

## Capítulo 3

# Representações Distribuídas nos Sistemas Híbridos para o PLN

*“As teorias passam. O sapo permanece”*

Jean Rostand (1894-1977): *Inquiétudes d'un Biologiste* (1967).



### 3.1 Os Sistemas Conexionistas que Fazem PLN

Apesar das críticas de que as redes neurais são uma boa aproximação da arquitetura mental de baixo nível, mas não para processos de manipulação de símbolos de alto nível (ver, por exemplo, Fodor e Pylyshyn (1988)), há vários sistemas conexionistas voltados para o Processamento de Linguagem Natural (PLN). Com finalidade ilustrativa, vai-se mostrar sistemas conexionistas que trabalham com o PLN.

A sintaxe é abordada por Jain e Waibel (1990) e Jain (1991), em que se tem arquiteturas conexionistas altamente estruturadas que fazem o **parsing** de sentenças com estruturas sintáticas complexas. As palavras são apresentadas à rede uma por vez e a saída da rede consiste de representações locais para as atribuições possíveis de palavras a frases, frases a cláusulas e frases a papéis em cada cláusula e aos relacionamentos possíveis das cláusulas. A ativação consistente das unidades de saída representa a interpretação da sentença.

Outros sistemas genéricos de parsing são os de St. John e McClelland (1989 e 1990). Estes são modelos de processamento de sentenças que objetivam explicar como restrições sintáticas e semânticas (incluindo as temáticas) são combinadas na compreensão da sentença, e como este conhecimento pode ser codificado na rede. São baseados parcialmente na codificação das características semânticas das palavras.

A abordagem das relações temáticas é feita em um bom número de sistemas. O sistema de McClelland e Kawamoto (1986) tenta atribuir papéis semânticos corretos às palavras, baseado em seus papéis sintáticos e no contexto semântico da sentença. Também realiza enriquecimento semântico das representações de saída, assim como a “desambiguação” de diferentes sentidos de algumas palavras ambíguas, como por exemplo, *bat* e *chicken*, que têm representações diferentes em seus dados.

Miikkulainen e Dyer (1991) propõem uma **arquitetura conexionista** similar à de McClelland e Kawamoto (1986). Já o DISCERN – sistema de Miikkulainen (1993) – é um sistema de rede neural artificial distribuída que aprende a processar narrativas estereotípicas



simples. É um *parser* de sentenças que tenta atribuir papéis semânticos às palavras, da mesma forma que em McClelland e Kawamoto (1986). Mas a partir da entrada sequencial palavra a palavra, enquanto desenvolve simultaneamente as representações de palavra em um léxico externo. Um outro modelo de rede neural distribuída chamado SPEC foi proposto (Miikkulainen, 1996), para processar sentenças com cláusulas relativas recursivas. Este *parser* realiza a transformação da sequência de palavras em representações de papéis de caso de Fillmore (1968) e é baseado em uma arquitetura de rede recorrente simples. O sistema é treinado apenas com construções básicas de sentenças e generaliza não apenas para novas instâncias de estruturas de cláusulas relativas familiares mas também para novas estruturas.

### 3.2 Microcaracterísticas Semânticas

Uma característica comum a uma parte desses sistemas é que se baseiam na representação semântica das palavras por meio de traços distintivos, isto é, o que na área chama-se de microcaracterísticas semânticas. Abaixo discute-se alguns aspectos das microcaracterísticas semânticas tal como figuram em sistemas de PLN.

#### 3.2.1 Contexto

Considere um nó “estabelecedor de contexto”, por exemplo, *campo*, para facilitar determinados sentidos de palavras ou sentenças, a fim de forçar interpretações apropriadas de um sintagma nominal (Waltz e Pollack, 1985). Há entretanto, muitos problemas que previnem o uso de tais nós estabelecadores de contexto como uma solução para o problema da interpretação da língua dirigida ao contexto. Uma determinada palavra estabelecadora de contexto, como *acampamento*, pode nunca ter sido explicitamente mencionada num texto ou discurso, mas que pode ser facilmente evocada por um leitor ou ouvinte. Por exemplo, a sentença (25) de Rosa (1993), poderia ser suficiente para induzir a palavra que representa o contexto de *acampamento* ou a menção de palavras, ou frases, como *ao ar livre*, *caminhada*, etc., que são palavras estreitamente relacionadas com muitas outras além de *acampamento*. Pode-se concluir (a) a necessidade de evocar a palavra relacionada ao conceito especial estabelecador de contexto *acampamento*, dada qualquer palavra ou frase acima; ou (b) a necessidade de



providenciar as conexões entre cada uma das palavras ou frases e todos os vários sentidos de palavras que elas facilitam.

