

UNIVERSIDADE ESTADUAL DE PONTA GROSSA
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM CIÊNCIAS
ÁREA DE CONCENTRAÇÃO FÍSICA

PAULO RICARDO PROTACHEVICZ

**ESTUDO DA FAIXA DINÂMICA EM REDES NEURONAIS
MODELADAS POR AUTÔMATO CELULAR**

Orientador: Prof. Dr. Antonio Marcos Batista

PONTA GROSSA
2016

PAULO RICARDO PROTACHEVICZ

**ESTUDO DA FAIXA DINÂMICA EM REDES NEURONAIS
MODELADAS POR AUTÔMATO CELULAR**

Dissertação apresentada ao Programa de Pós-Graduação em Ciências, área de concentração Física, da Universidade Estadual de Ponta Grossa, como requisito parcial para à obtenção do grau de Mestre em Ciências.

Orientador: Prof. Dr. Antonio Marcos Batista.

PONTA GROSSA
2016

Ficha Catalográfica
Elaborada pelo Setor de Tratamento da Informação BICEN/UEPG

P967 Protachevicz, Paulo Ricardo
Estudo da faixa dinâmica em redes neuronais modeladas por autômato celular/ Paulo Ricardo Protachevicz. Ponta Grossa, 2016. 70f.

Dissertação (Mestrado em Ciências - Área de Concentração: Física), Universidade Estadual de Ponta Grossa. Orientador: Prof. Dr. Antonio Marcos Batista.

1.Rede neuronal. 2.Autômato celular. 3.Faixa dinâmica. I.Batista, Antonio Marcos. II. Universidade Estadual de Ponta Grossa. Mestrado em Ciências. III. T.

CDD: 574.191

TERMO DE APROVAÇÃO

Paulo Ricardo Protachevicz

“ESTUDO DA FAIXA DINÂMICA EM REDES NEURONAIS MODELADAS POR AUTÔMATO CELULAR”

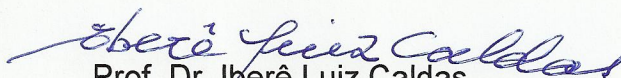
Dissertação aprovada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre no Programa de Pós-Graduação em Ciências - Física da Universidade Estadual de Ponta Grossa, pela seguinte banca examinadora.



Prof. Dr. Antonio Marcos Batista
Departamento de Matemática- UEPG/PR



Prof. Dr. José Danilo Szezech Júnior
Departamento de Matemática e Estatística - UEPG/PR



Prof. Dr. Iberê Luiz Caldas
Instituto de Física - USP/SP

Ponta Grossa, 23 de fevereiro de 2016.

Agradecimentos

À minha família e minha namorada por todo apoio, amor e incentivo.

Ao meu orientador professor Dr. Antonio Marcos Batista pelo privilégio, disponibilidade, confiança em trabalhar juntos, pelos anos de amizade e estima.

À minha coorientadora Dra. Kelly Cristiane Iarosz por toda ajuda no desenvolvimento das diversas atividades relacionadas ao dia a dia de um pós-graduando, incluindo o presente trabalho, além dos anos de amizade.

Ao doutorando Fernando da Silva Borges pela amizade, pelas discussões, pelo auxílio e disponibilidade de interação no desenvolvimento deste trabalho.

Ao professor Dr. José Danilo Szezech Junior pelas contribuições no presente trabalho, pelo convívio e pelos anos de amizade.

Aos professores Iberê Luiz Caldas e Ricardo Luiz Viana pelas contribuições no presente trabalho.

Aos amigos Ewandson, Moises, Michele, Rafael, Ricardo, Robson e Vagner, por toda ajuda e pela amizade ao longo dos anos.

Aos professores que me acompanharam durante esse período de formação.

Ao Programa de Pós-Graduação em Ciências da Universidade Estadual de Ponta Grossa.

A todos que direta ou indiretamente fizeram parte de minha formação neste período.

Resumo

Os autômatos celulares são modelos matemáticos que podem ser utilizados, entre outras coisas, para descrever o disparo neuronal e as interações entre os neurônios. Eles são mais simples que redes de mapas acoplados e cadeia de osciladores, dado que os autômatos celulares são caracterizados por apresentar espaço, tempo e variáveis de estado discretas. Os estados das variáveis são atualizados simultaneamente de acordo com os valores das variáveis de seus vizinhos, por uso de regras determinísticas e estocásticas. O principal objetivo deste trabalho é investigar a faixa dinâmica de uma rede neuronal modelado por autômato celular. A faixa dinâmica é caracterizada pela capacidade de sistemas biológicos discriminar intensidade de estímulo externo. Sendo o intervalo de intensidades para qual os receptores podem decodificar um certo estímulo. A fim de estudar a faixa dinâmica de uma rede neuronal modelada por autômato celular, consideramos regras de evolução determinísticas para descrever a dinâmica neuronal. Para modelar as interações entre os neurônios através de sinapses químicas e elétricas usamos regras determinísticas e não determinísticas. Por meio destes modelos, foi possível analisar a influência das sinapses químicas e do tempo de atraso químico sobre a faixa dinâmica. Para uma rede com apenas sinapses elétricas, que descreve a região intraglomerular do bulbo olfatório, encontramos que a adição de sinapses químicas com pesos ponderados pode contribuir para melhorar a sensibilidade do sistema a perturbação externa, isto é, para aumentar o valor da faixa dinâmica de uma rede neuronal. Também verificamos a existência de regiões de biestabilidade para a taxa média de disparo e esse comportamento está diretamente relacionado a regiões onde existe um aumento no valor da faixa dinâmica.

Palavras-chave: Rede neuronal; Autômato celular; Faixa dinâmica.

Abstract

Cellular automata are mathematical models that can be used, among other things, to describe neuronal firing and interactions between neurons. They are simpler than coupled map lattices and oscillator chains, since cellular automata are characterized by discrete space, time, and state variables. The state variables are updated simultaneously according to the values of the variables in their neighborhood, by using deterministic or stochastic rules. The main goal of this work is the investigation of the dynamic range in a neuronal network modelled by cellular automata. Dynamic range is characterized by the capacity of a biological system to discriminate the intensity of an external stimulus. It is a range of intensities for which receptors can encode stimuli. In order to study the dynamic range in a neuronal network modeled by cellular automata, we consider a deterministic evolution rule to describe the neuronal dynamics. To model the interactions between the neurons through chemical and electrical synapses we have used deterministic and non-deterministic rules. By means of these models, it was possible to analyze the influence of chemical synapses and chemical time delay on the dynamic range. For a network with only electrical synapses, which describes the intraglomerular region of the olfactory bulb, we found that the addition of weighted chemical synapses may contribute to improve the system sensitivity in response to external perturbation, i.e., to increase the dynamic range of neuronal network. We also verified the existence of bistability regions of the average firing rate and this system behavior is directly related to the region for which there is an increase in the dynamic range value.

Keywords: Neuronal network; Cellular automata; Dynamic range.

Lista de Tabelas

2.1	Expressões Booleanas para as regras 30, 90, 190 e 222.	p. 16
4.1	Valores e identificação dos expoentes “m” para cada tipo de percepção sensorial.	p. 52

Lista de Figuras

- 2.1 Representação dos sítios de um autômato celular unidimensional com suas respectivas identificações: $\dots, a_{n-2}, a_{n-1}, a_n, a_{n+1}, a_{n+2}, \dots$. . . p. 15
- 2.2 Representação dos sítios de entrada, a_{-1}, a_0 e a_1 , para a aplicação de cada uma das regras. Abaixo do sítio a_0 está o sítio com o estado resultante a aplicação da regra. p. 16
- 2.3 Apresenta-se um esquema representativo para as regras contidas na Tabela 2.1. p. 17
- 2.4 Evolução das regras apresentadas em (a) 222, (b) 190, (c) 90 e (d) 30 partindo de uma única semente. O número de sítios apresentados é igual a 65. p. 18
- 2.5 Representação da evolução das quatro classes de AC unidimensional, Classe I, II, III e IV, através das regras 160, 164, 22 e 41, apresentado nas Figuras (a), (b), (c) e (d), respectivamente. p. 19
- 2.6 Representação esquemática da condição de contorno periódica em um autômato celular unidimensional. p. 19
- 2.7 Representação esquemática da condição de contorno com valor fixo ou definido nas extremidades de um AC unidimensional. p. 20
- 2.8 Comportamento do autômato celular unidimensional. Evolução segundo a regra 54 com condições iniciais distintas para cada quadro. p. 21
- 2.9 Tipos de vizinhança para autômatos celulares bidimensionais. Em (a) e (b) apresenta se a vizinhança de Newmann, em (c) tem se a vizinhança de Moore, em (d) encontra se a vizinhança de Moore estendida e em (f) está a representação de uma vizinhança randômica. p. 22

2.10	Evolução temporal do autômato celular bidimensional conhecido como Jogo da Vida. Cada uma das células (posição ocupada) nas caixas podem encontrar se no estado vivo (cor verde) ou morto (cor branca). Em cada célula observa-se uma etiqueta numérica representando o número de vizinhos vivos que cada célula possui (0, 1, 2, 3, 4 ou 5).	p. 24
2.11	Evolução dos autômatos bidimensionais de algumas regras a partir de uma condição inicial aleatória.	p. 25
3.1	Representação esquemática da estrutura de um neurônios.	p. 28
3.2	Representação do potencial de ação da membrana neuronal e da permeabilidade iônica através dos canais de Na^+ e K^+ ao longo do tempo.	p. 29
3.3	Ilustração demonstrativa para sinapses (a) elétricas e (b) química.	p. 30
3.4	Representação do potencial de ação neuronal utilizando o autômato celular	p. 32
3.5	Sistema reduzido com 9 neurônios	p. 35
3.6	Evolução temporal de uma rede neuronal ($N=200$ neurônios) com perturbação externa ($r=1$) e tempo de atraso $t=500$ ms. Os quadros apresentam a evolução temporal dos neurônios considerando sinapses elétricas e químicas para (a) $p=0,0$, (b) $p= 0,001$, (c) $p= 0,25$ com suas respectivas densidades de disparos em (d), (e) e (f).	p. 37
3.7	Evolução temporal de uma rede neuronal ($N=200$ neurônios) com perturbação externa ($r=1$) e tempo de atraso $t=500$ ms. Os quadros apresentam a evolução temporal dos neurônios considerando apenas sinapses químicas para (a) $p=0,0$, (b) $p= 0,01$, (c) $p= 0,25$ com suas respectivas densidades de disparos em (d), (e) e (f).	p. 38
3.8	O número de neurônios conectados com K_i neurônios através de sinapses elétricas é apresentado pela distribuição $n(k_i)$.	p. 40
3.9	Taxa média de disparo mínima F_{\min} referentes aos valores da taxa média de ramificação σ , para um rede sem perturbação externa com $N = 10^5$ neurônios, número médio de conexão $K = 10$.	p. 41
3.10	Dinâmica e taxa média de disparo da rede com sinapses elétricas os parâmetros $\sigma = 0,9$ (a), $\sigma = 1,0$ (b) e $\sigma = 1,1$ (c).	p. 41

3.11	Distribuição dos pesos sinápticos para uma rede formada por $N = 10^5$ neurônios, sendo o número médio de conexões igual a $K_q = 5$	p. 44
3.12	Representação do tempo de atraso considerado no modelo com sinapses química com conectividade ponderada.	p. 45
3.13	Esquema de uma rede com 14 neurônios, apresentando apenas as sinapses químicas que envolvem o neurônio 9.	p. 46
3.14	Valores da taxa média de disparo mínima (F_{min}) para o intervalo de parâmetro $0,8 \leq \sigma \leq 1,2$ e limiar $0,0 \leq T \leq 2,5$, para uma rede constituída por $N = 10^5$ neurônios, contendo sinapses elétricas e químicas, sendo grau médio de conexão $K_e = 10$ e $K_q = 5$	p. 48
3.15	Dinâmica (a,b,c) e taxa média de disparo (d,e,f) da rede com sinapses elétricas e químicas durante os últimos tempos de iteração para os parâmetros $\sigma = 1,1$, $K_e = 10$, $K_q = 5$, $N = 10^5$, $\tau = 3\text{ms}$, $T = 0,25$ figuras (a,d), $T = 1,0$ figuras (b,e) e $T = 1,25$ figuras (c,f)	p. 49
4.1	Valores da taxa média de disparos neuronais para cada taxa média de perturbação externa (r) para uma rede neuronal formada por 10^4 neurônios.	p. 54
4.2	Faixa Dinâmica de uma rede neuronal possuindo 10^4 neurônios com sinapses elétricas e químicas, variando-se o tempo de atraso e o número de conexões não locais	p. 55
4.3	Taxa média de disparo F referentes a perturbação externa aplicada ao sistema para alguns valores da taxa média de ramificação σ , para uma rede com $N = 10^5$ neurônios, número médio de conexão $K = 10$	p. 56
4.4	Valores da faixa dinâmica para os correspondentes valores da taxa média de ramificação σ . A rede considerada possui $N = 10^5$ neurônios, sendo o grau médio de conexões $K = 10$	p. 57
4.5	Curvas da taxa média de disparo F referente aos valores de perturbação externa r , para uma rede com os parâmetros $\sigma = 0,9$ (a), $\sigma = 1,0$ (b) e $\sigma = 1,1$ (c), para $K_q = 5$, $K_e = 10$, $N = 10^5$, $\tau = 3$	p. 58
4.6	Valor da faixa dinâmica correspondente a $\sigma = 0,9$ (pontos de cor preta), $\sigma = 1,0$ (ponto de cor vermelha) e $\sigma = 1,1$ (pontos de cor azul), sendo o limiar no intervalo $T = 0,5 - 2,5$. A rede considerada possui $N = 10^5$ neurônios, sendo o grau médio de conexões $K_e = 10$ e $K_q = 5$	p. 61

Sumário

1	Introdução	p. 11
2	Autômato Celular	p. 14
2.1	Unidimensional	p. 14
2.2	Bidimensional	p. 20
3	Redes neuronais modeladas por autômatos celulares	p. 27
3.1	Neurônios	p. 27
3.2	Autômato celular determinístico	p. 31
3.3	Autômato celular não determinístico	p. 38
3.3.1	Conexões elétricas	p. 38
3.3.2	Conexões elétricas e químicas ponderadas	p. 42
4	Faixa Dinâmica	p. 51
4.1	Autômato celular determinístico	p. 53
4.2	Autômato celular não determinístico	p. 55
4.2.1	Conexões elétricas	p. 55
4.2.2	Sinapses elétricas e químicas ponderadas	p. 57
5	Conclusão	p. 63
	Referências	p. 65

1 *Introdução*

A modelagem de sistemas físicos mediante equações diferenciais ao longo das últimas décadas vêm sendo uma ferramenta valiosa para o entendimento e a previsibilidade de comportamentos nas mais diversas áreas do conhecimento. Com o desenvolvimento dos computadores tornou-se possível realizar simulações computacionais de forma muito satisfatória. Mesmo com toda esta tecnologia à disposição, muitas destas simulações computacionais podem levar horas para serem realizadas. Um dos motivos da lentidão deste processamento pode ser atribuído a complexidade dos modelos, expressos sob forma de um grande número de equações que, para obter resultados coerentes necessitam de cálculos com precisão suficiente, a fim de que estes valores possam ser utilizados confiavelmente. Ao utilizar equações diferenciais para modelar a natureza, estamos supondo que também a natureza é um sistema que evolui de forma contínua no tempo e que também as variáveis de estado são contínuas. Tem-se uma série de modelos que comprovam a eficácia ao se adotar essa abordagem. Entretanto, surge uma questão importante: poderia a natureza ser modelada de forma discreta no tempo e no espaço?

Em meados dos anos de 1950, John von Neumann iniciou uma nova forma de se pensar a evolução de sistemas. Seu primeiro trabalho, buscava modelar um sistema considerando a evolução do tempo e do espaço de maneira discreta (1). Dentre seus objetivos ao introduzir essa nova forma de representar os sistemas, estava a modelagem da auto-reprodução biológica e a criação de dispositivos computacionais sintéticos análogos ao cérebro humano (2). A nova ideia introduzida por von Neumann resultou em um modelo matemático denominado autômato celular (AC). A evolução destes sistemas ocorre pela aplicação de uma regra localmente definida sobre uma certa vizinhança. Um fato interessante é que qualquer sistema físico satisfazendo equações diferenciais pode ser aproximado por um autômato celular pela introdução de diferenças finitas e variáveis discretas (3). O tempo de processamento de sistemas modelados por AC é uma vantagem na simulação, já que este apresenta um processamento menor quando comparado com modelos que envolvem equações diferenciais.

A ideia de autômato celular que começou com John Von Neumann (1903-1957) ficou mais abrangente com o tempo, dadas as contribuições de John Horton Conway, Stephen Wolfram e muitos outros pesquisadores desta área (4). Um dos primeiros sistemas a serem modelados utilizando AC foram o Jogo da Vida (5) e o modelo de bolas de bilhar inelástico sem atrito (6,7). Modelos de AC são tipicamente apropriados para tratar de sistemas com regimes de sistemas altamente não lineares (8). Atualmente, os ACs tem sido utilizados para a modelagem de uma imensa variedade de sistemas, tais como: estruturas cristalinas (formação de cristais) (9), reações químicas (10), modelo de crescimento urbano (11), tráfego de automóveis (12), regulação genética (13), ecossistemas (14), evolução de epidemias (15), simulação de propagação de fogo (16), modelos de difusão e caos (17), física de plasma (18), sistemas de encriptação (19), modelo de formação de galáxias (20), redes neuronais (21,22), dentre muitos outros.

Neste trabalho pôde-se aplicar modelos de AC para verificar a influência e a dinâmica de uma rede neuronal com sinapses elétricas e/ou químicas em um sistema neuronal (22, 23). As redes neuronais modeladas pelas regras de AC apresentam resultados interessantes quanto ao estudo da criticalidade do sistema (21) e também quanto ao fenômeno de biestabilidade (24) ao se considerar sinapses químicas com pesos ponderados. Compreender a resposta de um sistema neuronal quando o mesmo é submetido a estímulos externos pela modelagem utilizando AC é um dos pontos principais deste trabalho. A capacidade de um sistema biológico discriminar a intensidade de um estímulo é caracterizada pela faixa dinâmica (25), logo a faixa dinâmica é denominada como o intervalo de intensidades para o qual os receptores podem codificar um certo estímulo (26–28). A percepção visual e auditiva possuem uma alta faixa dinâmica. O sentido da visão humana pode perceber mudanças de luminosidade da ordem de dez dezenas, enquanto a audição doze dezenas de intensidades da pressão do som (29). A faixa dinâmica da visão humana é importante no desenvolvimento de dispositivos de imagem de alta faixa dinâmica (30), enquanto a faixa dinâmica da audição pode ser usada para casos de implantes cocleares (31).

Primeiramente estudou-se o modelo determinístico de interação entre os neurônios, modelo ao qual foi proposto por Viana e colaboradores (23). Em seguida realizou o estudo do modelo de interação de sinapses elétricas, modelo não determinístico proposto por Kinouchi e colaboradores (21). O terceiro modelo estudado foi adaptado para descrição das sinapses elétricas juntamente com as sinapses químicas com pesos ponderados. O modelo considerado para descrever as sinapses elétricas é também o modelo de interação proposto por Kinouchi e colaboradores (21). Já o modelo de sinapse química ponderada é

um modelo adaptado de Haimovici e colaboradores (32). Após o estudo realizado pôde-se constatar que a adição de sinapses químicas com pesos ponderados em uma rede com apenas com sinapses elétricas pode resultar em um aumento no valor da faixa dinâmica do sistema para regiões de limiar onde as sinapses químicas apresentam forte influencia.

Para uma melhor explicação do assunto, esta dissertação foi dividido em capítulos. No Capítulo 2 tem-se a apresentação sobre o surgimento, os principais tipos e alguns exemplos de regras de AC. No Capítulo 3 apresenta-se a unidade básica do sistema nervoso, os tipos de sinapses e suas características, algumas regras de AC que modelam as sinapses neuronais e explora-se a dinâmica da rede para cada modelo de AC utilizado. O Capítulo 4 apresenta um esboço de como a intensidade de um estímulo recebido por nossos sentidos pode gerar uma determinada sensação, a partir disso faz-se uma análise da faixa dinâmica para os modelos de AC apresentados no Capítulo 3. No Capítulo 5, apresentam-se as conclusões do presente trabalho e as perspectivas de trabalhos futuros.

2 *Autômato Celular*

Os primeiros estudos sobre AC foram realizados por John von Neumann, no final da década de 1940, motivado por aplicações biológicas (33). Inicialmente propôs o modelo de AC unidimensional, ao qual cada sítio possui apenas dois vizinhos. Seguindo sugestões dadas por Stanislaw M. Ulam, Neumann estudou um modelo discreto bidimensional de estados finitos (34). John Horton Conway partindo das configurações de um AC bidimensional e associando a teoria combinatória de jogos, desenvolveu o AC chamado Jogo da Vida (35).

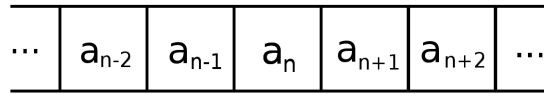
Autômato celular é o nome que se designa ao modelo matemático de um sistema que contém um grande número de componentes idênticos, que evoluem de forma discreta no tempo, por intermédio de uma regra definida sobre a vizinhança local (36). Cada componente do autômato celular chamado de sítio ou célula, possui seu estado definido por um valor. A posição de cada sítio é discreta no espaço.

O estado de cada um dos sítios no instante t , será afetado no instante de tempo posterior, $t + 1$, pela regra utilizada para a evolução do autômato (3). Todos os sítios mudam seu estado simultaneamente através da atualização da mesma regra. A aplicação destas regras simples, podem produzir uma dinâmica extremamente complexa (37). O AC pode ser uni, bi, tri ou n -dimensional. Dependendo da dimensionalidade do sistema e de como é definida a geometria das células, a vizinhança, as condições iniciais, as regras de evolução e as condições de contorno, o sistema poderá apresentar características particulares.

2.1 Unidimensional

Os ACs mais simples são os unidimensionais. Estes, como o próprio nome sugere, são constituídos por uma grade linear de células. A Figura 2.1 ilustra um AC unidimensional; em que cada célula é identificada por a_i , em que i é um índice de valor discreto referido respectivamente a cada célula (4). No caso mais simples do AC unidimensional tem-se o estado de cada sítio como sendo apenas 1 ou 0, de dois estados possíveis (0 e 1).

Figura 2.1: Representação dos sítios de um autômato celular unidimensional com suas respectivas identificações: $\dots, a_{n-2}, a_{n-1}, a_n, a_{n+1}, a_{n+2}, \dots$



Fonte: O autor.

Desta forma pode-se definir regras de evolução sobre uma certa vizinhança, geralmente tomada sobre os primeiros vizinhos: neste caso um vizinho imediatamente à direita e outro imediatamente à esquerda. Estas regras podem ser classificadas em dois tipos principais, regras determinísticas e não determinísticas.

As regras de evolução do AC determinístico são locais, dependem do estado atual do sítio a ser atualizado e dos estados da vizinhança correspondente. Pode-se definir uma vizinhança de primeiros vizinhos de um sítio a_n , para o caso unidimensional, como sendo o sítio a_{n-1} e a_{n+1} . A evolução do sítio a_n dependerá do estado dos sítios a_{n-1} , a_n e a_{n+1} . Dito de outra forma, tem-se que o estado do sítio a_n , será atualizado no instante de tempo posterior por meio de uma expressão f , tal que:

$$a_n^{t+1} = f(a_{n-1}^t, a_n^t, a_{n+1}^t). \quad (2.1)$$

O número de possíveis combinações de um AC unidimensional finito, usando uma regra com dois estados possíveis por sítio e formado por N sítios é igual a 2^N (38). Em um de seus trabalhos, Stephen Wolfram definiu um conjunto de 256 regras diferentes para serem aplicadas utilizando AC unidimensional (39). Para se obter o nome de cada regra, basta-se aplicar uma transformação decimal do valor das saídas de cada regra, dada a ordem das entradas mostradas na Tabela 2.3. Por exemplo para a Regra 222 temos a saída binária dada por 11011110. Aplicando a transformação decimal temos a Regra $(2^7 \times 1) + (2^6 \times 1) + (2^5 \times 0) + (2^4 \times 1) + (2^3 \times 1) + (2^2 \times 1) + (2^1 \times 1) + (2^0 \times 0) =$ Regra 222. Uma das formas possíveis de se expressar estas regras é mediante de uma expressão booleana. As regras expressas através da expressão booleana são apresentadas na Tabela 2.1.

