

Universidade Estadual de Campinas
Instituto de Estudos da Linguagem
Departamento de Lingüística

UM SISTEMA HÍBRIDO SIMBÓLICO-CONEXIONISTA PARA
O PROCESSAMENTO DE PAPÉIS TEMÁTICOS

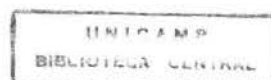
João Luís Garcia Rosa

Tese de Doutorado

Orientador: Prof. Dr. Edson Françaço

Co-orientador: Prof. Dr. Márcio Luiz de Andrade Netto

Junho de 1999



João Luís Garcia Rosa

UM SISTEMA HÍBRIDO SIMBÓLICO-CONEXIONISTA PARA O
PROCESSAMENTO DE PAPÉIS TEMÁTICOS

**Tese apresentada ao Curso de Lingüística do Instituto de
Estudos da Linguagem da Universidade Estadual de
Campinas como requisito parcial para obtenção do título
de Doutor em Lingüística**

Orientador: Prof. Dr. Edson Françaço

Co-orientador: Prof. Dr. Márcio Luiz de Andrade Netto

Campinas

Instituto de Estudos da Linguagem

1999

UNIDADE	BC
N.º CHAMADA:	
V.	Ex.
TOMBO BC/	388.00
PROC.	229.199
C	<input type="checkbox"/>
D	<input checked="" type="checkbox"/>
P.	R\$ 11,00
E.	30/09/99
N.º	

CM-00126206-6

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA BIBLIOTECA IEL - UNICAMP

R71s	<p>Rosa, João Luís Garcia</p> <p>Um sistema híbrido simbólico-conexionista para o processamento de papéis temáticos / João Luís Garcia Rosa. - - Campinas, SP: [s.n.], 1999.</p> <p>Orientadores: Edson Françaço, Márcio Luiz de Andrade Netto Tese (doutorado) - Universidade Estadual de Campinas, Instituto de Estudos da Linguagem.</p> <p>1. Processamento de linguagem natural (Computação). 2. Redes neurais (Computação). 3. Inteligência artificial. I. Françaço, Edson. II. Andrade Netto, Márcio Luiz de. III. Universidade Estadual de Campinas. Instituto de Estudos da Linguagem. IV. Título.</p>
------	---

Prof. Dr. Edson Françaço – Orientador

Prof. Dr. Márcio Luiz de Andrade Netto – Co-orientador

Profa. Dra. Márcia Maria Cançado Lima

Profa. Dra. Eleonora Cavalcante Albano

Prof. Dr. Fernando Antonio Campos Gomide

Prof. Dr. Plínio Almeida Barbosa

Campinas, Junho de 1999

Dedicatória

Esta Tese é dedicada a

Mariana e Susy, Futuro e Presente.

Este exemplar é a redação final da tese
defendida por João Luis Garcia

Rosa

e aprovada pela Comissão Julgadora em
23 / 06 / 99.

Dr. EDSON FRANÇOZO

Agradecimentos

Com o perdão de omissões tão certas quanto indesejáveis, agradeço às seguintes pessoas, sem as quais certamente não teria alcançado este meu objetivo:

- Meus pais, que mostraram o caminho correto a seguir nesta vida e sempre estiveram presentes;
- Minha esposa, cujo companheirismo e compreensão viabilizaram esta minha longa jornada;
- Minha filha, apesar de ainda não compreender a importância deste trabalho, pela sua pouca idade, adotou a postura de apoio e carinho, própria de um adulto;
- Os professores do Instituto de Estudos da Linguagem da Unicamp, em especial, Eleonora Albano, Plínio Almeida Barbosa, Ester Míriam Scarpa, Mary Kato e Rodolfo Ilari, pelas sugestões valiosas e pelo encaminhamento adequado dos meus trabalhos de Qualificação;
- A professora da Universidade Federal de Minas Gerais, Márcia Cançado, que apesar de distante geograficamente, esteve próxima através de seus exemplos e orientação;
- Os professores do Instituto de Informática da Pontifícia Universidade Católica de Campinas, em especial sua ex-diretora, Angela de Mendonça Engelbrecht, cujo apoio durante todo o desenvolvimento da Tese, possibilitou a sua finalização;
- Os alunos e colegas do Instituto de Estudos da Linguagem da Unicamp e do Instituto de Informática da PUC-Campinas, pelo apoio anônimo e incessante;
- O professor da Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da Unicamp, Márcio Luiz de Andrade Netto, pela co-orientação atuante durante todo o meu trabalho;
- O professor Edson Françoze, meu orientador, que sempre confiante, ajudou-me a superar as muitas barreiras, naturais de uma área nova e desafiante para um ex-aluno de engenharia, e assim conquistar este título multidisciplinar.

Epígrafe

“O processamento de informação adicional deve ser capaz de manipular o japonês, o inglês e outras línguas naturais. Este é um dos temas centrais da Inteligência Artificial e ao mesmo tempo, uma área da Lingüística: relações intensas existem entre a Lingüística e os computadores.”

Kazuhiro Fuchi, *Fifth Generation Computers: Some Theoretical Issues*, 1984.

Sumário:

Capítulos

CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO.....12

- 1.1 Considerações Iniciais
- 1.2 A Abordagem Simbólica
- 1.3 A Abordagem Conexionista
- 1.4 A Abordagem Híbrida Simbólico-conexionista

CAPÍTULO 2 - PROCESSAMENTO DE LINGUAGEM NATURAL: DA ENGENHARIA DE COMPUTAÇÃO À LINGÜÍSTICA.....16

- 2.1 Introdução
- 2.2 O Sistema P3A
 - 2.2.1 A Análise da Forma
 - 2.2.2 A Análise do Significado
 - 2.2.3 A Análise Temporal
 - 2.2.4 Arquitetura do Modelo
 - 2.2.5 Microcaracterísticas Semânticas
 - 2.2.6 Unidades de Estrutura de Sentença
 - 2.2.7 Representação de Papel de Caso
 - 2.2.8 Detalhes do Processamento de Sentença e Aprendizado
 - 2.2.9 Experimentos de Simulação
 - 2.2.10 Conclusão
- 2.3 O Sistema CPPro
 - 2.3.1 As Metas do CPPro
 - 2.3.2 Experimentos de Simulação
 - 2.3.3 Conclusão
- 2.4 Considerações sobre os Sistemas
- 2.5 Conclusão Geral

CAPÍTULO 3 - REPRESENTAÇÕES DISTRIBUÍDAS NOS SISTEMAS HÍBRIDOS PARA O PLN.....40

- 3.1 Os Sistemas Conexionistas que Fazem PLN
- 3.2 Microcaracterísticas Semânticas
 - 3.2.1 Contexto
 - 3.2.2 Microcaracterísticas e Contexto

- 3.2.3 Mecanismos do Processamento da Sentença
- 3.3 Representações Distribuídas
- 3.4 A Abordagem Híbrida
- 3.5 Críticas ao Conexionismo

CAPÍTULO 4 - ASPECTOS ESTRUTURAIS E SEMÂNTICOS DOS PAPÉIS TEMÁTICOS 55

- 4.1 Introdução aos Papéis Temáticos
- 4.2 O Papel Temático na Teoria Gerativa
 - 4.2.1 O Papel Temático na GB
 - 4.2.2 Um Modelo Computacional Baseado em Princípios
- 4.3 A Visão Semântica dos Papéis Temáticos
 - 4.3.1 A Interface Sintaxe-Semântica
 - 4.3.2 O Problema Lingüístico dos Ergativos
- 4.4 A Natureza Semântica dos Papéis Temáticos e sua Representação em um Sistema Computacional
 - 4.4.1 Visão Não-lexicalista dos Papéis Temáticos
 - 4.4.2 Representações por Microcaracterísticas Semânticas
- 4.5 A Composicionalidade
- 4.6 Conclusão

