



UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO  
INSTITUTO DE CIÊNCIAS MATEMÁTICAS E DE COMPUTAÇÃO  
Departamento de Ciências de Computação

# SCC-5809

## Capítulo 1 - Cognição e Modelo Biológico

João Luís Garcia Rosa<sup>1</sup>

<sup>1</sup>SCC-ICMC-USP

2012

# Sumário

- 1 Introdução
  - Resumo e Objetivos
  - Aplicações
  - Histórico
- 2 O Cérebro
  - O Cérebro como Modelo
  - Sinapses
  - Sistema Nervoso
- 3 Hebb e Ramón y Cajal
  - A Hipótese de Hebb
  - Ramón y Cajal

# Sumário

- 1 **Introdução**
  - **Resumo e Objetivos**
  - Aplicações
  - Histórico
- 2 O Cérebro
  - O Cérebro como Modelo
  - Sinapses
  - Sistema Nervoso
- 3 Hebb e Ramón y Cajal
  - A Hipótese de Hebb
  - Ramón y Cajal

# Objetivos

## Proposta

Conhecimentos básicos sobre a ferramenta computacional de Aprendizado de Máquina: As Redes Neurais Artificiais (RNA).

## Inspiração

Computação, Biologia e Neurociência.

## Objetivos

Construir a máquina inteligente.

# Máquina Inteligente: Máquina que “pensa”



# Redes Neurais Artificiais

- Baseada em uma visão abstrata do neurônio.
- Neurônios artificiais são conectados para formar grandes redes.
- As conexões determinam a função da rede.
- As conexões podem ser formadas através do aprendizado e não precisam ser “programadas”.

# Sumário

- 1 **Introdução**
  - Resumo e Objetivos
  - **Aplicações**
  - Histórico
- 2 O Cérebro
  - O Cérebro como Modelo
  - Sinapses
  - Sistema Nervoso
- 3 Hebb e Ramón y Cajal
  - A Hipótese de Hebb
  - Ramón y Cajal

# Aplicações na Indústria [20]

- **Agricultura:**
  - preços de produtos,
- **Ambiental:**
  - previsão de correntes aéreas e marítimas;
  - qualidade do ar e da água,
- **Arqueologia:**
  - idade e identificação de ossos e artefatos,
- **Bancos:**
  - concessão de empréstimos e crédito,
- **Cartões de Crédito:**
  - deteção de transações fraudulentas,
- **Defesa:**
  - identificação de alvos,
- **Farmacêuticos:**
  - eficácia de novas drogas,



# Aplicações na Indústria [20]

- **Finanças:**
  - previsão de investimentos;
  - flutuação da moeda,
- **Imobiliária:**
  - levantamento de preços,
- **Manufatura:**
  - controle de qualidade,
- **Marketing:**
  - prospecção de alvos;
  - comparação de métodos e campanhas de marketing,
- **Medicina:**
  - diagnóstico de tumor e tecido;
  - diagnóstico de ataque do coração,
- **Óleo/Gás/Energia:**
  - previsão de preço de energia;
  - estimativa de reservas de óleo,

# Aplicações na Indústria [20]

- **Pesquisa Científica:**
  - identificação de espécimes;
  - sequenciamento de proteínas,
- **Psicologia:**
  - previsão de comportamento psicótico e criminoso,
- **Sabores e Fragrâncias:**
  - previsão de sabor em cerveja e vinho,
- **Segurança Nacional:**
  - identificação de potenciais terroristas,
- **Seguros:**
  - política de seguros;
  - estimativa de perda de reservas,
- **Telecomunicações:**
  - detecção de falha em linha de rede,
- **Transporte:**
  - manutenção de rodovias.