Estas regras definem a evolução da célula a_0 no instante de tempo posterior, onde a_{-1} e a_1 são os sítios vizinhos a direita e a esquerda do sítio a_0 . O estado da célula a_0 será dado pelo resultado da expressão Booleana correspondente a regra em questão. A álgebra Booleana é um sistema de dedução matemática que se restringe a um conjunto A que possui dois elementos específicos, 0 e 1 (falso e verdadeiro). As operações

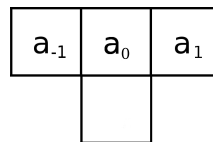
Tabela 2.1: Expressões Booleanas para as regras 30, 90, 190 e 222.

Número da Regra	Expressão Booleana
Regra 30	$(a_{-1} \cdot \bar{a}_0 \cdot \bar{a}_1) + (\bar{a}_{-1} \cdot a_0) + (\bar{a}_{-1} \cdot a_1)$
Regra 90	$(a_{-1} \cdot \bar{a}_1) + (\bar{a}_{-1} \cdot a_1)$
Regra 190	$(a_{-1} \cdot \bar{a}_0) + (\bar{a}_{-1} \cdot a_0) + (a_1)$
Regra 222	$(a_{-1} \cdot \bar{a}_1) + (\bar{a}_{-1} \cdot a_1) + (a_0)$

Fonte: Dados retirados da tabela Formas de Regras e Equivalências (39).

binárias necessárias para aplicar as regras de evolução do automato através das expressões Booleanas são: a operação E que possui representação (\cdot) e a operação OU que possui representação $(+)$. A representação do elemento complementar de a_n é dada por \bar{a}_n . Como exemplo, se $a_n = 0$ o elemento complementar será igual a $\bar{a}_n = 1$. Sob esta representação a multiplicação (\cdot) de dois elementos diferentes resultará em valor zero, enquanto a multiplicação de dois elementos iguais resultará no próprio elemento. No caso da adição de dois elementos iguais resultará no próprio elemento, enquanto na adição de dois elementos diferentes resultará em um valor igual a 1 (40). A Figura 2.2 apresenta os sítios de entrada para a evolução do sítio a_0 , isto é, os sítios a_{-1} , a_0 e a_1 . O sítio abaixo do sítio a_0 de entrada é o sítio com o estado resultante a aplicação da regra.

Figura 2.2: Representação dos sítios de entrada, a_{-1}, a_0 e a_1 , para a aplicação de cada uma das regras. Abaixo do sítio a_0 está o sítio com o estado resultante a aplicação da regra.



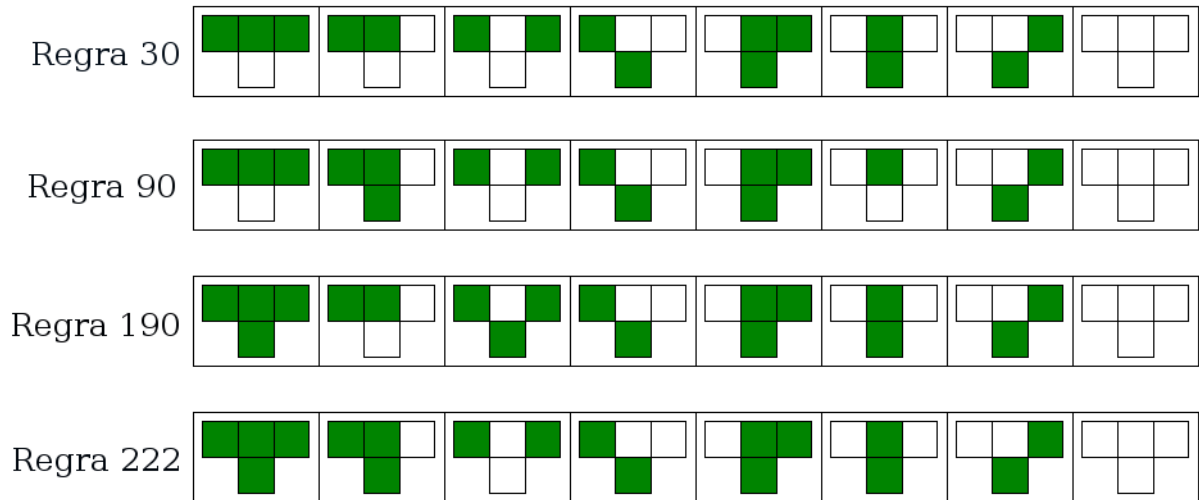
Fonte: O autor.

Calculando a evolução do sítio a_0 no instante de tempo $t + 1$ através da expressão Booleana da Regra 30, onde os estados dos sítios no instante de tempo t são $a_{-1} = 1$, $a_0 = 1$ e $a_1 = 1$, temos que, dada a Regra 30 $(a_{-1} \cdot \bar{a}_0 \cdot \bar{a}_1) + (\bar{a}_{-1} \cdot a_0) + (\bar{a}_{-1} \cdot a_1)$, e sabendo que $\bar{a}_{-1} = 0$, $a_0 = 0$ e $\bar{a}_1 = 0$, logo a expressão fica $(1 \cdot 0 \cdot 0) + (0 \cdot 1) + (0 \cdot 1)$. Utilizando a álgebra Booleana temos que a expressão resulta em 0. Logo o estado do sítio a_0 será igual a 0 em $t + 1$.

Uma outra forma de expressar cada uma das 256 regras é mediante a representação gráfica ou sua equivalência de estados de 0 (sítios de cor branca) e 1 (sítios de cor verde). Na Figura 2.3 apresenta-se de forma gráfica a representação das mesmas regras apresentadas através da expressão booleana na Tabela 2.1.

A evolução dessas quatro regras é apresentada na Figura 2.4 a partir de uma única

Figura 2.3: Apresenta-se um esquema representativo para as regras contidas na Tabela 2.1.



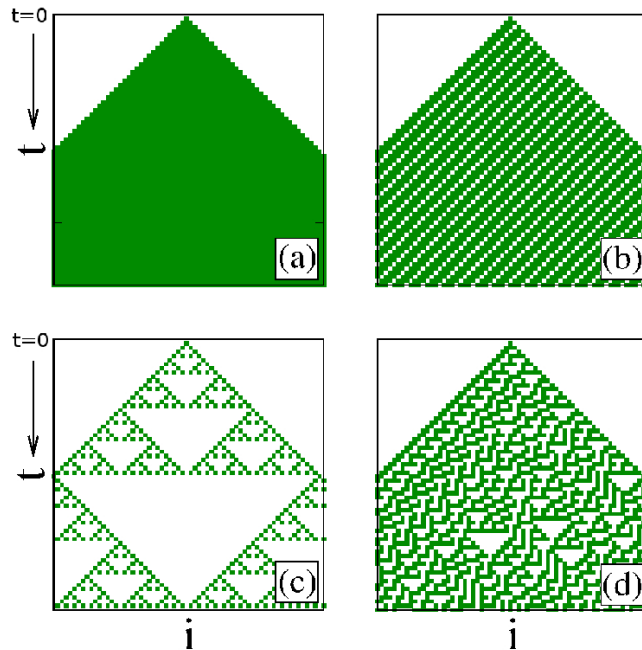
Fonte: O autor.

semente, isto é, um único sítio inicialmente com estado igual a 1 (representado pelo sítio em verde na primeira linha, em $t = 0$) gerando os comportamentos apresentados. As Figuras 2.4 (a), (b) (c) e (d) correspondem as regras 222, 190, 90 e 30, respectivamente. Todos os demais sítios, que não a semente, possuirão inicialmente valor igual a 0 (representado por sítios de cor branca). Para evoluir as regras acima citadas, considerou-se uma condição de contorno, ao qual as extremidades do autômato celular se encontram longe o suficiente para não afetar a evolução da semente (estado do sítio igual a 1).

Estas regras podem levar o AC unidimensional a 4 tipos gerais diferentes de evolução. Estes 4 tipos de evolução são:

- Classe I - a evolução leva a estados homogêneos, isto é, os sítios do AC chegarão a um mesmo estado (valor) após um número finito de interações independente das condições iniciais (38). Este comportamento é análogo a um ponto limite de um sistema dinâmico contínuo (8);
- Classe II - a evolução leva para um conjunto de estruturas estáveis ou periódicas que são separáveis e simples. Tal comportamento é análogo aos ciclos limites dos sistemas dinâmicos contínuos (38);
- Classe III - evolução leva a um padrão não periódico, mas não completamente aleatório (38). Os padrões obtidos são frequentemente auto-similares ou invariantes por escala. Tal comportamento se assemelha a atratores estranhos (8);
- Classe IV - evolução leva a estruturas complexas, muitas vezes persistente ao longo

Figura 2.4: Evolução das regras apresentadas em (a) 222, (b) 190, (c) 90 e (d) 30 partindo de uma única semente. O número de sítios apresentados é igual a 65.



Fonte: O autor.

do tempo (39,40).

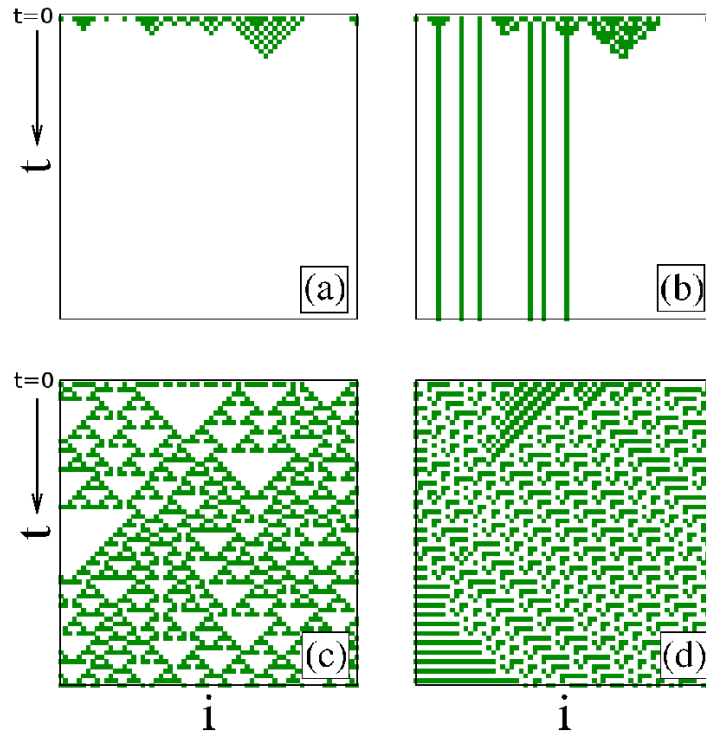
Um exemplo de cada uma dessas classes está apresentado na Figura 2.5, através da evolução das Regra 160, 164, 22 e 41 (39), correspondentes as Classes I, II, III e IV, respectivamente.

As regras apresentadas, evoluem a partir da mesma condição inicial, atingindo um padrão homogêneo na Figura 2.5 (a), um conjunto periódico de estruturas na Figura 2.5 (b), um regime não periódico na Figura 2.5 (c) e um agregado complexo na Figura 2.5 (d) (38). Considerando-se a Figura 2.5, pode-se identificar as classes das regras aplicadas. Todos os ACs dentro de cada classe, independente de detalhes de construção e regras de evolução, exibem comportamento qualitativo similar (8).

A evolução do AC depende das condições de contorno, pois este é um sítio da vizinhança que será analisada ao se aplicar a regra. Pode-se ter comportamentos distintos quando consideramos condições de contorno diferentes. As possíveis condições de contorno que podem ser tomadas para um AC unidimensional são da seguinte forma:

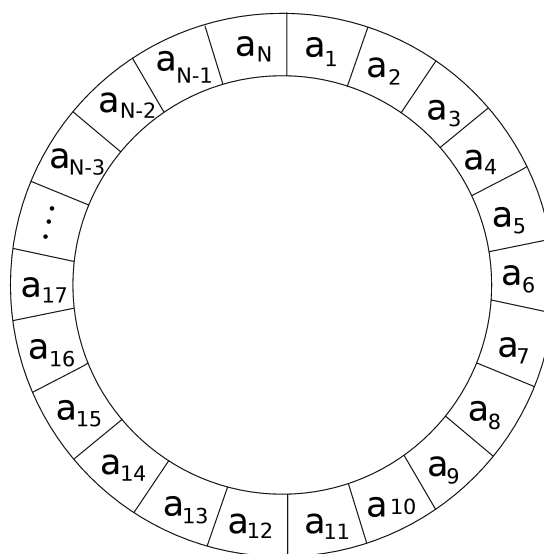
- Considerando-se o primeiro sítio do AC como sendo vizinho do n -ésimo sítio. Desta forma obtém-se um AC unidimensional espacialmente periódico (3). Na Figura 2.6 apresenta-se a condição de contorno mencionada.

Figura 2.5: Representação da evolução das quatro classes de AC unidimensional, Classe I, II, III e IV, através das regras 160, 164, 22 e 41, apresentado nas Figuras (a), (b), (c) e (d), respectivamente, a partir de uma mesma condição inicial. O tempo é expresso no eixo coordenado, enquanto a posição de cada sítio é identificada pelo eixo das abscissas. As classes são apresentadas por Wolfram (38,39).



Fonte: O autor.

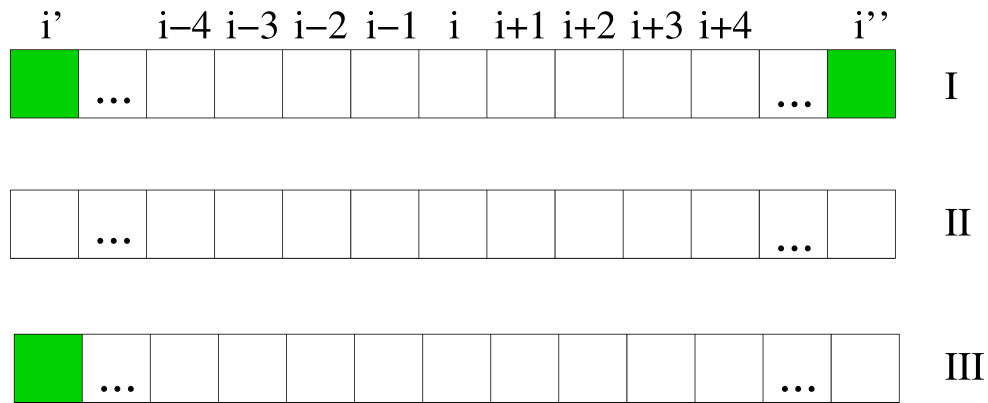
Figura 2.6: Representação esquemática da condição de contorno periódica em um autômato celular unidimensional.



Fonte: O autor.

- Considerando-se os sítios da borda do autômato com valores fixos ou definidos ao longo do tempo. Por exemplo, na Figura 2.7 os sítios i' e i'' consideram-se valores fixos iguais a 0 e/ou 1 (3), ou mesmo os definindo em função do tempo. Este sítio pode ser utilizado como um recurso, a fim de definir a condição de contorno do AC. Estes sítios não compõem o AC, porém define-se a evolução do mesmo na extremidades. Na Figura 2.7 representa-se algumas destas condições de contorno para AC unidimensional, sendo as Figuras I e II condições fixas ao decorrer do tempo, com valores iguais a 0 e 1, respetivamente, e a Figura III, uma condição de contorno que pode variar no tempo. Na cor verde e branca estão representados os estados 1 e 0, respectivamente.

Figura 2.7: Representação esquemática da condição de contorno com valor fixo ou definido nas extremidades de um AC unidimensional.



Fonte: O autor.

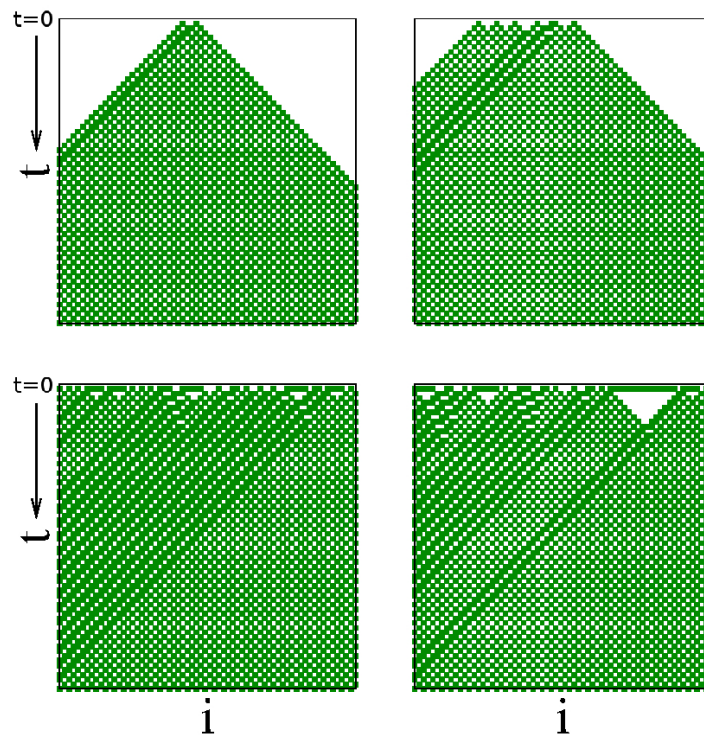
A dependência das condições iniciais no AC pode ser observada na evolução de uma mesma regra para 4 condições iniciais. Na Figura 2.8 apresenta-se a evolução da Regra 54 para 4 condições iniciais diferentes. Nota-se que a evolução de uma mesma regra pode levar a diversos comportamentos caso as condições iniciais sejam diferentes.

2.2 Bidimensional

Analogamente ao caso unidimensional, pode-se definir um AC bidimensional com uma regra local de evolução temporal em termos de uma vizinhança. Pode-se, por exemplo, denotar a evolução do sítio $a_{i,j}$ expressa para os primeiros vizinhos da vizinhança de Neumann dos primeiros vizinhos como:

$$a_{i,j}^{(t+1)} = f\left(a_{i-1,j}^{(t)}, a_{i,j-1}^{(t)}, a_{i,j}^{(t)}, a_{i,j+1}^{(t)}, a_{i+1,j}^{(t)}\right), \quad (2.2)$$

Figura 2.8: Comportamento do autômato celular unidimensional. Evolução segundo a regra 54 com condições iniciais distintas para cada quadro.



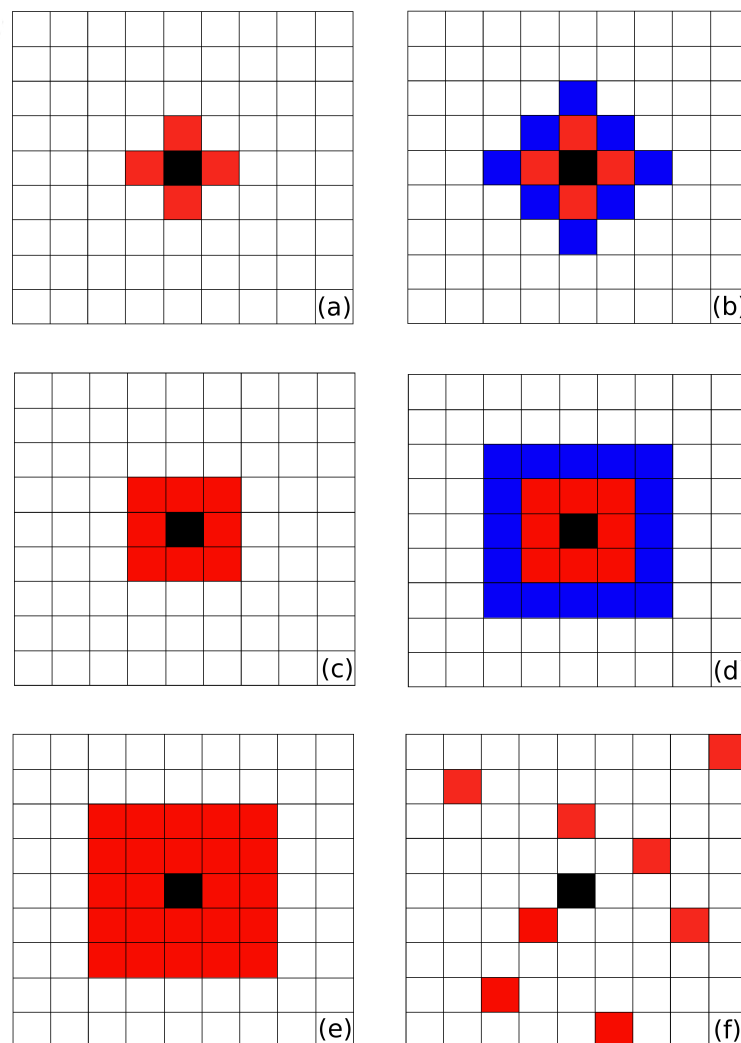
Fonte: O autor.

em que f é uma função arbitrária que especifica a regra do AC. A regra de evolução pode levar em conta o sítios de uma determinada vizinhança e também o próprio sítio em questão. A regra de evolução temporal do autômato sobre uma certa vizinhança define o processo de transformação das condições iniciais para outros estados do sistema. Partindo-se de uma condição inicial aleatória podemos obter as mesmas quatro classes de comportamento apresentadas na seção anterior (41).

Os tipos de vizinhança para AC bidimensional mais comuns são: vizinhança de Neumann de primeira e segunda ordem (onde a ordem se refere aos primeiros e segundos vizinhos da célula analisada, respectivamente), vizinhança de Moore de primeira e segunda ordem, vizinhança de Moore estendida e vizinhança aleatória (2, 4, 40). Na Figura 2.9, representa-se os tipos de vizinhança mencionados anteriormente. A vizinhança de Neumann de primeiros vizinhos possui quatro vizinhos (acima, abaixo, à direita e à esquerda do sítio central) e é apresentada na Figura 2.9 (a), enquanto a vizinhança de Neumann de segundos vizinhos, a qual encontra-se na Figura (b), possui 12 vizinhos, sendo os segundos vizinhos dispostos em relação aos primeiros vizinhos de modo similar aos primeiros vizinhos em relação ao sítio central. Na vizinhança de Moore de primeiros vizinhos, apresentada na Figura 2.9 (c), considera-se todos os sítios em torno do sítio

central, enquanto a vizinhança de Moore de segundos vizinhos, Figura (d), considera os primeiros e segundos vizinhos do sítio central. A vizinhança de Moore extendida, apresentada na Figura 2.9 (e) é basicamente a mesma vizinhança de Moore de segundos vizinhos. A vizinhança da Figura 2.9 (f) apresenta um exemplo de vizinhança aleatória com 8 sítios.

Figura 2.9: Tipos de vizinhança para autômatos celulares bidimensionais. Em (a) e (b) apresenta se a vizinhança de Newmann, em (c) tem se a vizinhança de Moore, em (d) encontra se a vizinhança de Moore estendida e em (f) está a representação de uma vizinhança randômica.



Fonte: O autor.

