

# INTRODUÇÃO À INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

## PARTE 8. REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

### 8.1. O neurônio biológico

O neurônio "clássico" (figura 1) tem muitos dendritos, usualmente ramificados, que recebem informação de outros neurônios e um único axônio que fornece como saída a informação processada, usualmente através da propagação de um "spike" ou "potencial de ação"<sup>2</sup>. O axônio se divide em vários ramos que fazem sinapses<sup>3</sup> com os dendritos e corpos celulares de outros neurônios.

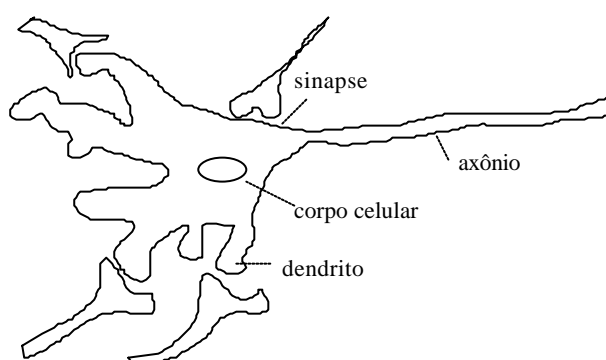


Figura 1. Diagrama esquematizado do neurônio clássico (McClelland e Rumelhart, 1986).

#### 8.1.1. Sinapses: junções entre células nervosas.

{XE "4.1.2. Sinapses\\: junções entre células nervosas."}

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 (figura 2).

#### 8.1.2. O perceptron

O perceptron foi um dos primeiros modelos de redes neurais. Um perceptron modela um neurônio tomando uma soma ponderada de suas entradas e enviando a saída 1 se esta soma é maior que um determinado limiar (senão, envia 0). Veja a figura 3.

---

<sup>2</sup> O potencial de ação é um impulso numa fibra nervosa, que se move rapidamente ao longo do nervo.

<sup>3</sup> As junções entre as células nervosas são chamadas de sinapses. São os locais onde as células transferem sinais.