# Sumário

- 1 **Introdução**
  - Resumo e Objetivos
  - Aplicações
  - **Histórico**
- 2 O Cérebro
  - O Cérebro como Modelo
  - Sinapses
  - Sistema Nervoso
- 3 Hebb e Ramón y Cajal
  - A Hipótese de Hebb
  - Ramón y Cajal

# Histórico

- **1943:** McCulloch e Pitts [17]: primeiro modelo matemático do neurônio.
- **1948:** livro *Cybernetics* de Wiener [29].
- **1949:** palestra de Von Neumann na Universidade de Illinois [27]: divulgação da teoria de McCulloch e Pitts
- **1949:** Hebb: *The Organization of Behavior* [11]: regra de aprendizagem para a modificação sináptica.
- **1951:** Minsky e Edmonds: primeiro computador de Redes Neurais: SNARC - *Stochastic Neural-Analog Reinforcement Computer* [18].
- **1958:** Rosenblatt: perceptron [23].
- **1960:** Widrow e Hoff: adaline [28].

# Histórico

- **1969:** Minsky e Papert: *Perceptrons* [19]: livro com resultado negativo sobre a capacidade de representação de uma rede neural de uma camada.
- **1969:** Bryson e Ho [3]: descoberta do algoritmo de aprendizado *backpropagation*.
- **1975:** Freeman [7]: Proposta dos modelos K: hierarquia de redes neurais biologicamente plausíveis.
- **1980:** Grossberg [10]: auto-organização.
- **1982:** Hopfield [12]: redes recorrentes com conexões sinápticas simétricas.
- **1982:** Kohonen [14]: mapas auto-organizáveis.
- **1985:** Ackley, Hinton e Sejnowsky: Máquina de Boltzmann [1]: 1<sup>a</sup>. rede neural de múltiplas camadas bem sucedida.

# Histórico

- **1986:** McClelland e Rumelhart [24, 16]: *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition* (2 volumes): re-invenção do *backpropagation*.
- **1988:** Broomhead e Lowe: funções de base radial (RBF) [2]: alternativa aos perceptrons de múltiplas camadas.
- Fu (**1991** [8] e **1993** [9]), Towell e Shavlik (**1993** [26]), Setiono e Liu (**1996** [25]), Omlin e Giles (**1996** [21, 22]), d'Avila Garcez et al. (**2001** [5]): Extração de conhecimento simbólico de RNA - Abordagem simbólico-conexionista - Redes neurais baseadas em conhecimento.
- **2001:** Clark: conexionismo moderno dividido em três gerações [4].
- **2007:** Kozma et al. [15]: Proposta de uma quarta geração na classificação de Clark [4] - modelos K de Freeman.

# Vantagens e Limitações da RNA

## ● Vantagens:

- solução naturalmente paralela,
- robusta, tolerante a falhas,
- permite a integração de informações oriundas de fontes ou tipos diferentes,
- sistema adaptativo, capaz de aprender,
- mostra certo grau de autonomia no aprendizado,
- performance muito rápida no reconhecimento.

## ● Limitações:

- ainda muito difícil explicar seu comportamento, por causa da falta de transparência,
- soluções não escalam bem... computacionalmente cara para problemas de maior porte,
- ainda muito distante da realidade biológica.

# Modelos Clássicos

- Baseados em uma descrição simples do neurônio, considerando:
  - a presença de células pré-sinápticas e seus potenciais sinápticos,
  - o limiar de ativação e
  - a propagação de um potencial de ação.
- Representam uma explicação empobrecida das características do cérebro humano.



# Sumário

- 1 Introdução
  - Resumo e Objetivos
  - Aplicações
  - Histórico
- 2 O Cérebro
  - O Cérebro como Modelo
  - Sinapses
  - Sistema Nervoso
- 3 Hebb e Ramón y Cajal
  - A Hipótese de Hebb
  - Ramón y Cajal

# O Cérebro humano

- A evolução natural deu ao cérebro humano muitas características desejáveis que não estão presentes na máquina de von Neumann, tais como:
  - Paralelismo massivo,
  - Representação e computação distribuídas,
  - Habilidade de aprendizado,
  - Habilidade de generalização,
  - Adaptabilidade,
  - Processamento de informação contextual inerente,
  - Tolerância a falhas,
  - Baixo consumo de energia.