Pode-se definir regras de evolução para o AC bidimensional de forma análoga a feita para AC unidimensional, sendo esta regra definida sobre uma certa vizinhança por meio da qual o sistema terá sua evolução. Uma das regras de evolução para AC bidimensionais mais conhecidas é chamado de Jogo da Vida, criado por John Conway em 1970. O Jogo

da Vida possui uma vizinhança de Moore de primeiros vizinhos (Figura 2.9 (c)). Cada célula poderá assumir apenas um de dois estados possíveis: vivo ou morto. A regra de evolução para este caso, definida para uma célula arbitrária sobre a vizinhança de Moore de primeiros vizinhos é dada da seguinte forma:

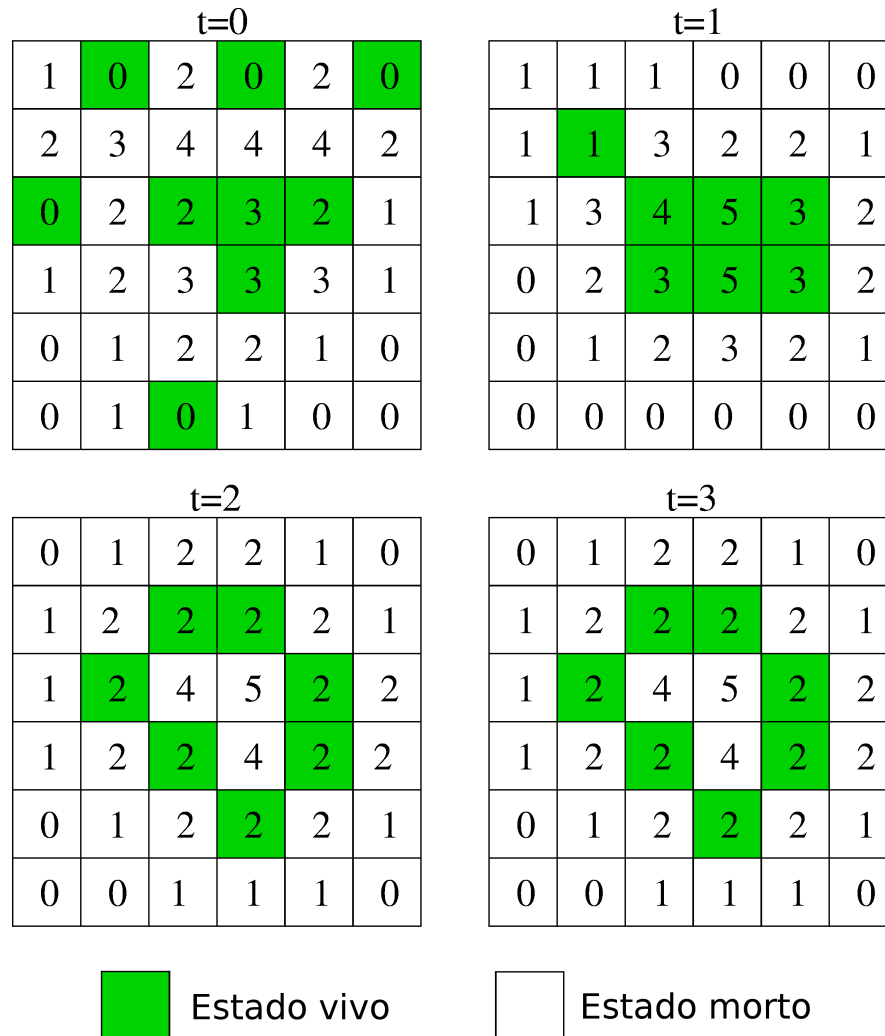
- Se uma célula viva possui 0 ou 1 vizinho vivo em um dado instante, no instante de tempo seguinte esta célula terá estado morto.
- Se uma célula viva possui 4, 5, 6, 7 ou 8 vizinhos vivos em um dado instante, no instante de tempo seguinte esta célula terá estado morto.
- Se uma célula morta possuir 3 vizinhos vivos em um dado instante, no instante de tempo seguinte esta célula terá estado vivo.
- Se uma célula morta possuir número de vizinhos vivos diferente de 3, esta célula permanecerá morta.
- Se uma célula viva possui 2 ou 3 vizinhos vivos em um dado instante, no instante de tempo seguinte esta célula permanecerá viva.

Essas regras foram cuidadosamente escolhidas para equilibrar a tendência de um dos dois estados predominar, de modo que, dada uma condição inicial, é difícil saber o estado ao qual o sistema assumirá. A Figura 2.10 ilustra a evolução de uma condição inicial para o Jogo da Vida com 36 sítios. Partindo da condição inicial em $t = 0$ e aplicando as regras de evolução dos Jogo da Vida se obtém os estado dos sítios nos demais tempos. Para o instante de tempo $t = 2$ o sistema torna-se periódico, repetindo a mesma configuração nos tempos posteriores.

Depois da regra do AC, Jogo da Vida, inventado por Conway, muitas outras regras de transição semelhantes foram criadas. Todas essas variações de regras do Jogo da Vida foram denominadas família *life-like*. Para identificar cada regra de transição, utiliza-se a forma Bx/Sy , onde x e y podem assumir valores de 0 a 8. A letra B se refere ao número de vizinhos vivos para que uma célula torne-se viva, enquanto a letra S se refere ao número de vizinhos vivos para garantir a sobrevivência das células nascidas. Como no Jogo da Vida criado por Conway uma célula morta torna-se viva quando possui 3 vizinhos vivos e mantém-se viva com 2 ou 3 vizinhos vivos, logo a notação para a regra do Jogo da Vida criado por Conway é identificada por $B3/S23$.

Considerando uma certa condição inicial aleatória de tamanho 200x200, aplicando as diferentes regras de AC's da família "life-like" para realizar a evolução do sistema por 5000

Figura 2.10: Evolução temporal do autômato celular bidimensional conhecido como Jogo da Vida. Cada uma das células (posição ocupada) nas caixas podem encontrar se no estado vivo (cor) ou morto (cor). Em cada célula observa se uma etiqueta numérica representando o número de vizinhos vivos que cada célula possui (0, 1, 2, 3, 4 ou 5).

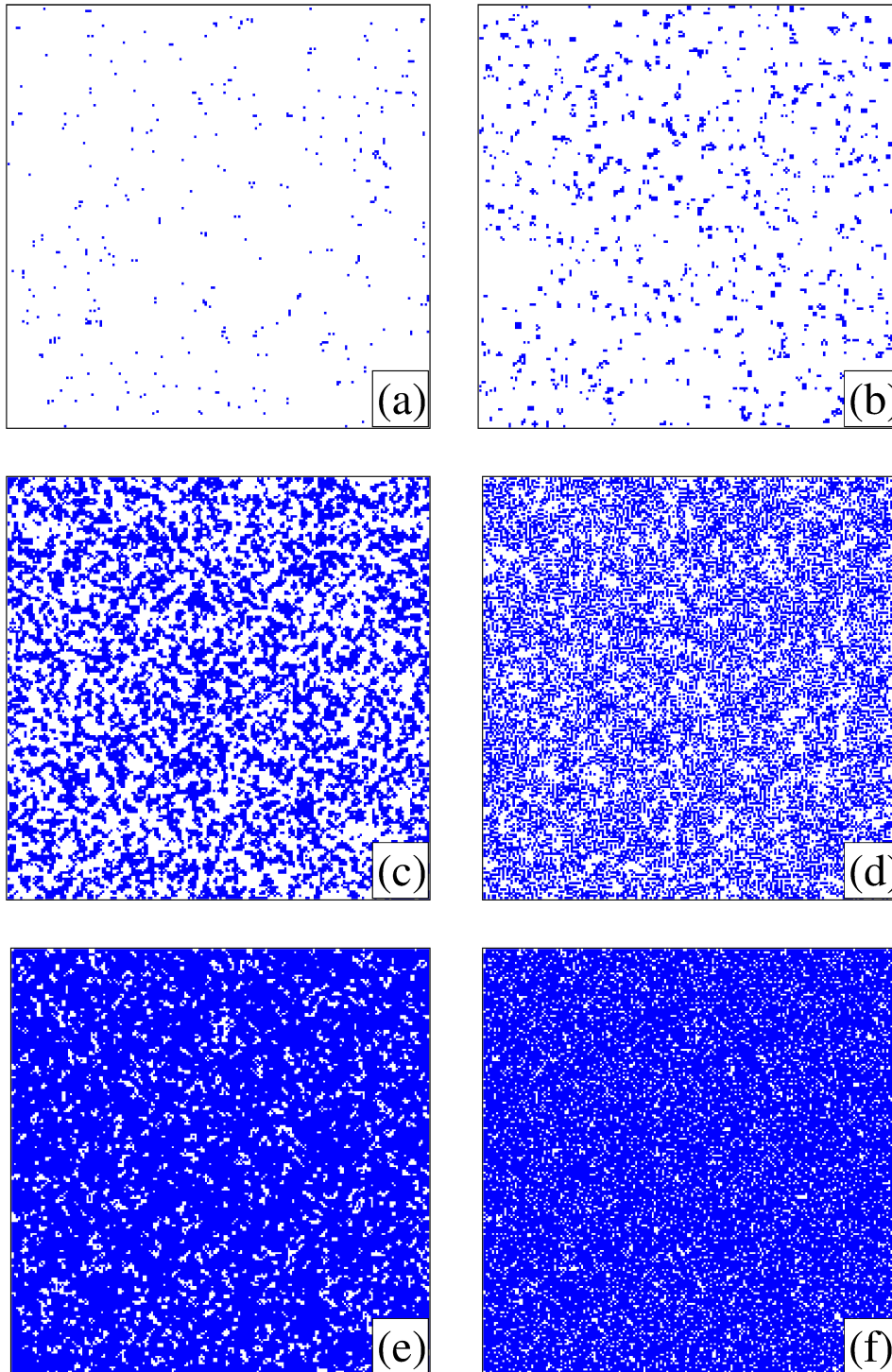


Fonte: O autor.

tempos, pôde-se obter as seguintes figuras referentes a cada regra apresentadas a seguir. As regras utilizadas para exemplificar a evolução do AC bidimensional da Figura 2.10 são: (a) Jogo da Vida (B3/S23), (b) *PseudoLife* (B357/S238), (c) *WalledCities* (B45678/S2345), (d) *Mazetric* (B3/S1234), (e) *Coagulation* (B378/S235678) e (f) *Coral* (B3/S45678) (42).

Todos os exemplos apresentados até agora são ditos AC's determinísticos. Um AC é dito determinístico quando dada uma configuração inicial dos estados no tempo t , o estado seguinte do sítio i em $t + 1$, ocorre sempre de maneira idêntica dada a mesma condição inicial. No entanto, as regras de evolução do AC podem depender não apenas da vizinhança e do estado do próprio sítio. Diferente dos determinísticos, a evolução dos ACs

Figura 2.11: Evolução dos autômatos bidimensionais de algumas regras a partir de uma condição inicial aleatória por 5000 tempos. As grades de tamanho 200x200 apresentam o padrão gerado pela evolução das regras: (a)Jogo da Vida (B3/S23), (b)*PseudoLife* (B357/S238), (c)*WalledCities* (B45678/S2345), (d)*Mazetric* (B3/S1234), (e)*Coagulation* (B378/S235678) e (f)*Coral* (B3/S45678).



Fonte: O autor.

não determinísticos não é unicamente determinada pela sua condição inicial (43), sendo a evolução do estado de cada sítio baseado também em uma função de probabilidade. Isto confere ao sistema evoluir de maneira diferente a cada vez, mesmo que possua a mesma condição inicial.

3 Redes neuronais modeladas por autômatos celulares

O cérebro humano, além de controlar muitas funções do corpo, ainda recebe e interpreta as informações obtidas pelos cinco sentidos. O cérebro gerencia nossos pensamentos, memória, fala, movimentos e todos os órgãos do nosso corpo (44). Pesquisadores têm estudado neurônios isolados, aglomerados de milhões de neurônios e regiões ativas correlacionadas a certas atividades cerebrais. Poucos tentam visualizar o cérebro em todas as escalas simultaneamente devido à sua complexidade (45). Sabe-se que o cérebro humano é formado por aproximadamente 100 bilhões de neurônios, ligados entre si por em média 10^3 conexões sinápticas cada um. O tecido nervoso que forma o cérebro é composto basicamente por dois tipos celulares: os neurônios e as células gliais (45).

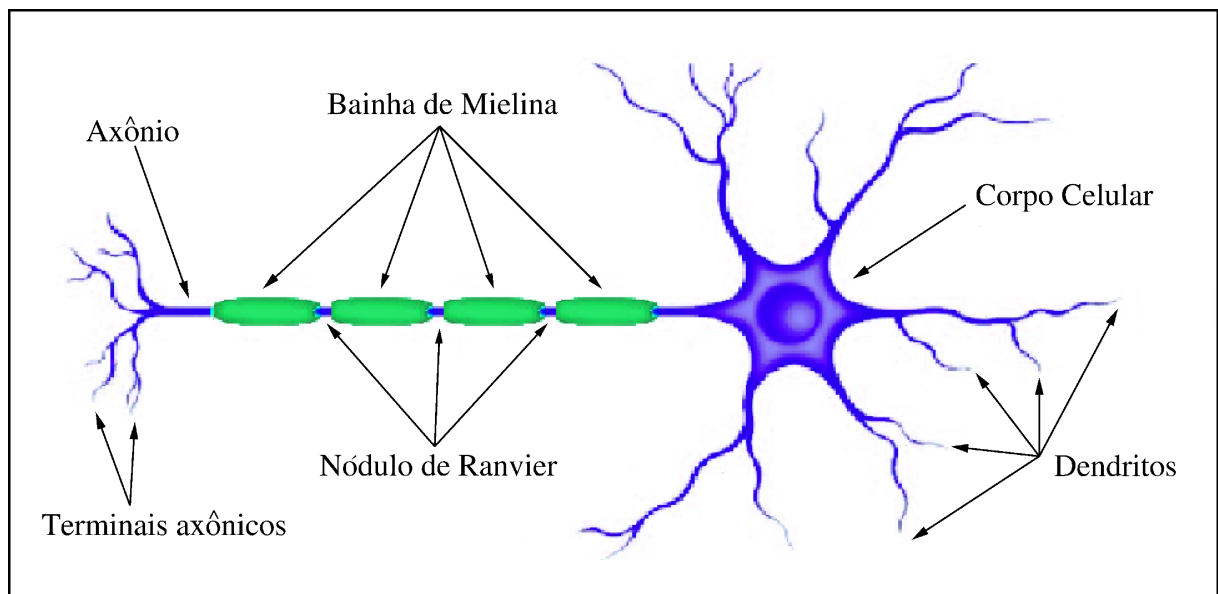
3.1 Neurônios

Os neurônios são células altamente excitáveis que se comunicam entre si através de sinais elétricos e possuem a capacidade de receber, processar e transmitir os estímulos recebidos. Cada neurônio consiste de três partes principais: dendritos (especializado na recepção do sinal que chega até a célula), corpo celular (responsável pela integração do sinal recebido) e axônio (especializado em realizar a transmissão do sinal que sai do corpo celular do neurônio) (46). Um neurônio pode apresentar milhares de dendritos os quais possibilitam ao neurônio receber informações de diversas fontes já que se estende em várias direções. A grande maioria dos axônios são longos e finos, nos quais armazenam-se os neurotransmissores químicos (47).

A Figura 3.1 apresenta uma representação das partes principais de um neurônio. Além dos componentes já citados que formam o neurônio, estruturas como o nódulo de Ranvier e a bainha de mielina podem ser observados na Figura 3.1. Apenas em torno do axônio é que existem as bainhas de mielina, sendo esta mais espessa que o axônio. A mielina fornece um isolamento que impede o fluxo de corrente através da membrana axonal. Em

contrapartida, aumenta a velocidade de propagação do potencial de ação (que caminha pelo axônio). Quanto mais espessa e longa for a bainha de mielina, mais rápida será a velocidade de condução pelo filamento axônico (47,48). A cada 1 a 3 milímetros da extensão da bainha de mielina existe um nódulo de Ranvier, que são pequenas porções de interrupções da bainha de mielina (48,49). Estes nódulos são especializadas na propagação ativa do potencial de ação através de fluxo iônico na membrana do axônio e contém uma densidade elevada de canais de Na^+ e K^+ . Um potencial despolarizante percorre rapidamente ao longo da região mielinizada, tornando-se mais lento ao passar pelo nódulo de Ranvier, de forma que a propagação do sinal no axônio parece saltar rapidamente de um nódulo a outro (48).

Figura 3.1: Representação esquemática da estrutura de um neurônios.

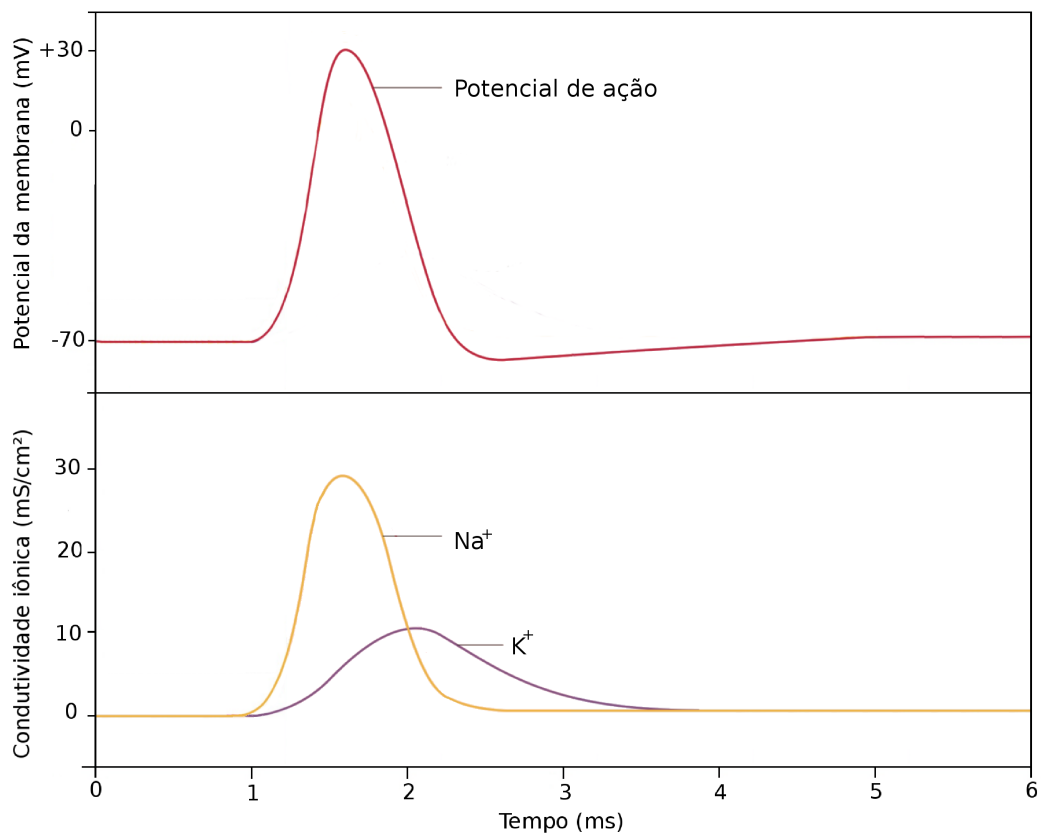


Fonte: Adaptado da Revista Brasileira de Ensino de Física (50).

A membrana limitante do neurônio assume papel importante na transmissão do impulso nervoso. Cada um dos íons que participam do processo (Na^+ , K^+ , Ca^{2+} , Cl^-) possui seu tipo específico de canal molecular para entrada e saída pela membrana (47). A membrana neuronal em condições fisiológicas e em repouso é positiva no seu exterior e negativa no seu interior. No espaço extracelular predominam os íons de Na^+ e Ca^{2+} , no meio intracelular os íons de K^+ e Cl^- . Ao receber um estímulo, sendo o estímulo suficientemente intenso, o sinal se propaga pela membrana, havendo nesta uma inversão de polaridade (meio extracelular-negativo, meio intracelular-positivo) com a entrada de Na^+ em maior quantidade (até o potencial de ação atingir o seu valor máximo) e Ca^{2+} em menor quantidade. Logo após, ocorre a saída dos íons K^+ e Cl^- através dos canais da membrana,

retornando a membrana ao potencial de repouso por meio do processo de repolarização (51). Destes 4 íons, K^+ e Na^+ é que predominam na troca na superfície da membrana. O estado da membrana no potencial de repouso é também chamado de polarizado, enquanto o estado o qual ocorre a excitação da célula devido a algum estímulo, onde há aumento do potencial da membrana, também é chamado de despolarizado. A Figura 3.2 apresenta os principais íons que participam deste processo na membrana neuronal. No estado de

Figura 3.2: Representação do potencial de ação da membrana neuronal e da permeabilidade iônica através dos canais de Na^+ e K^+ ao longo do tempo.



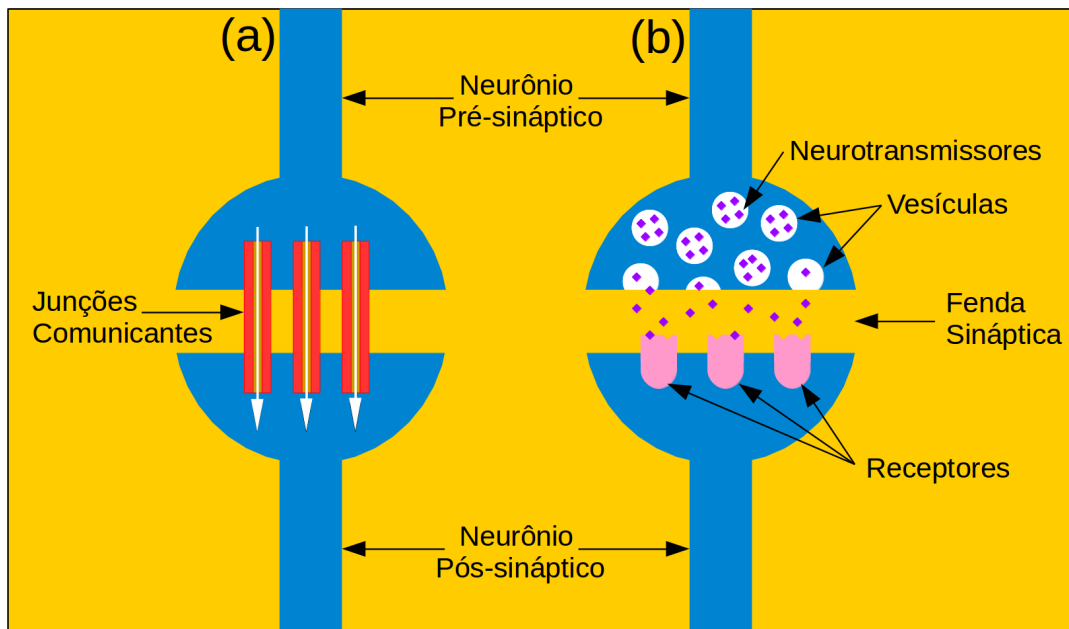
Fonte: Adaptado de Fisiologia Humana (52).

repouso os canais se encontram fechados (instante de tempo $t = 0$). O potencial de ação é modelado ao longo do tempo pela entrada e saída dos íons, onde esse fluxo de íons entre a membrana é representada por meio da permeabilidade iônica.

Como já mencionando, a forma como os neurônios se comunicam é através da transmissão de um sinal elétrico. A região onde ocorre a passagem do sinal de um neurônio para o outro é denominada sinapse. A sinapse entre neurônios ocorre desde a extremidade do axônio pré-sináptico até a extremidade do dendrito do neurônio pós-sináptico, incluindo a chamada fenda sináptica, que fica entre a superfície das duas

membranas (53). Nestas junções é que os neurônios são excitados, inibidos ou modulados. As sinapses podem ser do tipo excitatórias, em que a liberação de neurotransmissores a partir do neurônio pré-sináptico despolariza a membrana pós-sináptica, ou inibitórias, em que a membrana pós-sináptica é hiperpolarizada (54). Uma grande quantidade de neurônios recebem entradas excitatórias (injeção de corrente positiva) e inibitórias (injeção de corrente negativa) de milhares de outros neurônios (55, 56). As sinapses são locais especializados pela transmissão química ou elétrica de impulsos nervosos. As sinapses ocorrem também entre neurônios e outras células, como as fibras musculares (49). As sinapses podem ser de dois tipos: sinapses elétricas e sinapses químicas. Estas sinapses são apresentadas de modo ilustrativo na Figura 3.3. As sinapses elétricas ocorrem através das junções comunicantes que possibilitam a passagem dos íons de uma célula para outra. Se o movimento de íons ocorre entre neurônios há um fluxo de corrente. A sinapse elétrica se caracteriza também por ser mais rápida que a sinapse química (57). Além disso, as sinapses elétricas podem conduzir informação em qualquer direção, porque as correntes elétricas ou íons podem mover-se livremente em qualquer direção por entre as junções comunicantes que conectam as células (58, 59).

Figura 3.3: Ilustração demonstrativa para sinapses (a) elétricas e (b) química.