(25) Pedro passou o fim de semana no campo

Propõe-se que cada conceito deva ser representado não meramente como um nó unitário, mas também como a associação desse nó com um conjunto de *microcaracterísticas* que servem para (a) definir os conceitos, ao menos parcialmente, e (b) associar o conceito com outros que compartilham suas microcaracterísticas. Propõe-se um conjunto grande de microcaracterísticas, cada uma potencialmente conectada com todo nó de conceito no sistema proposto. Cada conceito é de fato conectado a apenas algum subconjunto do conjunto total, via ligações de, ou ativação ou inibição, bidirecional. Conceitos estreitamente relacionados têm muitas microcaracterísticas em comum. As microcaracterísticas são parte de um módulo que pode ser dirigido pela percepção, linguagem e memória.

Sugere-se que as microcaracterísticas devam ser escolhidas tomando por base os primeiros princípios que correspondem às maiores distinções que as pessoas fazem a respeito das situações no universo. Por exemplo, para Waltz e Pollack (1985), algumas microcaracterísticas importantes correspondem a distinções tais como *perigoso/seguro*, *animado/inanimado*, *comestível/não-comestível*, *em movimento/parado*, *intencional/sem intenção*, comprimentos característicos de eventos (por exemplo, eventos de tempo requerem milisegundos, horas ou anos), locações (determinadas cidades, países, continentes, etc.) e tempos históricos (datas ou períodos).

### 3.2.2 *Microcaracterísticas e Contexto*

Idealmente, o conjunto particular de microcaracterísticas associadas com um conceito deveria servir a dois propósitos: (a) deveria ser suficiente para distinguir o conceito de todos os outros e (b) deveria ter compartilhado microcaracterísticas com todos os conceitos que estão associados com o conceito dado, mas que não estejam relacionados a eles nas formas



que geralmente se classifica como relações  $n$ -árias. O conjunto de microcaracterísticas é então parcialmente definicional, mas estritamente falando, não existe uma definição completa para um conceito neste modelo. Ou seja, os conceitos são definidos por suas posições em uma rede, isto é, aos elementos aos quais eles estão conectados.

Apenas um subconjunto de combinações possíveis de valores de microcaracterísticas pode ocorrer como contextos; ainda que um sistema perceptual pudesse, em princípio, induzir quaisquer valores para as microcaracterísticas num sistema completo, o mundo real de fato comporta-se de uma maneira ordenada tal que apenas certas combinações de valores poderiam realmente ser observadas.

### 3.2.3 *Mecanismos do Processamento da Sentença*

Como muitos processos cognitivos naturais, o processo da compreensão de sentença (portanto, relacionado à performance) envolve a consideração simultânea de muitas fontes diferentes de informação. Vai-se considerar um aspecto da compreensão da sentença, que é a atribuição dos papéis temáticos corretos aos constituintes de uma sentença. A atribuição de papéis reflete um aspecto importante do processo da compreensão, ou seja, a especificação de quem fez o quê para quem.

A atribuição de papel temático não é simples, como pode-se ver considerando algumas sentenças e os papéis que se atribui aos seus constituintes. Considere, inicialmente, as seguintes sentenças (26) usando o verbo *quebrar* (adaptadas de McClelland e Kawamoto, 1986).

- (26)    *a.* O garoto quebrou a vidraça.  
           *b.* A pedra quebrou a vidraça.  
           *c.* A vidraça quebrou.  
           *d.* O garoto quebrou a vidraça com a pedra.  
           *e.* O garoto quebrou a vidraça com a cortina.