# Von Neumann vs. Sistema Neural

	<i>Computador de von Neumann</i>	<i>Sistema neural biológico</i>
<i>Processador</i>	Complexo Alta velocidade Um ou poucos	Simples Baixa velocidade Um grande número
<i>Memória</i>	Separado do processador Localizado Não-endereçável pelo conteúdo	Integrada com o processador Distribuída Endereçável pelo conteúdo
<i>Computação</i>	Centralizada Seqüencial Programas armazenados	Distribuída Paralela Auto-aprendizado
<i>Confiabilidade</i>	Muito vulnerável	Robusta
<i>Especialidade</i>	Manipulações numéricas e simbólicas	Problemas perceptuais
<i>Ambiente operacional</i>	Bem definido, bem restrito	Pobremente definido, irrestrito

# Computador vs. Cérebro

	<i>Computador</i>	<i>Cérebro humano</i>
<i>Unidades computacionais</i>	1 CPU, $10^5$ portas	$10^{11}$ neurônios
<i>Unidades de armazenamento</i>	RAM de $10^9$ bits, disco de $10^{10}$ bits	$10^{11}$ neurônios, $10^{14}$ sinapses
<i>Tempo de ciclo</i>	$10^{-8}$ seg.	$10^{-3}$ seg.
<i>Bandwidth</i>	$10^9$ bits/seg.	$10^{14}$ bits/seg.
<i>Atualizações de neurónio/seg.</i>	$10^5$	$10^{14}$

# Sumário

1

## Introdução

- Resumo e Objetivos
- Aplicações
- Histórico

2

## O Cérebro

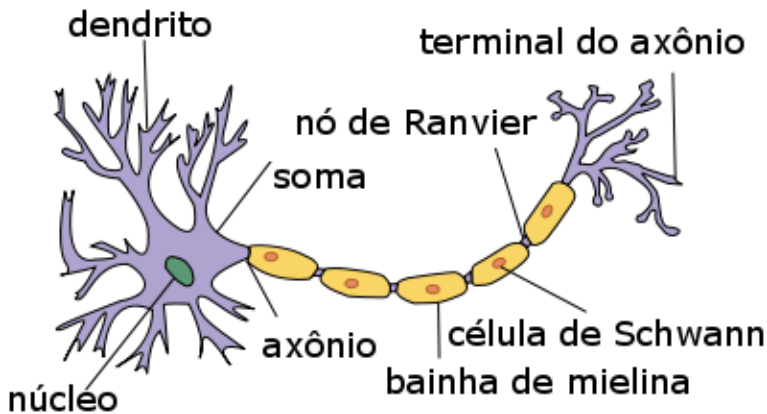
- O Cérebro como Modelo
- **Sinapses**
- Sistema Nervoso

3

## Hebb e Ramón y Cajal

- A Hipótese de Hebb
- Ramón y Cajal

# Neurônio



# Sinapses

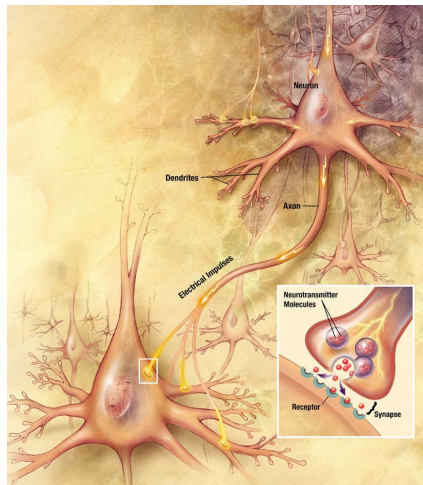
- O neurônio “clássico” tem muitos dendritos, usualmente ramificados, que recebem informação de outros neurônios e um único axônio que fornece como saída a informação processada, através da propagação de um “spike” ou *potencial de ação*.
- O axônio se ramifica para fazer sinapses com os dendritos e corpos celulares de outros neurônios.
- O tipo predominante de sinapse no cérebro do mamífero é a **sinapse química**, que opera através de liberação de uma substância transmissora do terminal pré-sináptico para o terminal pós-sináptico.
- Despolarização é uma redução do potencial da membrana celular para zero mV, sendo que o interior do neurônio torna-se mais positivo.