Fonte: O autor

As sinapses do tipo química são em geral mais abundantes, sendo a maneira mais comum de comunicação entre duas células nervosas. A membrana pré-sináptica libera um ou mais neurotransmissores dentro da fenda sináptica. Os neurotransmissores se difundem na fenda sináptica até alcançar os receptores que são canais ativados por íons

da membrana pós-sináptica. A ligação dos neurotransmissores a estes receptores inicia a abertura dos canais iônicos, permitindo a passagem de certos íons por meio da alteração da permeabilidade da membrana pós-sináptica (57). A transmissão de uma sinapse química é relativamente lenta se comparada com a velocidade de propagação de um potencial de ação e se comparada à velocidade de propagação do sinal através da sinapse elétrica. No entanto, mesmo sendo estas mais lentas possuem uma vantagem significativa. Diferente das sinapses elétricas em que sinal da célula pós-sinápticas é sempre similar ao enviado pela célula pré-sináptica, nas sinapses químicas o sinal nas células pós-sinápticas não é necessariamente o mesmo da célula pré-sináptica, conferindo um nível adicional de regulação para o sistema nervoso (58). A direção de propagação do sinal químico é unidirecional (59).

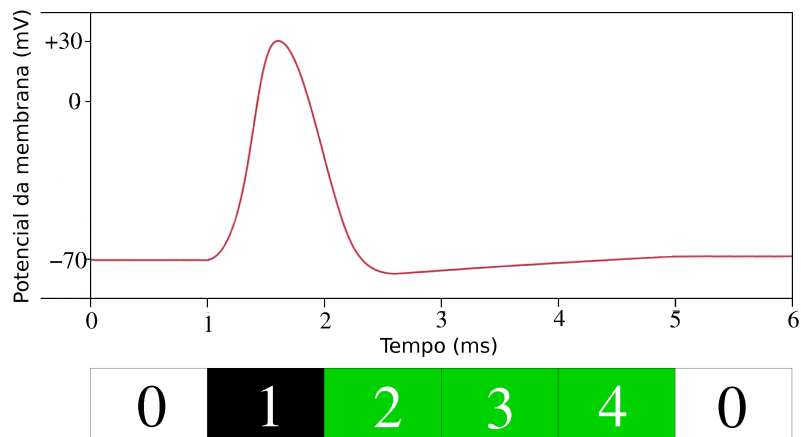
O estudo do cérebro está fortemente baseado na biologia e na medicina. No entanto, existem outras maneiras de se estudar o comportamento de redes neuronais, pensando no cérebro mediante equações, autômatos celulares e outros modelos que imitam os neurônios (60). Modelos de redes neuronais utilizam-se de regras determinísticas e probabilísticas de evolução para reproduzir características fundamentais da atividade cerebral espontânea. Características estas que podem ser observadas utilizando a técnica de fMRI (Imagem por ressonância magnética funcional) (61,62) para o estudo cerebral, por meio da qual torna-se possível obter neuroimagens com resolução espacial e temporal.

3.2 Autômato celular determinístico

O modelo utilizado para descrever a dinâmica da rede neuronal é o de um AC em que cada elemento excitável representa um neurônio que pode estar em um dos 3 estados possíveis: repouso, ativo ou refratário. Este modelo primeiramente proposto por Copelli e colaboradores (63) identifica cada um desses 3 estados da seguinte forma: $x_i = 0$ se o neurônio i se encontra no estado de repouso, $x_i = 1$ se o neurônio se encontra no estado ativo e $x_i = 2, 3, 4$ se o neurônio está no estado refratário (inativo e impossibilitado de disparar). Logo, a variável x_i representa o potencial da membrana do neurônio i . O estado de repouso é caracterizado por possuir um potencial de $-70mV$. O estado ativo possui um pico de potencial de valor $+30mV$. No período de inatividade, estado refratário do neurônio ao qual o mesmo fica impossibilitado de disparar, o potencial retorna para o potencial de repouso. A Figura 3.4 mostra a representação do potencial de ação do neurônio por meio do AC. O valor do potencial do estado refratário varia desde o valor do pico de disparo até valores menores que o potencial de repouso. Contudo, após três estados

de inatividade, o potencial atinge o valor de repouso. O fato da representatividade do estado refratário possuir uma variação maior no potencial não prejudica a utilização deste modelo, já que a fenomenologia essencial do disparo utilizando o AC é bem caracterizada (63). Na Figura 3.4, o valor de μ é igual a 5ms e representa o tempo para o neurônio efetuar um disparo completo (partindo do estado de repouso até o último tempo de estado refratário do neurônio).

Figura 3.4: Representação do potencial de ação neuronal utilizando o autômato celular que possui um tempo para completar o disparo de 5 tempos ($\mu = 5\text{ms}$).



Fonte: Adaptado de Fisiologia Humana (52).

As duas regras para evolução temporal para cada neurônio i deste sistema neuronal são:

- se $x_i(t) = 0$, então $x_i(t+1) = h_i(t)$, onde h_i pode assumir valores 0 e 1 (o neurônio só dispara se receber um estímulo suficiente enquanto estiver no estado de repouso);
- se $x_i(t) \neq 0$, então $x_i(t+1) = [x_i(t) + 1] \bmod \mu$, em que x_i pode assumir valores de 0 até $\mu - 1$ (uma vez disparado, o neurônio mantém-se no estado refratário por $\mu - 2$ passos de tempo).

Quando existe um estímulo chegando ao neurônio i no instante de tempo t , temos que $h_i(t) = 1$. Se não houverem estímulos chegando no neurônio i , esta variável será igual a zero ($h_i(t) = 0$). O estímulo que um certo neurônio i necessita receber para que dispare pode chegar até o mesmo de duas maneiras: através de um outro neurônio ativo que está conectado (elétrica ou quimicamente) a ele e/ou por meio de uma perturbação externa aplicada diretamente neste neurônio. Essa perturbação externa é modelada aqui por um processo poissoniano (63). Dito de outra forma, a perturbação externa é distribuída com

uma probabilidade por instante de tempo dada por

$$\lambda(r) = 1 - e^{-r\delta t}, \quad (3.1)$$

em que r é a média da taxa da perturbação e δt é o intervalo entre dois estímulos externos consecutivos ($\delta t = t_{n+1} - t_n$). Cada elemento recebe esta perturbação externa independentemente mediante o processo poissoniano. Um neurônio no estado de repouso que não recebe nenhum estímulo permanecerá neste mesmo estado. Ao contrário porém, um neurônio que esteja no estado de repouso e recebe um estímulo suficiente irá disparar. Para o caso em questão, a regra que pode ser aplicada para verificar se um certo neurônio i está recebendo estímulo pode ser apresentado através da expressão a seguir:

$$h_i(t+1) = 1 - [1 - \delta(\mathfrak{S}_i(t+1), 1)] \prod_{j=\pm 1} [1 - \delta(x_{i+j}(t), 1)] \prod_{j \in I} [1 - a_{i,j} \delta(x_j(t - \tau), 1)]. \quad (3.2)$$

O termo $[1 - \delta(\mathfrak{S}_i(t+1), 1)]$ fornece a informação sobre o fato de haver ou não uma perturbação externa sobre o neurônio i (entendendo-se a perturbação externa como um estímulo que vem de fora do sistema em questão), onde o termo $\mathfrak{S}_i(t+1)$ representa a existência ou a ausência de estímulo unitário externo sobre o neurônio i . O termo $\prod_{j=\pm 1} [1 - \delta(x_{i+j}(t), 1)]$ proporciona informação se os vizinhos das conexões locais (sinapses elétricas), à esquerda e à direita do neurônio i , que esteve disparando no tempo anterior ao analisado. Se a verificação obtida for positiva, o neurônio i receberá o estímulo elétrico. O último produtório do segundo termo da Equação 3.2 fornece a informação se os neurônios aos quais fazem conexões não locais (sinapses químicas) com o neurônio i possam ter disparado a τ tempos anteriores. Assim tem-se que τ representa o tempo de atraso e $a_{i,j}$ é o elemento de matriz que informa se há ou não conexão não local do neurônio i com o neurônio j . Este é um modelo unidirecional quanto às sinapses químicas e bidirecional quanto às sinapses elétricas. Por exemplo, se o elemento de matriz for $a_{2,8} = 1$ (referente as sinapses químicas), pode haver transmissão de estímulo do neurônio 2 para o neurônio 8; no entanto o sentido contrário não é permitido. O tempo de atraso τ representa o tempo que um certo estímulo demora para chegar até um outro neurônio através de uma sinapse química e surge pelo fato desta sinapse ser intermediada por neurotransmissores que fazem o envio do sinal. Esses neurotransmissores são difundidos de um lado da fenda sináptica e recebidos pelo neurônio pós-sináptico. Note que se houver qualquer estímulo no neurônio i , o segundo termos da Equação 3.2 será nulo e $h_i(t) = 1$, indicando que há perturbação no neurônio referido. No caso do segundo termo desta mesma equação não possuir valor nulo, terá valor unitário, donde $h_i(t) = 0$.

A Figura 3.5 apresenta como a rede utilizada neste modelo é constituída; para isso,

exemplifica o caso de uma rede de tamanho reduzido formada por 9 neurônios. A figura também nos permite visualizar em detalhes o mecanismo da dinâmica já citado em parágrafos anteriores, tanto quanto referente à sinapses elétricas quanto químicas. A Figura 3.5 (a) mostra 9 neurônios conectados por sinapses elétricas entre seus vizinhos imediatos (representados pelas setas de linhas azuis) e as sinapses químicas (representadas pelas setas de linha vermelha). Na parte (b) da mesma figura, podemos ver a dinâmica do autômato considerando apenas as sinapses elétricas a partir da condição inicial de um único neurônio disparando (neurônio número 5 no instante de tempo $t = 0$). O estado disparando ou ativo é identificado pela cor preta. Os demais neurônios no estado de repouso no tempo $t = 0$ são identificados pela cor branca. Neste caso nota-se que o sinal elétrico é transmitido de vizinho a vizinho. Em verde tem-se a representação do estado refratário dos neurônios. Na ilustração da Figura 3.5 o tempo de atraso é considerado igual as $\tau = 1\text{ms}$.

A Figura 3.5 (c) possui a mesma condição inicial da apresentada na Figura (b), acrescido do fato de que o modelo de evolução temporal considera também as sinapses químicas. Como pode-se observar na Figura 3.5 (a), o neurônio 5 possui uma conexão química unidirecional com o neurônio 9; assim, logo após o neurônio 5 disparar, o neurônio 9 dispara. Isto pode ser visto de modo evidente na dinâmica apresentada da Figura 3.5 (c). Compreendido de modo mais detalhado o mecanismo com que a transmissão do sinal do estímulo sináptico ocorre para uma rede pequena podemos explorar os comportamentos possíveis para uma rede de maior número de neurônios.

Para monitorar a resposta do sistema a um certo estímulo realiza-se primeiramente o cálculo da taxa de disparos neuronais em um certo instante de tempo t , dado pela Equação 3.3, apresentada a seguir

$$\rho(t) = \frac{1}{N} \sum_{i=1}^N \delta(x_i(t), 1), \quad (3.3)$$

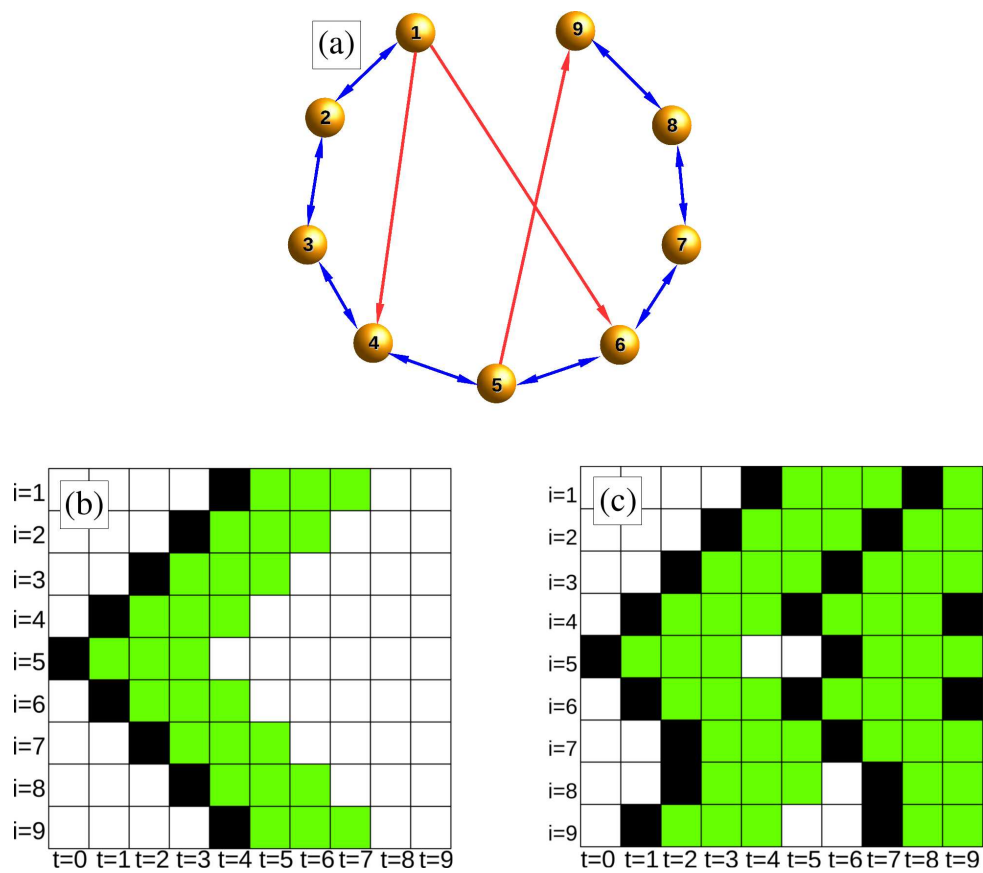
em que N representa o número de neurônios da rede em questão. Em seguida calcula-se a taxa média de disparos neuronais a partir da taxa de disparos neuronais em cada instante de tempo, utilizando-se a Equação 3.4

$$F = \overline{\rho(t)} = \frac{1}{T} \sum_{t=1}^T \rho(t), \quad (3.4)$$

em que T representa o intervalo de tempo escolhido para realizar o cálculo.

Para um AC formado por $N = 200$ neurônios, pode-se aplicar as regras de evolução do sistema neuronal, de modo a obter a dinâmica da rede para algumas probabilidades de

Figura 3.5: Sistema reduzido com 9 neurônios, onde têm-se em: (a) as conexões locais (sinapses elétricas) e não locais (sinapses químicas), correspondentes as setas de linha azul e vermelha, respectivamente; (b) a evolução do autômato celular por meio de apenas as sinapses elétricas (conexões locais - setas de linhas azuis); (c) evolução do autômato por meio tanto de sinapses elétricas quanto químicas (conexões locais e não locais - setas de linhas azuis e vermelhas). Nas figuras (b) e (c), a cor branca, preta e verde representam cada uma o estado de repouso, ativo e refratário do neurônio, respectivamente.



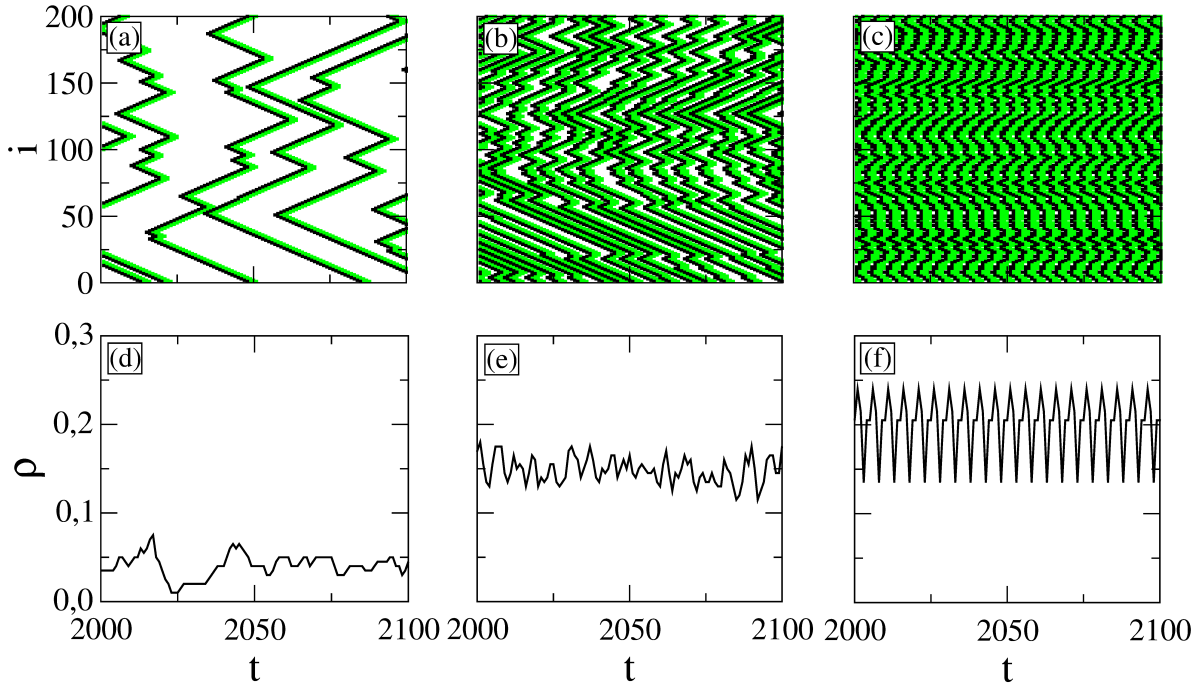
[Fonte: O autor.]

conexões não locais (p), note que as conexões não locais é que concedem a representação da presença das sinapses químicas neste modelo. O valor da probabilidade é dado por $p = M/(N^2 - 3N + 2)$, onde M representa o número de conexões não locais e N o número de neurônios (23). A partir da evolução do sistema pode-se avaliar o comportamento do mesmo utilizando o cálculo da taxa média de disparos neuronais, citada acima. No modelo apresentado a seguir será considerado um tempo de atraso nas sinapses químicas de $\tau = 500\text{ms}$. O valor do tempo de atraso considerado é biologicamente plausível (64). O tempo de atraso das sinapses químicas representa o intervalo de tempo em que o sinal demora para ser transmitido do terminal pré-sináptico até o neurônio pós-sináptico. O tempo de atraso será melhor explicado e exemplificado na Subseção 3.3.2 deste capítulo.

A Figura 3.6 apresenta a evolução deste sistema para probabilidades $p = 0$ (a), $p = 0,001$ (b) e $p = 0,25$ (c) no intervalo de tempo [2000, 2100]. Nessas figuras os pontos de cor preta representam os neurônios ativos nos instantes de tempo correspondentes. Os pontos de cor verde representam o estado refratário dos neurônios. A condição inicial nas três figuras anteriormente citadas é idêntica: $x_i(t = 0) = 0, i \neq 100$; $x_{100}(t = 0) = 1$. No entanto, mesmo se consideradas condições iniciais diferentes, para um tempo suficientemente longo, o sistema tende a apresentar uma dinâmica muito semelhante. Observando apenas os quadros na posição superior da Figura 3.6 ((a), (b) e (c)), nota-se que ao se adicionar estas conexões não locais, o comportamento obtido para os sistema é modificado significativamente. Com o acréscimo da probabilidade de conexões não locais (sinapses químicas), os neurônios se tornam cada vez mais conectados, tendendo a disparar com maior frequência. Isso pode ser observado tanto nos quadros superiores ((a), (b) e (c)) quanto nos quadros inferiores ((d), (e) e (f)) da Figura 3.6. As Figuras (d), (e) e (f) apresentam a taxa de disparos neuronais para cada instante de tempo, correspondentes aos quadro superiores: (a) $p=0,0$, (c) $p=0,001$ e (e) $p=0,25$, respectivamente. A probabilidade poissoniana de perturbação externa é igual a uma perturbação por segundo ($r = 1$). Como o tempo em que o neurônio fica no estado de disparo é cerca de 1ms , a unidade temporal é apresenta nesta mesma unidade. O acréscimo no número de sinapses químicas (p) faz os neurônios disparem de forma mais sincronizada, tornando a densidade de disparo neuronais com maior amplitude de oscilação (23).

Ainda para um AC praticamente idêntico ao anterior, formado pelo mesmo número de neurônios da Figura 3.6 ($N = 200$), pôde-se aplicar as regras de evolução do sistema neuronal para obter e analisar a dinâmica quando consideramos apenas as conexões não locais (referentes as sinapses químicas). No caso da Figura 3.6, o tempo de atraso considerado é $\tau = 500\text{ms}$. A Figura 3.7 apresenta a evolução deste sistema para as

Figura 3.6: Evolução temporal de uma rede neuronal ($N=200$ neurônios) com perturbação externa ($r=1$) e tempo de atraso $t=500$ ms. Os quadros apresentam a evolução temporal dos neurônios considerando sinapses elétricas e químicas para (a) $p=0,0$, (b) $p= 0,001$, (c) $p= 0,25$ com suas respectivas densidades de disparos em (d), (e) e (f).

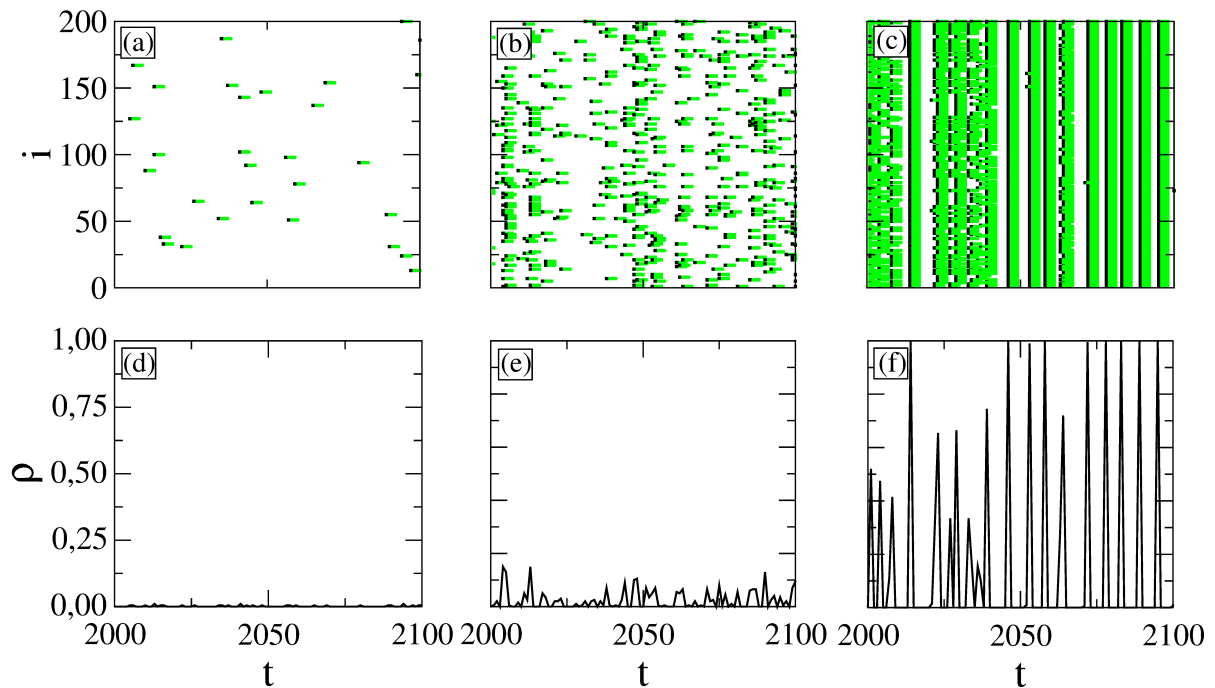


Fonte: O autor.

probabilidades de conexão não local $p = 0$ figuras (a) e (d), $p = 0,01$ figuras (b) e (e), e $p = 0,25$ figuras (c) e (f). Como pode-se perceber, o fato de considerar apenas as sinapses químicas, confere ao sistema uma dinâmica completamente diferente. Observando a Figura 3.7 (a), em que nenhum neurônio possui sinapse, notamos que o disparo é ocasionado apenas pela perturbação externa e que o neurônio após disparar não transmite o sinal elétrico (como esperado para o caso $p = 0,0$). A probabilidade de perturbação externa poissoniana é a mesma da figura anterior ($r = 1$). Para a Figura (b), notamos que para a mesma perturbação externa aplicada em (a), a dinâmica obtida para o sistema é completamente outra. Sendo a probabilidade de conexões não locais dada por $p = 0,002$, o que corresponde nesta rede a aproximadamente 80 conexões, temos que o sistema se comporta de modo mais sustentável em relação a densidade de disparos neuronais se comparado ao caso em que a probabilidade é $p = 0$, o que evidencia a ocorrência da propagação do sinal elétrico. Comparando as figuras, temos que a densidade de disparos cresce cerca de duas ordens de grandeza da Figura (d) para (e). Na Figura (c), temos que a densidade de disparos em alguns instantes chega a atingir o valor máximo possível ($\rho = 1$) e, em seguida, o valor mínimo possível. Pode-se referir ao comportamento em que todos os neurônios dispararam no mesmo instante de tempo como dito sincronizado. Esse

comportamento é gerado devido ao número de conexões não locais ser grande o suficiente para que todos os neurônios recebam estímulo para dispararem no mesmo instante de tempo. Nota-se que com a presença de sinapses elétricas o comportamento do sistema torna-se mais suscetível a ocorrência de sincronização (23).

