

Aula 3

Conexionismo

Um dos poucos resultados concretos obtidos nos primeiros vinte anos da pesquisa de inteligência artificial, é o fato de que a inteligência requer conhecimento.

(Elaine Rich)

Objetivos

Esperamos que, ao final desta aula, você seja capaz de:

- compreender os conceitos básicos do Conexionismo;
- entender os princípios do funcionamento de um neurônio artificial.

Pré-requisitos

Uma boa compreensão sobre as bases da Ciência Cognitiva, vistas na aula anterior, ajuda a contextualizar o conteúdo desta aula e sua importância para as técnicas computacionais utilizadas na simulação dos processos mentais.

Introdução

Quando falamos em Conexionismo, estamos nos remetendo a um dos paradigmas das neurociências e das ciências cognitivas, vistas na aula anterior. O surgimento do conexionismo deu-se há algumas décadas, durante a busca por tentar emular a atividade cognitiva humana mediante modelos computacionais.

Podemos dizer que as Redes Neurais Artificiais (RNA's), foco central do estudo dos conexionistas, são modelos matemáticos baseados em determinadas características das células neurais biológicas. O conexionismo é uma das grandes áreas de pesquisa da IA e visa a investigar a possibilidade de simulação de comportamentos inteligentes por meio de modelos baseados na estrutura e funcionamento do cérebro humano. Começamos então nossa aula, conhecendo as origens do conexionismo dentro do paradigma da Ciência Cognitiva.

3.1 Histórico

A linha conexionista e a simbólica nasceram praticamente juntas. O livro publicado após o encontro em *Darhmouth College*, em 1956, tratado na nossa primeira aula sobre a origem da inteligência artificial, já continha um artigo a respeito de redes neurais. Entretanto o paradigma da IA simbólica teve preferência na época, por uma série de razões, como a falta de computadores suficientemente potentes e a publicação do livro *Perceptrons*, por Minsky e Papert, no qual as RNA's têm suas limitações apontadas, como, por exemplo, a impossibilidade de representar o **ou-exclusivo** com redes de uma camada (MINSKY, 1969).

Saiba mais

Enquanto a **IA conexionista** visa à modelagem da inteligência humana por meio da simulação dos componentes do cérebro, isto é, de seus neurônios, a **IA simbólica** (ou IA clássica) envolve a manipulação de símbolos e de conceitos abstratos, e é a metodologia utilizada na maior parte dos sistemas especialistas. Além das linhas conexionista e simbólica, observa-se hoje o crescimento da **computação evolucionária**, linha da IA baseada na observação de mecanismos evolutivos encontrados na natureza, tais como a auto-organização e o comportamento adaptativo. Nessa linha, os modelos mais conhecidos são os algoritmos genéticos e os autômatos celulares (BARTO, 1975; FARMER; TOFFOLI; WOLFRAM, 1983; GOLDBERG; HOLLAND, 1988; HOLLAND, 1975).

Nos anos 80, renasceu o interesse sobre a utilidade prática da RNA's, devido a fatores como surgimento de computadores mais poderosos, avanço nos estudos sobre as estruturas cerebrais e algoritmos de treinamento aperfeiçoados. Com esse novo paradigma, as RNA's deixam de ser vistas como uma simples representação de funções matemáticas sem grande utilidade para a modelagem de processos mentais.

3.2 Características e aplicações das RNA's

Segundo Araujo (2005), as características que tornam a metodologia de redes neurais interessante do ponto de vista da solução de problemas são as seguintes:

- controle altamente distribuído e paralelo;
- auto-aprendizado, ou seja, capacidade de aprender por meio de exemplos;
- capacidade de generalizar este se aprendizado de maneira a reconhecer instâncias similares que nunca haviam sido apresentadas como exemplo;
- elevada imunidade ao ruído, isto é, o desempenho de uma rede neuronal não entra em colapso em presença de informações falsas ou ausentes, como é o caso nos programas convencionais, mas piora de maneira gradativa;

- alto grau de adaptabilidade, pois uma vez construída uma rede eficiente em dada aplicação, ela pode ser utilizada em aplicações de tempo real, sem ter de alterar sua arquitetura a cada atualização, bastando que ela seja retreinada com base nos novos dados históricos que forem surgindo.