Pode-se ver que a atribuição de papéis temáticos aqui é bem complexa. O primeiro sintagma nominal (SN) das sentenças (26) pode ser o AGENTE (sentenças 26a, 26d, e 26e), o



INSTRUMENTO (sentença 26b) ou o PACIENTE (sentença 26c). O SN contido no sintagma preposicional (SP) poderia ser o INSTRUMENTO (sentença 26d) ou poderia ser um modificador do segundo SN, ou como é, no mínimo, uma leitura da sentença (26e). Um outro exemplo traz a ambigüidade da atribuição de papel temático dos seguintes SPs que começa com a palavra *com* em (27).

- (27) a. O garoto comeu o macarrão com molho.  
b. O garoto comeu o macarrão com garfo.

Em (27a) o SP claramente não especifica um INSTRUMENTO, mas em (27b) sim. Além disso, as árvores sintáticas de (27a) e (27b) são diferentes. (Em (27a), *molho* é um adjunto (modificador) de *macarrão*, enquanto que em (27b), *garfo* é um complemento de *comeu*.)

O significado das palavras nestas sentenças influencia a atribuição de papéis temáticos a argumentos. Entretanto, a colocação dos SNs dentro das sentenças é também muito importante. Considere as duas frases (28).

- (28) a. O vaso quebrou a vidraça.  
b. A vidraça quebrou o vaso.

Aqui, deve-se depender das restrições da ordem de palavra. As restrições da ordem de palavra são muito fortes em português, mas é importante imaginar que tal dependência em tais restrições não é universal. Segundo Bates e MacWhinney (1987), a atribuição de papel de caso é influenciada por pelo menos três diferentes tipos de fatores: ordem da palavra, restrições semânticas e (quando disponível) morfologia flexional. Em adição a esses fatores, existe mais um que não pode ser ignorado, o contexto mais global no qual a sentença está inserida. Considere, por exemplo, a sentença (29).

- (29) O garoto viu a menina com binóculos.

Tem-se uma leitura se um contexto anterior informar que “um garoto estava olhando através da janela, tentando descobrir quanto ele poderia ver com vários instrumentos ópticos”. Uma outra leitura seria possível se houvesse a informação anterior que “duas meninas estavam



tentando identificar alguns pássaros quando um garoto chegou. Uma menina tinha um par de binóculos e a outra não”. Novamente, como nas sentenças (27), aqui há uma ambigüidade sintática também.

Embora o fato de que a ordem da palavra, a estrutura sintática e as restrições semânticas influenciam a atribuição de papel temático seja reconhecido, existem alguns poucos modelos que vão além e propõem um mecanismo para explicar a causa destes efeitos (Bever, 1970; Fodor *et al.*, 1974). Entretanto, existem alguns pesquisadores em processamento de linguagem que têm tentado encontrar formas de trazer as considerações semânticas para o processamento sintático de uma forma ou outra. Uma outra abordagem (Ford *et al.*, 1982; Kaplan e Bresnan, 1982) depende do léxico para influenciar o processamento sintático e a construção de representações funcionais básicas, que consideram casos como em (30).

- (30) a. A mulher comprou a casa de cachorros.  
b. A mulher encheu a casa de cachorros.

*De cachorros* é um modificador de *a casa* na leitura preferida para (30a), enquanto que em (30b), *de cachorros* é um argumento de *encheu*. Para explicar esta diferença na atribuição de papel temático, foram propostos dois princípios: (a) *preferência lexical* e (b) *argumentos finais*. Basicamente, a preferência lexical estabelece uma estrutura de argumento esperada (por ex. Sujeito-Verbo-Objeto no caso de *comprar*; Sujeito-Verbo-Objeto-Predicativo do Objeto no caso de *encher*) consultando uma lista ordenada de possíveis estruturas de argumentos associadas com cada verbo. Se um constituinte que poderia preencher uma posição na estrutura de argumento esperada é encontrado, o mesmo é tratado como um argumento do verbo. Portanto, se um constituinte que aparece para satisfazer as condições do argumento final da estrutura de argumento esperada é encontrado, sua colocação na sentença é atrasada para permitir a incorporação nos constituintes subseqüentes. Portanto, com *comprar*, o SN *a casa* é um candidato para argumento final e não é ligado diretamente a um constituinte do Sintagma Verbal (SV); antes, uma estrutura SN superordenada contendo *a casa de cachorros* é finalmente ligada ao SV. Com *encher*, entretanto, *a casa* não poderia ser o argumento final, e portanto, ele é ligado diretamente ao SV. *De cachorros* está então disponível para a ligação ao argumento final do SV.