# Sinapses

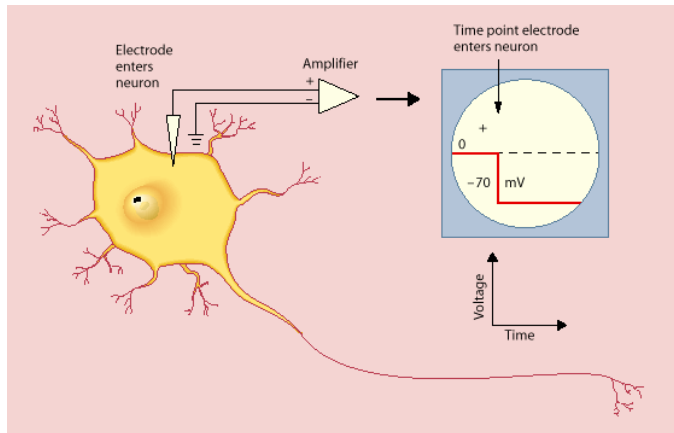
- A despolarização para um nível de potencial crítico, o **limiar**, causa o início de um impulso.
- No seu pico, o interior da célula torna-se positivo em relação ao seu exterior.
- Na maioria das sinapses, o terminal pré-sináptico libera uma substância química, o neurotransmissor, em resposta a uma despolarização.
- Há dois tipos básicos de sinapses: as sinapses elétricas (menos comuns) e as químicas.
- As sinapses elétricas e químicas têm morfologias completamente diferentes.



# Sinapse



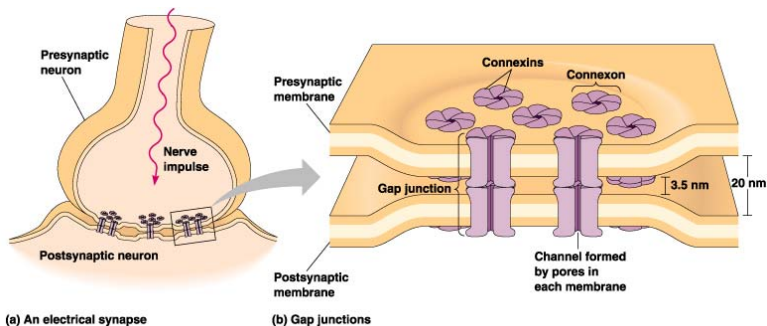
# Os potenciais de ação (*spikes*) podem ser gravados numa célula



# Sinapses elétrica e química

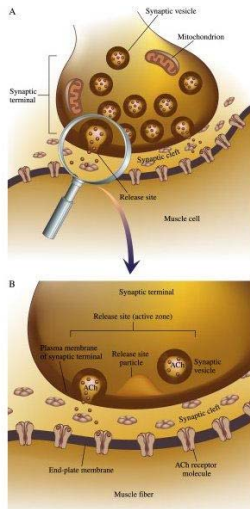
- Nas sinapses elétricas:
  - a transmissão ocorre através de canais de junção (canais de íon especiais),
    - localizados nas membranas pré e pós-sinápticas: conexão citoplasmática entre as células.
  - parte da corrente elétrica injetada na célula pré-sináptica escapa através de canais de repouso,
  - a corrente restante é direcionada ao interior da célula pós-sináptica através dos canais de junção.
- Nas sinapses químicas:
  - fenda sináptica: pequena separação celular entre as células,
  - vesículas contendo moléculas de neurotransmissores no terminal pré-sináptico,
  - quando o potencial de ação alcança estas vesículas, os neurotransmissores são liberados para a fenda sináptica.

# Sinapse Elétrica



©Addison Wesley Longman, Inc.

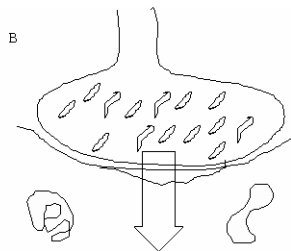
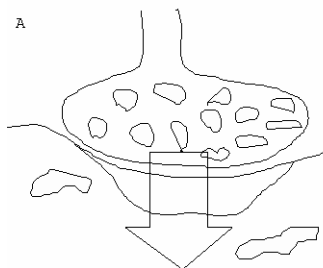
# Sinapse Química



# Morfologia da Sinapse

- Os contatos sinápticos podem ser classificados morfologicamente em dois tipos básicos:
  - 1 tipo I (figura A): estas sinapses têm especializações de membrana assimétricas e o processo pré-sináptico contém vesículas sinápticas redondas bastante grandes (50 nm), onde acredita-se que existam pacotes de neurotransmissores.
  - 2 tipo II (figura B): estas têm especializações de membrana simétricas. As vesículas sinápticas são menores e freqüentemente elipsoidais ou achatadas. A zona de contato é usualmente menor que da sinapse tipo I.