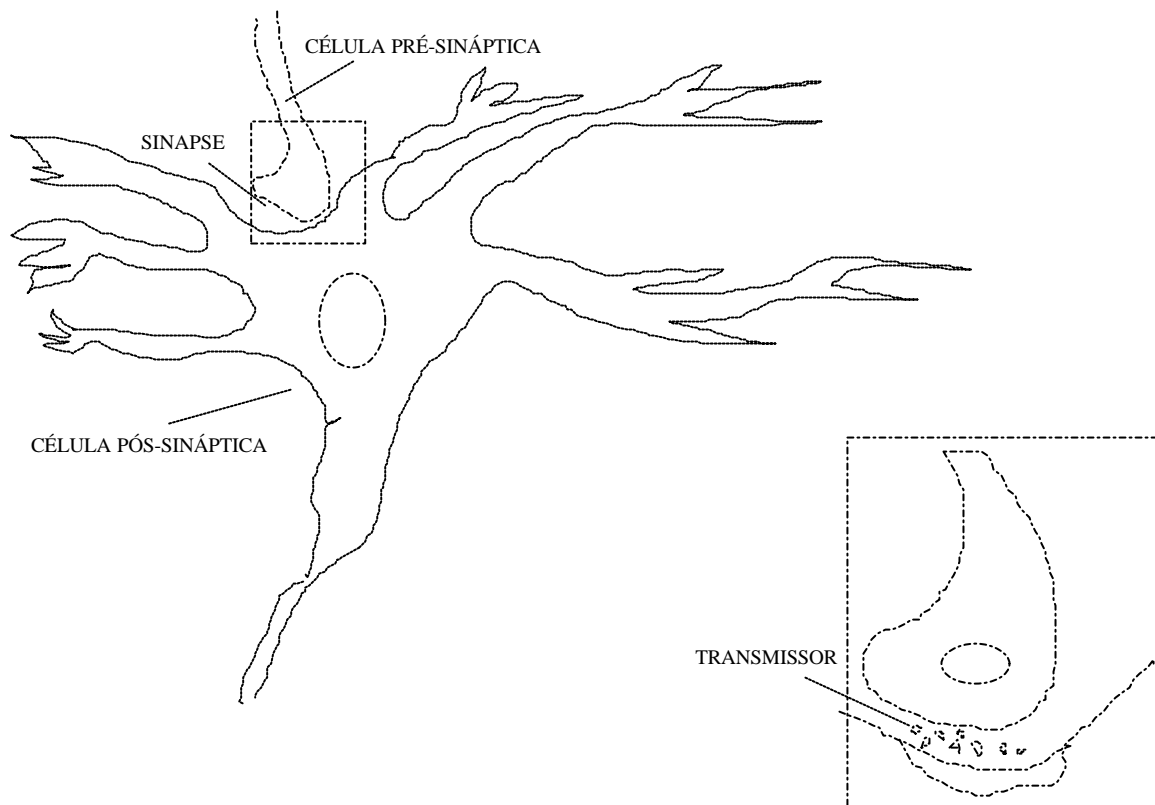


Fig. 2. Na maior parte das sinapses, o terminal pré-sináptico libera uma substância química, o transmissor, em resposta a uma despolarização. (Kuffler e Nicholls, 1976).

## 8.2. O cérebro como modelo

A idéia de simular o cérebro formava a fundação para muitos trabalhos iniciais em Inteligência Artificial. O cérebro era visto como uma "rede neural", ou seja, um conjunto de nós, ou neurônios, conectados por linhas de comunicação. Atualmente tem havido um crescente interesse no uso de modelos de redes neurais ou conexionistas. Modelos conexionistas são aplicáveis a vários problemas de ciência cognitiva, incluindo processamento de linguagem natural, processamento de fala e visão.

Num nível mais simples, o cérebro funciona da seguinte forma: neurônios ativam ou inibem o disparo de outros neurônios. Se um determinado neurônio dispara ou não depende das entradas inibitórias ou excitatórias de todos os neurônios conectados a ele. De alguma forma, as ativações de todos os neurônios que se comunicam entre si, e a interação do sistema nervoso com o ambiente determinam as lembranças e o pensamento.

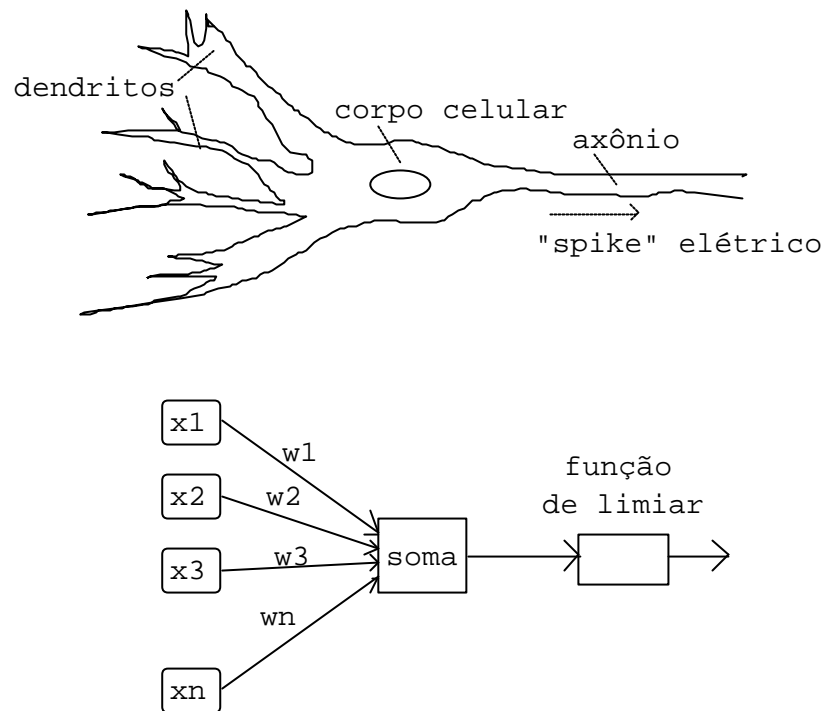


Figura 3. Um neurônio e um perceptron (Rich e Knight, 1991).

*Paralelismo.* Uma outra razão para se estudar modelos parecidos com o cérebro é seu paralelismo. Os "circuitos" do cérebro são mais lentos do que os de um computador. Para que o cérebro trabalhe o mais rápido possível - os psicólogos mostraram que podemos reconhecer objetos num segundo - muitos neurônios devem trabalhar em paralelo. Em contraste, muitos programas de Inteligência Artificial rodam muito lentamente, pois são simuladas em um sistema uniprocessador.