CAPÍTULO 5 - HTRP: UM SISTEMA HÍBRIDO SIMBÓLICO-CONEXIONISTA PARA O PROCESSAMENTO DE PAPÉIS TEMÁTICOS.....71

- 5.1 Introdução
- 5.2 A Saída Erro
- 5.3 A Arquitetura Conexionista
- 5.4 Representações Baseadas em Microcaracterísticas Semânticas
 - 5.4.1 O Processador de Papel Temático Híbrido – HTRP
- 5.5 As Regras Simbólicas Iniciais para a BIW
- 5.6 O Aprendizado
- 5.7 As Microcaracterísticas Complementares
- 5.8 As Regras Finais
- 5.9 Os Verbos do Sistema

CAPÍTULO 6 - CONCLUSÕES.....86

- 6.1 Introdução
- 6.2 Conclusões e Trabalhos Futuros

Anexos.....90

ANEXO A - AS REDES NEURAIS ARTIFICIAIS.....91

- A.1 Introdução
- A.2 O Neurônio Biológico

- A.2.1 Variantes do Neurônio Clássico
- A.2.2 Sinapses: Junções entre Células Nervosas
 - A.2.2.1 As Sinapses são Químicas e não Elétricas
 - A.2.2.2 As Sinapses Podem Excitar ou Inibir
 - A.2.2.3 Generalizações sobre Sinapses
 - A.2.2.4 Peptídeos: Moduladores da Função Sináptica
 - A.2.2.5 Peptídeo: Transmissor Lento ou Neuromodulador ?
- A.3 O Cérebro como Modelo
 - A.3.1 Paralelismo
 - A.3.2 Variedades de Redes Neurais
 - A.3.3 Aprendizado Competitivo
 - A.3.4 Representações Distribuídas
 - A.3.5 Máquinas de Boltzmann
 - A.3.6 Processamento de Sentenças
 - A.3.7 O Futuro
- A.4 Algoritmos Conexionistas
 - A.4.1 Redes Perceptron Multicamadas
 - A.4.1.1 O Perceptron
 - A.4.1.2 O Algoritmo Backpropagation e a Rede Perceptron Multicamadas
 - A.4.1.3 O Algoritmo Backpropagation
 - A.4.1.4 Generalização
 - A.4.2 Redes Recorrentes
 - A.4.2.1 A Representação do Tempo
 - A.4.2.2 Conclusões sobre Tarefas Temporais
- A.5 Abordagem Híbrida: As Redes Neurais Baseadas em Conhecimento
- A.6 Conclusão

ANEXO B - ABORDAGENS AO PROCESSAMENTO SIMBÓLICO DA LINGUAGEM NATURAL.....125

- B.1 Introdução
- B.2 O Relacionamento entre Regras e Casos
- B.3 O Relacionamento entre Regras e Princípios
- B.4 *Parser* Baseado em Princípios
- B.5 *Parser* Baseado em Casos
- B.6 Conclusão

ANEXO C - MANUAL DO USUÁRIO DO HTRP.....137

- C.1 Introdução
- C.2 A Versão RIW
- C.3 A Versão BIW
- C.4 Desenvolvimento do HTRP
 - C.4.1 A Arquitetura Conexionista
 - C.4.2 A “Clusterização” e a “Anulação”
 - C.4.3 A Otimização
 - C.4.4 A Rede Recorrente

C.4.5 Os Clusters de Unidades na Saída	
C.4.6 O Gerador de Frases para o Reconhecimento	
C.4.7 As Regras Simbólicas	
C.4.8 As Leituras Alternativas dos Verbos	
C.5 Conclusão	

ANEXO D – GLOSSÁRIO.....	155
SUMMARY.....	165
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS.....	166
BIBLIOGRAFIA CONSULTADA.....	177

Resumo

Em Lingüística, as relações semânticas entre palavras em uma sentença são consideradas, entre outras coisas, através da atribuição de *papéis temáticos*, por exemplo, AGENTE, INSTRUMENTO, etc. Como na lógica de predicados, expressões lingüísticas simples são decompostas em um predicado (freqüentemente o verbo) e seus argumentos. O predicado atribui papéis temáticos aos argumentos, tal que cada sentença tem uma *grade temática*, uma estrutura com todos os papéis temáticos atribuídos pelo predicado. Com a finalidade de revelar a grade temática de um sentença semanticamente bem formada, um sistema chamado HTRP (*Hybrid Thematic Role Processor* – Processador de Papéis Temáticos Híbrido) é proposto, no qual a arquitetura conexionista tem, como entrada, uma representação distribuída das palavras de uma sentença, e como saída, sua grade temática. Duas versões do sistema são propostas: uma versão com pesos de conexão iniciais aleatórios – RIW (*random initial weight version*) e uma versão com pesos de conexão iniciais polarizados – BIW (*biased initial weight version*) para considerar sistemas *sem* e *com* conhecimento inicial, respectivamente. Na BIW, os pesos de conexão iniciais refletem regras simbólicas para os papéis temáticos. Para ambas as versões, depois do treinamento supervisionado, um conjunto de regras simbólicas finais é extraído, que é consistentemente correlacionado com o conhecimento lingüístico – simbólico. No caso da BIW, isto corresponde a uma revisão das regras iniciais. Na RIW as regras simbólicas parecem ser induzidas da arquitetura conexionista e do treinamento. O sistema HTRP aprende a reconhecer a grade temática correta para sentenças semanticamente bem formadas do português. Além disso, este sistema possibilita considerações a respeito dos aspectos cognitivos do processamento lingüístico, através das regras simbólicas introduzidas (na BIW) e extraídas (de ambas as versões).

Palavras-chave: Processamento de Linguagem Natural, Redes Neurais, Inteligência Artificial.

Nota

As palavras ou expressões do texto em **negrito** normal, em sua primeira aparição, estão relacionadas em um *Glossário* anexo a esta Tese (Anexo D). Portanto, quaisquer dúvidas sobre o entendimento ou significado pretendido por estas palavras e expressões poderão ser esclarecidas neste Anexo.

Capítulo 1

Introdução

“Os limites da minha língua são os limites de meu mundo”

Ludwig Wittgenstein (1889-1951), *Tractatus Logico-Philosophicus* (1922)

1.1 Considerações Iniciais

O interesse da Inteligência Artificial no **Processamento de Linguagem Natural** (PLN) vem desde a década de 1950, quando Alan Turing projetou o *Teste de Turing*, com a intenção de fornecer uma definição operacional satisfatória para a inteligência (Turing, 1950). Ele definiu comportamento inteligente como a habilidade de alcançar performance “humana” em todas as tarefas cognitivas. No teste, o computador deveria ser interrogado por um ser humano através de um terminal e seria considerado inteligente se o interrogador não pudesse dizer se havia um homem ou um computador do outro lado da linha. Entre as capacidades que este computador deveria possuir, estava o PLN (Russell e Norvig, 1995).

A *língua* (chamada equivocadamente de linguagem natural no PLN) é um meio de comunicação. É organizada em um sistema com níveis de regras complexos, dos níveis dos sons e ritmos (*prosódia*), aos níveis do significado e do relacionamento com o mundo (*pragmática*). Cada nível trata de um aspecto do processo de comunicação e forma um sub-sistema completo com seus próprios elementos e regras de combinação (Sowa, 1984).

Um sistema que tem a pretensão de processar a língua natural deve considerar todos esses níveis. Mas, devido à sua grande complexidade, a maioria considera apenas alguns deles, preferencialmente a sintaxe e algumas vezes, a semântica. Teorias lingüísticas e psicolingüísticas procuram explicar o funcionamento do processador de linguagem humano.

A maioria dos sistemas encontrados na literatura são sistemas eficientes computacionalmente, mas pecam por tratar de forma ingênua as questões lingüísticas. O sistema proposto nesta Tese é baseado na teoria dos **papéis temáticos**, à qual a teoria lingüística da Regência e Ligação deu visibilidade e importância (Chomsky, 1995).