Araujo (2005) aponta também algumas desvantagens que requerem bom senso na resolução de problemas por meio de redes neurais artificiais. Veja quais são:

- as redes podem chegar a resultados que contrariem as teorias e regras estabelecidas, fornecendo resultados desconcertantes;
- pode ser necessária a utilização de equipamentos mais poderosos para obter um bom desempenho de um sistema com tecnologia de RNA;
- é impossível saber por que uma rede chegou a uma determinada conclusão. Seus critérios decisórios são encriptados, não se sabendo até o momento que pesos são relevantes à tomada de uma dada decisão. Sabe-se apenas que funciona (caixa preta);
- não há regras gerais que determinem o volume de dados de entrada para treinamento, quantas camadas ocultas devem ser utilizadas ou a melhor estratégia de treinamento. É um trabalho artesanal.

Há uma série de domínios em que são comuns aplicações de RNA's os quais englobam o reconhecimento de padrões (visão computacional, reconhecimento de voz, detecção de explosivos, etc.), processamento de sinais, previsão desde variação de carga elétrica até cotações da bolsa de valores, diagnóstico de falhas e identificação, simulação de processos mentais e de sistemas nervosos biológicos e controle de processos (TORRE; RODRÍGUEZ, 2005).

3.3 Fundamentos Biológicos das RNA's

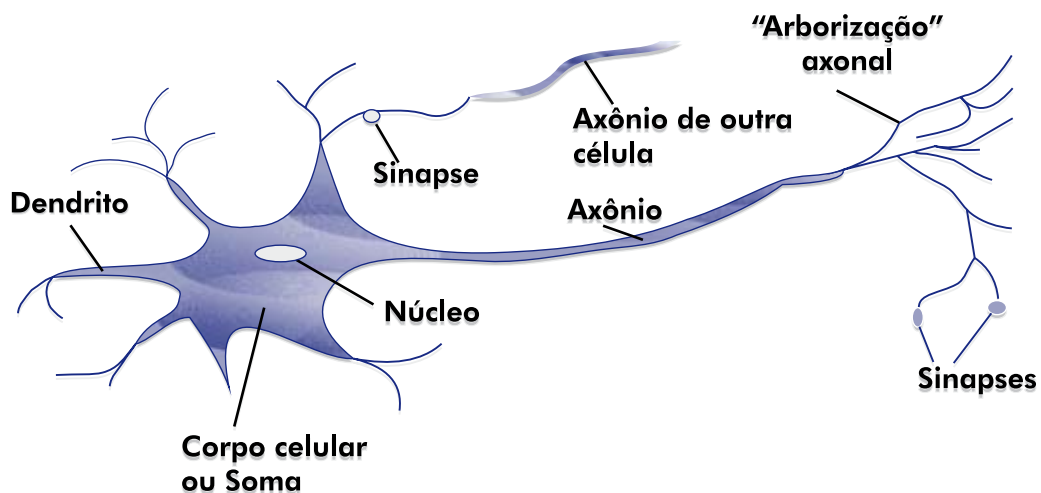
Antes de estudarmos o neurônio artificial, é importante entender a estrutura e o funcionamento de neurônio biológico. Então, mãos à obra...

Os neurônios são os principais componentes do nosso sistema nervoso. Caracterizam-se por serem os responsáveis por conduzir impulsos nervosos para o corpo e do corpo para as células nervosas. Estima-se a existência de aproximadamente 15 bilhões desse tipo de células no cérebro humano, as quais são responsáveis por todas as funções do nosso organismo. Em geral, os componentes básicos de um neurônio são:

- **núcleo;**
- **corpo do neurônio** (soma);
- **axônio:** prolongamento único e grande que aparece no soma, responsável pela condução do impulso nervoso para o próximo neurônio;

- **dendritos:** prolongamentos menores, ramificações que emergem do pericário e do final do axônio. Geralmente responsáveis pela comunicação entre os neurônios por meio das sinapses.

