



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 Rosa¹

¹SCC-ICMC-USP

2011

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 [17]

- **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 [17]

- **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 [17]

- **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 [14]: primeiro modelo matemático do neurônio.
- **1948:** livro *Cybernetics* de Wiener [26].
- **1949:** palestra de Von Neumann na Universidade de Illinois [24]: divulgação da teoria de McCulloch e Pitts
- **1949:** Hebb: *The Organization of Behavior* [9]: regra de aprendizagem para a modificação sináptica.
- **1951:** Minsky e Edmonds: primeiro computador de Redes Neurais: SNARC - *Stochastic Neural-Analog Reinforcement Computer* [15].
- **1958:** Rosenblatt: perceptron [20].
- **1960:** Widrow e Hoff: adaline [25].

Histórico

- **1969:** Minsky e Papert: *Perceptrons* [16]: 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*.
- **1980:** Grossberg [8]: auto-organização.
- **1982:** Hopfield [10]: redes recorrentes com conexões sinápticas simétricas.
- **1982:** Kohonen [12]: mapas auto-organizáveis.

Histórico

- **1985**: Ackley, Hinton e Sejnowsky: Máquina de Boltzmann [1]: 1^a. rede neural de múltiplas camadas bem sucedida.
- **1986**: McClelland e Rumelhart [21, 13]: *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** [6] e **1993** [7]), Towell e Shavlik (**1993** [23]), Setiono e Liu (**1996** [22]), Omlin e Giles (**1996** [18, 19]), d'Avila Garcez et al. (**2001** [4]): Extração de conhecimento simbólico de RNA - Abordagem simbólico-conexionista - Redes neurais baseadas em conhecimento.

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

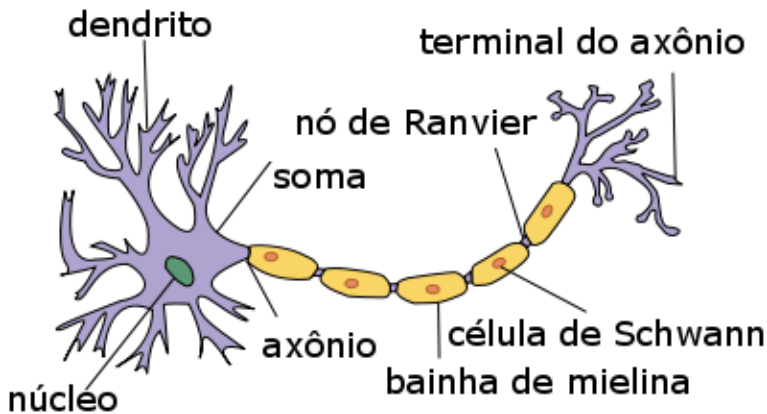
Computador vs. Cérebro

	<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



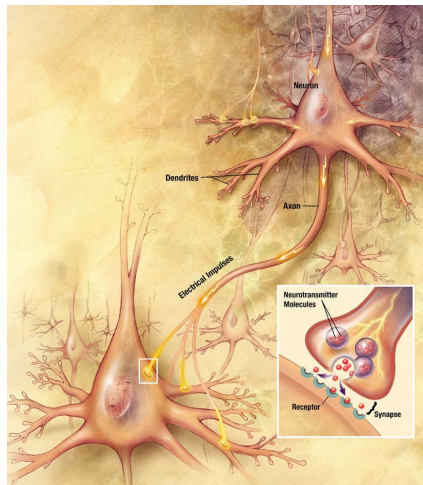
Sinapses

- 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.