1.2 A Abordagem Simbólica

A abordagem mais usada nos sistemas de PLN é a abordagem baseada em **regras gramaticais (abordagem simbólica)**. O termo gramática, nesse contexto, se refere a um conjunto de **regras de produção** (ou **regras de rescrita**) que descrevem quais sentenças são parte de uma determinada linguagem. As **gramáticas livres de contexto** (tipo 2, segundo a **hierarquia de Chomsky**) são as mais empregadas nos sistemas simbólicos de PLN, por se tratar de gramática de fácil implementação computacional e de dar conta da maior parte das construções sintáticas da língua natural.

Mas além do fato de nem todas as construções serem livres de contexto, uma abordagem simbólica ao PLN não permite que o sistema reconheça como válida uma construção sintática que empregue palavra não presente em seu **léxico** ou que apresente uma categoria não prevista em seu conjunto de regras. O sistema simbólico só é capaz de aumentar o seu “conhecimento”, se mais regras forem incorporadas à sua base.

1.3 A Abordagem Conexionista

Mais recentemente, diversos pesquisadores têm trabalho em sistemas que empregam as **redes neurais artificiais** para realizar o PLN. As grandes vantagens desta abordagem são a sua capacidade de aprendizado e **generalização**. Sua característica distribuída permite que o sistema seja **tolerante a falhas**, isto é, mesmo diante de uma entrada incompleta, o sistema muitas vezes é capaz de analisar sentenças corretamente. Esta análise é mais próxima dos modelos de processamento de informação lingüística humanos.

Apesar da **abordagem conexionista** ser tão antiga quanto a Inteligência Artificial, somente na década de 1980 é que houve um grande crescimento desta área, principalmente depois do lançamento dos dois volumes sobre **PDP – Processamento Distribuído Paralelo** (McClelland e Rumelhart, 1986; Rumelhart e McClelland, 1986). No volume 2 do PDP,

McClelland e Kawamoto (1986) apresentam um sistema conexionista para fazer a atribuição do caso semântico de Fillmore (1968). Este trabalho se tornou um clássico do uso da abordagem conexionista para o PLN, principalmente pelo uso das chamadas **microcaracterísticas semânticas** para a representação das palavras.

Muitas críticas ao **conexionismo** apareceram a seguir (Fodor e Pylyshyn, 1988). Mas, mesmo assim, vários sistemas utilizando esta abordagem foram construídos (St. John e McClelland, 1989 e 1990; Jain e Waibel, 1990; Jain, 1991; Miikkulainen e Dyer, 1991; Miikkulainen, 1993 e 1996; Rosa, 1993 e 1997; Rosa e Netto, 1994; Chan e Franklin, 1998 e outros).

1.4 A Abordagem Híbrida Simbólico-conexionista

Combinar as vantagens da abordagem simbólica (poder expressivo das representações lógicas gerais e facilidade de representação) com as vantagens do conexionismo (aprendizado, generalização e tolerância a falhas) é muito interessante para qualquer sistema de PLN. Esta é a intenção dos sistemas **híbridos** simbólico-conexionistas. O sistema proposto nesta Tese – o HTRP (*Hybrid Thematic Role Processor*) é um sistema híbrido deste tipo. Neste sistema, introduz-se conhecimento simbólico, baseado num conjunto de regras de produção para os papéis temáticos, como **pesos de conexão** entre as unidades de uma **rede conexionista**. A rede é em seguida treinada e fornece um “conhecimento” simbólico revisado. Além disso, o sistema revela a **grade temática** para sentenças do português semanticamente bem formadas. Duas versões do HTRP foram implementadas: uma com regras iniciais e outra com **pesos iniciais** aleatórios. A opção pela realização das duas versões do HTRP, se deveu ao fato de que desta forma se torna mais interessante a verificação das teorias lingüísticas no sistema. Em outras palavras, a versão *com* conhecimento inicial corresponde a teorias lingüísticas que postulam conhecimentos inatos como base para a competência sintática nos seres humanos. Assim, o sistema tal como foi implementado permite modelar diferentes hipóteses lingüísticas.

Capítulo 2

Processamento de Linguagem Natural: da Engenharia de Computação à Lingüística

“Não é que eles não possam ver a solução. É que eles não podem ver o problema”

G. K. Chesterton (1874-1936): *Scandal of Father Brown* (1935)

2.1 Introdução

O interesse e a pesquisa em Processamento de Linguagem Natural (PLN) começou no Mestrado, com a dissertação *Redes Neurais e Lógica Formal em Processamento de Linguagem Natural* (Rosa, 1993), defendida em setembro de 1993, junto ao *Departamento de Engenharia de Computação e Automação Industrial da Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação da Unicamp*, com o Prof. Dr. Márcio Luiz de Andrade Netto, como orientador. As várias abordagens existentes para o PLN se traduzem em aplicação de técnicas de Inteligência Artificial, ou baseadas em lógica ou em sistemas conexionistas. O processador do Mestrado – doravante chamado de P3A (Processador 3 Abordagens: Simbólica, Conexionista e Conexionista-Recorrente) – faz um “mix” destas duas abordagens, acrescentando a extensão temporal da análise da sentença. O resultado é um sistema que faz a análise sintática de sentenças da língua portuguesa, baseada na **lógica de predicados do Prolog**, e análises semântica e recorrente, baseadas numa abordagem de redes neurais. Este sistema possui léxico e regras de sintaxe limitados. Mas, para este universo, os resultados obtidos foram bastante satisfatórios, pois o sistema faz a classificação correta em gramatical e não gramatical de sentenças da língua portuguesa, para a grande maioria dos casos (Rosa e Netto, 1994). Mais tarde, um sistema derivado deste – CPPro –, mas já com ênfase em papéis temáticos, foi apresentado, alcançando uma performance muito melhor – para 6000 sentenças semanticamente válidas, o sistema rejeitou apenas 5 e para 3000 inválidas, o sistema aceitou 26 (Rosa, 1997).

O sistema P3A, assim como o sistema de McClelland e Kawamoto (1986), usa o termo **papel de caso** para designar o conceito de *papel de caso temático*, relacionado à noção de caso de Fillmore (1968). O sistema CPPro usa o conceito de *papel temático* da teoria lingüística da Regência e Ligação (Haegeman, 1991). A preocupação com a parte *lingüística* do PLN, considerada “pobre” no P3A, fez com que o Doutorado seguisse outros caminhos. A seguir, apresenta-se um resumo do P3A e do CPPro.

2.2 O Sistema P3A

Existem várias abordagens para o PLN. E existem muitos trabalhos publicados nas vá-

rias abordagens. Entretanto, combinações das diversas abordagens existentes são raras. Este trabalho ousa em combinar uma abordagem sintática baseada na lógica de predicados, uma abordagem conexionista **feedforward**, baseada em atribuições de papéis de caso às palavras, referente à análise semântica, e uma abordagem conexionista recorrente, que leva em consideração características temporais da análise da sentença.

A grande maioria dos trabalhos publicados tratam de processamento da língua inglesa. Houve necessidade da transposição de procedimentos e idéias para a língua portuguesa. E também a necessidade do tratamento da **ambigüidade**, que é o maior desafio enfrentado pelos sistemas que tratam da linguagem natural: identificar o verdadeiro significado de uma determinada palavra pode ser tão complicado, que às vezes só é possível com uma consulta ao usuário. Neste sistema, não se tem a intenção de resolver o problema da ambigüidade, mas apenas contribuir com idéias e apontar direções, quando talvez poder-se-á transpor, ao menos parcialmente, este obstáculo.

