

Capítulo 8

REDES NEURAIIS ARTIFICIAIS

Faculdade de Engenharia de Computação
Centro de Ciências Exatas, Ambientais e de
Tecnologias

PUC-Campinas

João Luís Garcia Rosa

2004

2

Redes Neurais Artificiais

- A evolução natural deu ao cérebro humano muitas características desejáveis que não estão presentes na máquina de von Neumann:
 - ☞ Paralelismo massivo
 - ☞ Representação e computação distribuídas
 - ☞ Habilidade de aprendizado
 - ☞ Habilidade de generalização
 - ☞ Adaptabilidade

Redes Neurais Artificiais

- Processamento de informação contextual inerente
- Tolerância a falhas
- Baixo consumo de energia
- É desejável que os dispositivos baseados nas redes neurais biológicas possuam algumas destas características. Veja a comparação entre o computador de von Neumann e o sistema neural biológico:

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL
João Luís Garcia Rosa

Redes Neurais Artificiais

	Computador de von Neumann	Sistema neural biológico
<i>Processador</i>	Complexo Alta velocidade Um ou poucos	Simple 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	Pobremmente definido, irrestrito

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL
João Luís Garcia Rosa

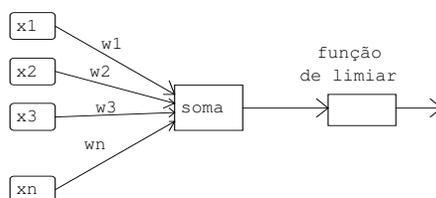
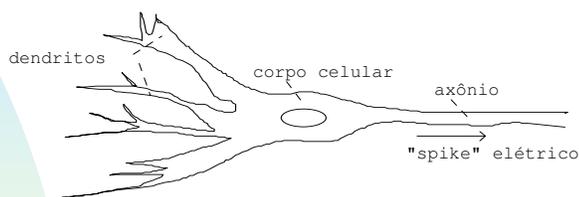
Redes Neurais Artificiais

- A IA trabalha basicamente com duas abordagens: a abordagem simbólica, baseada na lógica, e a abordagem conexionista (redes neurais artificiais - RNA), baseada na propagação de elementos processadores. Na abordagem conexionista (ou sub-simbólica), os sistemas são inspirados no Sistema Nervoso Central (SNC).

Computação no SNC

- Computação no córtex cerebral:
 - ◆ Massivamente paralela
 - ◆ Elementos processadores muito simples
 - ◆ 10^{11} neurônios
 - ◆ 10^{14} sinapses
 - ☞ mil sinapses por neurônio

Modelo matemático simplificado para o neurônio



INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL
João Luís Garcia Rosa

Modelo matemático simplificado para o neurônio

- X_i representam as entradas (binário)
- w_i representam os pesos sinápticos (reais, pois as sinapses podem inibir (-) ou excitar (+) e têm diferentes intensidades)
- No soma, ocorre a computação:

$$\sum_{i=0}^n x_i \cdot w_i$$

◆ $x_0 = 1$ e $w_0 = \beta = -\theta$

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL $\beta = bias$ e $\theta =$ limiar de ativação
João Luís Garcia Rosa

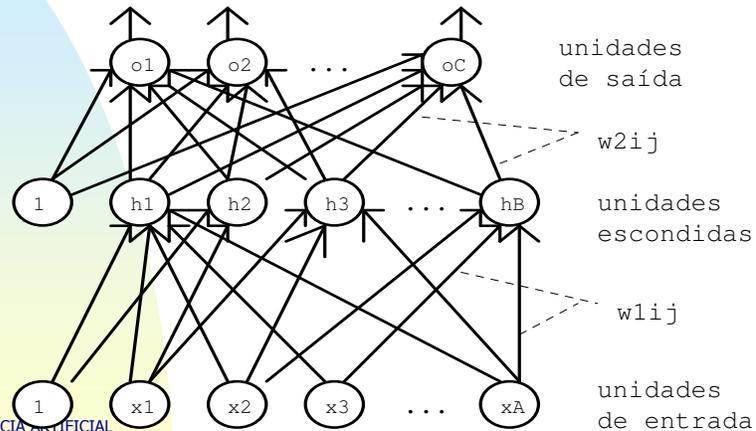
Modelo matemático simplificado para o neurônio

- Função de Ativação:
 - ◆ sigmóide
 - ◆ degrau
 - ◆ sinal
 - ◆ linear

Topologias das Redes Conexionistas

- Os neurônios no córtex cerebral estão dispostos em colunas e a maior parte das sinapses ocorre entre colunas diferentes.
- No modelo matemático extremamente simplificado, os neurônios estão dispostos em camadas (para representar as colunas) e há comunicação entre neurônios de camadas diferentes.