Figura 1: Estrutura de um neurônio biológico



Fonte: Araujo (2005, p. 26).

Os dendritos têm a função de receber sinais, por meio de impulsos nervosos, provenientes do meio ambiente ou de outros neurônios e transportá-los até o soma onde esses sinais são processados, gerando novos impulsos enviados por meio do axônio para outros neurônios. O ponto onde ocorre a transferência de impulsos nervosos entre o axônio de um neurônio e o dendrito de outro é chamado de **sinapse**.

O cérebro possui uma vasta e complexa rede de circuitos neurais que conectam as principais áreas motoras e sensoriais, formando grandes concentrações de neurônios com capacidade de armazenar, interpretar e enviar respostas eficientes a qualquer estímulo proveniente de outros neurônios ou do meio ambiente. Pode também, com base em novas informações recebidas, adaptar-se mediante modificações e rearranjos em suas conexões sinápticas, viabilizando novas aprendizagens.

Em termos práticos, o axônio atribui um nível elétrico correspondente à importância de cada uma das suas entradas. Dessa forma, o neurônio pode não reagir ante um nível muito alto em uma das suas entradas ou fornecer uma saída favorável quando outra estiver minimamente ativa.

No início da nossa vida, quando iniciamos o processo de aprendizagem do nosso cérebro, nossa rede neural é treinada por tentativa e erro, ante o sucesso ou fracasso de uma ação a um estímulo sensorial. No momento em que uma resposta a uma entrada sensorial é realizada com sucesso, as conexões entre as referidas sinapses são fortalecidas, fazendo com que, quando tivermos

outra sensação sensorial semelhante, a saída será a mesma. Dessa maneira, vão sendo construídas fortes conexões entre diferentes grupos de neurônios para os mais diversos tipos de entradas. Isso gera sempre a resposta mais adequada à cada situação, fortalece ou enfraquece determinadas conexões, reestrutura ou elimina outras.

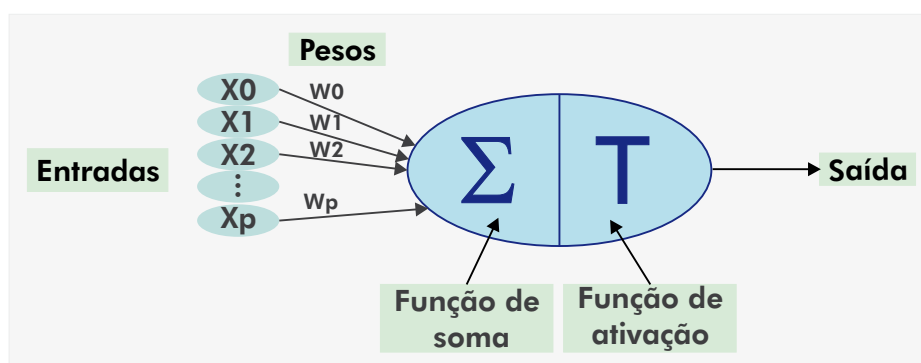
3.4 O Neurônio Artificial

A figura a seguir representa o modelo de neurônio artificial inicialmente proposto por McCullock e Pitts, que nada mais é do que uma simplificação do neurônio biológico anteriormente apresentado. A lógica de funcionamento, como veremos, também se assemelha à do neurônio biológico.

A operação de uma unidade de processamento, proposta por McCullock e Pitts em 1943, pode ser resumida da seguinte maneira (TATIBANA):

- sinais são apresentados à entrada;
- cada sinal é multiplicado por um número, ou peso, que indica a sua influência na saída da unidade;
- é feita a soma ponderada dos sinais que produz um nível de atividade;
- se esse nível de atividade exceder um certo limite (*threshold*), a unidade produz uma determinada resposta de saída.