Figura 3.7: Evolução temporal de uma rede neuronal ($N=200$ neurônios) com perturbação externa ($r=1$) e tempo de atraso $t=500$ ms. Os quadros apresentam a evolução temporal dos neurônios considerando apenas sinapses químicas para (a) $p=0,0$, (b) $p=0,01$, (c) $p=0,25$ com suas respectivas densidades de disparos em (d), (e) e (f).



Fonte: O autor.

Até o presente momento, apresentou-se casos em que a perturbação externa aplicada foi mantida constante e igual a $r = 1$. Para os resultados expostos no Capítulo 4, é investigada a taxa média de disparos referente a uma certa faixa de intensidade de perturbação externa (r).

3.3 Autômato celular não determinístico

3.3.1 Conexões elétricas

Dados experimentais sugerem que alguns neurônios nas primeiras camadas do sistema sensorial estão principalmente ligados eletricamente através de junções do tipo *gap*. Tal tipo de acoplamento tem se mostrado benéfico para o aprimoramento da faixa dinâmica, exercendo um papel essencial na detecção de estímulos fracos (65). No modelo proposto

por Copelli (28), as sinapses elétricas podem modelar uma rede intraglomerular olfativa de dendritos excitáveis acoplados por junções do tipo *gap*.

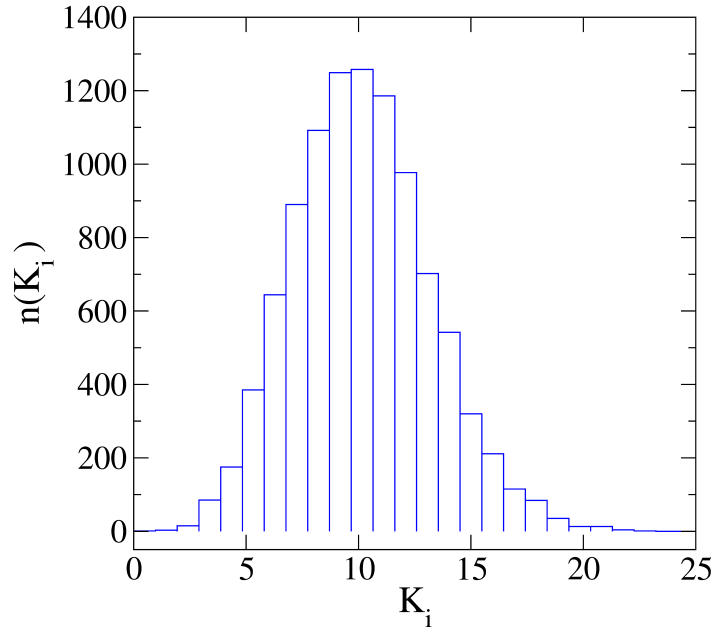
No modelo de evolução temporal proposto por Copelli e Kinouchi (28), cada neurônio i no estado de repouso ($x_i = 0$) possui duas maneiras de atingir o estado excitado ($x_i = 1$): (1) através do recebimento de uma perturbação externa Poissoniana e (2) devido a um vizinho j que, estando no estado excitado no tempo anterior, possa transmitir o sinal com uma certa probabilidade p_{ij} . Esse modelo descreve a evolução de um sistema considerando apenas sinapses elétricas. A dinâmica do neurônio após atingir o estado excitado é regida por uma regra determinística, $x_i(t+1) = x_i(t) + 1$, que ao atingir o último estado refratário do neurônio ($x_i = \mu - 1$), retorna para o estado de repouso. Neste modelo o estímulo do neurônio possui uma certa probabilidade de alcançar o neurônio vizinho e fazê-lo atingir o estado excitado. Na evolução das sinapses elétricas, após o neurônio i disparar, existe uma probabilidade p_{ij} de que cada neurônio conectado a este neurônio dispare.

A rede utilizada para o estudo deste modelo é um grafo aleatório não-direcionado de Erdős-Rényi, com $NK/2$ conexões fixadas aleatoriamente, em que K representa o grau médio de conexão dos neurônios e N o número total de neurônios. Essa rede pode ser entendida de modo mais simples como uma rede aleatória, em que, se o neurônio i estiver conectado com o neurônio j , o neurônio j também estará conectado com o neurônio i , sendo o número total de conexões considerado igual a NK . Estas conexões são escolhidas aleatoriamente. Considerou-se neste estudo $N = 10^5$ neurônios conectados com grau médio de conexão $K = 10$. A Figura 3.8 apresenta a distribuição do número de neurônios correspondentes a cada quantidade de conexões K_i .

Um parâmetro importante utilizado neste modelo é a taxa média de ramificação, definida como $\sigma = p_{ij}K$. O valor da probabilidade p_{ij} se encontra no intervalo $[0, p_{\max}]$, sendo a probabilidade máxima dada por $p_{\max} = \sigma/K$, onde $\sigma < K$. Aplicando uma certa condição inicial ao sistema e permitindo-o evoluir durante 3000 iterações, obteve-se a taxa média de disparos variando o parâmetro σ no intervalo de 0 a 2,0. Este modelo no entanto não assume que as junções do tipo *gap* possuam uma dinâmica estocástica, mas apenas que por outros fatores internos e ruídos presentes na rede, uma consideração probabilística pode ser mais realista.

A Figura 3.9 apresenta o valor da taxa média de disparo referente ao valor de σ para uma rede que não recebe nenhuma perturbação externa ao longo do tempo além da condição inicial dada durante as primeiras 300 iteradas. Os valores apresentados em preto representam a região subcrítica do sistema. Após a perturbação inicial aplicada sobre a

Figura 3.8: O número de neurônios conectados com K_i neurônios através de sinapses elétricas é apresentado pela distribuição $n(k_i)$. O tamanho da rede considerada é $N = 10^5$ neurônios, com número médio de conexões $K = 10$.

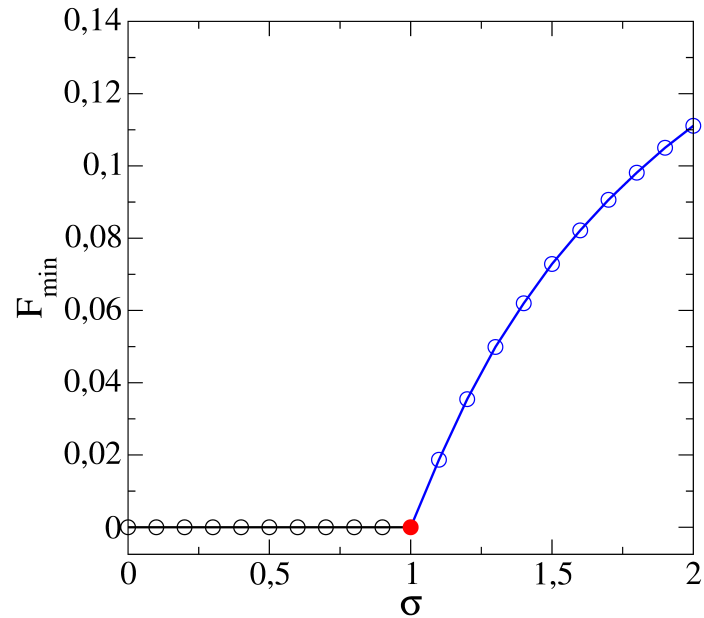


Fonte: O autor.

rede, o sistema irá para um regime com ausência de disparos. Em azul, apresenta-se a região ao qual o sistema possui um comportamento supercrítico. Dada a perturbação inicial do sistema, a taxa média de disparo se mantém constante para valor de $\sigma > 1,0$. Em vermelho representa-se o ponto crítico referente ao parâmetro σ . Tal ponto tem sensibilidade máxima quanto a perturbação externa aplicada ao sistema. Este fato será melhor compreendido no Capítulo 4, em que se realiza um estudo sobre a faixa dinâmica.

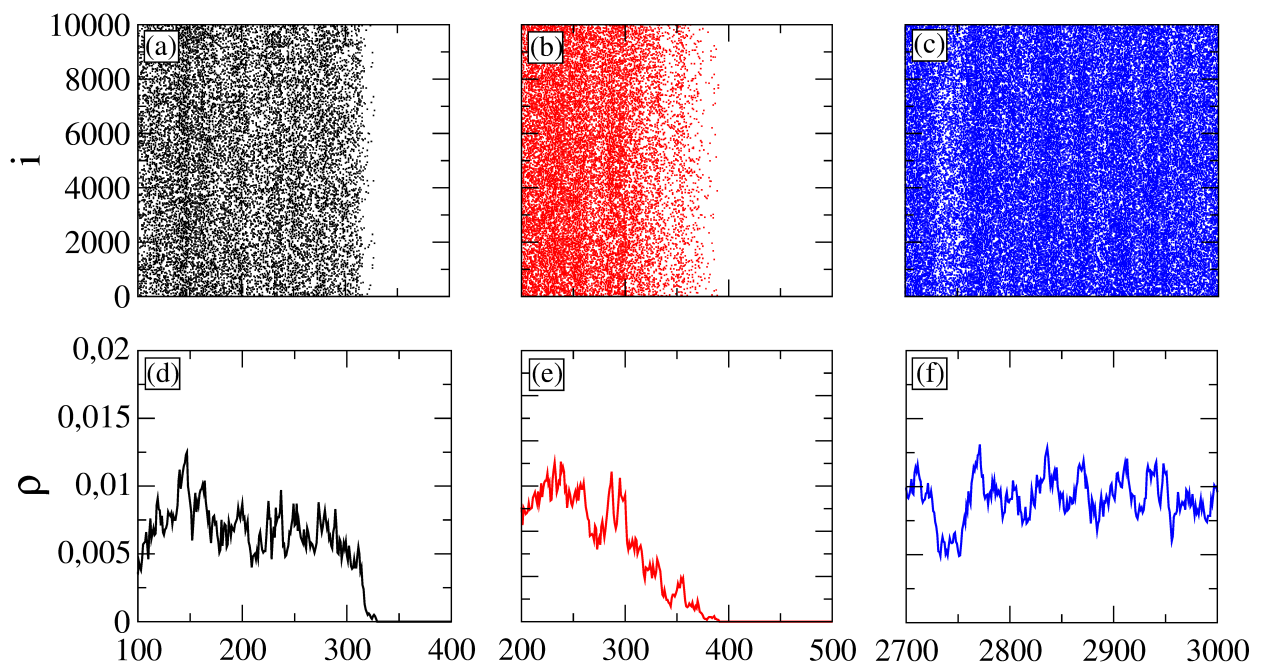
A Figura 3.10 apresenta a dinâmica e a taxa média de disparo para os valores de taxa de ramificação iguais a $\sigma = 0,9$ (a,d), $\sigma = 1,0$ (b,e) e $\sigma = 1,1$ (c,f), para o modelo considerando apenas sinapses elétricas. Nota-se que, em concordância com a Figura 3.9, para valores de $\sigma \leq 1,0$, na ausência de perturbação externa no sistema ao longo do tempo (somente a condição inicial), a taxa média de disparos atinge valor igual a zero, decorrido um certo tempo após cessar a perturbação proveniente da condição inicial. Para valor de $\sigma = 1,0$, após um tempo suficientemente grande, o sistema também alcançará um regime de ausência de disparos. Para $\sigma > 1,0$ o sistema tende a se manter os disparos de modo auto sustentável ao longo do tempo.

Figura 3.9: Taxa média de disparo mínima F_{\min} referentes aos valores da taxa média de ramificação σ , para um rede sem perturbação externa com $N = 10^5$ neurônios, número médio de conexão $K = 10$.



Fonte: O autor.

Figura 3.10: Dinâmica e taxa média de disparo da rede com sinapses elétricas os parâmetros $\sigma = 0,9$ (a), $\sigma = 1,0$ (b) e $\sigma = 1,1$ (c).



Fonte: O autor.

3.3.2 Conexões elétricas e químicas ponderadas

A modelagem de regiões do bulbo olfatório considerado na seção anterior é realizada por meio de apenas sinapses elétricas. No entanto, como se tem conhecimento, nessa região também existe a presença de sinapses químicas (66). Constatado este fato, nesta subseção nós adicionamos sinapses químicas ponderadas em uma rede com apenas sinapses elétricas afim de estudar seu efeitos.

Utilizando o modelo de sinapses elétricas apresentado na seção anterior (apenas sinapses elétricas) e levando em conta que no bulbo olfatório também encontramos a presença de sinapses químicas (66), ao conexões químicas para estudar seus efeitos numa rede modelada por AC. Nesta seção inicialmente será exposto o modelo composto apenas de sinapses químicas. Posteriormente será aplicado os dois tipos de sinapses concomitantemente, obtendo-se assim a taxa média de disparos desta rede.

O modelo adaptado para se aplicar a regra do efeito das sinapses químicas é baseado no trabalho de Haimovici (32), o qual considera o peso sináptico entre os neurônios e o limiar mínimo de estímulo para que o neurônio dispare. Outros trabalhos já utilizaram-se de regras de integração do estímulo químico pelo neurônio receptor (24). No modelo de disparo de Haimovici e colaboradores (32), que modela as sinapses químicas com pesos ponderados, o neurônio pode estar em um dos três estados: quiescente ou em repouso Q , excitado E , ou refratário R . Os estados são identificados por estados discretos 0 (quiescente), 1 (excitado), -1 (refratário). As regras de transição dos estados e em especial a integração dos sinais recebidos pelo neurônio é realizada de um modo diferente do modelo anteriormente apresentado. Como primeira diferença, os pesos sinápticos podem possuir valor $w_{ij} \in [0, 1]$, onde: 0 representa que nenhum sinal elétrico será transmitido pela sinapse, 1 representa que será transmitido um sinal de intensidade unitária, e para valores situados entre estes dois citados, a intensidade será proporcional a seu próprio valor. Como segunda diferença, tem-se que a integração do sinal é realizada através da soma dos estímulos recebidos através das sinapses químicas no instante de tempo t . Como terceira diferença, tem-se que a dinâmica de evolução do estado do neurônio (probabilidade de disparar e probabilidade de sair do estado refratário) é regida em termos de probabilidades.

As regras de transição deste modelo são:

- $Q \rightarrow E$: para que o neurônio passe do estado de repouso para o estado excitado,
 1. existe uma pequena probabilidade r_1 (10^{-3});
 2. ou se a soma dos pesos sinápticos w_{ij} com conexões ativas dos vizinhos (j) for

maior que um limiar, isto é, se $\sum w_{ij} > T$ o neurônio dispara, caso contrário $Q \rightarrow Q$ (permanece no estado de repouso).

- $E \rightarrow R$: o neurônio passa para o estado refratário logo após estar no estado excitado.
- $R \rightarrow Q$: neurônio passa do estado refratário para o estado quiescente com uma pequena probabilidade r_2 (10^{-1}), adiando a transição de R para Q por alguns passos de tempo.

Os parâmetros r_1 e r_2 que determinam a escala de tempo de excitação e de recuperação do estado excitado, respectivamente, são mantidos constantes. Essas probabilidades r_1 e r_2 são consideradas para conferir ao modelo de Haimovici com apenas sinapses químicas o controle da sustentabilidade e dinâmica do sistema. O limiar T representa o valor de entrada de sinal acima do qual o neurônio precisa receber para que dispare, por meio da regra determinística de disparo.

Nós adaptamos o modelo de Haimovici para a aplicação neste estudo. As diferenças do modelo considerado são:

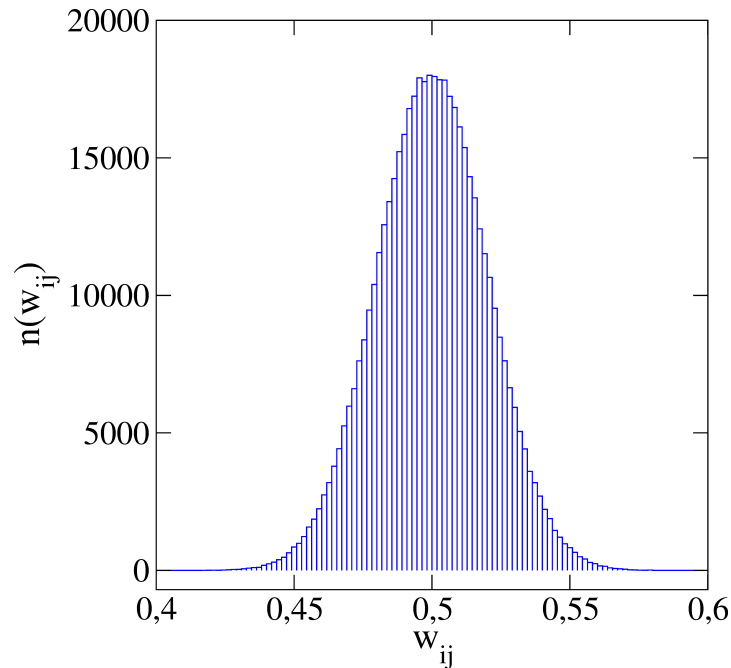
- a dinâmica do modelo de evolução é a mesma da utilizada no modelo consistindo de apenas sinapses elétricas (logo, a probabilidade do neurônio retornar para o estado de repouso r_2 também não é utilizada);
- não existe uma probabilidade constante de perturbação externa aplicada igual a $r_1 = 10^{-3}$.

A seguir serão descritas ainda algumas outras características do modelo com sinapses químicas utilizado juntamente com as sinapses elétricas para se realizar a análise da faixa dinâmica apresentada no Capítulo 4. Tais características são a forma da distribuição dos pesos sinápticos químicos, o tamanho da rede, número médio de conexão químico utilizado, valor do tempo de atraso da transmissão química utilizado e dinâmica do sistema.

Os pesos das sinapses químicas são identificados pela variável w_{ij} , onde i e j podem assumir valores inteiros entre 1 e N , sendo $i \neq j$. O índice j identifica os neurônios pré-sináptico e i os neurônios pós-sinápticos. O peso sináptico w_{ij} indica o quão intensa é a transmissão do sinal que parte do neurônio j até o neurônio i . Considera-se uma distribuição Gaussiana dos pesos sinápticos com média igual a 0,5 e desvio padrão igual a 0,02 (67). Um exemplo desta distribuição pode ser vista na Figura 3.11, a qual apresenta uma rede com $N = 10^5$ neurônios com número médio de conexões através de sinapses

químicas igual a $k_q = 5$, totalizando $5 \cdot 10^5$ sinapses químicas. A rede formada por meio das sinapses químicas é unidirecional.

Figura 3.11: Distribuição dos pesos sinápticos para uma rede formada por $N = 10^5$ neurônios, sendo o número médio de conexões igual a $K_q = 5$. A média da distribuição Gaussiana utilizada é igual a 0,5 e o desvio padrão é igual a 0,02.



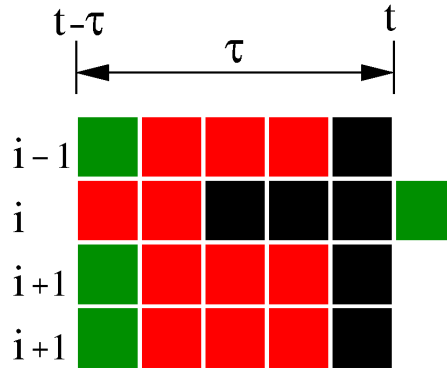
Fonte: O autor.

Sabe-se da literatura que a transmissão do sinal através das sinapses químicas não é instantânea; apresenta um certo tempo de atraso. Sinapses elétricas também apresentam um certo tempo de atraso para transmitir o sinal. No entanto, para os acoplamentos sinápticos químicos, o tempo de atraso é significativamente mais relevante (68). Na literatura o valor do tempo de atraso da transmissão sináptica química está entre 0,3 e 5ms (59, 69).

A Figura 3.12 apresenta o tempo de atraso ($\tau = 5$) ao qual o sinal dos neurônios $j = i - 1$, $i + 1$ e $i + 2$ leva para alcançar o neurônio i através das sinapses químicas. Os neurônios j são os neurônios pré-sinápticos do neurônio i . Os neurônios j no estado excitado no instante de tempo $t - \tau$ são representados em verde. Em verde ainda tem-se o instante t em que o neurônio i recebe o estímulo advindo dos neurônios j 's e dispara. Em preto, representa-se o estado de repouso dos neurônios. Em vermelho representa-se o estado refratário dos neurônios.

A Figura 3.13, mostra um esquema de uma rede neuronal, identificando apenas as sinapses que envolvem o neurônio 9. As linhas azuis representam as conexões com os

Figura 3.12: Representação do tempo de atraso considerado no modelo com sinapses química com conectividade ponderada. Em verde tem-se os neurônios no estado excitado. O neurônio i recebe o sinal químico dos neurônios $i-1$, $i+1$ e $i+2$, depois de τ instantes de tempo. Em vermelho representa-se o refratário do neurônio após o disparo. O tempo de atraso é representado por τ . Em preto representa-se os instantes de tempo em que os neurônios estão no estado de repouso.

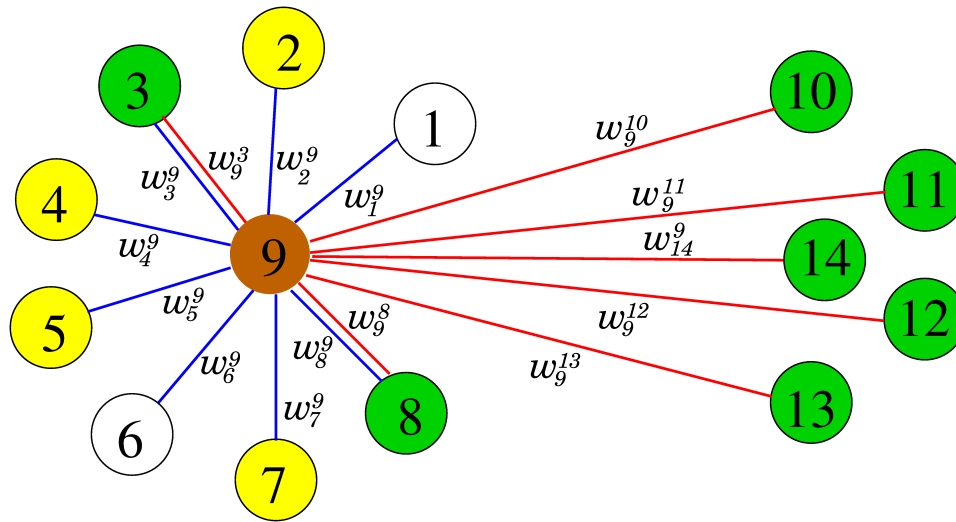


Fonte: O autor.

neurônios pré-sinápticos do neurônio 9, enquanto as linhas vermelhas as conexões com os neurônios pós-sinápticos deste mesmo neurônio. Os pesos w_j^i apresentados em cada sinapse podem assumir valores no intervalo de $w_j^i \in [0, 1]$, onde i representa o neurônio pós-sináptico (que recebe o sinal elétrico) e j o neurônio pré-sináptico (que envia o sinal). Um exemplo da matriz que poderia representar as conexões sinápticas da rede da Figura 3.13 é apresentada na Equação 3.3.2. As linhas da matriz representam cada neurônio pré-sináptico j , enquanto as colunas representam cada neurônio pós-sinápticos i do neurônio j . Pode-se identificar na matriz da Equação 3.3.2 as sinapses pré e pós-sinápticas do neurônio 9, identificada também pelas cores vermelho e azul, respectivamente.