2.2.1 A Análise da Forma

O P3A se divide, basicamente, em três etapas. A primeira trata da *análise sintática* de sentenças da língua portuguesa. Esta implementação foi baseada na **Gramática de Cláusulas Definidas** de Pereira e Warren (1980). São sentenças declarativas, compostas por até quatro elementos-chave, que são o sujeito, o verbo, o objeto e o complemento, que pode ser o instrumento ou o modificador. Estes elementos-chave podem vir acompanhados de outras palavras como artigos, adjetivos, partículas reflexivas, etc. A análise sintática faz verificação de concordância de gênero e número, além de montar uma estrutura, chamada de estrutura-chave (contendo apenas os elementos-chave), que alimentará o analisador semântico (segunda etapa). Por exemplo, a sentença

(1) *A menina bonita quebrou a frágil vidraça com um martelo*

gerará a estrutura-chave

(2) *menina-quebrar-vidraça-martelo*

onde *menina* é o sujeito, *quebrar* é o verbo, *vidraça* é o objeto e *martelo* é o instrumento. Note que uma sentença nunca tem, ao mesmo tempo, um instrumento e um modificador.

Uma sentença pode ser

(3) *Todos os homens comem macarrão com cenouras*

em que *cenouras* é o modificador de *macarrão*. A estrutura-chave da sentença anterior será

(4) *homem-comer-macarrão-cenoura*

É claro que uma sentença pode não estar completa. Por exemplo, na sentença

(5) *O homem se moveu*

não há objeto claramente expresso e nem complementos (o verbo *mover* aqui é reflexivo).

O analisador sintático é baseado na lógica de predicados e foi implementado em Prolog. Por exemplo, para analisar a sentença (1), deve haver o seguinte conjunto de cláusulas Prolog de (6) a (20) abaixo¹:

(6) $s \rightarrow sn, sv.$

(7) $sn \rightarrow det, subst.$

(8) $sn \rightarrow det, subst, adj.$

(9) $sn \rightarrow det, adj, subst.$

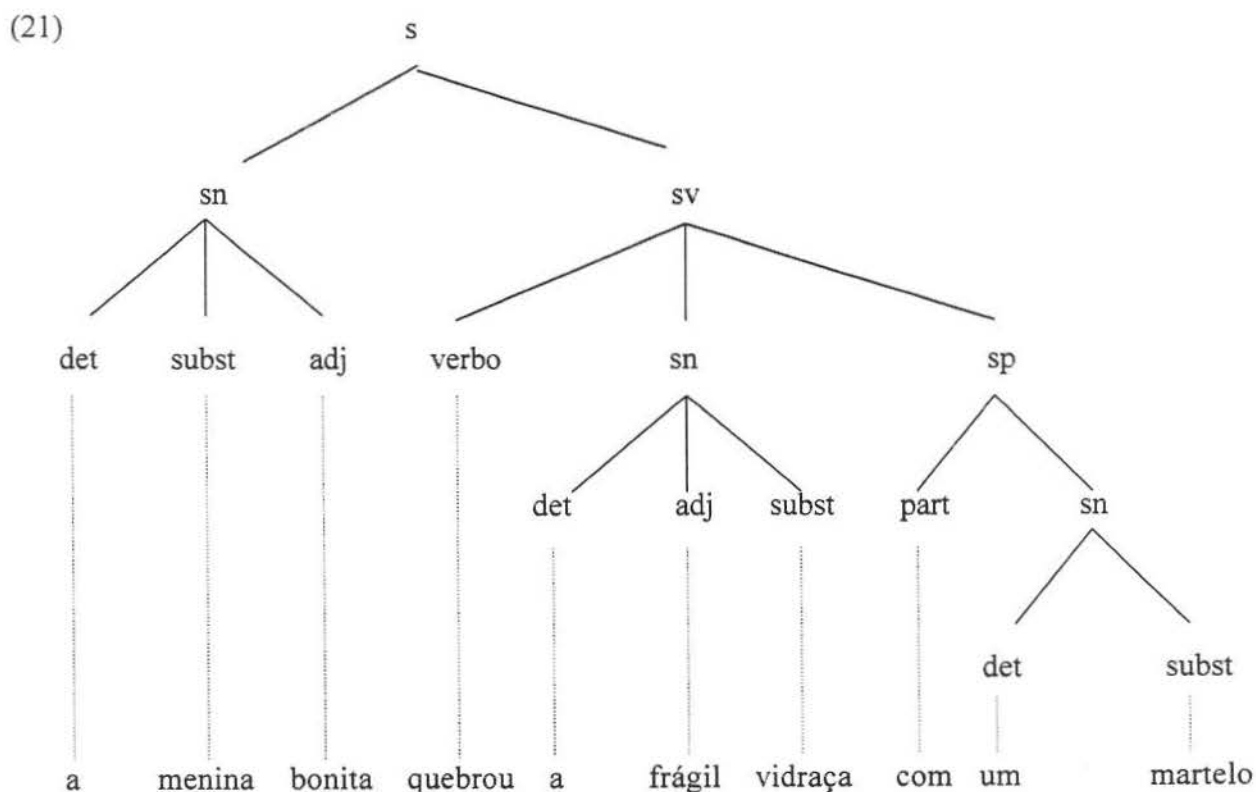
(10) $sv \rightarrow verbo, sn, sp.$

(11) $sp \rightarrow part, sn.$

¹ Note que os predicados em Prolog são representados por letras minúsculas. Nesse caso, se está representando o mesmo que as letras maiúsculas correspondentes (N, V, SN, SV) usualmente representam na literatura lingüística.

- (12) det --> [a].
- (13) det --> [um].
- (14) subst --> [menina].
- (15) subst --> [vidraça].
- (16) subst --> [martelo].
- (17) adj --> [bonita].
- (18) adj --> [frágil].
- (19) verbo --> [quebrou].
- (20) part --> [com].

Por exemplo, a cláusula (6) descreve como toda sentença *s* é formada por um sintagma nominal *sn* seguido de um sintagma verbal *sv*. As cláusulas (7) a (9) dizem que um sintagma nominal pode ser um determinante seguido de um substantivo (7), um determinante, um substantivo e um adjetivo (8) e um determinante, um adjetivo e um substantivo (9). Para a sentença (1), a **árvore de parsing** (21) poderia ser construída.



2.2.2 A Análise do Significado

A segunda etapa trata da *análise semântica*. Nesta etapa a sentença, já analisada sintaticamente pelo analisador sintático e já no formato de estrutura-chave, vai alimentar a entrada de uma rede conexionista perceptron multi-camadas (vide figura 2.6 e Anexo A) com três camadas, que dirá se a sentença tem significado.

Esta etapa foi baseada nos trabalhos de McClelland e Kawamoto (1986) e Waltz e Pollack (1985), que tratam a palavra como um conjunto de microcaracterísticas semânticas. Ou seja, toda palavra é descrita como um vetor de **bits**, onde cada subconjunto de bits tem um significado associado, como *humano-não humano*, *frágil-inquebrável*, *pequeno-médio-grande*, etc. (vide tabelas 2.2 e 2.3, e o item 5.7 – *As Microcaracterísticas Complementares*).

A rede é alimentada não com a sentença propriamente dita, mas com uma representação canônica da estrutura constituinte da sentença (as palavras), ou seja, com o seu conjunto de microcaracterísticas semânticas.

Na verdade, um determinado verbo possui quatro redes a ele associadas: uma para o agente, uma para o paciente, uma para o instrumento e uma para o modificador. Por exemplo, para a sentença (1), a rede do agente é ativada por uma estrutura relacionada às microcaracterísticas de *menina*. Esta estrutura é chamada de *estrutura de sentença* (vide figura 2.4). O formato da saída da rede é chamada de *estrutura de caso* (vide figura 2.5), que é o confronto das microcaracterísticas de *menina* com as do verbo *quebrar*. O processo se repete para as outras redes.

Como as redes foram treinadas para várias sentenças, elas têm condição de verificar se uma sentença nova, ou seja, uma sentença não apresentada anteriormente, está ou não semanticamente correta. O algoritmo usado para implementar estas redes foi o **backpropagation**. Este algoritmo consiste basicamente no seguinte. Primeiro, atribui-se pesos aleatórios às liga-

ções entre os elementos das redes. Ao se entrar com uma estrutura de sentença, a saída da rede é comparada com a saída desejada, ou seja, a saída que deveria ocorrer caso a rede tivesse aprendido aquela estrutura. As ligações são enfraquecidas ou fortalecidas, para “corrigir” a saída da rede. Este processo é repetido dezenas de vezes, até que a rede atinja uma situação de convergência, ou seja, até que a rede “aprenda” aquela estrutura.