De qualquer forma, está claro que um mecanismo é necessário no qual todos os constituintes de uma sentença possam trabalhar simultaneamente para influenciar a atribuição de papéis temáticos a cada constituinte.

### 3.3 Representações Distribuídas <sup>6</sup>

Uma abordagem popular para formar representações distribuídas é a codificação por características semânticas, usadas por Waltz e Pollack (1985), McClelland e Kawamoto (1986), Rosa (1993 e 1997), Rosa e Netto (1994), e outros. Este tipo de representação é significativo por si só: é possível extrair informação apenas examinando a representação, sem ter de treinar uma rede para interpretá-la.

Por outro lado, tais padrões devem ser precodificados e mantidos fixos. A performance não pode ser otimizada através da adaptação das representações para tarefas e dados reais. Como todos os conceitos devem ser classificados ao longo das mesmas dimensões, o número de dimensões se torna muito grande, e muitas delas são irrelevantes ao conceito particular. Decidir que dimensões são necessárias e úteis é um problema difícil (van Gelder, 1989). Há também a questão epistemológica: o processo de decidir quais dimensões usar é justificável ou não? As representações são sempre mais ou menos *ad hoc* e polarizadas. Em alguns casos, é possível tornar a tarefa mais simples através de uma codificação mais clara das representações de entrada (Miikkulainen, 1993).

Desenvolver representações internas em camadas escondidas de uma **rede multicamadas** evita estes problemas. A rede de Hinton é um bom exemplo (Hinton, 1986 e 1990). Esta rede consiste de entrada, saída e três camadas escondidas. As camadas de entrada e saída são **localistas**: exatamente uma unidade é dedicada a cada item de informação ou conceito. As camadas escondidas próximas às camadas de entrada e de saída contêm consideravelmente

---

<sup>6</sup> O termo *distribuído* é usado aqui da mesma forma que em McClelland e Kawamoto (1986) no sentido de que um vetor de microcaracterísticas semânticas compõe uma representação distribuída para uma palavra. Van Gelder (1992) já não considera distribuída este tipo de representação, preferindo chamá-la de “*microfeatural*” (baseada em microcaracterísticas).



poucas unidades, que forçam estas camadas a formar padrões de atividade distribuída comprimidos para os itens de entrada e de saída. O desenvolvimento destes padrões ocorre como uma parte essencial do aprendizado da tarefa de processamento, e terminam por refletir as regularidades da tarefa.

Uma outra variante da mesma abordagem foi proposta por Elman (1989 e 1990). Uma rede recorrente simples é treinada para prever a próxima palavra na seqüência de palavras de entrada. A camada escondida da rede desenvolve representações estruturadas para as palavras baseado em como as palavras ocorrem em seqüências.

Pollack (1988, 1989 e 1990) propõe um método para formar “descrições reduzidas de estruturas recursivas”. A arquitetura é chamada de RAAM (*Recursive Auto-Associative Memory*). A camada escondida da **rede auto-associativa** forma representações comprimidas dos padrões de entrada/saída da rede. Esta representação é então recursivamente usada como um constituinte em um outro padrão de entrada. Uma estrutura de dados hierárquicos potencialmente infinita, como uma árvore, pode desta forma ser comprimida em uma representação de tamanho fixo. A estrutura pode mais tarde ser reconstruída carregando as representações comprimidas na camada escondida e retirando a representação expandida na saída. Além disso, é possível realizar computações “holísticas” tais como transformações e inferências diretamente nas descrições reduzidas, sem decodificá-las (Blank *et al.*, 1992; Chalmers, 1990; Chrisman, 1992). RAAM é, em princípio, um método para formar representações distribuídas de estruturas simbólicas.