Como exemplo, considere que os neurônios pré-sinápticos do neurônio 9 em amarelo, da Figura 3.13, estejam no estado excitado no tempo t . Logo, no tempo $t + \tau$, o neurônio 9 irá receber os estímulos correspondentes que serão ponderados pelos pesos sinápticos da matriz w_j^i . Neste caso, o estímulo recebido pelo neurônio 9 será igual a $2,0$ ($1 \times 0,7 + 1 \times 0,5 + 1 \times 0,45 + 1 \times 0,35 = 2,0$). Então, se o limiar é $T = 2,0$ e o estímulo recebido é igual a $2,0$, o neurônio 9 irá disparar. Os neurônios em verde, na Figura 3.13, poderão disparar ao receber o estímulo correspondente ao disparo do neurônio 9, desde que o limiar T_i de cada neurônio seja menor que o peso sináptico w_9^i .

Figura 3.13: Esquema de uma rede com 14 neurônios, apresentando apenas as sinapses químicas que envolvem o neurônio 9.



Fonte: O autor.

$$w_j^i = \begin{bmatrix} 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,6 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,7 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,5 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,45 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,4 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,35 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,55 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0,3 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0,8 & 0 & 0,7 & 0,3 & 0,5 & 0,6 & 0,4 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \\ 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 & 0 \end{bmatrix} \quad (3.5)$$

As próximas regras e resultados desta subseção são correspondentes a uma rede neuronal utilizando-se o modelo de transmissão de sinal elétrico e da dinâmica do neurônio proposto por Kinouchi-Copelli (28) (apresentado na subseção anterior), com o acréscimo da regra de integração do sinal químico (modelo de Haimovici, apresentado nesta subseção), avaliada por meio do limiar mínimo T para que o neurônio atinja o

estado excitado (32). O tempo de atraso correspondente às sinapses químicas também será considerado.

No modelo para o estudo da rede com sinapses elétricas e químicas ponderadas considerou-se:

- a regra determinística de evolução do estado do neurônio, modelo proposto por Kinouchi e Copelli (28) (neurônio determinado por estados discretos após o seu disparo);
- a regra determinística de integração dos sinais recebidos pelo neurônio devido às sinapses químicas ($\sum w_{ij} \geq T$) (32);
- a regra probabilística de transmissão do sinal de um neurônio a outro devido as sinapses elétricas (28);
- o tempo de atraso referente as sinapses químicas.

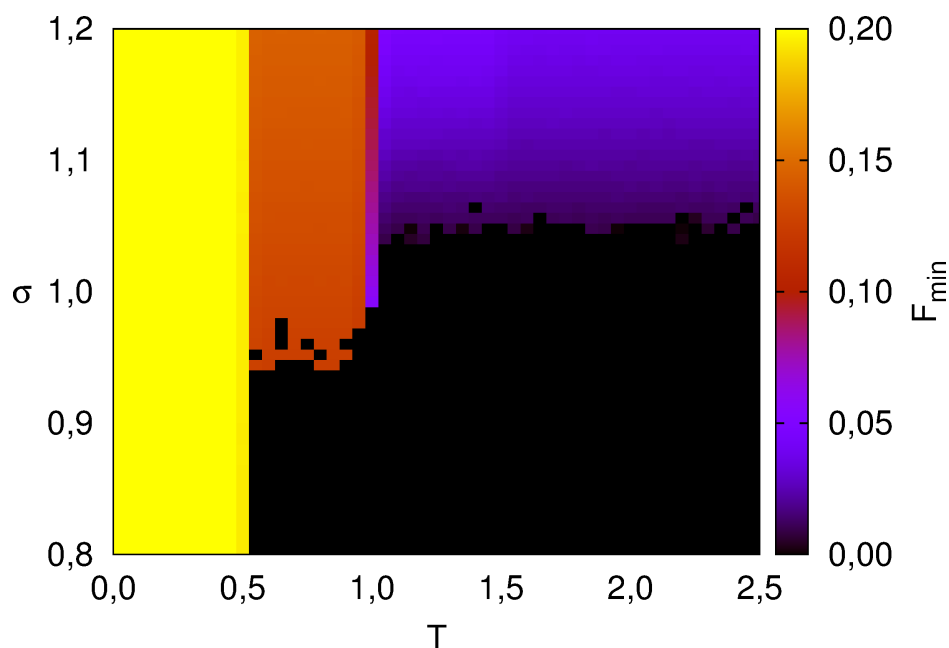
Em suma, as regras utilizadas para a evolução do AC são:

- Um neurônio i no estado Q (repouso), sofrerá uma transição para o estado E (excitado)
 1. se receber uma perturbação externa Poissoniana;
 2. se num certo tempo t a condição

$$\sum_j w_{ij}(t') \geq T, \quad (3.6)$$
 for satisfeita, sendo j 's os neurônios que se encontram no estado excitado em $t' = t - \tau$, em que τ representa o tempo de atraso (referente as sinapses químicas);
 3. se o neurônio i conectado com o neurônio j mediante sinapse elétrica dispara, existe uma probabilidade p_{ij} de que o neurônio j dispare.
- A evolução do neurônio após atingir o estado excitado irá ser a mesma da empregada na seção anterior: quando no estado excitado, a regra de evolução do estado do neurônio é $x(t+1) = x(t) + 1$, até atingir o último estado refratário ($x_i = \mu - 1$). Após atingir o último estado refratário o neurônio retorna para o estado de repouso.

Para o modelo de disparo neuronal com sinapses químicas ponderadas e elétricas probabilística apresentado, obteve-se a taxa média de disparo para os parâmetros σ (taxa média de ramificação - sinapses elétricas) e T (valor do limiar de disparo - sinapses químicas). Nesta subseção, o número médio de conexões elétricas será identificado por K_e e não mais por K , como na subseção anterior. A Figura 3.14 apresenta a taxa média de disparo mínima (F_{min}), em que o número médio de conexão química é $K_q = 5$. A perturbação externa é aplicada apenas nos 300ms iniciais. A rede considerada possui $N = 10^5$ neurônios com grau médio de conexão elétrica $K_e = 10$. Pode-se notar regiões saturadas em amarelo, regiões com ausência de disparo em preto, e outras regiões com taxa média de disparo possuindo valores intermediários, representadas pelas cores vermelho, azul, laranja, violeta. Para regiões de limiar $T \leq 0,5$, o sistema se encontra no regime completamente saturado ou muito próximo de regime de saturação. Para valor de $\sigma < 1,0$ e limiar $T > 0,5$, o sistema atinge um regime de ausência de disparos. Quando $\sigma = 1,0$, dependendo do valor do limiar, pode-se ter regimes saturados ($T \leq 0,5$), regimes de ausência de disparos ($T > 1,0$) e regimes com taxas de disparos com regime entre a saturação e a ausência de disparo. Para valores de $\sigma > 1,0$ o sistema apresenta valores intermediários da taxa média de mínima disparos entre 0,00 e 0,20 ao se variar o valor do limiar.

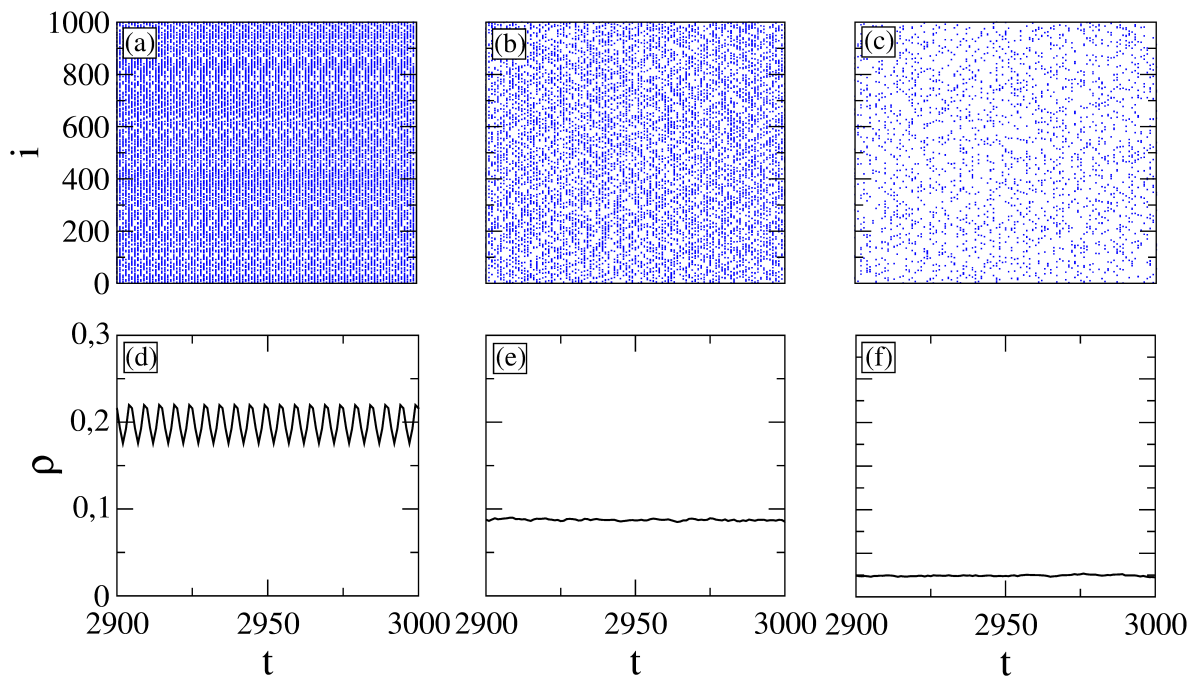
Figura 3.14: Valores da taxa média de disparo mínima (F_{min}) para o intervalo de parâmetro $\sigma = 0,8 - 1,2$ e limiar $T = 0,0 - 2,5$, para uma rede constituída por $N = 10^5$ neurônios, contendo sinapses elétricas e químicas, sendo grau médio de conexão $K_e = 10$ e $K_q = 5$. O valor da perturbação mantida sob o sistema pelos 300ms iniciais corresponde a $r = 10^{-2}$ perturbações por segundo. A Figura apresenta F_{min} com o tempo de atraso $\tau = 3$ ms.



Fonte: O autor.

A dinâmica e a taxa média de disparos do sistema para $\sigma = 1,1$, com valores do limiar $T = 0,25$, $T = 1,00$ e $T = 1,25$, são apresentados na Figura 3.15. Os quadros superiores das Figuras 3.15 (a,c,e) apresentam a dinâmica do sistema ao longo do tempo, enquanto os quadros inferiores da Figuras 3.15 (b,d,f) apresentam o valor da taxa média de disparo ao longo do tempo, referente as Figuras (a,b,c). Para taxa média de ramificação $\sigma = 1,1$ e limiar $T = 0,25$, o sistema se encontra no regime completamente saturado. A taxa média de disparo ao longo do tempo oscila periodicamente, sendo a taxa média de disparo igual a $F = 0,2$. Para valor do limiar $T = 1,00$, a taxa média de disparo possui uma redução em seu valor. A taxa média de disparo para este limiar é $F \approx 0,145$. A taxa média de disparo varia ao longo do tempo, porém não de forma periódica. Para o limiar $T = 1,25$, a taxa média de disparo é ainda menor, e apresenta variações não periódicas da taxa média de disparo.

Figura 3.15: Dinâmica (a,b,c) e taxa média de disparo (d,e,f) da rede com sinapses elétricas e químicas durante os últimos tempos de iteração para os parâmetros $\sigma = 1,1$, $K_e = 10$, $K_q = 5$, $N = 10^5$, $\tau = 3ms$, $T = 0,25$ (a,d), $T = 1,0$ (b,e) e $T = 1,25$ (c,f). O valor da perturbação externa é mantida igual a $r = 10^{-2}$ perturbações por segundo. Na figura são apresentados apenas uma parte da rede ($N = 1000$ neurônios), para facilitar a visualização da dinâmica.



Fonte: O autor.

Devido ao valor do peso sináptico estar distribuído por uma curva Gaussiana de média $\overline{w_{ij}} = 0,5$ e desvio padrão $s = 0,02$, o sistema assume comportamentos peculiares quando se analisa a transmissão do sinal através das sinapses químicas. Mantendo um certo valor

da taxa média de ramificação (σ) e analisando alguns valores de limiar específicos pode-se obter certa informação sobre o sistema:

- $T = 0,25$ - Para este limiar todo estímulo que chega através das sinapses químicas até um certo neurônio i é um estímulo suficiente para causar o disparo do mesmo. Pode-se perceber isso já que a distribuição dos pesos sinápticos se encontram próximos de $0,5$, sendo sempre maiores que o limiar em questão.
- $T = 0,5$ - Para esse limiar, ao receber um estímulo de apenas um neurônio conectado a ele, este poderá ou não disparar. O que irá determinar o disparo do neurônio será o valor do peso sináptico do neurônio transmissor do estímulo. Como pode-se observar o valor do peso sináptico não será sempre maior do que o valor do limiar. Mas para estímulos de dois ou mais neurônios conectados ao neurônio i , este irá disparar.
- $T = 0,75$ - Para este limiar, todas as vezes em que o neurônio receber no mínimo estímulos de dois vizinhos simultaneamente, este irá disparar. Pode-se notar isso, sabendo que a soma de dois pesos sinápticos ($w_{ij} + w_{ik}$) será sempre maior do que o limiar. Nota-se que este é um caso similar ao caso do limiar $T = 0,25$. Para o limiar $T = 0,25$ o neurônio dispara se receber um estímulo. Para o caso do limiar $T = 0,75$, dispara se receber dois estímulos. Um comportamento semelhante do neurônio se repetirá para os limiares $T = 1,25$, $T = 1,75$ e $T = 2,25$, onde serão suficientes o estímulo de 3, 4 e 5 neurônios respectivamente.
- $T = 1,0$ - Para este limiar o sistema poderá ou não disparar devido ao estímulo de dois vizinhos. Isso dependerá da soma dos pesos sinápticos dos neurônios que transmitem o estímulo. Se receber mais de dois estímulos o neurônio i irá necessariamente disparar. Este limiar possui um comportamento semelhante ao do neurônio para o caso do limiar $T = 0,5$, em que o neurônio pode ou não disparar devido ao estímulo de um vizinho conectado ao mesmo. Logo, para os limiares $T = 1,5$, $T = 2,0$ e $T = 2,5$, o neurônio i poderá ou não disparar se receber estímulo de 3, 4 e 5 neurônios, respectivamente.

Sabendo disso, para este sistema espera-se que mudanças no comportamento do sistema ocorra em valores de limiar com intervalos correspondentes a metade o peso sináptico químico médio.

4 *Faixa Dinâmica*

A evolução dos organismos vivos deste planeta, com as atuais habilidades de ouvir, ver, cheirar, degustar, entre outras, são resultado do aperfeiçoamento dos sentidos, associado com a sobrevivência do mais apto. Tais habilidades podem ser melhor compreendidas quando entendemos a faixa de intensidade em que tais sentidos operam e qual é a percepção que se tem destes estímulos. O sentido é uma capacidade fisiológica do organismo de providenciar dados para percepção. Por meio dos sentidos como audição, visão, paladar, olfato e tato, somos capazes de perceber condições de temperatura, sentidos cinestésicos, noção de peso, equilíbrio corporal, sentir vibrações, sentir variações internas de estímulos, fome e sede (70), entre outros.

A visão humana, por exemplo, corresponde a mais de 90% das entradas do sistema nervoso. Aparentemente o sentido da visão tende ser sobrecarregado e todos os outros órgãos não utilizam sua capacidade total. A visão humana é um sistema altamente sofisticado e integrado capaz de tratar uma enorme quantidade de informações, adaptando-se a condições extremas de luminosidade e distinguindo entre detalhes mínimos. O olho humano é capaz de detectar níveis de iluminação com uma diferença de 10^{14} vezes (71). Este órgão reúne a luz sobre os fotorreceptores, ao qual convertem a luz em sinal que é transmitido através do nervo óptico para o córtex visual, área do cérebro responsável pelo processamento dos sinais, produzindo assim a percepção da imagem. Este sistema completo responsável pela visão é denominado como o sistema visual humano (72).

Um dos principais problemas a serem resolvidos na área de Psicofísica é esta caracterização quantitativa de sensação que se atribui a um determinado estímulo. Weber e Fechner propuseram no início do século 19 que a relação entre estímulo e resposta era logarítmica ($F(r) = C \log r$) (28, 73). Na década de 1950, Steve propôs outra teoria do estímulo e resposta com base numa lei de potência $F \sim r^m$, em que: F representa a magnitude da percepção, r a intensidade do estímulo, e C é uma constante real (74). Outra função proposta para ajustar a curva de dados estímulo-resposta para uma faixa de entrada de estímulo é a função de Hill ($F(r) = F_{\max} \frac{r^m}{r^m + r_0^m}$), onde F_{\max} representa o máximo valor de

F (valor de saturação de F é F_{\max}) e r_0 a intensidade de estímulo correspondente a metade de F_{\max} (28).

Esta é uma teoria baseada em experimentos eletrofisiológicos, em que o valor de m depende do tipo de sensação e do estímulo. O valor m é um dos parâmetros que ajusta a curva estímulo-resposta aos dados experimentais. Por exemplo, para percepção auditiva foi encontrado $m = 0,3$; para o paladar $m = 1,0$, e para sensibilidade à luz $0,3 \leq m \leq 0,5$ (75). A Tabela 4.1 apresenta valores para o expoente m referentes a outros sentidos humanos.

Tabela 4.1: Valores e identificação dos expoentes “m” para cada tipo de percepção sensorial.

Percepção Sensorial	Parâmetro m	Condição de Estímulo
Som	0,67	Pressão sonora na frequência de 3000Hz
Vibração	0,95	Frequência de 60Hz no dedo
Vibração	0,6	Frequência de 250Hz no dedo
Brilho	0,5	Fonte pontual
Brilho	0,5	Piscar de luz
Brilho	1,0	Fonte pontual brevemente disparada
Comprimento Visual	1,0	Linha Projetada
Sabor	1,4	Sal
Sabor	0,8	Sacarina
Odor	0,6	Heptano
Frio	1,0	Contato do braço com metal
Calor	1,6	Contato do braço com metal
Calor	1,3	Irradiação na pele em uma pequena área
Calor	1,6	Irradiação na pele em uma grande área
Desconforto-frio	1,7	Irradiação no corpo todo
Desconforto-calor	0,7	Irradiação no corpo todo
Dor térmica	1,0	Radiação quente na pele
Pressão palma da mão	1,1	Força estática sobre a pele
Força muscular	1,7	Contração estática
Peso	1,45	Levantamento de peso
Choque elétrico	3,5	Corrente através dos dedos
Esforço Vocal	1,1	Pressão vocal sonora
Duração	1,1	Estímulo com ruído branco

Fonte: Dados retirados do livro Psychophysics (26).

Considerando o fato de que nosso organismo possui limitações fisiológicas e anatômicas, é de se esperar que a relação entre a quantidade de estímulo e sensação deve ter limite superior e inferior. Para uma intensidade de estímulo r , o sistema terá uma densidade média de disparo F correspondente. Denomina-se r_{\min} ($r_{\min} = 0$) a perturbação que gera uma mínima resposta F_{\min} (não necessariamente igual a zero), e igual a r_{\max} que gera a

máxima resposta F_{\max} . A faixa dinâmica então pode ser definida como a diferença entre o maior e o menor valor de intensidade de estímulo de uma certa sensação, sendo que esta envolva nossos sentidos. Do ponto de vista neuronal a resposta de um neurônio para um dado estímulo pode ser representada pela taxa de disparos por unidade de tempo.

Sabe-se, por fontes experimentais, que a faixa dinâmica de um único neurônio é consideravelmente menor que para uma rede de neurônios. Para exemplificar, tem-se que os neurônios do sistema olfativo possuem isoladamente uma faixa dinâmica da ordem de 10dB, enquanto a rede neuronal correspondente exibe uma faixa dinâmica de cerca de 30dB (29). A faixa dinâmica é definida como sendo

$$\Delta = 10 \log \left(\frac{r_{0,9}}{r_{0,1}} \right), \quad (4.1)$$

em que o intervalo de estímulo está entre $r_{0,1}$ (referente ao estímulo que gera $F_{0,1}$) e $r_{0,9}$ (ao estímulo que gera $F_{0,9}$). Os valores de $F_{0,1}$ e $F_{0,9}$ podem ser encontrados por meio da equação $F_x = F_{\min} + x(F_{\max} - F_{\min})$ (28). Nesta definição da faixa dinâmica os estímulos menores que $r_{0,1}$ e maiores que $r_{0,9}$ são descartados com a justificativa de que são muito fracos para serem distinguidos de F_0 ou muito próximos da saturação F_{\max} .

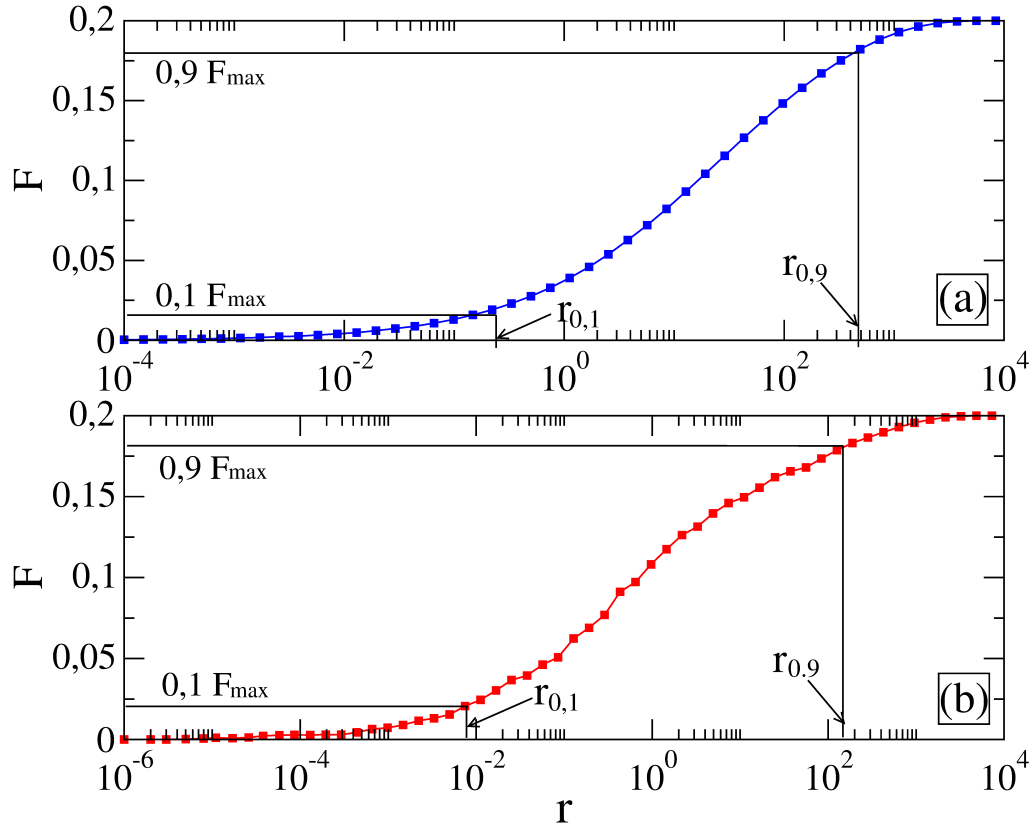
4.1 Autômato celular determinístico

A Figura 4.1 apresenta a correspondência entre a perturbação externa e a densidade média de disparos para uma rede com $N = 10^4$ neurônios apresentando apenas conexões locais a) e apresentando tanto conexões locais quanto não locais b) ($p = 10^{-7}$). O tempo de atraso considerado foi $\tau = 500\text{ms}$.

Observando apenas a Figura 4.1 e conhecendo a definição para o cálculo da faixa dinâmica dada pela Equação 4.1, pode-se notar que a faixa dinâmica da configuração apresentada em a) é menor que a apresentada em b), sendo seus respectivos valores $\Delta = 32,5$ e $\Delta = 43,0$. Para uma mesma faixa de perturbação a resposta do sistema torna-se diferente ao se adicionar conexões não locais. Para a rede com apenas sinapses elétricas ($p = 0$), a Figura 4.1 possui $m = 0,5$ e é bem ajustada por meio de uma lei de potência, Lei de Steves ($F \sim r^m$). Ao incluir sinapses químicas com uma probabilidade p e tempo de atraso τ , a mesma escala é observada porém com diferente valor do expoente m (23).