O funcionamento do sistema conexionista consiste de duas fases. A primeira, a fase do *aprendizado*, consiste na apresentação seqüencial de sentenças diferentes, mas corretas semanticamente, e na correção de pesos descrita acima, tudo isto dezenas de vezes (**ciclos de treinamento**). A segunda parte, a fase do **reconhecimento**, onde é apresentada uma sentença, nova ou não, à rede, e ela deve ser capaz de, num único ciclo, dizer se esta sentença está correta semanticamente.

Esta etapa foi implementada na linguagem de programação Pascal.

2.2.3 A Análise Temporal

A terceira etapa, a *análise temporal*, trata da verificação das seqüências de palavras previstas. Pode-se, com esta etapa, verificar se as palavras estão numa seqüência apropriada. Assim, verifica-se mais uma vez, a *ordem* das palavras constituintes de uma sentença (sintaxe) e também as **restrições de seleção**, ou seja, quais palavras podem ocupar quais posições argumentais (semântica). Esta abordagem foi baseada no trabalho de Elman (1990).

A análise semântica não faz verificação, em uma sentença, dos relacionamentos entre todos os elementos. Só entre cada elemento e o verbo e entre o objeto e o modificador, no caso de este existir. Ou seja, na sentença (3), apenas existe verificação de relação entre *homem* e *comer*, entre *macarrão* e *comer* e entre *macarrão* e *cenoura*. Não há verificação entre *homem* e *macarrão* e nem entre *homem* e *cenoura*. Caso se deseje fazer esta verificação, utiliza-se uma **rede recorrente**, que é uma rede provida de memória, onde pode-se conhecer uma determinada seqüência de palavras que se ensinou (veja Anexo A – As Redes Neurais Artificiais).

O algoritmo empregado nesta rede também foi o *backpropagation*. A diferença é que esta rede tem uma camada a mais, onde se armazena o estado anterior (memória). Na fase do aprendizado, ensina-se à rede todas as seqüências de palavras possíveis para todas as sentenças possíveis. Na fase de reconhecimento, entra-se com uma palavra e a rede fornece a próxima na seqüência. Esta etapa foi implementada conjuntamente com o analisador semântico, portanto também em Pascal.

2.2.4 Arquitetura do Modelo

A meta primária deste modelo é prover um mecanismo que possa começar a considerar conjuntamente o papel da ordem da palavra e das restrições semânticas na atribuição do papel de caso. Deseja-se que o modelo seja capaz de *aprender* a fazer isto baseado em experiência com sentenças e suas representações de caso. Deseja-se que este modelo seja capaz de *generalizar* o que aprendeu para novas sentenças formadas de combinações de palavras.

O modelo consiste de dois conjuntos de unidades: um para representar a estrutura superficial da sentença e um para representar sua estrutura de caso². O modelo aprende através de apresentações de pares corretos de estrutura superficial e estrutura de caso; durante o **treinamento**, é apresentada à entrada a estrutura superficial e examina-se a saída que o modelo gera no nível de estrutura de caso.

As sentenças processadas pelo modelo consistem de um verbo e de um a três sintagmas nominais (SNs). Existe sempre um SN Sujeito e opcionalmente pode existir um SN Objeto. Se este estiver presente, pode também existir um com-SN; isto é, um SN em uma sintagma preposicional de final de sentença começando com a palavra *com*. As limitações de tipos de sentenças tratadas são necessárias por razões práticas, de implementação. Mas isso não desmerece o modelamento, que visa, antes de mais nada, começar a estudar o problema da atribuição de papéis temáticos, e não pretende apresentar uma “máquina” pronta e nem

² McClelland e Kawamoto (1986) chamam de *estrutura de caso* o tipo de representação distribuída que relaciona o substantivo com o verbo em determinada sentença. É a saída do sistema conexionista (veja figura 2.5).

mesmo uma teoria pronta.

2.2.5 Microcaracterísticas Semânticas

Nos formatos de entrada canônicos, as palavras são representadas como listas de microcaracterísticas semânticas (Waltz e Pollack, 1985; McClelland e Kawamoto, 1986). Para substantivos e verbos, as características são agrupadas em muitas dimensões. Cada dimensão consiste de um conjunto de valores mutuamente exclusivos e, assim, cada palavra não ambígua é representada por um vetor no qual um, e apenas um, valor em cada dimensão está **ativo** para a palavra e todos os outros valores estão **desativados**. Valores que estão ativos são representados nos vetores de características como “1”s. Valores que estão desativados são representados por pontos (“.”).

Foram escolhidas as dimensões e os valores em cada dimensão para capturar o que se considerou aspectos importantes de variações semânticas nos significados de palavras que tinham implicações para a atribuição de papéis das palavras (McClelland e Kawamoto, 1986).

O conjunto completo das dimensões usadas nos conjuntos de características é dado na tabela 2.1 (adaptada de McClelland e Kawamoto, 1986). Algumas dimensões dos substantivos merecem comentário: *softness* representa dureza (*hard*, como em *escrivaninha*) e não rígido (*soft*, como em *menina*); quanto ao *volume*, obviamente é relativo às palavras pertencentes ao léxico adotado; quanto à *forma*, *compacto* representa coisas muito pequenas, como *garfo*, *2-D* representa coisas “planas”, como *cortina* e *3-D*, coisas tridimensionais, como *homem*; *ponta*, com os valores *pontiagudo*, que representa palavras “com ponta”, como *garfo*, e *redondo*, que representa coisas “arredondadas”, como *bola*.

Em relação às dimensões dos verbos, há a necessidade de algum esclarecimento. A dimensão *realizador* indica se existe um Agente instigando o evento. A dimensão *causa* especifica se o verbo é causal. Se não, é porque não existe causa especificada (como no caso de *a vidraça quebrou*) ou é porque não há troca (como no caso de *o garoto tocou a menina*). A dimensão *toque* indica se o Agente, o Instrumento, ambos ou nenhum toca o Paciente. A di-

mensão *nat_troca* especifica a natureza da troca que tem lugar no Paciente. *agt_mvmt* e *pt_mvmt* especificam o movimento do Agente e do Paciente, respectivamente; e *intensidade* simplesmente indica a força da ação. Os rótulos dados às dimensões são, é claro, apenas para referência; eles são escolhidos de tal forma que cada dimensão de substantivo ou verbo tenha uma única primeira letra que possa ser usada para designar a dimensão (veja figuras 2.4 e 2.5). Deve-se enfatizar que outras características podem ser incluídas para estender o modelo para conjuntos maiores de substantivos e verbos.

<i>SUBSTANTIVOS – DIMENSÕES</i>	<i>VALORES DE CARACTERÍSTICAS</i>
HUMANO (HU)	humano, não humano
<i>SOFTNESS</i> (SO)	<i>soft, hard</i>
GÊNERO (GE)	masculino, feminino
VOLUME (VOL)	pequeno, médio, grande
FORMA (FOR)	compacto, 2-D, 3-D
PONTA (PO)	pontiagudo, redondo
DUREZA (DU)	frágil, inquebrável
TIPO-OBJ (TIP)	alimento, brinquedo, ferramenta/utensílio, animado
<i>VERBOS – DIMENSÕES</i>	<i>VALORES DE CARACTERÍSTICAS</i>
REALIZADOR (RE)	sim, não
CAUSA (CA)	sim, não
TOQUE (TOQU)	agente, instrumento, ambos, nenhum
NAT_TROCA (N_TR)	peças, fragmentos, química, nenhum
AGT_MVMT (A_M)	transformador, parcial, nenhum
PT_MVMT (P_M)	transformador, parcial, nenhum
INTENSIDADE (IN)	baixo, alto

Tabela 2.1. Dimensões de verbos e substantivos e seus valores de características.