Lee *et al.* (1989 e 1990) e Lee (1991) descrevem um método para desenvolver representações distribuídas para conceitos e proposições *off-line* em redes XRAAM (*Extended RAAM*). Os dados de treinamento são triplas de caso representando um conceito, um papel de caso e a proposição onde o conceito tem o papel. As triplas contendo o mesmo conceito são codificadas em um único vetor RAAM, que é então usado como a representação para o conceito. As representações são descritivas (palavras similares são representadas como padrões similares) e autônomas (podem ser usadas em muitas tarefas diferentes). Uma vez codi-



ficada, as representações são fixas e não podem se adaptar à tarefa de processamento e aos dados reais.

Na abordagem FGREP (Miikkulainen, 1993), as representações para símbolos são desenvolvidas automaticamente enquanto a rede está aprendendo a tarefa de processamento. Como as representações são adaptadas de acordo com o sinal de erro do *backpropagation*, elas terminam codificando as propriedades dos elementos de entrada que são mais cruciais à tarefa.

*Spreading activation* é uma forma de busca bidirecional e foi desenvolvida e aplicada ao problema de entendimento de texto por Quillian (1969). Lange (1995) descreve um modelo conexionista localizado estruturado ROBIN que explora a integração do entendimento da linguagem e recuperação de memória episódica num único mecanismo de *spreading activation*. As regras são fixadas previamente na estrutura da rede, resultando em um sistema parecido com uma rede semântica.

Em um sistema com propriedades similares, Ajjanagadde e Shastri (1991), Shastri e Ajjanagadde (1993) e Shastri *et al.* (1996) propõem um modelo conexionista parcial que é capaz de representar um grande corpo de conhecimento sistemático e de realizar raciocínio **forward** e *backward* em uma rede de memória de longo termo.

Os modelos distribuídos, onde os itens são representados por padrões de bit, foram muito usados nos últimos anos (McClelland e Kawamoto, 1986; St. John e McClelland, 1990; Berg, 1992; Miikkulainen, 1993; Rosa, 1993 e 1997; Rosa e Netto, 1994; Chan e Franklin, 1998). Devido a sua tolerância a erros e capacidade de representar conceitos imprecisos, os modelos distribuídos têm alcançado sucesso em PLN. Infelizmente, eles têm alguns problemas. O mais sério é que são dependentes somente de uma única informação lingüística em seus processos de entendimento. Apenas uma fonte limitada de conhecimento, principalmente associação, pode ser capturada em tais sistemas. A generalidade é um outro problema sério na maioria das redes que são treinadas apenas com estruturas explicitamente pré-analisadas, ou outras estruturas de conhecimento tais como *frames* ou **scripts**, cuja estrutura sintática já foi



analisada. Obviamente, são incapazes de processar texto não estereotípico, mas compreensível. Alguns destes são discutidos a seguir (Chan e Franklin, 1998).

O modelo de atribuição de papel de caso de McClelland e Kawamoto (1986) provê um bom exemplo de como os modelos conexionistas distribuídos têm sido usados para modelar o entendimento de linguagem. A principal tarefa de seu modelo é aprender a atribuir papéis de caso semânticos apropriados para sentenças através de uma rede *backpropagation*.

O sistema XERIC (Berg, 1992) combina uma rede recorrente simples com uma memória auto-associativa recursiva (RAAM) que codifica e decodifica árvores de parsing. RAAM é uma rede PDP de três camadas com habilidade de mapeamento auto-associativo. A RAAM exhibe um grau de sistematicidade e produtividade dentro de um domínio limitado (Pollack, 1990). Primeiro, a rede RAAM é treinada para formar representações comprimidas da árvore de *parsing* sintática. Segundo, uma rede recorrente é treinada para prever a próxima palavra na seqüência de palavras que forma a sentença. O único item lingüístico empregado na rede recorrente é a associação lexical. Terceiro, a rede feedforward de três camadas padrão é treinada para mapear a camada escondida da rede recorrente na representação de árvore de *parsing* da RAAM.

St. John e McClelland (1990) apresentam um modelo conexionista que aprende a atribuir representações semânticas a sentenças parecidas com o inglês. A tarefa do modelo é processar uma sentença de uma única cláusula em uma representação do evento que ela descreve. A rede é treinada, via associação, a produzir a representação semântica correta da situação descrita por cada sentença de entrada.