Na Figura 4.2 a) manteve-se constante o valor da probabilidade de conexões não locais $p = 10^{-7}$ e variou-se o tempo de atraso referente as sinapses químicas. O resultado obtido é que a faixa dinâmica tende a diminuir seu intervalo com o aumento do tempo de atraso.

Figura 4.1: Valores da taxa média de disparos neuronais para cada taxa média de perturbação externa (r) para uma rede neuronal formada por 10^4 neurônios. A figura a) apresenta a taxa média de disparos considerando apenas sinapses elétricas ($p = 0$), enquanto a figura b) apresenta a taxa média de disparos quando considerada também as sinapses químicas escolhidas aleatoriamente com probabilidade $p = 10^{-7}$ e tempo de atraso $\tau = 500\text{ms}$, para as taxas médias de perturbação externa (r).

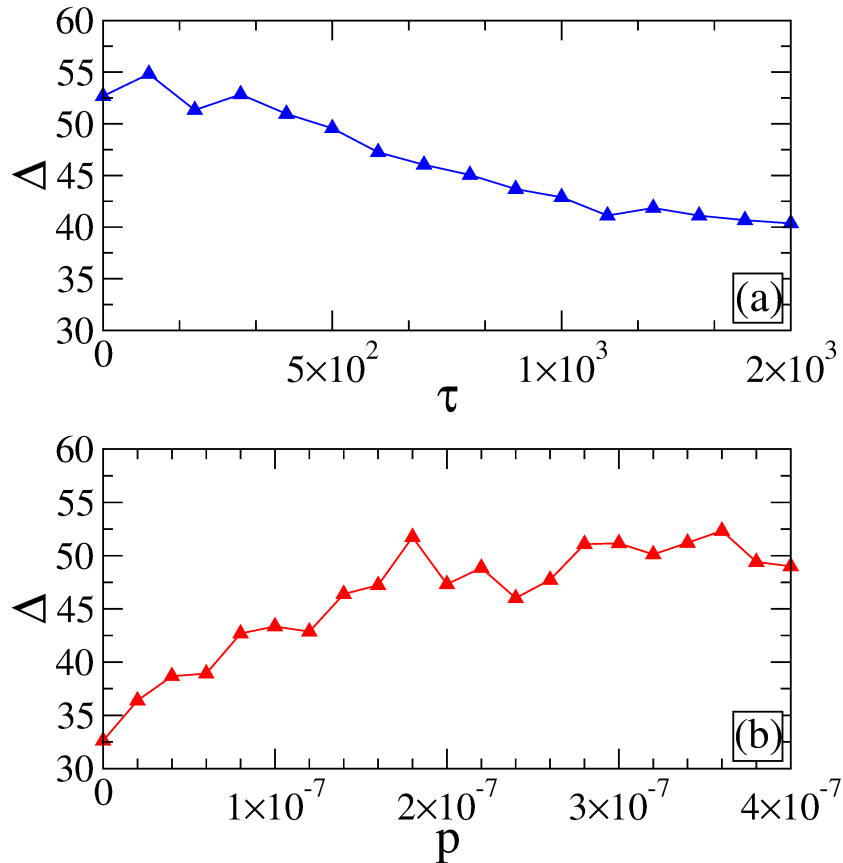


Fonte: O autor.

A lentidão para que o sistema responda por meio das sinapses químicas faz com que o sistema se comporte de modo a possuir apenas sinapses elétricas.

O que ocorre, de fato, é um aumento na sensibilidade do sistema à perturbação de diferentes intensidades. Isso pode ser visto de modo mais evidente na Figura 4.2 b), em que foi mantido o valor do tempo de atraso ($\tau = 500\text{ms}$) e variou-se a probabilidade de conexões não locais (p). Com o aumento da probabilidade de conexões não locais, ocorre também um aumento no valor da faixa dinâmica até certo ponto. Como se pode observar, o valor da faixa dinâmica atinge uma saturação se continuamos a aumentar as conexões não locais. A causa deste comportamento de saturação está atrelada à existência do período refratário que cada neurônio está sujeito (23). Estando o neurônio no estado refratário, mesmo que receba a perturbação externa ele se encontra inapto para disparar. Sendo μ o tempo necessário para o neurônio realizar um ciclo completo de disparo (estado

Figura 4.2: Faixa dinâmica de uma rede neuronal possuindo 10^4 neurônios com sinapses elétricas e químicas é apresentada na figura a) em função do tempo de atraso (τ) com p mantido constante ($p = 10^{-7}$), e na figura b) em função da probabilidade de conexões não locais (p) com τ mantido constante ($\tau = 500$).



Fonte: O autor.

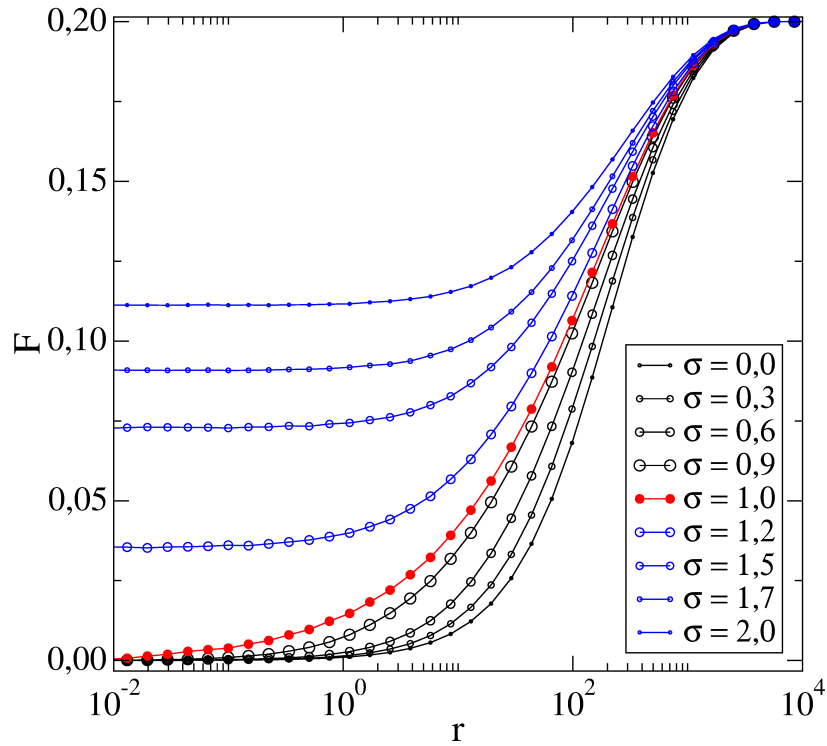
de repouso, disparando e período refratário), tem-se que a taxa máxima de disparos pode ser estimada como sendo $F_{max} = \frac{1}{\mu}$. No presente caso como $\mu = 5$, temos que a taxa máxima de disparos é igual a $F_{max} = 0,2$, valor que concorda com os dados apresentados na Figura 4.1 (23).

4.2 Autômato celular não determinístico

4.2.1 Conexões elétricas

Perturbando a rede para alguns valores da taxa média de ramificação, calculou-se as curvas da taxa média de disparos devido a intensidade da perturbação externa aplicada ao sistema. A Figura 4.3 apresenta as curvas citadas para os regimes subcrítico (na cor preta), supercrítico (na cor azul) e crítico (em vermelho).

Figura 4.3: Taxa média de disparo F referentes a perturbação externa aplicada ao sistema para alguns valores da taxa média de ramificação σ , para uma rede com $N = 10^5$ neurônios, número médio de conexão $K = 10$.



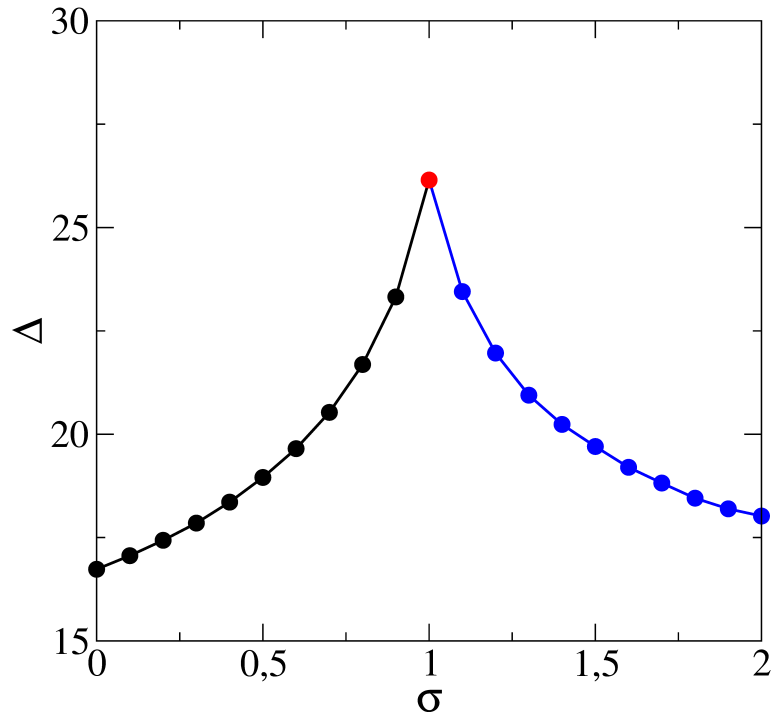
Fonte: O autor.

A curva em azul representa uma região do parâmetro limiar ao qual o sistema se encontra no estado supercrítico ($\sigma > 1,0$), em vermelho o ponto crítico ($\sigma = 1,0$) e em preto o estado subcrítico ($\sigma < 1,0$). Como pode ser observado, a região representada em azul possui a característica de ser auto sustentável. Dada um condição inicial de perturbação, o valor de F se mantém constante e diferente de zero, mesmo na ausência de perturbação externa ao sistema. Na região subcrítica e crítica, o sistema apresenta, após um tempo suficientemente longo, ausência de disparos. O comportamento crítico da rede neuronal foi apresentado por Kinouchi e Copelli em 2006 (28). Tal comportamento crítico está em concordância com dados experimentais desta temática encontrados na literatura.

A Figura 4.4 apresenta os valores da faixa dinâmica do sistema em relação aos valores da taxa média de ramificação (σ). Para $\sigma = 0,0$, tem-se o valor mais baixo da faixa dinâmica. Com o aumento do valor de σ ocorre um aumento no valor da faixa dinâmica, até atingir seu máximo valor em $\sigma = 1,0$. O ponto em que o sistema assume valor máximo valor da faixa dinâmica é denominado ponto crítico. Aumentando-se ainda mais o valor de σ , o valor da faixa dinâmica decresce, devido ao fato de que no regime supercrítico, a atividade auto-sustentável mínima tende a mascarar a presença de estímulos fracos. Um

aumento no valor da taxa média de ramificação até certa medida gera um aprimoramento da faixa dinâmica. Ultrapassado este certo valor crítico, ocorre uma deteriorização na sensibilidade do sistema relativa à perturbação externa aplicada.

Figura 4.4: Valores da faixa dinâmica para os correspondentes valores da taxa média de ramificação σ . A rede considerada possui $N = 10^5$ neurônios, sendo o grau médio de conexões $K = 10$.



Fonte: O autor.

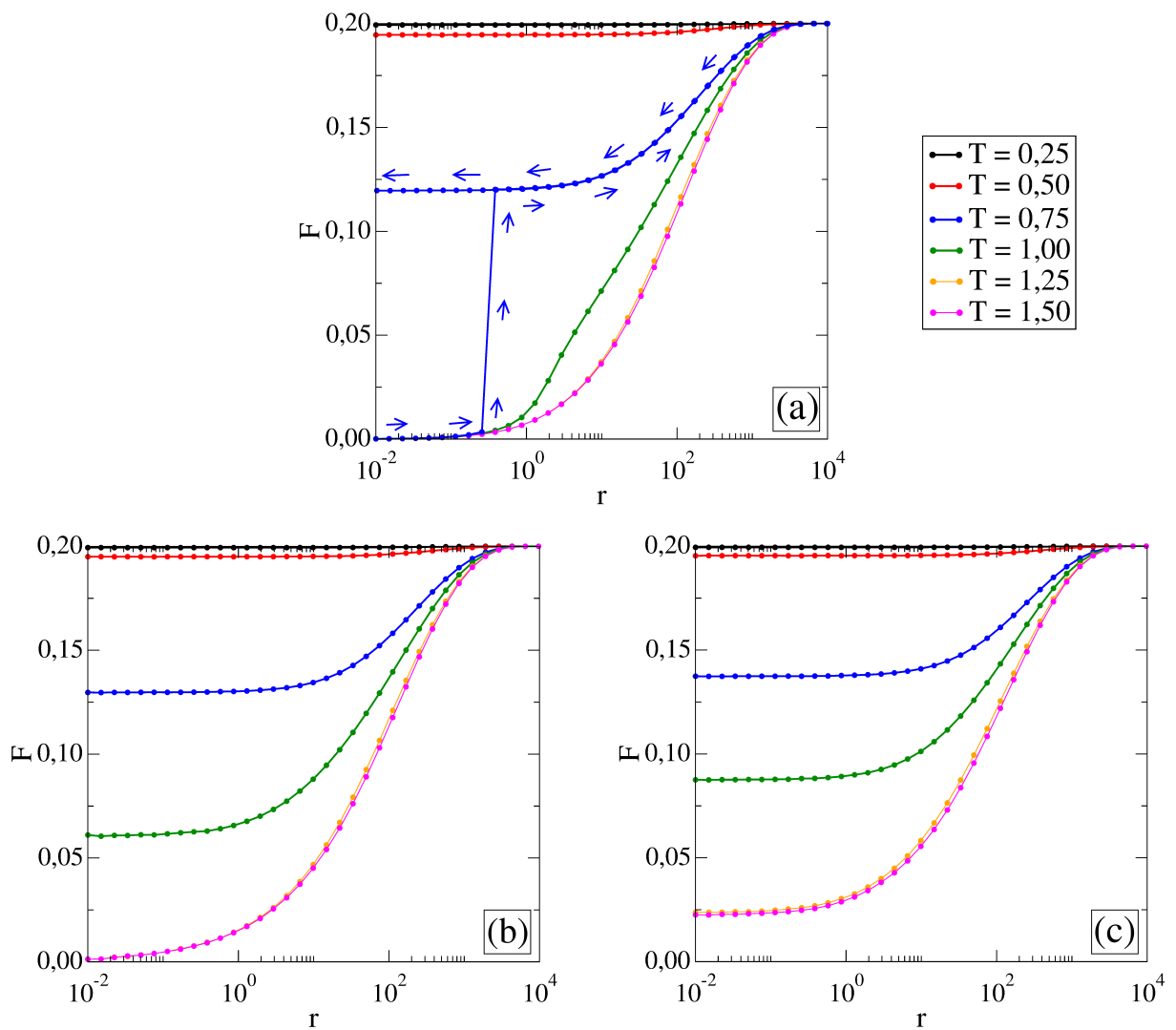
4.2.2 Sinapses elétricas e químicas ponderadas

Retornando para a Figura 3.14 e observando o valor da taxa mínima de disparo (F_{\min}) para valor de $\sigma = 0,9$, percebe-se que para $T \leq 0,5$ o sistema encontra-se no regime saturado ou muito próximo do regime saturado, enquanto para $T > 0,5$ o valor da taxa espaço-temporal média de disparos é $F = 0,0$. Conhecer o comportamento do sistema para uma dada região de parâmetro é importante para o cálculo da faixa dinâmica, pois nas regiões saturadas o estudo torna-se impossibilitado devido ao fato do sistema estar muito próximo ou ter atingido seu regime de máxima quantidade de disparos. Para a Figura 3.14, calculou-se a faixa dinâmica mantendo os valores da taxa média de ramificação iguais a $\sigma = 0,9$, $\sigma = 1,0$ e $\sigma = 1,1$. Variou-se o valor do limiar T nas regiões onde F não se encontra saturado. Desta forma avalia-se o comportamento da faixa dinâmica de acordo com o valor do limiar T na presença de tempo de atraso $\tau = 3\text{ms}$. O número médio de

conexões químicas considerado foi $K_q = 5$, enquanto o número médio de conexões elétricas $K_e = 10$.

As curvas de estímulo e resposta ($F \times r$) correspondentes a região de parâmetros onde a faixa dinâmica pode ser calculada foram obtidas. Estas curvas as quais representam a taxa espaço-temporal média de disparo ($F \times r$) referente a intensidade do estímulo para os valores de $\sigma = 0,9$, $\sigma = 1,0$ e $\sigma = 1,1$, são apresentadas na Figura 4.5 (a), (b) e (c), respectivamente. Para o limiar $T < 0,5$ o sistema se encontra no regime saturado. Para valor de limiar igual $T = 0,5$ o sistema já não se encontra completamente saturado. Logo pode-se calcular o valor da faixa dinâmica a partir de $T = 0,5$.

Figura 4.5: Curvas da taxa média de disparo F referente aos valores de perturbação externa r , para uma rede com os parâmetros $\sigma = 0,9$ (a), $\sigma = 1,0$ (b) e $\sigma = 1,1$ (c), para $K_q = 5$, $K_e = 10$, $N = 10^5$, $\tau = 3$.



Fonte: O autor.

Para a maioria dos valores de limiar T e taxa média de ramificação σ , as curvas F x r se apresentam de forma suave e seguem a Lei de Steves. Isso pode ser visto na Figura 4.5 (b) e (c) e também na maior parte das curvas da Figura 4.5 (a). Para a taxa de ramificação $\sigma = 0,9$, Figura 4.5 (a), que corresponde ao estado subcrítico do sistema com apenas sinapses elétricas, ao se adicionar as sinapses químicas pode-se obter curvas no regime subcrítico, crítico e supercrítico do sistema com sinapses químicas e elétricas. O regime que o sistema assumirá dependerá do valor do limiar T . Para a taxa de ramificação $\sigma = 1,0$, Figura 4.5 b), que corresponde ao estado crítico do sistema com apenas sinapses elétricas, ao se adicionar sinapses químicas faz com que a dinâmica do sistema se mantenha no regime crítico para limiares altos ($T \geq 1,5$) e deslocado para o regime supercrítico para limiares mais baixos ($T < 1,5$). Para o valor da taxa média de ramificação $\sigma = 1,1$, Figura 4.5 (c), que corresponde ao regime supercrítico do sistema com apenas sinapses elétricas, ao se adicionar as conexões químicas, o sistema se torna ainda mais supercrítico. No entanto, a Figura 4.5 a), que corresponde ao parâmetro $\sigma = 0,9$, apresenta um comportamento diferente. Para o limiar $T = 0,75$, em azul, em $r \approx 0,3$, o sistema sofre uma mudança bastante significativa no valor da taxa média de disparo ao se aumentar o valor da perturbação externa ($r+$). O sistema apresenta neste caso um aumento abrupto na taxa de disparos. Quando a perturbação externa aplicada ao sistema é decrescida, utilizando-se o mesmo valor de limiar (T) e de taxa média de ramificação (σ), o sistema apresenta uma curva suave, que se mantém com um valor de $F \approx 0,12$, mesmo quando a perturbação externa aplicada é próxima de zero. Um dos motivos que possibilita a ocorrência da biestabilidade é o fato de considerar-se o histórico da evolução do sistema. Após submeter o sistema sob certo valor de perturbação externa, modifica-se o valor da perturbação sem reiniciar a evolução do sistema. Desta forma, a evolução do sistema sob outro valor de parâmetro r , diferente do qual o sistema foi anteriormente submetido, tem seu comportamento influenciado. A curva correspondente ao decréscimo da perturbação externa somente possui esta forma por levar-se em consideração o histórico do sistema. Para a curva correspondente ao acréscimo de perturbação externa, esta se apresenta da mesma forma, mesmo quando não se considera o histórico do sistema.

O efeito da aplicação de uma certa taxa de perturbação externa maior do que zero sobre o sistema, ao qual gera a taxa de disparos próximos ao valor de saturação, pode influenciar futuramente o comportamento do sistema mesmo após decorrido um longo tempo. Por exemplo, se o sistema foi exposto a uma perturbação externa de valor alto e tem a perturbação reduzida ao longo do tempo, o efeito da perturbação externa alta poderá ainda influenciar o sistema, gerando taxas de disparo com valor não nulo. De modo oposto,

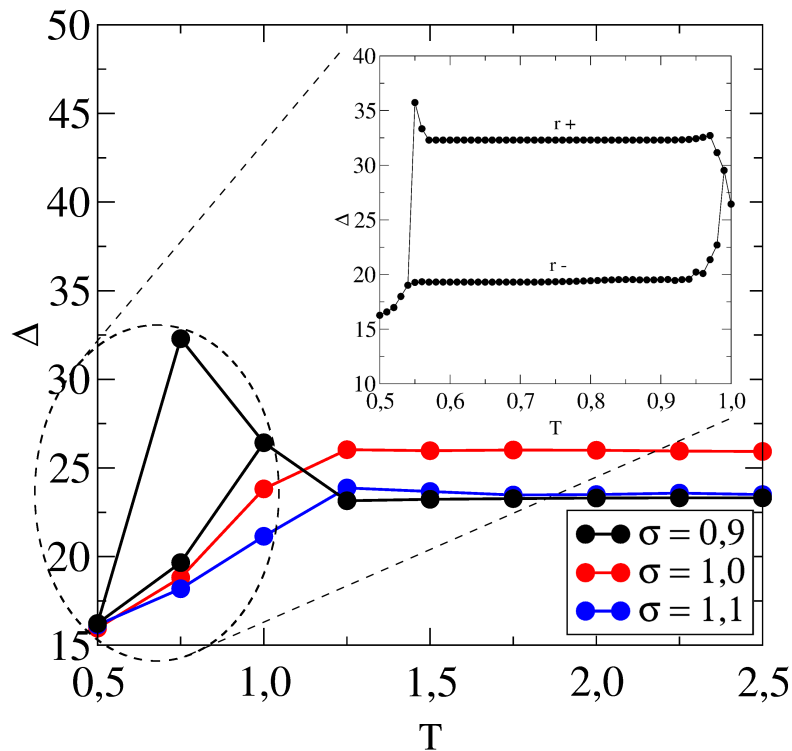
ao se aplicar perturbações externas fracas sobre o sistema, este não apresenta influência significativa no comportamento do sistema ao ser exposto a posteriores perturbações externas de outras intensidades.

Este comportamento da curva estímulo-resposta, ao qual pode assumir valores altos e baixos de F para a mesma perturbação pode ser chamado de biestável. Logo, a curva de limiar $T = 0,75$ e $\sigma = 0,9$ apresenta um comportamento de biestabilidade para F . Esta biestabilidade já havia sido encontrada para sistemas neuronais modelados por AC (24). Nos estudos já realizados tem-se conhecimento que esta biestabilidade contribui para um valor máximo da faixa dinâmica. A característica presente no modelo do autômato ao qual gera a ocorrência de biestabilidade é devida ao fato das sinapses químicas realizarem a integração do estímulo recebido. Isso pode conferir uma transição abrupta do sistema para certos parâmetros. Ao considerar a integração do sinal químico por intermédio do limiar e dos pesos sinápticos, fere-se no sistema uma transição de fase abrupta (24). As transições de fase descontínuas têm sido observadas experimentalmente e em modelos com limiar (76,77). No contexto da neurociência, a biestabilidade é conhecida por desempenhar um papel importante na manutenção da memória (24,78). Um regime de biestabilidade composto por uma configuração de alto e baixo nível de atividade tem sido observado em neurônios corticais (79). Em relação à resposta de saída devido ao estímulo externo, o regime de estabilidade fornece dois diferentes tipos de resposta ao qual dependem do histórico do sistema (com alto ou baixo nível de atividade para $r \approx 0$) (24).