Topologias das Redes Conexionistas



Topologias das Redes Conexionistas

- Tipos de Redes Conexionistas:
 - ◆ Multi-camadas *feedforward*
 - ◆ Multi-camadas recorrente
 - ☞ pelo menos um *loop* de retro-alimentação, seja na própria unidade, ou entre uma camada e outra.

A Hipótese de Hebb

- Conhecimento: associações
- Plasticidade do SNC:
 - ◆ sinapses são criadas e destruídas
 - ◆ pesos sinápticos mudam de valor
 - ◆ permite a aprendizagem
 - ☞ autoorganização interna que permite:
 - codificação de conhecimento novo
 - reforço de conhecimento existente

A Hipótese de Hebb

- 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.

Sistemas Conexionistas são capazes de aprender

- Redes conexionistas aprendem:
 - ◆ através da mudança dos pesos sinápticos
 - ◆ através da mudança da topologia da rede (em poucos modelos)
- Através da mudança dos pesos, a rede aprende, automaticamente, correlações estatísticas a partir do meio ambiente
- Raciocínio probabilístico: sem um modelo estatístico do problema.

Aprendizagem Conexionista

- Aprendizagem através da alteração dos pesos da rede, que possibilita à rede:
 - ◆ codificar as correlações estatísticas presentes no conjunto de treinamento (conjunto de entradas ou conjunto de entradas e saídas)
 - ◆ o conhecimento em uma rede neural está nos pesos de conexão

Aprendizagem Conexionista

- Uma vez identificado o problema que se queira solucionar através da abordagem conexionista, deve-se construir a rede neural. Ou seja, montar a arquitetura da rede: para uma rede de três camadas, quantos neurônios eu devo ter na entrada da rede (que corresponde, normalmente, ao número de bits que representa o meu padrão),

Aprendizagem Conexionista

- quantos eu devo ter na saída (que corresponde, normalmente, a quantidade de bits do meu padrão de saída) e, o mais difícil, o número de neurônios na camada escondida. Os neurônios da camada escondida normalmente não são "calculados" e devem ser tentados empiricamente.

Aprendizagem Conexionista

- Depois de construída a RNA, deve-se escolher um *algoritmo conexionista* para "treinar" a rede (fase de aprendizado). O treinamento da rede normalmente é demorado, pois requer muitos "ciclos", ou seja, deve-se mostrar a rede várias vezes, tudo que se deseja que ela aprenda.

Aprendizagem Conexionista

- Depois do treinamento, a RNA deve ser capaz de, numa única propagação (único ciclo) reconhecer o padrão no qual ela foi ensinada (fase de reconhecimento). Este processo é muito mais rápido do que a execução de qualquer instrução simbólica.

Aprendizagem Conexionista

- Os algoritmos de RNAs em geral se dividem em dois tipos básicos:
 - ◆ os algoritmos supervisionados, ou seja, quando a saída desejada da rede durante o treinamento é fornecida para comparação, e
 - ◆ os algoritmos não-supervisionados, quando a rede se conduz por si só, ou seja, não há um supervisor que verifique as suas saídas.

Aprendizagem Conexionista

- Aprendizagem Supervisionada:
 - ◆ a cada entrada é associada uma saída desejada
 - ◆ a rede aprende a associar cada entrada a saída desejada correspondente
 - ◆ a mais usada em aplicações
 - ◆ a aprendizagem conexionista menos plausível psicologicamente

Aprendizagem Conexionista

- Aprendizagem Supervisionada é usada para:
 - ◆ aproximação de funções ou *regressão*:
 - ☞ quando as unidades de saída da rede representam os valores de funções contínuas
 - ◆ classificação:
 - ☞ quando se quer associar cada dado de entrada a classe correspondente

Aprendizagem Conexionista

- Autoassociação:
 - ◆ caso particular de aprendizagem supervisionada em que o conjunto de entrada é igual ao conjunto de saída desejada
 - ◆ usada, por exemplo, no problema de codificação-compressão-decodificação
 - ◆ psicologicamente mais plausível que a aprendizagem supervisionada comum

Aprendizagem Conexionista

- Algoritmos Supervisionados:
 - ◆ *backpropagation*:
 - ☞ o mais usado em aplicações práticas
 - ◆ *backpropagation through time*
 - ◆ rede recorrente simples de Elman:
 - ☞ usadas em problemas que envolvem processamento temporal