As tabelas 2.2 e 2.3 dão os vetores que se atribui a algumas das palavras usadas no modelo (adaptadas de McClelland e Kawamoto, 1986).

Um das metas para o modelo é mostrar como ele pode selecionar o significado apropriado no contexto para uma palavra ambígua. Para palavras ambíguas (*galinha*, viva ou cozida) o padrão de entrada é a média dos padrões de características de cada uma das duas leituras da palavra. Isto significa que nos casos onde as duas concordam com o valor de uma dimensão de entrada particular, esta dimensão tem o valor acordado na representação de entrada. Nos casos onde os dois discordam, a característica tem o valor de .5 (representado por “?”) na representação de entrada. Uma meta é ver se o modelo pode corretamente preencher

estes valores não especificados, efetivamente recuperando os valores perdidos do contexto no processo da atribuição da palavra ao papel de caso apropriado. A tabela 2.2 indica as duas leituras de *galinha*, assim como as formas ambíguas usadas como entradas³.

SUBSTANTIVOS	HU	SO	GE	VOL	FOR	PO	DU	TIP_
alimento	.1	1.	1.	1..	???	.1	1.	1..
boneca	.1	1.	.1	1..	..1	.1	1.	.1..
galinha	.1	1.	.1	1..	..?	.1	??	?..?
galinha cozida	.1	1.	.1	1..	1..	.1	1.	1..
galinha viva	.1	1.	.1	1..	..1	.1	1.	...1
garoto	1.	1.	1.	.1.	..1	.1	.1	...1
homem	1.	1.	1.	..1	..1	.1	.1	...1
macaco	.1	??	1.	1..	..1	1.	.1	..??
macaco ferram.	.1	.1	1.	1..	..1	1.	.1	..1.
macaco animal	.1	1.	1.	1..	..1	1.	.1	...1
mulher	1.	1.	.1	..1	..1	.1	.1	...1
pedra	.1	.1	.1	1..	..1	1.	.1	..1.
vidraça	.1	.1	.1	.1.	.1.	1.	1.	..1.

Tabela 2.2. Alguns substantivos usados no modelo e suas microcaracterísticas semânticas.

	RE	CA	TOQU	N_TR	A_M	P_M	IN
bateu	1.	.1	.1..	...1	.1.	..1	.1
bateuAVPI	1.	.1	.1..	...1	.1.	..1	.1
bateuAVP	1.	.1	1..	...1	.1.	..1	.1
bateuIVP	.1	.1	.1..	...1	..1	..1	.1

Nota: As formas verbais, seguidas por cadeias de letras maiúsculas representam os padrões de características alternativas entre os quais o modelo pode escolher, para especificar a leitura apropriada do verbo no contexto. Estes padrões de características alternativas correspondem às características semânticas do verbo apropriado para configurações particulares de papéis de caso, como indicado pelas letras: A = Agente, V = Verbo, P = Paciente, I = Instrumento. A posição da letra indica a posição do constituinte correspondente na sentença de entrada. Os padrões dados com o verbo genérico (sem as letras) são usados nas representações de entrada, do nível de sentença. Além deste verbo, estão previstos os verbos *comer*, *mover* e *quebrar*.

Tabela 2.3. Um dos verbos usados no modelo e suas representações de microcaracterísticas

³ Para o conceito *alimento* que é tido como o paciente implícito em sentenças como *o garoto comeu*, nenhuma forma particular parece apropriada. Portanto, a representação de saída pretendida é assumida como não especificada (indicada por “?”) para todos os valores da dimensão “forma”. Para todas as outras dimensões, *alimento* tem os valores típicos para alimentos.

2.2.6 Unidades de Estrutura de Sentença.

Baseado em McClelland e Kawamoto (1986), a representação do nível de estrutura de sentença de uma sentença de entrada não é o conjunto de vetores de microcaracterísticas dos constituintes; ela é o padrão de ativação que esses vetores produzem sobre as unidades que correspondem a *pares* de características. Estas unidades são chamadas unidades de estrutura de sentença (ES). A figura 2.4 (Rosa, 1993) mostra estruturas de sentença para a sentença (22). A linha superior mostra o vetor de microcaracterísticas dos constituintes da sentença (22), com o símbolo “.” (ponto) representando o valor *desativado*, o valor “1” representando o valor *ativo* e o valor “?” representando o valor *indeterminado*. As letras abaixo do vetor e ao lado da matriz representam as dimensões de cada palavra (veja tabela 2.2). A estrutura de sentença contrasta as microcaracterísticas de cada constituinte com elas mesmas.

(22) O garoto quebrou a vidraça com o martelo.

Cada unidade ES representa a conjunção de duas microcaracterísticas de uma palavra da sentença. Como há quatro itens lexicais na estrutura de uma sentença (verbo, sujeito, objeto e complemento), existem quatro conjuntos de unidades ES. Dentro de cada conjunto existe uma unidade que representa a conjunção de todo valor de microcaracterística em cada dimensão com todo valor de microcaracterística em qualquer outra dimensão.

Embora o modelo funcione bem com esta simulação, presume-se que simulações que usem um léxico maior requereria maior diferenciação de algumas representações de substantivos e verbos.

2.2.7 Representação de Papel de Caso

A representação de papel de caso tem uma forma levemente diferente da representação de estrutura de sentença. Para entender esta representação, é útil voltar a um ponto de vista mais abstrato e considerar mais genericamente como se deve representar uma descrição es-

trutural numa **representação distribuída**. Em geral uma descrição estrutural pode ser representada por um conjunto de triplas da forma (A R B) onde A e B correspondem aos nós na descrição estrutural e R representa a relação entre os nós. Por exemplo, uma hierarquia de inclusão de classes pode ser representada por triplas da forma (X *é-um* Y), onde X e Y são nomes de categorias. Qualquer outra descrição estrutural, seja uma estrutura de constituinte sintático, uma estrutura de constituinte semântico ou qualquer outra coisa, pode ser representada desta forma. Especificamente, a atribuição de papel de caso dos constituintes da sentença *O garoto quebrou a vidraça com o martelo* pode ser representada como em (23) (McClelland e Kawamoto, 1986).

- (23) *Quebrou Agente Garoto*
Quebrou Paciente Vidraça
Quebrou Instrumento Martelo

A estrutura constituinte de uma sentença tal como *O garoto comeu o macarrão com molho* poderia ser representada por (24).

- (24) *Comeu Agente Garoto*
Comeu Paciente Macarrão
Macarrão Modificador Molho

As estruturas de caso (saída da rede conexionista) para as relações (23) estão representadas na figura 2.5 (Rosa, 1993). Da mesma forma que na figura 2.4, as letras minúsculas representam as dimensões dos substantivos e verbo envolvidos na sentença (22). Observe que, no caso das estruturas de caso, há o contraste das microcaracterísticas de cada substantivo com o verbo *quebrar*.

```

1.1..1..1....1...1.1
rrccttttntnnnaaapppii
r
r
c 1?
c ?.
t ?.?.
t 1?1?
t ?.?.
t ?.?.
n 1?1??1??
n ?.?.?.?.
n ?.?.?.?.
n ?.?.?.?.
a ?.?.?.?.?.
a 1?1??1??1??1??
a ?.?.?.?.?.
p ?.?.?.?.?.?.?.
p ?.?.?.?.?.?.?.
p 1?1??1??1??1??1?
i ?.?.?.?.?.?.?.?.
i 1?1??1??1??1??1??1?

```

Figura 2.4A. Estrutura de sentença para *quebrou*.

```

.1.1.1.1..1.1.1...1.
hhssggvvvfffppddtttt
h
h
s .?
s ?1
g ?.?.
g ?1?1
v ?.?.?.
v ?1?1?1
v ?.?.?.
f ?.?.?.?.
f ?1?1?1?1?
f ?.?.?.?.
p ?1?1?1?1?1?1?
p ?.?.?.?.?.?.
d ?1?1?1?1?1?1?1?
d ?.?.?.?.?.?.?.
t ?.?.?.?.?.?.?.?.
t ?.?.?.?.?.?.?.?.
t ?1?1?1?1?1?1?1?1?
t ?.?.?.?.?.?.?.?.