# Morfologia da Sinapse



# As Sinapses podem Excitar ou Inibir

- A importância da classificação nos dois tipos morfológicos é que as sinapses do tipo I parecem ser excitatórias, ao passo que as sinapses do tipo II parecem ser inibitórias.
- As células nervosas influenciam outras por
  - 1 excitação, ou seja, elas produzem impulsos em outras células e
  - 2 inibição, ou seja, elas previnem a liberação de impulsos em outras células.
- Numa sinapse excitatória, o transmissor liberado pelo terminal pré-sináptico despolariza a célula pós-sináptica, fazendo com que o potencial de sua membrana atinja o limiar.
- Numa sinapse inibitória, o transmissor tende a manter o potencial da membrana da célula pós-sináptica abaixo do limiar.



# As Sinapses podem Excitar ou Inibir

- Existe um outro critério possível para determinar o caráter das sinapses: o transmissor que elas usam.
- Em geral, assume-se que um dado transmissor fará usualmente a mesma coisa em lugares diferentes, apesar de haver exceções, dependendo da natureza dos receptores pós-sinápticos.

# Generalizações sobre Sinapses

- Vários métodos têm sido usados para identificar os neurotransmissores, mas cada técnica tem limitações.
- No momento, é difícil identificar os transmissores envolvidos e seus efeitos pós-sinápticos em muitas sinapses do sistema nervoso central.

# Generalizações sobre Sinapses

- Pode-se fazer uma lista de tentativas de possíveis generalizações sobre sinapses:
  - nenhum axônio faz sinapses tipo I em alguns locais enquanto faz tipo II em outros;
  - nenhum axônio no cérebro de mamífero mostrou liberação de dois neurotransmissores diferentes não peptídeos. (Mas parece que muitos neurônios, incluindo neurônios corticais, podem liberar um transmissor “convencional” e um neuropeptídeo, ou em alguns casos, dois ou mais neuropeptídeos);
  - não existe evidência no cérebro de mamífero que um mesmo axônio possa causar excitação e inibição em sinapses diferentes, mas isto é certamente possível já que o efeito de um dado transmissor depende dos tipos dos receptores presentes e de seus canais de íon associados.

# Sumário

- 1 Introdução
  - Resumo e Objetivos
  - Aplicações
  - Histórico
- 2 O Cérebro
  - O Cérebro como Modelo
  - Sinapses
  - **Sistema Nervoso**
- 3 Hebb e Ramón y Cajal
  - A Hipótese de Hebb
  - Ramón y Cajal

# O Cérebro humano

- Computação no córtex cerebral:
  - Massivamente paralela,
  - Elementos processadores muito simples,
  - $10^{11}$  neurônios,
  - $10^{14}$  sinapses,
  - Mil sinapses por neurônio,
  - Centenas de milhares de tipos diferentes de neurônios,
  - 72 km de fibras,
  - 100 tipos diferentes de neurotransmissores.

# O Cérebro humano

- Curiosidades [6, 13]:
  - Axônios:
    - 4.5 metros (aferente primário da girafa),
    - 100 microns =  $10^{-4}$  metros (célula excitatória típica do cerebelo).
  - Comunicação através de *spikes*:
    - Estereotípica (células piramidais comuns),
    - Nenhuma (células horizontais da retina).
  - Velocidade do *spike*:
    - 400 km/h,
    - 2 km/h.
  - Conexões de entrada:
    - Cerca de 200.000 (células purkinje - célula inibitória do cerebelo),
    - Cerca de 500 (células dos gânglios da retina).