Aprendizagem Conexionista

- Aprendizagem Não Supervisionada:
 - ◆ não há um conjunto de saídas desejadas para o treinamento
 - ◆ a rede aprende correlações estatísticas entre os dados de entrada
 - ◆ a aprendizagem conexionista psicologicamente mais plausível
 - ◆ serve para identificar e extrair características relevantes e dividir o conjunto de treinamento em classes

Aprendizagem Conexionista

- Algoritmos não supervisionados:
 - ◆ aprendizagem competitiva
 - ☞ ocorrem as ativações e a rede por si só, se encarrega de classificar os padrões, e na saída da rede as unidades competem entre si.
 - ◆ aprendizagem de componentes principais
 - ◆ mapa auto-organizado de Kohonen

Aprendizagem Conexionista

- Aprendizagem por reforço
 - ◆ tipo de aprendizagem supervisionada em que não é associado uma saída desejada a cada entrada, mas uma indicação de erro ou acerto da saída produzida pela rede
 - ◆ mais plausível psicologicamente do que a aprendizagem supervisionada comum
 - ◆ Algoritmo:
 - ☞ diferença temporal, usado para controle

Representação em Redes Neurais

- Para que a rede conexionista possa receber e enviar informação de/para seu meio-ambiente, é essencial que essa informação possa ser representada.
- Dois tipos:
 - ◆ representação externa:
 - ☞ usada nas unidades de entrada e saída
 - ◆ representação interna:
 - ☞ a representação que se pode associar às unidades escondidas

Representação em Redes Neurais

- Duas técnicas para a representação externa em redes conexionistas:
 - ◆ Representação localista:
 - ☞ cada entidade ou conceito ou característica é representada por uma única unidade processadora
 - ☞ a semântica de uma unidade independe das interpretações associadas às outras unidades
 - ☞ pouco plausível biologicamente
 - ☞ pouco econômica em recursos e não permite representar semelhanças entre conceitos.

Representação em Redes Neurais

- ◆ Representação distribuída:
 - ☞ cada entidade é representada por um padrão de ativação distribuído entre mais de uma unidade
 - ☞ cada unidade participa da representação de mais de uma entidade
 - ☞ a interpretação de uma dada representação só pode ser obtida a partir da análise do padrão global de ativação de várias unidades.

Representação em Redes Neurais

- ◆ Representação distribuída (continuação):
 - ☞ a interpretação da ativação de uma unidade isolada pode não ter sentido
 - ☞ a semântica associada a uma representação conexionista distribuída não é composicional
 - ☞ mais plausível biologicamente
 - ☞ mais econômica
 - ☞ poder representacional muito maior - permite representar semelhanças entre conceitos
- ☞ são radicalmente diferentes das representações simbólicas

Representação em Redes Neurais

- A escolha da representação da informação externa é um ponto chave na modelagem:
 - ◆ redes conexionistas capturam regularidades estatísticas presentes no seu meio-ambiente (conjunto de treinamento)
 - ◆ a rede só capta a informação que a representação externa possa codificar
 - ◆ a representação externa pode ser a diferença entre a rede aprender ou não.

Vantagens das Redes Neurais

- Solução naturalmente paralela
- Robusta, tolerante a falhas
- Permite a integração de informações de fontes ou naturezas diferentes
- São sistemas adaptativos, ou seja, capazes de aprender
- Certo grau de autonomia na aprendizagem
- Reconhecimento extremamente rápido

Limitações das Redes Neurais

- Ainda é bastante difícil explicar o porquê do seu funcionamento, por causa da falta de transparência
- As solução não “escalam” bem...
 - ◆ são caras computacionalmente para problemas de maior porte
- Ainda muito distantes da realidade biológica.

Redes Neurais Artificiais

- As redes neurais artificiais (RNAs) são uma arquitetura baseada em atributos e não têm o poder expressivo das representações lógicas gerais, já que parecem não ser adequadas para manipulação de símbolos de alto nível. Elas são bem adaptadas para entradas e saídas contínuas, ao contrário da maioria dos sistemas simbólicos de árvore de decisão.

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

João Luís Garcia Rosa

Redes Neurais Artificiais

- A classe de redes multicamadas, em geral, pode representar qualquer função de um conjunto de atributos desejada. Mas o projeto de uma boa topologia ainda é considerado uma arte.

INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL

João Luís Garcia Rosa