```

Figura 2.4C. Estrutura de sentença para *vidraça*.

```

1.1.1..1...1.1.1...1
hhssggvvvfffppddtttt
h
h
s 1?
s ?.
g 1?1?
g ?.?.
v ?.?.?.
v 1?1?1?
v ?.?.?.
f ?.?.?.?.
f ?.?.?.?.
f 1?1?1??1?
p ?.?.?.?.?.?.
p 1?1?1??1??1??1
d ?.?.?.?.?.?.?.
d 1?1?1??1??1??1?1
t ?.?.?.?.?.?.?.?.
t ?.?.?.?.?.?.?.?.
t 1?1?1??1??1??1?1?1
t ?.?.?.?.?.?.?.?.

```

Figura 2.4C. Estrutura de sentença para *garoto*.

```

.1.11.1..1...1.1...1.
hhssggvvvfffppddtttt
h
h
s .?
s ?1
g ?1?1
g ?.?.
v ?1?11?
v ?.?.?.
v ?.?.?.
f ?.?.?.?.
f ?1?11?1??
f ?.?.?.?.
p ?.?.?.?.?.?.
p ?1?11?1??1??1?
d ?.?.?.?.?.?.?.
d ?1?11?1??1??1??1
t ?.?.?.?.?.?.?.?.
t ?.?.?.?.?.?.?.?.
t ?1?11?1??1??1??1?1
t ?.?.?.?.?.?.?.?.

```

Figura 2.4D. Estrutura de sentença para *martelo*.

```

hhssggvvvfffppdtttt
r 1.1.1.1.1.1.1.1.1.1.
r .....
c 1.1.1.1.1.1.1.1.1.1.
c .....
t .....
t 1.1.1.1.1.1.1.1.1.1.
t .....
t .....
n 1.1.1.1.1.1.1.1.1.1.
n .....
n .....
n .....
a .....
a 1.1.1.1.1.1.1.1.1.1.
a .....
p .....
p .....
p 1.1.1.1.1.1.1.1.1.1.
i .....
i 1.1.1.1.1.1.1.1.1.1.
    
```

Figura 2.5A. Estrutura de caso para *garoto-quebrou*

```

hhssggvvvfffppdtttt
r .1.1.1.1.1.1.1.1.1.1.
r .....
c .1.1.1.1.1.1.1.1.1.1.
c .....
t .....
t .1.1.1.1.1.1.1.1.1.1.
t .....
t .....
n .1.1.1.1.1.1.1.1.1.1.
n .....
n .....
n .....
a .....
a .1.1.1.1.1.1.1.1.1.1.
a .....
p .....
p .....
p .1.1.1.1.1.1.1.1.1.1.
i .....
i .1.1.1.1.1.1.1.1.1.1.
    
```

Figura 2.5B. Estrutura de caso para *quebrou-vidraça*

```

hhssggvvvfffppdtttt
r .1.11.1.1.1.1.1.1.1.
r .....
c .1.11.1.1.1.1.1.1.1.
c .....
t .....
t .1.11.1.1.1.1.1.1.1.
t .....
t .....
n .1.11.1.1.1.1.1.1.1.
n .....
n .....
n .....
a .....
a .1.11.1.1.1.1.1.1.1.
a .....
p .....
p .....
p .1.11.1.1.1.1.1.1.1.
i .....
i .1.11.1.1.1.1.1.1.1.
    
```

Figura 2.5C. Estrutura de caso para *quebrou-martelo*

2.2.8 Detalhes do Processamento de Sentença e Aprendizado

Considere a figura 2.6. Na apresentação de uma sentença, a entrada da rede para cada uma das unidades de estrutura da sentença é determinada, com base nos vetores de características das palavras (corresponde à camada de entrada, aos valores x_i , $1 < i < A$). Cada unidade de estrutura de superfície tem conexões com peso associado modificável ($w1_{ij}$ e $w2_{ij}$) para cada uma das unidades de estrutura de caso (corresponde à camada de saída, valores o_k , $1 < k < C$), através da camada escondida (h_j , $1 < j < B$) e cada unidade de estrutura de caso tem uma polarização modificável (equivalente a uma conexão a partir de uma unidade especial que está sempre ligada). Baseada no padrão de estrutura de sentença e nos valores correntes dos pesos, uma entrada da rede para cada unidade de estrutura de caso é computada. Unidades de estrutura de caso têm valores de ativação 0 e 1 e a ativação é uma função da entrada da rede, que é implementada com o algoritmo *backpropagation*.

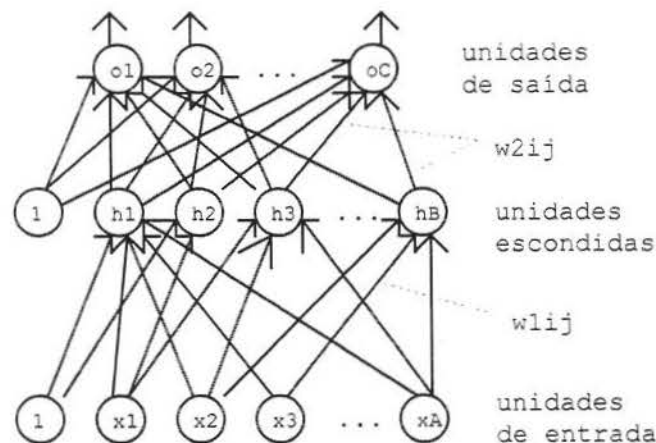


Figura 2.6. Uma rede perceptron multicamada (Rich e Knight, 1994).

Durante o aprendizado, a ativação resultante de cada unidade de estrutura de caso é comparada ao valor que ela deveria ter na leitura correta da sentença. A leitura correta é fornecida como uma “entrada mestre” especificando quais unidades de papéis de caso devem estar ligadas. O aprendizado simplesmente corresponde ao ajuste de pesos de conexão para

fazer a saída gerada pelo modelo corresponder da forma mais próxima possível à entrada mestre.

2.2.9 Experimentos de Simulação

O mais importante sobre o modelo é o fato de que sua resposta a novas entradas é estritamente dependente de sua experiência. Na avaliação de seu comportamento então, é importante conhecer ao que ele foi exposto durante o aprendizado.

A experiência principal consiste na geração de várias sentenças derivadas dos **frames** de sentenças listados na tabela 2.7 (adaptada de McClelland e Kawamoto, 1986). Deve ser enfatizado que estes frames de sentenças são simplesmente usados para gerar um conjunto de sentenças válidas. Cada *frame* especifica um verbo, um conjunto de papéis e uma lista de possíveis preenchedores de cada papel. Portanto, o *frame* de sentença *O humano quebrou o objeto frágil com o quebrador* é simplesmente um gerador para todas as sentenças na qual *humano* é substituído por uma das palavras na lista de humanos na tabela 2.8 (adaptada de McClelland e Kawamoto, 1986), *objeto frágil* é substituído por uma das palavras na lista de objetos frágeis na tabela 2.8 e *quebrador* é substituído por uma das palavras da lista de quebradores na tabela. É claro que estes geradores não capturam todas as propriedades dos elementos envolvidos em cenários reais e então não se pode esperar que o modelo represente fielmente todas as sutilezas.

FRAMES DE SENTENÇA	ATRIBUIÇÃO DE ARGUMENTOS
O HUMANO comeu.	AVF
O HUMANO comeu o ALIMENTO.	AVP
O HUMANO comeu o ALIMENTO com o ALIMENTO.	AVPM
O HUMANO comeu o ALIMENTO com o UTENSÍLIO.	AVPI
O ANIMAL comeu.	AVF
O PREDADOR comeu a PRESA.	AVP

Nota: Atribuições de argumentos especificam a atribuição de papel de caso dos constituintes de uma sentença da esquerda para a direita. A = Agente, V = Verbo, P = Paciente, I = Instrumento, M = Modificador, F = Alimento (implícito), S = Reflexivo (“Self”).