A computação paralela tem sido bastante explorada em ciência da computação nos últimos anos. As redes neurais representam apenas uma linha de pesquisa em computação paralela. Basicamente, deve-se responder duas questões fundamentais no projeto de um sistema de computador paralelo: como conectar os processadores para propósito de comunicação e quanto de potência computacional e memória cada processador deve ter.

Os pesquisadores de redes neurais acreditam que seus modelos, por serem os mais fiéis sobre o cérebro conhecido, terão sucesso. Infelizmente, as redes neurais raramente têm sido construídas em hardware; normalmente elas são simuladas por software. Estas simulações são geralmente muito lentas, pois um processador tem que fazer o trabalho de muitos. Até que se construa hardware de processamento paralelo efetivo, os modelos conexionistas não alcançarão soluções eficientes para problemas de Inteligência Artificial.

*Variedades de redes neurais.* Muitos modelos de redes neurais devem alguma coisa aos percéptrons, mas são mais gerais. O modelo típico de rede neural consiste de um conjunto de nós, ou neurônios, e conexões. Cada nó tem um número real, que é a sua ativação. Cada conexão contém também um número real, seu peso. Estes números são usualmente positivos e usualmente têm um valor máximo. Algumas unidade são conectadas à entrada e saída. Os pesos representam a força de conexão entre dois neurônios.

Geralmente, a rede neural é um sistema dinâmico, movendo de um estado para o próximo. Como tal, ele tem uma regra matemática que rege esse movimento. Um número infinito de tais regras é possível. Entretanto, usualmente quer-se limitar os modelos a influenciar a ativação de um dado nó baseado apenas nas ativações dos nós conectados a ele e nos pesos das conexões a esses nós.

As redes neurais não são explicitamente programadas como um computador convencional. Por melhor dizer, elas obedecem leis, ou regras, como um sistema físico. Deve-se programar um computador convencional, mas uma rede neural simplesmente se conduz. Os projetistas de redes neurais vêem isto como uma vantagem, pois isto provê um mecanismo por meio do qual a inteligência pode surgir da lei física.

Uma das mais simples dessas regras é a regra linear. Computa-se a ativação de um dado nó como a soma dos produtos do peso de cada nó ao qual está conectado e a força dessa conexão. Essa regra é freqüentemente limitada: valores que passam de um certo limiar são cortados, para evitar os valores de ativação grandes. Existem muitas variantes das regras lineares.

Uma outra regra, sugerida por D. O. Hebb, reforça a conexão entre dois nós que são altamente ativados ao mesmo tempo. Algumas versões da regra de aprendizado Hebbiana permite entradas, que ensinam, para influenciar a mudança de peso. Este tipo de regra é uma formalização da psicologia associacionista, que assegura que associações são acumuladas entre coisas que ocorrem juntas.

*Aprendizado competitivo.* O aprendizado é, talvez, o fenômeno mais importante em psicologia. Os primeiros pesquisadores em redes neurais eram ansiosos para mostrar como as redes podiam aprender padrões de entrada apresentados a elas - ou seja, como elas podiam vir a perceber esses padrões, por elas mesmas.

Um dos métodos que vários pesquisadores têm planejado através dos anos é o aprendizado competitivo. Este método tem um nível abaixo, de unidades de entrada que contêm o padrão a ser entrado ao sistema. O nível acima das unidades de entrada consiste de *clusters* de unidades. Cada unidade num cluster compete com as outras unidades no cluster pelo direito de reconhecer um padrão de entrada. Depois de um período de aprendizado, cada unidade num cluster reconhece um subconjunto dos padrões apresentados a ela. Portanto, cada cluster representa uma classificação, ou grupo, de padrões de entrada.

No aprendizado competitivo, cada unidade em cada cluster é conectado a todas as unidades de entrada. Os pesos das conexões são inicialmente colocados em valores aleatórios. Os pesos aleatórios fazem com que certas unidades nos clusters comecem a responder mais a

determinados padrões de entrada, pois os pesos das conexões a essas unidades de entrada são mais fortes para alguns do que para outros.

No decorrer do aprendizado, os pesos mudam. Como determinadas unidades no cluster se tornam sensíveis a determinadas unidades no padrão de entrada, os pesos conectando os pares associados de unidades aumenta, a custa de pares não associados de unidades. Unidades diferentes no mesmo cluster se inibem, de tal forma que apenas uma unidade num cluster "ganha" o direito de reconhecer um dado padrão.