O modelo DISCERN (Miikkulainen, 1993), outro exemplo de modelo distribuído, é treinado apenas com estruturas *pré-parsed* cuja estrutura sintática já foi analisada. Esses sistemas usam ou desenvolvem algum tipo de representação distribuída que é útil para sistemas conexionistas, uma vez que há a necessidade de “distribuir o conhecimento” através das unidades processadoras de uma rede neural artificial.



### 3.4 A Abordagem Híbrida

A Inteligência Artificial divide-se, desde a sua criação, em basicamente dois paradigmas opostos: o *simbólico*, baseado na lógica e o *conexionista*, baseado na propagação da atividade de processadores elementares.

As redes neurais artificiais são uma arquitetura baseada em atributos e não têm o poder expressivo das representações lógicas gerais, já que elas parecem não ser adequadas para manipulação de símbolos de alto nível (Fodor e Pylyshyn, 1988). Elas são bem adaptadas para entradas e saídas contínuas, ao contrário da maioria dos sistemas simbólicos de árvore de decisão. 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.

Uma vez que se consegue estabelecer uma arquitetura adequada para resolver determinado problema, o aprendizado da rede pode ser demorado (necessidade de muitos ciclos de ativação). Mas, em compensação, o reconhecimento é extremamente rápido (apenas um ciclo), muito mais rápido que qualquer sistema simbólico.

Uma outra grande vantagem das redes neurais é a sua capacidade de generalização. Esta característica está associada ao fato de a rede neural ser tolerante a falha, isto é, uma entrada imprecisa (incompleta) pode ativar a rede e fazer com que seja capaz de ativar parte de suas conexões e ainda assim, responder de forma apropriada. Isto se deve ao fato de que a rede neural distribui a representação através dos pesos das conexões entre os seus elementos. Por exemplo, o vetor de microcaracterísticas semânticas para a palavra ambígua *macaco* tem alguns valores não especificados (0.5), pois *macaco* pode ser a ferramenta para trocar pneus e também o animal mamífero. Apesar de parte da informação estar incompleta, o sistema é capaz de reconhecer a forma apropriada do substantivo através de sua posição argumental e também do seu predicado.



Mas, a rede neural tem uma desvantagem: normalmente por causa da falta de transparência, é muito difícil acompanhar o seu funcionamento. Infelizmente, é complicado usar um conhecimento inicial para “ajudar” uma rede a aprender melhor. Mas as chamadas **redes neurais baseadas em conhecimento**, que aproximam os até então opostos paradigmas da Inteligência Artificial, permitem a introdução e a extração de conhecimento simbólico em redes neurais (abordagem híbrida).

A extração de conhecimento simbólico a partir de redes neurais treinadas permite a troca de informação entre representações de conhecimento conexionista e simbólico e tem sido de grande interesse para entender o que a rede neural está realmente fazendo (Shavlik, 1994). O conhecimento simbólico pode ser inserido em redes neurais e então refinado após o treinamento (Omlin and Giles, 1996a e 1996b; Frasconi *et al.*, 1995). Uma melhora significativa no tempo de aprendizado pode ser conseguida treinando redes com conhecimento inicial (Omlin and Giles, 1996c).

Na abordagem híbrida, adotada aqui, o conhecimento simbólico é representado através dos pesos de conexão entre as unidades processadoras de uma rede neural. Por exemplo, uma regra da lógica, com **antecedentes ponderados A e B** e **conseqüente C**

$$(31) \quad ((w_{AC} * A) + (w_{BC} * B)) \rightarrow C$$

com o símbolo ‘\*’ representando a multiplicação, o símbolo ‘+’ representando a adição algébrica e o símbolo ‘→’ representando a implicação lógica. Esta regra será representada através do seguinte esquema conexionista da Figura 3.1. A regra tem antecedentes ponderados porque  $w_{AC}$  e  $w_{BC}$  (pesos de conexão) não são números binários mas sim números reais e são tais que somente a presença das duas entradas A e B faz com que a unidade C tenha valor 1 na sua saída (**unidade and**). Da mesma forma que é implementado o conhecimento simbólico inicial usando o formato acima, pode-se extrair o conhecimento simbólico gerado pela rede.