Figura 2: Neurônio artificial de McCullock e Pitt



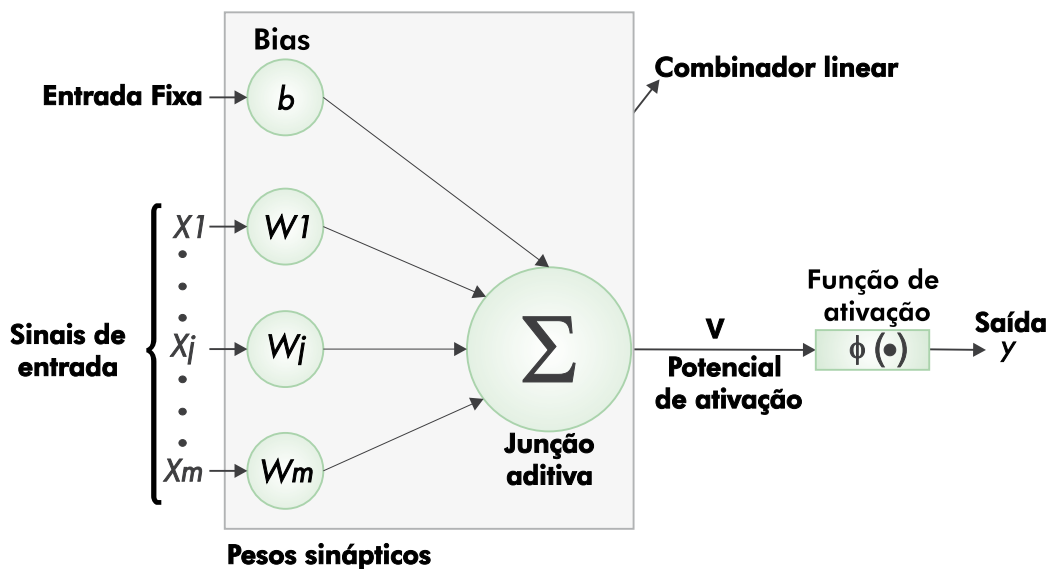
Fonte: Araujo (2005, p. 27).

Esse neurônio funciona da seguinte forma: para cada entrada X é associado um peso W , o qual vai lhe propiciar maior ou menor importância na ativação do neurônio. Internamente, é realizado o somatório de todas as entradas multiplicadas pelos seus respectivos pesos.

Com base no valor obtido pelo somatório das entradas, é calculada uma função de ativação que terá como resultado final a saída a ser fornecida pelo neurônio.

Com o tempo, o modelo de neurônio artificial proposto por McCulloch e Pitts foi aperfeiçoado, sendo então representado graficamente como pode ser visto na figura seguinte (HAYKIN, 2001).

Figura 3: Neurônio artificial aperfeiçoado



Fonte: adaptado de Haykin (2001, p. 38).

Essa nova estrutura neuronal possui poucas, mas importantes alterações. São incluídos o **bias** e o **potencial de ativação**. O processamento interno fica então da seguinte forma: para cada entrada X é associado um peso W , o qual vai lhe propiciar maior ou menor importância na ativação do neurônio. Internamente, é realizado o somatório de todas as entradas multiplicadas pelos seus respectivos pesos. O bias entra em cena aumentando ou diminuindo o valor da entrada da função de ativação, dependendo do seu valor (positivo ou negativo). O resultado dessa soma (V) é a variável independente de uma função de ativação $\phi(\bullet)$, que realiza a correspondência do somatório anterior com a saída Y , limitando assim a amplitude do sinal de saída (ARAUJO, 2005).

Segundo Araujo (2005), podemos descrever essa estrutura neuronal artificial mediante o seguinte conjunto de equações:

$$\begin{aligned} u &= \sum_{i=1}^m x_i \cdot w_i \\ v &= (u + b) \\ y &= \phi(v) \end{aligned}$$

Onde:

m é o número de entradas do neurônio;

x_j é a j -ésima entrada do neurônio;

w_j é o peso atribuído à j -ésima entrada do neurônio;

b é o limiar de ativação do neurônio;

v é a variável de entrada (ou potencial de ativação) da função de ativação do neurônio;

y é a saída do neurônio.

A equação $y = \varphi(v)$, representa a própria função de ativação do neurônio.