Assim, com o tempo, unidades diferentes num cluster "reconhecem" propriedades diferentes de padrões de entrada. Por exemplo, um cluster de duas unidades pode separar todos os padrões de entrada naqueles que têm a maioria das suas unidades altamente ativadas e aqueles que estão na maioria desligadas. Os clusters maiores fariam mais classificações discriminatórias.

*Representações distribuídas.* Uma importante característica de muitos modelos de redes neurais é sua natureza distribuída. Uma rede semântica padrão, como aquelas usadas nos primeiros esquemas de representação do conhecimento, consiste de um conjunto de nós conectados de alguma forma. Cada nó representa uma única palavra ou conceito. Se a rede estiver "pensando" na palavra "gato", o nó para "gato" é ativado, e todos os outros nós não. Esta é uma representação local.

Em contraste, numa rede distribuída, os nós não têm um único significado; ou seja, um conceito individual é representado por um padrão por todos os nós. Por exemplo (Zeidenberg, 1987), se há dez nós, ativando os nós 1, 3, 4 e 7 pode-se representar o conceito "gorila" enquanto que ativando os nós 2, 4, 5 e 7 pode-se representar o conceito próximo "chimpanzé". Conceitos que são próximos têm representações similares.

Uma rede de processamento paralelo distribuído, uma rede neural que usa representação distribuída, oferece a vantagem de generalização automática. Se se quer representar o conceito "gorilas são cabeludos", reforça-se a conexão entre todos os nós que compõem o conceito "gorila" e todos os nós que compõem o conceito "cabeludo". Como resultado, desde que a maioria dos nós em "gorila" são também usados em "chimpanzé", uma associação é também feita entre "chimpanzé" e "cabeludo". É assim que a generalização automática trabalha. Numa representação local, onde "gorila" e "chimpanzé" são representados por nós separados, uma conexão entre "gorila" e "cabeludo" não implicaria numa conexão entre "chimpanzé" e "cabeludo".

Uma outra vantagem de uma representação distribuída é sua insensibilidade a danos. Numa representação local, se o sistema perde o nó que representa "avó", ele perde seu conceito de avó.

Em uma representação distribuída, para perder um conceito, deve-se perder todos os nós que o representa. Se se perde apenas um ou dois nós, o conceito pode se degradar, mas ainda está lá. Isto é mais próximo ao tipo de memória perdida observada em adultos idosos.

*Processamento de sentenças.* Um importante aspecto do entendimento de sentença envolve determinar os vários casos que as partes diferentes de uma sentença têm. Por exemplo, considere as seguintes sentenças:

O macaco morreu.

O macaco quebrou.

Na primeira sentença, *macaco* é um animal, pois *morrer* é uma característica dos seres vivos; na segunda, *macaco* é uma ferramenta de trocar pneus, pois um animal não pode "quebrar". De alguma forma, o modelo deve discernir seus casos diferentes.

McClelland e Alan Kawamoto desenvolveram um sistema conexionista para fazer esta atribuição de casos (1986). Palavras são descritas por "microcaracterísticas semânticas" - dimensões básicas que descrevem muitos objetos e ações. Por exemplo, duas das microcaracterísticas que descrevem substantivos são "humano" e "leveza", que têm os valores "humano, não-humano", e "leve, pesado", respectivamente. As palavras não são representadas diretamente nas redes do sistema, mas em termos das ativações de unidades representando microcaracterísticas.

O modelo tem um grupo de unidades para cada um dos casos principais que substantivos diferentes podem ter em uma ação. Estes casos são Agente (ator), Paciente (agido sobre), Instrumento (coisa usada), e Modificador (palavra adverbial ou cláusula). Por exemplo, a sentença "O homem comeu o sanduíche", ativaria as microcaracterísticas de "comeu" e "homem" no conjunto das unidades que correspondem ao Agente; isto representa o fato de que o Agente para o verbo "comeu" é "homem".

O sistema é treinado em uma série de sentenças. As atribuições do caso correto para as sentenças de treinamento são mostradas ao sistema. Estas atribuições correspondem às ativações de nós particulares. O sistema ajusta as conexões entre esses nós de tal forma que eles se reforcem mutuamente.