Em resumo, a expressão “sistema híbrido”, no contexto deste trabalho, é usada para designar sistemas para o Processamento de Linguagem Natural (PLN) que objetivam combi-



nar todos os méritos da abordagem simbólica, redes neurais localizadas e processamento distribuído paralelo. É projetado para integrar mecanismos de baixo nível e computações de alto nível. A seguir mostram-se alguns sistemas híbridos para o PLN.

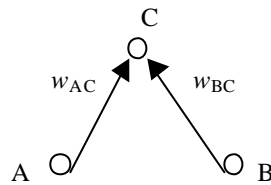


Figura 3.1. Um esquema conexionista para a regra simbólica  $((w_{AC} * A) + (w_{BC} * B)) \rightarrow C$ .

Um dos problemas mais difíceis para a pesquisa de IA é o problema de modelar raciocínio de senso comum. Uma arquitetura conexionista (CONSYDERR (Sun, 1994, 1995 e 1996)) foi desenvolvida integrando raciocínio baseado em regras em redes conexionistas e associando representação localizada com representação distribuída baseada em similaridade, numa arquitetura de dois níveis. Um nível é o do conceito, que contém conhecimento primitivo ou conceitos. Este nível consiste de uma coleção de nós, ou elementos processadores, que representam os conceitos no domínio. O outro nível é o da microcaracterística, que contém nós onde cada um dos nós representa um elemento refinado nos significados dos conceitos representados no nível superior.

LeMICON é projetado para integrar mecanismos de baixo nível em computações de alto nível (Bookman, 1993). É construído para tratar de itens de aprendizado e de aquisição de conhecimento na construção do léxico. Sua limitação mais importante é não tentar tratar itens que envolvam a integração de sintaxe e semântica, como no sistema TACITUS (Hobbs *et al.*, 1993).

Chan e Franklin (1998) fazem a integração de modelos de raciocínio conexionista sub-simbólico e simbólico de alto nível. Combina inferências por associação e governadas por regras, que são mais vistas como complementares no domínio do entendimento de linguagem natural. Além de usar informação sintática e semântica, como a maioria dos sistemas de lin-



guagem natural, o sistema de Chan e Franklin usa também a combinação de informação de uma diversidade de fontes – associações de palavras, expectativa de papel de caso e regras semânticas – no processo de resolução semântica.

Os sistemas híbridos apresentados nessa seção evidenciam a importância desta abordagem recente para tentar dar conta de sistemas que se fossem puramente simbólicos, certamente falhariam ao tentar capturar propriedades intrigantes do processamento de informação humana difíceis de modelar com as técnicas simbólicas tradicionais.

### 3.5 Críticas ao Conexionismo

Para Fodor e Pylyshyn (1988), o conhecimento deve ser *estruturado* como uma linguagem. A capacidade representacional e a capacidade inferencial nos sistemas inteligentes são *sistemáticas*, não são pontuais, não ocorrem isoladas. Esta sistematicidade segue automaticamente do uso de expressões simbólicas estruturadas para representar as palavras e para servir como base para inferência. E nas arquiteturas conexionistas, para que possam ser utilizadas, esta propriedade deve ser estipulada e reforçada (Rosa, 1996).

O conexionismo, algumas vezes explicitamente, transforma seus modelos em teorias de implementação. Os sistemas conexionistas “podem computar coisas de forma diferente das **máquinas de Turing** e dos **computadores de von Neumann**” (Touretzky, 1986). Tal argumento sugere que Touretzky distingue diferentes “formas de computação” não em termos de algoritmos diferentes, mas em termos de formas diferentes de implementar o mesmo algoritmo.

Fodor e Pylyshyn (1988) não têm objeção a redes conexionistas como potenciais modelos de implementação, nem supõem que qualquer dos argumentos dados sejam incompatíveis com esta proposta. Mas, os conexionistas querem que seus modelos sejam analisados como teorias de cognição e não como teorias de implementação. Nessa direção surge o HTRP, sistema que tenta representar uma teoria da cognição e da linguagem, pois implementa uma versão mista de arquitetura conexionista e simbólica.