Muito bem. Mas você deve estar se perguntando: quais são os tipos de função de ativação? Afinal já falamos bastante da modelagem do neurônio artificial mas, até o momento, só citamos a função de ativação sem realmente apresentar as suas respectivas categorias. Então, vamos lá.

3.4.1 Funções de ativação

Conforme Araujo (2005), as funções de ativação, representadas por $\varphi(\bullet)$, limitam a variação do sinal de saída y do neurônio, sendo que tais funções podem assumir os seguintes valores:

- binários unipolares (0 ou 1);
- binários bipolares (-1 ou 1);
- reais.

Temos então que as principais funções de ativação utilizadas são as listadas no quadro a seguir.

Principais funções de ativação

TIPO DE FUNÇÃO	EQUAÇÃO	GRÁFICO
v Degrau simétrico	$\varphi(v) = \begin{cases} +1, & \text{se } v \geq 0 \\ -1, & \text{se } v < 0 \end{cases}$	
v Degrau simétrico probabilístico	$\varphi(v) = \begin{cases} +1, & \text{com probabilidade } P(v) \\ -1, & \text{com probabilidade } 1 - P(v) \end{cases}$	
Linear irrestrita	$\varphi(v) = \alpha v$	

TIPO DE FUNÇÃO	EQUAÇÃO	GRÁFICO
Saturação	$\varphi(v) = \begin{cases} +1, & \text{se } v \geq a \\ v, & \text{se } -a < v < a \\ -1, & \text{se } v \leq -a \end{cases}$	
Sigmóide ou logística	$\varphi(v) = \frac{1}{1 + e^{-\beta v}}$	

Fonte: Araujo (2005, p. 30).

Os primeiros modelos de rede neural, denominadas *perceptron*, eram estruturados com apenas um neurônio, estrutura que vimos nesta aula e, conseqüentemente, bem limitados em termos de aplicabilidade prática. A implementação de redes *perceptron* de uma única camada resultava em uma estrutura em que os neurônios não estavam interconectados, tendo cada um deles as suas entradas e suas respectivas saídas individuais. Mas podemos encadeá-los de forma a construir uma rede multicamada, como veremos na próxima aula.

Síntese da aula

Nesta aula, realizamos um breve apanhado sobre as origens e os conceitos básicos do connexionismo, relacionando-o com as ciências cognitivas e apresentando a sua importância para o desenvolvimento de sistemas inteligentes. Destacamos sua relevância como ferramenta para auxiliar os cientistas a desvendar o funcionamento da mente humana, mediante simulação de processos mentais. Vimos os tipos de aplicações práticas das redes neurais, suas vantagens e desvantagens, e apresentamos também as bases biológicas que inspiraram o surgimento das redes neurais artificiais. Explicamos, finalmente, a modelagem computacional de um neurônio artificial e introduzimos as principais funções de ativação utilizadas na resolução de problemas com esse paradigma.

Atividades

1. Sobre as bases do connexionismo, podemos afirmar que:
 - a) se inspira em metáforas do funcionamento das unidades básicas do sistema nervoso central para simular processos mentais.
 - b) entende o cérebro como uma coisa única e não como uma coleção de agentes interdependentes, pois dessa forma a modelagem computacional fica simplificada.
 - c) a IA simbólica continua sendo a melhor forma de representação de sistemas conexionistas.

- d) está com sua credibilidade comprometida, pois ainda não se conseguiu solução para o problema do “ou-exclusivo” usando RNA’s.
2. O que pode ser comentado a respeito das RNA’s com relação à sua modelagem? Faça um texto com suas percepções.
 3. Sobre RNA’s, é incorreto afirmar que:
 - a) são algoritmos que tentam simular o processamento altamente distribuído e paralelo do cérebro biológico.
 - b) possuem capacidade de generalizar de maneira a reconhecer instâncias similares que nunca haviam sido apresentadas como exemplo.
 - c) possuem baixa imunidade ao ruído, assim o desempenho de uma rede neural entra em colapso em presença de informações falsas ou ausentes.
 - d) são altamente adaptáveis, se comparadas com os sistemas computacionais tradicionais.
 4. Qual a finalidade da função de ativação no neurônio artificial?

