de Galinhas, Pernambuco, Brazil, (2004).
- [3] L. Fausett. Fourth Edition. *Fundamentals of Neural Networks*. Prentice-Hall, New Jersey, USA, (1994).
- [4] Hopfield, J. J. *Proceedings of the National Academy of Sciences - USA*, Vol 79, pp 2554-2558, 1982.
- [5] K. Pagiamtzis, A. Sheikholeslami. *IEEE Journal of Solid-State Circuits*, vol.41, no.3, 2006.
- [6] C. MacLeod. The synthesis of Artificial Neural Networks using Single String Evolutionary Techniques. Tese de Doutorado. Aberdeen, Scotland, 1999.
- [7] M. Akazawa, E. Tokuda, N. Asahi and Y. Amemiya. *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, **24**, (2000).
- [8] T. Yamada and Y. Amemiya. *IEICE Trans. Electron.*, **E82-C**, 9 (1999).
- [9] Langkjer, André S., Marins, Enio R., et al. Estudo e Aplicação de Redes Neurais na Implementação de Memórias Associativas, 2002.
- [10] RIBEIRO, B. Princípios de Redes Neurais. DEI-FCTUC, 1997.
- [11] C. Wasshuber, H. Kosina and S. Selberherr. *IEEE Trans. on Computer-Aided Design of Integrated Circuits and Systems*, **16**, 9 (1997).
- [12] J.C. da Costa, J. Hoekstra, M. J. Goossens, C. J. M. Verhoeven and A. H. M. van Roermund. *Analog Integrated Circuits and Signal Processing*, **24**, (2000).
- [13] J. G. Guimarães, L. M. Nóbrega e J. C. Da Costa. *Microelectronics Journal*, vol. **357**, (2006).
- [14] H. C. do Carmo, J. G. Guimaraes, and J. C. da Costa. *Proceedings of the 21st Symposium on Technology and Devices SBMICRO2006*, Ouro Preto, Minas Gerais, Brazil, (2006).
- [15] D.J. Paul. Nanoelectronics. Cavendish Laboratory. University of Cambridge.