A Figura 4.6 apresenta o comportamento da faixa dinâmica para $\sigma = 0,9$, $\sigma = 1,0$ e $\sigma = 1,1$, para $k_q = 5$, $k_e = 10$ e $\tau = 3ms$. A região do limiar analisada foi $T = 0,5 - 2,5$. Para valores do limiar com valor próximo a múltiplos dos pesos sinápticos o sistema pode apresentar mudanças no comportamento do sistema e no valor da faixa dinâmica. Observando os valores da faixa dinâmica correspondentes ao sistema com apenas sinapses elétricas, para os valores de taxa de ramificação $\sigma = 0,9$, $\sigma = 1,0$ e $\sigma = 1,1$, e comparando com o sistema ao se adicionar sinapses químicas pode-se analisar quão significativa e qual é o efeito da presença das sinapses químicas. Como pode-se notar, para valores de taxa de ramificação no estado crítico ($\sigma = 1,0$) e supercrítico ($\sigma = 1,1$) acrescido das sinapses químicas, quanto maior a influência das sinapses químicas (para valores baixos de limiar), menor é o valor da faixa dinâmica. Como o sistema se encontrava anteriormente no estado crítico ($\sigma = 1,0$), ao se adicionar mais conexões o sistema é deslocado para o estado supercrítico. O mesmo deslocamento ocorre para o caso supercrítico. No entanto, para taxa de ramificação $\sigma = 0,9$, o valor da faixa dinâmica do sistema sofre um aumento para regiões onde as sinapses químicas possuem influência considerável. Para este caso, o

valor da faixa dinâmica supera o valor da faixa dinâmica com apenas sinapses elétricas. Para valor de $\sigma = 0,9$ e $T = 0,75$, o sistema possui maior valor da faixa dinâmica quando o sentido da perturbação externa aplicada é crescente. Quando a perturbação externa aplicada tem seu valor diminuído ao longo do tempo, a faixa dinâmica do sistema possui um valor menor e inferior ao do limiar $T = 1,0$. Para $\sigma = 0,9$ e $T = 1,0$, o sistema também possuiu um aumento da faixa dinâmica. Para os demais valores de taxa de ramificação e limiar, o sistema não apresenta um aumento no valor da faixa dinâmica.

Figura 4.6: Valor da faixa dinâmica correspondente a $\sigma = 0,9$ (pontos de cor preta), $\sigma = 1,0$ (ponto de cor vermelha) e $\sigma = 1,1$ (pontos de cor azul), sendo o limiar no intervalo $T = 0,5 - 2,5$. A rede considerada possui $N = 10^5$ neurônios, sendo o grau médio de conexões $K_e = 10$ e $K_q = 5$.



Fonte: O autor.

Os valores dos parâmetros escolhidos para realizar o estudo da faixa dinâmica e da dinâmica do modelo foram retirados da literatura dos modelos ou pelo sistema apresentar algum comportamento em interesse. O valor do número médio de conexões elétricas $K_e = 10$ é o mesmo utilizado no estudo de Copelli e Kinouchi (28). Para o valor do número médio de conexões químicas $K_q = 5$ a faixa dinâmica apresenta um aumento de seu valor para limiares $0,55 \leq T \leq 1,0$, para o caso onde $\sigma = 0,9$. Para outros valores de K_q ($K_q = 10$ e $K_q = 20$, por exemplo), a influência das sinapses químicas, não favorece o aumento do valor da faixa dinâmica nem o aparecimento da região biestável para $\sigma = 0,9$. O valor $\sigma = 0,9$ foi escolhido por corresponder a região subcrítica do sistema com apenas

sinapses elétricas e que juntamente com as sinapses químicas apresenta um aumento no valor da faixa dinâmica com os demais parâmetros utilizados. Para valores de σ no regime subcrítico do modelo com apenas sinapses elétricas, ao adicionar um certo número de conexões químicas, pode-se avaliar a influência das sinapses químicas numa região onde o sistema atinge um aumento do valor da faixa dinâmica. Nos estados críticos e supercrítico o valor da faixa dinâmica não é aumentado ao se acrescentar sinapses químicas. Percebe-se no entanto, que a combinação da proporção de sinapses elétricas e químicas juntamente com a escolha do valor do limiar apropriado são parâmetros importantes para se obter um ponto onde ocorre uma maximização no valor da faixa dinâmica. Nota-se que as sinapses químicas e elétricas possuem um efeito complementar para o aumento da faixa dinâmica. Este fato já havido sido verificado por Borges e colaboradores (80).

Explorando o valor da faixa dinâmica do modelo na região onde ocorre a biestabilidade, pôde-se constatar o valor do limiar para o qual a faixa dinâmica é maximizado. Ainda na Figura 4.6 tem-se a ampliação da região biestável, onde $r+$ significa que a perturbação externa foi aumentada ao longo do tempo e $r-$ que a perturbação externa foi diminuída ao longo do tempo. Nota-se que o valor máximo da faixa dinâmica ocorre quando há acréscimo no valor da perturbação externa para valor de limiar $T = 0,55$. Este valor de limiar é um pouco acima do valor médio do peso sináptico químico. Quando a perturbação externa tem seu valor acrescido, a faixa dinâmica apresenta um aumento de seu valor. Para decréscimo do valor da perturbação a faixa dinâmica apresenta um valor relativamente mais baixo. Como a média dos pesos sinápticos é $\overline{w_{ij}} = 0,5$ com desvio padrão $s = 0,02$, o sistema possui variação em sua dinâmica nas regiões próximas aos pesos sinápticos. Podemos notar que há pouca variação na dinâmica do sistema para valores com certa distância do valor do peso sináptico, como por exemplo no intervalo $T = 0,58 - 0,92$.

5 *Conclusão*

No presente trabalho foi considerado um autômato celular para modelar tanto a dinâmica de cada neurônio quanto a maneira como estes neurônios interagem entre si mediante sinapses. Para tal estudo, levou-se em consideração características conhecidas e observadas biologicamente, tais como a diferença entre as sinapses elétricas e químicas, a dinâmica de disparo do neurônio e o tempo de atraso das sinapses químicas, características estas bem estabelecidas e já implementadas na literatura em modelos determinísticos e não determinísticos. A evolução do estado do neurônio após o disparo foi considerada de modo determinístico, enquanto as interações entre os neurônios foi considerada de forma determinística e não determinística. O modelo considerado neste trabalho possui o diferencial de considerar sinapses elétricas e químicas com pesos ponderados simultaneamente.

Por meio do modelo determinístico pôde-se estudar a influência do acréscimo da sinapses químicas em uma rede consistindo inicialmente somente de sinapses elétricas. No modelo determinístico, a adição de um pequeno número de sinapses químicas em uma rede com sinapses elétricas gera um aumento significativo no valor da faixa dinâmica do sistema. Ainda neste modelo, pôde-se observar também o efeito do tempo de atraso sobre o valor da faixa dinâmica. Ao se aumentar o valor do tempo de atraso das sinapses químicas a faixa dinâmica do sistema tende a ter seu valor decrescido.

Utilizando-se um modelo não determinístico pôde-se estudar a criticalidade de um sistema neuronal para determinados parâmetros e configurações correspondentes às sinapses elétricas ao serem submetidos a perturbação externa. Ao se adicionar as sinapses químicas nos foi possível verificar efeitos já conhecidos em uma rede neuronal, tal como a resposta da rede ao estímulo externo e regimes de biestabilidade da dinâmica da rede. Notou-se ainda que para o modelo não determinístico, ao se adicionar sinapses químicas, ocorre um aumento no valor da faixa dinâmica apenas para parâmetros de σ que correspondem à região subcrítica da rede com apenas sinapses elétricas ($\sigma < 1,0$). Para a região crítica e supercrítica, o acréscimo das sinapses químicas gera uma diminuição significativa no valor da faixa dinâmica para pequenos valores de limiar ($T < 1,25$) ou simplesmente

não surte efeito algum sobre a rede para valores mais altos do limiar ($T \geq 1,25$). O estudo do modelo consistindo apenas de sinapses elétricas é compatível com a descrição dos glomerulos olfativos do bulbo olfatório e das células ganglionares da saída da retina, que são constituídos principalmente de sinapses elétricas. Sabe-se no entanto que podem conter também sinapses químicas. O modelo com sinapses elétricas acrescido de sinapses químicas aprimora o estudo de redes neuronais no bulbo olfatório. A rede com sinapses químicas e elétricas através do modelo não determinístico se restringiu a manter os pesos sinápticos com uma distribuição constante com valores próximos de $w_{ij} = 0,5$. Tal fato confere ao sistema características bastante particulares, como ter a dinâmica alterada ao se modificar o valor do parâmetro T em intervalos que correspondem à metade do valor do peso sináptico.

Em trabalhos futuros, pode-se avaliar a faixa dinâmica quando o número médio de conexões químicas é igual ou superior ao de sinapses elétricas. Também pode-se estudar o comportamento do sistema para outras combinações do número médio de sinapses químicas e elétricas. Pretende-se ainda investigar quais os efeitos da plasticidade sobre uma rede com apenas sinapses químicas ou químicas e elétricas. Estudos recentes já utilizaram valores diferentes de limiares para certas porções de neurônios de uma mesma rede, de modo a obter maximização da faixa dinâmica destas redes. O modelo com sinapses elétricas e químicas pode ser ainda mais vastamente explorado, sob outros parâmetros, outras condições iniciais e topologias, a fim de encontrar comportamentos já descritos e encontradas na literatura.

Referências

- 1 Von Neumann, J. **Theory of Self-Reproducing Automata**. University of Illinois Press, 1996.
- 2 KARI, J. **Theory of cellular automata: A survey**. Theoretical Computer Science, v. 334, n. 1–3, p. 3 – 33, 2005.
- 3 WOLFRAM, S. **Statistical mechanics of cellular automata**. Rev. Mod. Phys., American Physical Society, v. 55, p. 601–644, 1983.
- 4 IAROSZ, K. C. **Autômatos Celulares em Biofísica**. Tese (Doutorado em Ciências - Física) — Universidade Estadual de Ponta Grossa, 2013.
- 5 BERLEKAMP J. H. CONWAY, R. K. G. E. R. **Winning Ways of Your Mathematical Plays**. New York: Academic Press, 1982.
- 6 MARGOLUS, T. T. N. **Cellular Automata Machine**. A New Environment for Modeling, MIT Press, Cambridge, 1987.
- 7 MARGOLUS, T. T. N. **Invertible Cellular Automata: A review**. Physica D: Nonlinear Phenomena, v. 45, n. 1-3, p. 229-253, 1990.
- 8 WOLFRAM, S. **Cellular Automata as Models of Complexity**. The Institute for advanced Study, Princeton, New Jersey, USA: Nature. p. 419-424. 1984
- 9 RAABE, D. **Cellular Automata in Materials Science with Particular Reference To Recrystallization Simulation**. Annual review of materials research, v. 32, n. 1, p. 53-76, 2012.
- 10 THAN, O.; BÜTTGENBACH, S. **Simulation of anisotropic chemical etching of crystalline silicon using a cellular automata model**. Sensors and Actuators A: Physical, v. 45, n. 1, p. 85 – 89, 1994.
- 11 SANTÉ, I.; GARCÍA, A. M.; MIRANDA, D.; CRESCENTE, R. **Cellular automata models for the simulation of real-world urban processes: A review and analysis**. Landscape and Urban Planning, v. 96, n. 2, p. 108 – 122, 2010.
- 12 MAERIVOET, S.; MOOR, B. D. **Cellular automata models of road traffic**. Physics Reports, v. 419, n. 1, p. 1 – 64, 2005.
- 13 VITÁNYI, P. M. **Sexually reproducing cellular automata**. Mathematical Biosciences, v. 18, n. 1–2, p. 23 – 54, 1973.
- 14 GRONEWOLD, A.; SONNENSCHNEIN, M. **Event-based modelling of ecological systems with asynchronous cellular automata**. Ecological Modelling, v. 108, n. 1–3, p. 37 – 52, 1998.

- 15 WHITE, S. H.; DEL REY, A. M.; SÁNCHEZ, G. R. **Modeling epidemics using cellular automata**. Applied Mathematics and Computation, v. 186, n. 1, p. 193 – 202, 2007.
- 16 ENCINAS, A. H.; ENCINAS, L. H.; WHITE, S. H.; DEL REY, A. M.; Sánchez, G. R. **Simulation of forest fire fronts using cellular automata**. Advances in Numerical Methods for Environmental Engineering. Advances in Engineering Software, v. 38, n. 6, p. 372 – 378, 2007.
- 17 BHARGAVA, S.; KUMAR, A.; MUKHERJEE, A. **A stochastic cellular automata model of innovation diffusion**. Technological Forecasting and Social Change, v. 44, n. 1, p. 87 – 97, 1993.
- 18 DOS SANTOS LIMA, G.Z.; IAROSZ, K.C.; BATISTA, A.M.; CALDAS, I.L.; GUIMARÃES-FILHO, Z.O.; VIANA, R.L.; LOPES, S.R.; NASCIMENTO, I.C.; KUZNETSOV, Y. K. **Self-organized criticality in {MHD} driven plasma edge turbulence**. Physics Letters A, v. 376, n. 5, p. 753 – 757, 2012.
- 19 TOMASSINI, M.; PERRENOUD, M. **Cryptography with cellular automata**. Applied Soft Computing, v. 1, n. 2, p. 151 – 160, 2001.
- 20 SEIDEN, H. G. P. **Stochastic star formation and spiral structure of galaxies**. Astrophysical Journal.
- 21 COPELLI, M.; ROQUE, A. C.; OLIVEIRA, R. F.; KINOUCI, O. **Physics of psychophysics: Stevens and Weber-Fechner laws are transfer functions of excitable media**. Phys. Rev. E, American Physical Society, v. 65, p. 060901, 2002.
- 22 IAROSZ, K. C.; BATISTA, A. M.; VIANA, R. L.; LOPES, S. R.; CALDAS, I. L.; PENNA, T. J. P. **The influence of connectivity on the firing rate in a neuronal network with electrical and chemical synapses**. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, v. 391, n. 3, p. 819 – 827, 2012.
- 23 VIANA, R.L.; BORGES, F.S.; IAROSZ, K.C.; BATISTA, A.M.; LOPES, S.R.; CALDAS, I.L. **Dynamic range in a neuron network with electrical and chemical synapses**. Communications in Nonlinear Science and Numerical Simulation, v. 19, n. 1, p. 164 – 172, 2014.
- 24 GOLLO, L. L.; MIRASSO, C.; EGUÍLUZ, V. M. **Signal integration enhances the dynamic range in neuronal systems**. Physical Review E, APS, v. 85, n. 4, p. 040902, 2012.
- 25 GOLLO, L. L.; KINOUCI, O.; COPELLI, M.; **Active dendrites enhance neuronal dynamic range**. PLoS Comput Biol, v. 5, n. 6, p. e1000402, 2009.
- 26 STEVENS, S. **Psychophysics**. Transaction Publishers, 1975.
- 27 BATISTA, C. A. S.; VIANA, R. L.; LOPES, S. R.; BATISTA, A. M. **Dynamic range in small-world networks of hodgkin–huxley neurons with chemical synapses**. Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, v. 410, p. 628 – 640, 2014.

- 28 KINOUCI, O.; COPELLI, M. **Optimal dynamical range of excitable networks at criticality**. *Nature physics*, Nature Publishing Group, v. 2, n. 5, p. 348–351, 2006.
- 29 CHIALVO, D. R. **Psychophysics: Are our senses critical?** *Nature Physics*, v. 2, n. 5, p. 301-302, 2006.
- 30 REINHARD, E.; HEIDRICH, W.; DEBEVEC, P.; PATTANAİK, S.; WARD, G.; MYSZKOWSKI, K. **High dynamic range imaging: acquisition, display, and image-based lighting**. Morgan Kaufmann, 2010.
- 31 SPAHR, A. J.; DORMAN, M. F.; LOISELLE, L. H. **Performance of patients using different cochlear implant systems: effects of input dynamic range**. *Ear and Hearing*, LWW, v. 28, n. 2, p. 260–275, 2007.
- 32 HAIMOVICI, A.; TAGLIAZUCCHI, E.; BALENZUELA, P.; CHIALVO, D. R. **Brain organization into resting state networks emerges at criticality on a model of the human connectome**. *Physical review letters*, APS, v. 110, n. 17, p. 178101, 2013.
- 33 BURKS, A. W. **Essays on Cellular Automata**. Universidade de Illinois, p. xv, 1968.
- 34 CODD, E. F. **Cellular Automata**. Academic Press, New York, 1968.
- 35 GARDNER, M. **The fantastic combinations of John Conway’s new solitaire game of life**. *Scientific American*, v. 223, p. 120–123, 1970.
- 36 WOLFRAM, S. **Universality and complexity in cellular automata**. *Physica D: Nonlinear Phenomena*, v. 10, n. 1–2, p. 1 – 35, 1984.
- 37 KARI, J. **Cellular Automata**. University of Turku: Springer, 2013.
- 38 WOLFRAM, S. **Cellular automata: mathematical systems of simple construction are found capable of highly complex behavior with many universal features**. Fall: Los Alamos Science, 1983.
- 39 WOLFRAM, S. **Theory and Applications of Cellular Automata: Table of Cellular Automaton Properties**. World Scientific Publishing Co. Ltd, 1986.
- 40 MARTINS, C. C. **Autômato celular aplicado no crescimento de câncer**. Dissertação (Mestrado em Ciências - Área de concentração Física) — Universidade Estadual de Ponta Grossa, Ponta Grossa, 2010.
- 41 PACKARD, S. W. N. H. **Two-Dimensional Cellular Automata**. The Institute for advanced Study, Princeton, New Jersey: *Journal of Statistical Physics*, p. 901-943, 1985.
- 42 MACHICAO, J.; MARCO, A. G.; BRUNO, O. M. **Chaotic encryption method based on life-like cellular automata**. *Expert Systems with Applications*, v. 39, n. 16, p. 12626 – 12635, 2012.
- 43 OZHIGOV, Y. **Computations on nondeterministic cellular automata**. *Information and Computation*, v. 148, n. 2, p. 181 – 201, 1999.

- 44 PYNE-GEITHMAN, G. **Anatomy of the Brain.**: Clinic Spine Institute. Disponível em <<https://www.mayfieldclinic.com/PDF/PE-AnatBrain.pdf>>. Acesso em 26/02/2015.
- 45 ZIMMER, C. **100 Trillion Connections.** Scientific American. January, 2011.
- 46 THIBODEAU, G.; PATTON, K. **Estrutura e funções do corpo humano.** Editora Manole, 2002.
- 47 KIERNAN, J. **Neuroanatomia Humana de Barr.** MANOLE, 2003.
- 48 LUNDY-EKMAN, L. **Neurociência Fundamentos para Reabilitação.** Elsevier Health Sciences Brazil, 2011.
- 49 GUYTON, A.; HALL, A. J. E. **Tratado de fisiologia Medica.** Elsevier, 2006.
- 50 BORGES, R. R.; IAROSZ, K. C.; BATISTA, A. M.; CALDAS, I. L.; BORGES, F. S.; LAMEU, E. L. **Sincronização de disparos em redes neurônais com plasticidade sináptica.** v. 89, 2015.
- 51 VALENÇA, G. **Neurologia Clínica.** Editora UFPE.
- 52 SILVERTHORN, D. **Fisiologia Humana: Uma Abordagem Integrada.** Artmed Editora.
- 53 BRANDÃO, M. L. **As bases biológicas do comportamento: Introdução à neurociência.** São Paulo: E.P.U. p. 244.
- 54 OVALLE, W.; NAHIRNEY, P. **Netter Bases da Histologia.** Elsevier Health Sciences Brazil, 2014.
- 55 HOEHN, E. **Anatomia e Fisiologia.** Artmed Editora.
- 56 RAFF, H.; LEVITZKY, M. **Fisiologia Médica - 1ed.**. McGraw Hill Brasil, 2012.
- 57 GARTNER, L. **Tratado de Histologia.** Elsevier Health Sciences Brazil, 2011.
- 58 SCHULTE, C. **Principios de Fisiologia Animal.** Artmed Editora.
- 59 KANDEL, E. **Principles of Neural Science.** McGraw-Hill Education, 2013.
- 60 MORRIS, R.; FILLENZ, M. **Neurociência: a ciência do cérebro.** The British Neuroscience Association. Disponível em: <<http://www.spn.org.pt/docs/portuguese.pdf>>. Acesso em: 24/03/2015.
- 61 HAGMANN, P.; CAMMOUN, L.; GIGANDET, X.; MEULI, R.; HONEY, C. J.; WEDEEN, V. J.; SPORNS, O. **Mapping the structural core of human cerebral cortex.** PLoS Biology, Public Library of Science, v. 6, n. 7, p. e159, 2008.
- 62 HUETTEL, S. A.; SONG, A. W.; MCCARTHY, G. **Functional magnetic resonance imaging.** Sinauer Associates Sunderland, 2004.
- 63 COPELLI, M. **Physics of psychophysics: Stevens and Weber-Fechner laws are transfer functions of excitable media.** Phys. Rev. E, American Physical Society, v. 65, p. 060901, 2002.

- 64 SAINZ-TRAPAGA, M.; MASOLLER, C.; BRAUN, H. A.; HUBER, M. T. **Influence of time-delayed feedback in the firing pattern of thermally sensitive neurons.** *Physical Review E, APS*, v. 70, n. 3, p. 031904, 2004.
- 65 FURTADO, L. S.; COPELLI, M. **Response of electrically coupled spiking neurons: a cellular automaton approach.** *Physical Review E, APS*, v. 73, n. 1, p. 011907, 2006.
- 66 FRIEDMAN, D.; STROWBRIDGE, B. W. **Both electrical and chemical synapses mediate fast network oscillations in the olfactory bulb.** *Journal of neurophysiology, American Physiological Society*, v. 89, n. 5, p. 2601–2610, 2003.
- 67 POPOVYCH, O. V.; YANCHUK, S.; TASS, P. A. **Self-organized noise resistance of oscillatory neural networks with spike timing-dependent plasticity.** *Scientific Reports, Nature Publishing Group*, v. 3, 2013.
- 68 GONG, Y.; LIN, X.; WANG, L.; HAO, Y. **Chemical synaptic coupling-induced delay-dependent synchronization transitions in scale-free neuronal networks.** *Science China Chemistry, Springer*, v. 54, n. 9, p. 1498–1503, 2011.
- 69 NORTHROP, R. **Introduction to Dynamic Modeling of Neuro-Sensory Systems.** *Biomedical Engineering. Taylor & Francis*, 2000.
- 70 CRAIG, A. B. **Interoception: the sense of the physiological condition of the body.** *Current Opinion in Neurobiology*, v. 13, n. 4, p. 500 – 505, 2003.
- 71 IVERGARD, T.; HUNT, B. **Handbook of Control Room Design and Ergonomics: A Perspective for the Future, Second Edition.** *CRC Press*, 2008.
- 72 BANTERLE, F.; ARTUSI, A. DEBATTISTA, K.; CHALMERS, A. **Advanced High Dynamic Range Imaging: Theory and Practice.** *Taylor & Francis*, 2011.
- 73 LEVINA, A.; HERRMANN, J. M.; GEISEL, T. **Dynamical synapses causing self-organized criticality in neural networks.** *Nature Physics, Nature Publishing Group*, v. 3, n. 12, p. 857–860, 2007.
- 74 HUBBARD, T. L. **Environmental invariants in the representation of motion: Implied dynamics and representational momentum, gravity, friction, and centripetal force.** *Psychonomic Bulletin & Review, Springer*, v. 2, n. 3, p. 322–338, 1995.
- 75 STEVENS, S. S. **On the psychophysical law.** *Psychological review, American Psychological Association*, v. 64, n. 3, p. 153, 1957.
- 76 BRESKIN, I.; SORIANO, J.; MOSES, E.; TLUSTY, T. **Percolation in living neural networks.** *Physical Review Letters, APS*, v. 97, n. 18, p. 188102, 2006.
- 77 COHEN, O.; KESELMAN, A.; MOSES, E.; MARTINEZ, M. R.; SORIANO, J.; TLUSTY, T. **Quorum percolation in living neural networks.** *EPL (Europhysics Letters), IOP Publishing*, v. 89, n. 1, p. 18008, 2010.
- 78 FUSTER, J. M.; ALEXANDER, G. E. et al. **Neuron activity related to short-term memory.** *Science*, v. 173, n. 3997, p. 652–654, 1971.

79 STERIADE, M.; NUNEZ, A.; AMZICA, F. **A novel slow (< 1 Hz) oscillation of neocortical neurons in vivo: depolarizing and hyperpolarizing components.** The Journal of Neuroscience, Soc. Neuroscience, v. 13, n. 8, p. 3252–3265, 1993.

80 BORGES, F. S.; LAMEU, E. L. BATISTA, A. M.; IAROSZ, K.C.; BAPTISTA, M. S.; VIANA, R. L. **Complementary action of chemical and electrical synapses to perception.** Physica A: Statistical Mechanics and its Applications, v. 430, p. 236 – 241, 2015.