Comentário das atividades

Na **atividade um**, a resposta correta é a alternativa **(a)**, uma vez que o foco de estudos do conexionismo é a modelagem dos neurônios e suas interligações em redes neurais artificiais para simulação de processos mentais. As demais alternativas estão incorretas, pois em **(b)** o conexionismo não entende o cérebro como uma coisa única, e sim como um organismo formado por muitas estruturas interagindo para a formação dos processos mentais; a IA simbólica não se enquadra na definição dada na alternativa **(c)**, sendo essa a função das RNA’s; e, por fim, a alternativa **(d)** cita o problema do “ou-exclusivo”, já solucionado há muito tempo.

A resposta da **atividade dois** deve inferir que as redes neurais artificiais são modelos matemáticos baseados em determinadas características das células neurais biológicas, inspirados nestas últimas de forma a poder modelar as bases dos processos mentais.

Na **atividade três**, a resposta a ser assinalada é a alternativa **(c)**, pois as RNA’s, na verdade, possuem um alto grau de imunidade ao ruído, podendo trabalhar com dados incompletos. Todas as demais alternativas estão corretas, pois as RNA’s buscam a simulação de processos mentais de forma similar à do cérebro biológico, possuindo alto poder de generalização e de adaptabilidade a novas situações apresentadas na solução de determinados problemas.

Finalmente, na **atividade quatro**, é importante lembrar que a função de ativação é que vai determinar o valor de saída de um neurônio artificial, com base no processamento das suas entradas. Assim define-se o valor da saída da rede ou um valor de entrada para neurônios da camada seguinte.

Com esses quatro exercícios, você testou os conhecimentos que foram destacados nos objetivos iniciais desta aula. Os dois primeiros ajudaram na compreensão dos conceitos básicos do conexionismo, enquanto os outros dois auxiliaram você a compreender o funcionamento básico de um neurônio artificial.

Referências

ARAUJO, M. A. G. **Previsão de Demanda de Energia Elétrica por Meio de Redes Neurais Artificiais**. Dissertação (Mestrado) – Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Escola de Administração, Programa de Pós-graduação em Administração, Porto Alegre, 2005.

BARTO, A. G. **Cellular Automata as Models of Natural Systems**. Michigan: The University of Michigan, 1975.

FARMER, J. D.; TOFFOLI, T.; WOLFRAM, S. **Cellular Automata**: Proceedings of an Interdisciplinary Workshop at Los Alamos. New Mexico, North-Holland, Amsterdam, March 7-11, 1983.

GOLDBERG, D. E.; HOLLAND, J. H. **Genetic algorithms and machine learning**: Introduction to the special issue on genetic algorithms. Machine Learning, v. 3, Kluwer Academic Publishers: Boston 1988.

HAYKIN, Simon. **Redes Neurais**: princípios e prática. Bookman: Porto Alegre, 2001.

HOLLAND, J. H. **Adaptation in natural and artificial systems**. University of Michigan Press: Ann Arbor, 1975.

MINSKY, M. L.; PAPERT, S. A. **Perceptrons**: an Introduction to computational geometry. M. I. T. Press, 1969.

TATIBANA, Cassia Yuri; KAETSU, Deisi Yuki. **Redes neurais**. Departamento de Informática (DIN) da Universidade Estadual de Maringá (UEM). Disponível em: <<http://www.din.uem.br/ia/neurais/>>. Acesso em: 15 fev. 2008.

TORRE, V. Caballero de La; RODRÍGUEZ, F. J. Robles. Conexionismo: una útil herramienta para otras ciencias y un problemático modelo para la psicología. In: **NEXO – Revista de Filosofía**. Madrid, n. 3, p. 77–91, 2005.

Na próxima aula

Continuaremos nossa conversa sobre as redes neurais artificiais, apresentando um pouco mais sobre esse paradigma da inteligência artificial, dessa vez trabalhando com redes multicamada.

Anotações