# Sumário

- 1 Introdução
  - Resumo e Objetivos
  - Aplicações
  - Histórico
- 2 O Cérebro
  - O Cérebro como Modelo
  - Sinapses
  - Sistema Nervoso
- 3 Hebb e Ramón y Cajal
  - A Hipótese de Hebb
  - Ramón y Cajal

# Donald Olding Hebb





# Donald Hebb (1949)

- “Quando um axônio da célula A é próximo o suficiente de excitar uma célula B e repetidamente ou persistentemente toma parte em dispará-la, algum processo de crescimento ou mudança metabólica acontece em uma ou ambas as células tal que a eficiência de A, como uma das células que disparam B, é aumentada”<sup>1</sup>.
- Hebb introduziu a palavra **conexionismo**: “A teoria é evidentemente uma forma de *conexionismo*, uma das variedades de interruptores, apesar de não se tratar de conexões diretas entre caminhos aferente e eferente: não é uma psicologia ‘S-R’, se R significa uma resposta muscular. O servidor de conexões estabelece atividades centrais autônomas, que são a base para o aprendizado.”

---

<sup>1</sup> Donald O. Hebb. *The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*, Wiley, 1949.

# A hipótese de Hebb

- Conhecimento: associações,
- Plasticidade do SNC:
  - sinapses são criadas e destruídas,
  - pesos sinápticos mudam de valor,
  - permite a aprendizagem: auto-organização interna que permite:
    - codificação de conhecimento novo,
    - reforço de conhecimento existente.
- Como dar um substrato neural ao aprendizado de associações entre fatos do mundo?
- Hipótese de Hebb (1949):
  - reforça-se a conexão entre dois nós que são altamente ativados ao mesmo tempo.
  - Este tipo de regra é uma formalização da psicologia associacionista, que assegura que associações são acumuladas entre coisas que ocorrem juntas.

# A hipótese de Hebb

- A Hipótese de Hebb permite modelar a plasticidade do SNC, adaptando-se a mudanças do meio ambiente, através da:
  - força excitatória e inibitória das sinapses existentes, e da
  - sua topologia.
- A Lei de Hebb permite que uma rede conexionista aprenda correlações entre fatos.

# Sumário

- 1 Introdução
  - Resumo e Objetivos
  - Aplicações
  - Histórico
- 2 O Cérebro
  - O Cérebro como Modelo
  - Sinapses
  - Sistema Nervoso
- 3 Hebb e Ramón y Cajal
  - A Hipótese de Hebb
  - Ramón y Cajal



# Princípios de Ramón y Cajal

- Princípio da Especificidade Conectiva:
  - “As células nervosas não se comunicam indiscriminadamente umas com as outras nem formam redes aleatórias.”
- Princípio da Polarização Dinâmica:
  - “Os sinais elétricos dentro de uma célula nervosa fluem apenas em uma direção: da recepção do neurônio (normalmente os dendritos e o corpo celular) para a zona de disparo do axônio.”

# Referências I

- [1] D. H. Ackley, G. E. Hinton, and T. J. Sejnowski  
“A learning algorithm for Boltzmann machines.”  
*Cognitive Science*, vol. 9, pp. 147–169, 1985.
- [2] D. S. Broomhead and D. Lowe  
“Multivariable functional interpolation and adaptive networks.”  
*Complex Systems*, vol. 2, pp. 321-355, 1988.
- [3] A. E. Bryson and Y.-C. Ho  
*Applied Optimal Control*.  
Blaisdell, New York, 1969.

# Referências II

- [4] A. Clark  
*Mindware: An introduction to the philosophy of cognitive science.*  
Oxford University Press, 2001.
- [5] A. S. d'Avila Garcez, K. Broda, and D. M. Gabbay  
“Symbolic knowledge extraction from trained neural networks: a sound approach.”  
*Artificial Intelligence* 125, 155–207, 2001.
- [6] C. Eliasmith and C. H. Anderson  
*Neural Engineering - Computation, Representation, and Dynamics in Neurobiological Systems.*  
A Bradford Book, The MIT Press, 2003.