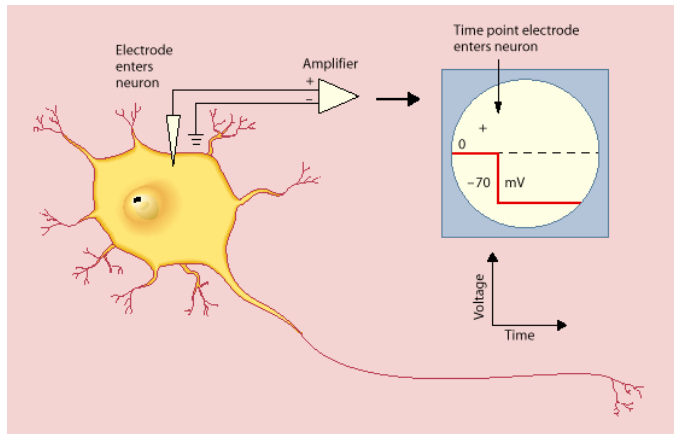
Sinapses

- 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



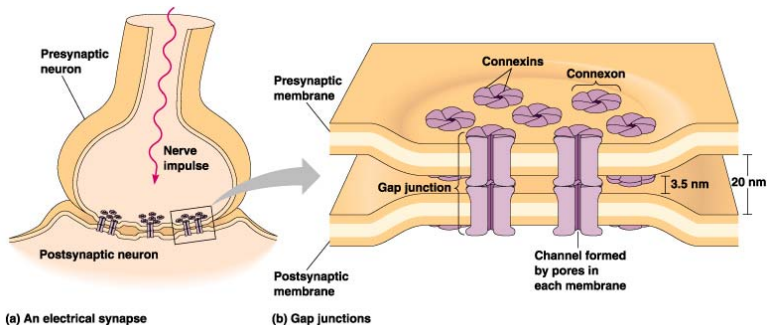
Os potenciais de ação (*spikes*) podem ser gravados numa célula



Sinapses elétrica e química

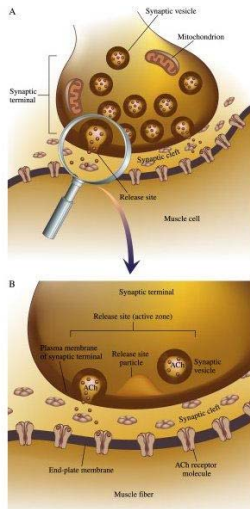
- Nas sinapses elétricas:
 - a transmissão ocorre através de canais de junção (canais de íon especiais),
 - localizados nas membranas pré e pós-sinápticas: conexão citoplasmática entre as células.
 - parte da corrente elétrica injetada na célula pré-sináptica escapa através de canais de repouso,
 - a 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.

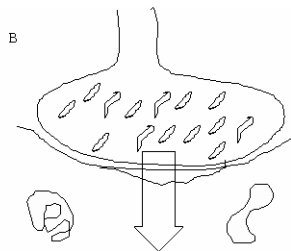
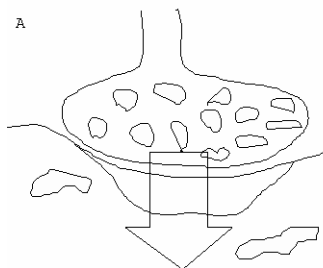
Sinapse Química



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 [5, 11]:
 - 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”¹.
- 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.”

¹ 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. 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.
- [5] C. Eliasmith and C. H. Anderson
Neural Engineering - Computation, Representation, and Dynamics in Neurobiological Systems.
A Bradford Book, The MIT Press, 2003.
- [6] L. M. Fu
Knowledge Base Refinement by Backpropagation.
Data and Knowledge Engineering 7, 35–46, 1991.

Referências III

- [7] L. M. Fu
Knowledge-Based Connectionism for Revising Domain Theories.
IEEE Trans. on Systems, Man, and Cybernetics, Vol. 23,
No.1, 173–182, 1993.
- [8] 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.
- [9] D. O. Hebb
The Organization of Behavior: A Neuropsychological Theory.
Wiley, 1949.

Referências IV

- [10] 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.
- [11] E. R. Kandel, J. H. Schwartz, and T. M. Jessell
Principles of Neural Science.
Fourth Edition. McGraw-Hill, 2000.
- [12] T. Kohonen
Self-organized formation of topologically correct feature maps.
Biological Cybernetics, vol. 43, pp. 59–69, 1982.

Referências V

- [13] 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.
- [14] 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.
- [15] M. Minsky
A Neural-Analogue Calculator Based upon a Probability Model of Reinforcement.
Harvard University Psychological Laboratories,
Cambridge, Massachusetts, January 8, 1952.

Referências VI

- [16] M. L. Minsky and S. Papert
Perceptrons: An Introduction to Computational Geometry.
MIT Press, Cambridge, Massachusetts, 1969.
- [17] *NEURALTOOLS.*
<http://www.palisade.com/neuraltools/?gclid=CMr4tOyZ1qQCFYTu7QodLCuPCA>.
- [18] 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 VII

- [19] C. W. Omlin and C. L. Giles
Extraction of Rules from Discrete-time Recurrent Neural Networks.
Neural Networks, 9(1): 41–52, 1996.
- [20] F. Rosenblatt
The perceptron: A perceiving and recognizing automaton.
Report 85-460-1, Project PARA, Cornell Aeronautical Lab., Ithaca, NY, 1957.
- [21] 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 VIII

- [22] R. Setiono and H. Liu
Symbolic Representation of Neural Networks.
IEEE Computer, Vol. 29, No. 3, 71–77, 1996.
- [23] G. G. Towell and J. W. Shavlik
Extracting Refined Rules from Knowledge-based Neural Networks.
Machine Learning, 13, 71–101, 1993.
- [24] 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 IX

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