Depois de ser treinado com um número suficiente de sentenças, o sistema pode fazer atribuições de caso correto para novas sentenças. Ele ainda pode fazer atribuições de caso correto para sentenças com alguma ambigüidade sintática. Por exemplo, na sentença "O homem abateu o garoto com a maleta", o sistema considera que "maleta" é o Instrumento de "abateu" ao invés de pertencer ao "garoto", desde que "maleta" tenha microcaracterística que indique que ela é um instrumento.

O sistema também manipula bem vários outros problemas, e geralmente faz um bom trabalho em atribuição de casos.

*O futuro.* As redes neurais são boas para várias tarefas de processamento de linguagem natural, incluindo reconhecimento de letra, leitura, e entendimento de sentença. Elas também são úteis no armazenamento de conhecimento em esquemas e em recuperar itens da memória. Elas não

são milagrosas, mas trazem uma direção para a Inteligência Artificial e psicologia cognitiva, forte e biologicamente plausível, para muitos problemas importantes.

Eventualmente, um modelo conexionista será provavelmente construído do processo de entendimento de linguagem natural, desde que, como os psicólogos têm mostrado, envolva conhecimento integrado de muitos domínios, incluindo fonética, morfologia, sintaxe e semântica. Modelos conexionistas são particularmente bons na integração desses tipos de conhecimento.

## 8.3. Histórico e Andamento da Pesquisa em Redes Neurais Artificiais

## 1. Paradigmas:

- Lógica: abordagem simbólica
- Conexionismo: abordagem sub-simbólica

## 2. Histórico:

- Grécia Antiga: Lógica  
Aristóteles
- Fim do século XIX: Frege  
Lógica matemática
- Décadas de 40 e 50: von Neumann  
McCulloch & Pitts  
*Cérebro Eletrônico*  
Devaneios financiados  
Processadores digitais
- Década de 60: Promessas não cumpridas  
Fim dos devaneios  
Minsky e Papert  
Tecnologia digital predomina  
LISP e lógica matemática  
Prova de Teoremas, Xadrez
- Década de 70: *Inteligência Artificial*  
Lógica de Predicados  
Linguagem Prolog  
Aplicações significativas  
Financiamento crescente  
Fundamentos da Engenharia do Conhecimento  
*Conexionismo*  
Mínima atividade  
Interesse acadêmico  
Poucos pesquisadores
- Década de 80: *Inteligência Artificial*  
Consolidação  
Lógica Nebulosa (*Fuzzy*)  
Projeto Quinta Geração  
Grande atividade acadêmica  
*Conexionismo*  
Grande atividade após 1986



Financiamento crescente  
Interesse industrial nascente  
Interesse militar explícito

- Década de 90:

*Inteligência Artificial*

Evolução natural

*Conexionismo*

Consolidação acadêmica

Crescimento das publicações

Caráter interdisciplinar

Aplicações bem sucedidas

Registros de patentes industriais

EUA, Japão e Europa investem

### 3. Redes multicamadas

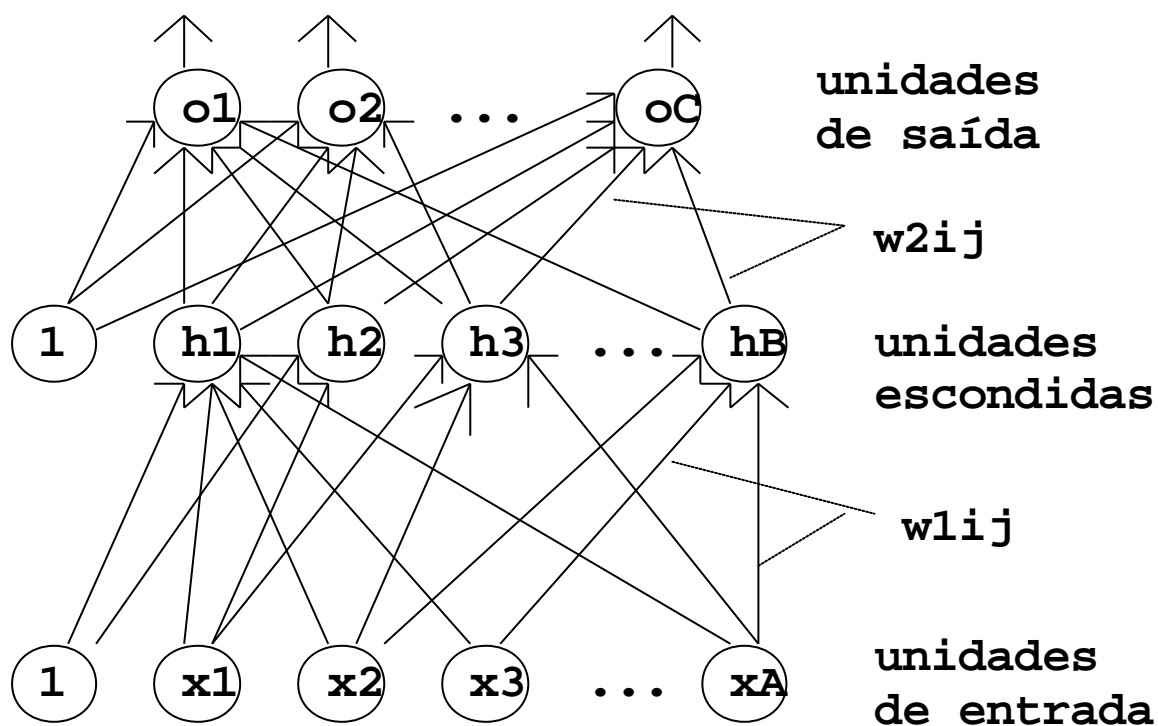


Figura 4. Uma rede multicamada

### 4. Elementos característicos

- conjunto de unidades processadoras (neurônios)
- estado de ativação para cada neurônio
- conexões entre os neurônios

- função de entrada para os neurônios
- função de ativação para os neurônios

## 5. Topologias básicas

- Redes em camadas:

- Neurônios de uma mesma camada não são conectados entre si
  - Neurônios da camada inferior conectam-se aos da camada superior
  - Não existem conexões dirigidas de cima para baixo

- Redes recorrentes em camadas

- Idênticas às Redes em camadas, exceto pela existência de conexões de cima para baixo

- Redes totalmente interconectadas

- Todos os neurônios são conectados entre si
  - Conecta-se também a saída de cada neurônio com sua própria entrada

## 6. Algoritmos para aprendizado

- Supervisionado:

- “Backpropagation”

- Não supervisionado

- “Competitive Learning”

## 7. Aplicações das redes neurais

- Fala conexionista

- Visão conexionista

- Problemas combinatoriais

- Processamento de sentenças. Um importante aspecto do entendimento de sentença envolve determinar os vários papéis que as partes diferentes de uma sentença têm. Por exemplo, considere as seguintes sentenças:

- O macaco morreu.

- O macaco enferrujou.

Na primeira sentença, *macaco* é um animal, pois "morrer" é uma característica dos seres vivos; na segunda, *macaco* é uma ferramenta de trocar pneus, pois um animal não pode "enferrujar". De alguma forma, o modelo deve discernir seus papéis diferentes.

Trabalho do McClelland e Kawamoto (1986).

Palavras como vetor de microcaracterísticas semânticas.

*BIBLIOGRAFIA*

- Kuffler, S. W. & Nicholls, J. G. (1976). From Neuron to Brain: A Cellular Approach to the Function of the Nervous System. 2nd. Edition. Sunderland.
- McClelland, J. L. & Rumelhart, D. E. and the PDP Research Group. (1986). Parallel Distributed Processing - Explorations in the Microstructure of Cognition - Volume 2: Psychological and Biological Models. A Bradford Book, The MIT Press.
- Netto, M. L. A. (1993). Curso de Redes Neurais. Jornada de Informática. Instituto de Informática - PUCCAMP.
- Rich, E. & Knight, K. (1991). Artificial Intelligence. 2nd. edition - McGraw-Hill.
- Rosa, J. L. G. & Netto, M. L. A. (1993). "Processamento de Linguagem Natural - Uma abordagem conexionista". *Revista de Informática*, no. 1, pp. 9-15, Junho, Instituto de Informática, PUCCAMP.
- Rosa, J. L. G. & Netto, M. L. A. (1994). "Lógica e conexionismo em processamento de linguagem natural". Anais da SUCESUSP'94 - 2a. Jornada USP-SUCESU-SP de Informática e Telecomunicações, maio.
- Feldman, J. A. (1985). "Connections". *Byte*, pages 277-285, April.
- Zeidenberg, M. (1987). "Modeling the Brain". *Byte*, pages 237-246. December.