## Referências III

- [7] W. J. Freeman,  
*Mass action in the nervous system - Examination of the Neurophysiological Basis of Adaptive Behavior through the EEG.*  
Academic Press, New York San Francisco London 1975.
- [8] L. M. Fu  
“Knowledge Base Refinement by Backpropagation.”  
*Data and Knowledge Engineering* 7, 35–46, 1991.
- [9] L. M. Fu  
“Knowledge-Based Connectionism for Revising Domain Theories.”  
*IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 23, No.1, 173–182, 1993.

# Referências IV

[10] S. Grossberg

“Intracellular mechanisms of adaptation and self-regulation in self-organizing networks: The role of chemical transducers.”

*Bulletin of Mathematical Biology*, 42, 365-396, 1980.

[11] D. O. Hebb

*The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory*.

Wiley, 1949.

[12] J. J. Hopfield

“Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neuron.”

*Proceedings of the National Academy of Sciences (USA)*, 79:2554–2558, 1982.

# Referências V

- [13] E. R. Kandel, J. H. Schwartz, and T. M. Jessell  
*Principles of Neural Science*.  
Fourth Edition. McGraw-Hill, 2000.
- [14] T. Kohonen  
“Self-organized formation of topologically correct feature maps.”  
*Biological Cybernetics*, vol. 43, pp. 59–69, 1982.
- [15] R. Kozma, H. Aghazarian, T. Huntsberger, E. Tunstel, and W. J. Freeman  
“Computational aspects of cognition and consciousness in intelligent devices.”  
*IEEE Computational Intelligence Magazine* 2(3):53–64, 2007.

## Referências VI

- [16] J. L. McClelland and D. E. Rumelhart (Eds.)  
*Parallel Distributed Processing - Explorations in the Microstructure of Cognition.*  
Volume 2: Psychological and Biological Models. A Bradford Book - The MIT Press, 1986.
- [17] W. S. McCulloch and W. Pitts  
“A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity.”  
*Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, pp. 115-133, 1943.
- [18] M. Minsky  
*A Neural-Analogue Calculator Based upon a Probability Model of Reinforcement.*  
Harvard University Psychological Laboratories,  
Cambridge, Massachusetts, January 8, 1952.

## Referências VII

- [19] M. L. Minsky and S. Papert  
*Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry.*  
MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1969.
- [20] *NEURALTOOLS.*  
<http://www.palisade.com/neuraltools/?gclid=CMr4tOyZ1qQCFYTu7QodLCuPCA>.
- [21] C. W. Omlin and C. L. Giles  
“Rule Revision with Recurrent Neural Networks.”  
*IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*,  
8(1): 183–188, 1996.

## Referências VIII

- [22] C. W. Omlin and C. L. Giles  
“Extraction of Rules from Discrete-time Recurrent Neural Networks.”  
*Neural Networks*, 9(1): 41–52, 1996.
- [23] F. Rosenblatt  
*The perceptron: A perceiving and recognizing automaton.*  
Report 85-460-1, Project PARA, Cornell Aeronautical Lab., Ithaca, NY, 1957.
- [24] D. E. Rumelhart and J. L. McClelland (Eds.)  
*Parallel Distributed Processing - Explorations in the Microstructure of Cognition.*  
Volume 1: Foundations. A Bradford Book - The MIT Press, 1986.

# Referências IX

- [25] R. Setiono and H. Liu  
“Symbolic Representation of Neural Networks.”  
*IEEE Computer*, Vol. 29, No. 3, 71–77, 1996.
- [26] G. G. Towell and J. W. Shavlik  
“Extracting Refined Rules from Knowledge-based Neural Networks.”  
*Machine Learning*, 13, 71–101, 1993.
- [27] J. von Neumann  
“Theory and Organization of Complicated Automata.”  
in Burks, A. W., ed. (1966), *Theory of Self-Reproducing Automata [by] John von Neumann*, University of Illinois Press, Urbana., pp. 29–87 (Part One).

# Referências X

- [28] B. Widrow and M. E. Hoff  
“Adaptive switching circuits.”  
in *1960 IRE WESCON Convention Record*, pp. 96–104,  
New York, 1960.
- [29] N. Wiener  
*Cybernetics*.  
Wiley, New York, 1948.