Tabela 2.7. Geradores para sentenças usadas no treinamento e testes.

Para o experimento principal, a tabela 2.8 foi implementada apenas com duas palavras de cada classe para alimentar o gerador automático de sentenças. Isto para permitir que o treinamento da rede se dê apenas com algumas sentenças possíveis, as sentenças de testes *familiares*. Mas foram implementadas todas as palavras da tabela 2.7, ou seja, todas as outras sentenças possíveis, previstas pelas tabelas 2.7 e 2.8 são consideradas sentenças *novas*. Estas sentenças não foram usadas para treinar o modelo⁴.

Ao modelo foi dado 20 ciclos de treinamento, com o conjunto de sentenças de treino. Em cada ciclo, cada sentença era apresentada, a resposta do modelo era gerada e os pesos de conexão era ajustados de acordo com o procedimento *backpropagation*.

humano	homem mulher garoto
animal	macaco-an galinha-vi
objeto	macaco-me galinha-co boneca pedra vidraça
coisa	humano animal objeto
predador	
presa	galinha-vi
alimento	galinha-co
utensilio	
objeto_frágil	vidraça
batedor	macaco-me pedra
quebrador	macaco-me pedra
propriedade	macaco-me boneca

Nota: macaco-an = macaco animal; macaco-me = macaco mecânico (instrumento para trocar pneus) e galinha-vi = galinha viva (animal); galinha-co = galinha cozida (alimento).

Tabela 2.8. Categorias de substantivos

2.2.10 Conclusão

O sistema P3A trouxe como contribuição ao PLN, um sistema com duas etapas: a primeira, com o processamento de sentenças do português, através de uma abordagem lógica, ou

seja, um sistema simbólico baseado em regras da Gramática de Cláusulas Definidas; e uma segunda etapa, conexionista, através de duas redes neurais, a primeira uma rede *feedforward*, onde sentenças, já analisadas previamente em relação à forma, são analisadas do ponto de vista semântico, e a segunda uma rede recorrente, onde são verificadas seqüências de palavras válidas para esta análise.

A abordagem lógica (simbólica) realiza a análise sintática, ou seja, dada uma **gramática sintagmática** (livre de contexto), o sistema, através da técnica **bottom-up e backward**, verifica se a sentença está correta sintaticamente. Se estiver, o sistema gera uma estrutura, chamada de estrutura-chave, sem determinantes, adjetivos, etc., que servirá de entrada para a análise conexionista (*rede feedforward* e recorrente). Na rede *feedforward*, o sistema verifica a semântica da sentença, ou seja, se a sentença sintaticamente correta também tem significado. Já a análise temporal serve apenas para verificar a possível seqüência esperada de palavras (ou seja, quais são as palavras esperadas na seqüência da sentença).

O desempenho alcançado pelo sistema foi considerado muito bom, pois a grande maioria das sentenças verificadas, dentro do léxico considerado, foi analisada corretamente (100% análise sintática e 95% análise conexionista *feedforward* e recorrente).

2.3 O Sistema CPPro

No sistema CPPro – *Connectionist Portuguese Language Processor* (Rosa, 1997), apresenta-se uma adaptação dos modelos conexionistas de McClelland e Kawamoto (1986) e Waltz e Pollack (1985) de representações de microcaracterísticas semânticas das palavras. Neste sistema, que tem como origem o sistema P3A, as microcaracterísticas são baseadas nos relacionamentos temáticos entre as palavras em sentenças do português.

⁴ Alguns geradores (por exemplo, *o humano bateu na coisa com o batedor*) geram um grande número de sentenças diferentes, mas outros geram poucas sentenças. Por esta razão, limitou-se em duas palavras para cada tipo de sentença (tabela 2.8).

2.3.1 As Metas do CPPro

A principal meta do CPPro é prover um mecanismo que lide com a função das restrições semânticas na atribuição de papel temático⁵. O modelo deve ser capaz de aprender a fazer isto baseado na experiência com sentenças e suas representações temáticas, e deve ser capaz de generalizar para novas sentenças.

As entradas do modelo não são as sentenças mas sim representações de microcaracterísticas semânticas das estruturas constituintes das sentenças, como em Rosa e Netto (1994). Para substantivos, vale as mesmas dimensões do P3A já especificadas na tabela 2.1, mas para os verbos, há mudanças (veja tabela 2.9). Como no P3A, as características são agrupadas em várias dimensões, onde cada dimensão consiste de um conjunto de valores mutuamente exclusivos. Cada palavra é representada por um vetor de 20 bits no qual um, e apenas um valor em cada dimensão está *ativo* e todos os outros *desativados*. Valores que estão ativos são representados nos vetores de características como “1”s. Valores que estão desativados são representados como “0”s (veja tabela 2.9 e tabela 2.10).

VERBOS – DIMENSÕES	VALORES TEMÁTICOS
AGENTE (4 bits)	animado, inanimado, experienciador, nenhum
PACIENTE (4 bits)	animado, inanimado, tema, nenhum
INSTRUMENTO (2 bits)	tem, não tem
TOQUE (4 bits)	agente, tema, ambos, nenhum
BENEFICIO (2 bits)	sim, não
LOCALIDADE (4 bits)	fonte, meta, locação, nenhum

Tabela 2.9. Papéis temáticos atribuídos por verbos (baseado na classificação de papel temático de Haegeman (1991) e Dowty (1989)).

⁵ Observe que, no sistema CPPro, utiliza-se o termo mais atual *papel temático* em vez de *papel de caso* usado no P3A.

VERBO	<i>agente</i>	<i>paciente</i>	<i>instrumento</i>	<i>toque</i>	<i>beneficio</i>	<i>localidade</i>
AMAR	0010	0010	01	0001	01	0001
BATER	1000	0100	10	0100	01	0001
COMER	1000	0100	10	0100	01	0001
DAR	1000	0010	01	0001	10	0100
MOVER	1000	0001	01	0001	01	1000
QUEBRAR	1000	0100	10	0100	01	0001
VER	0010	0010	01	0001	01	0010

Tabela 2.10. Vetores de microcaracterísticas temáticas de alguns verbos. Veja Tabela 2.9.

2.3.2 Experimentos de Simulação

A rede usada no CPPro tem três camadas: a **camada de entrada**, para o qual a estrutura de entrada está disponível; a **camada escondida**, que permite que a rede desenvolva representações internas; e a **camada de saída**, a partir da qual a representação de saída é gerada pelo modelo.

As sentenças apresentadas à rede são geradas preenchendo cada posição de categoria dos *frames* de sentenças. Cada *frame* especifica um verbo, um conjunto de papéis temáticos e uma lista de possíveis preenchedores de cada papel temático. Tal que, o *frame* de sentença *o humano deu o objeto para o humano* é um gerador para sentenças nas quais *humano*, o agente e o beneficiário, são substituídos por uma das palavras na lista de humanos, como *menino* ou *homem*, e *objeto* (o tema) é substituído por uma das palavras na lista de objetos, como *macaco-me* (macaco mecânico), já que *deu* pede por um agente (aquele que dá), um tema (a coisa dada) e um beneficiário (a pessoa que recebe a coisa). Então a sentença *o menino deu o macaco-me para o homem* pode ser gerada. Cada verbo tem o seu gerador. Veja a tabela 2.11 para o verbo *comer*. Note que nos dois últimos *frames* de sentenças não há objeto.

FRAME DE SENTENÇAS	PAPEIS TEMATICOS
O humano comeu o alimento com o utensilio.	agente animado – paciente inanimado – instrumento
O humano comeu o alimento.	agente animado – paciente inanimado
O humano comeu.	agente animado
O animal comeu.	agente animado

Tabela 2.11. O gerador para algumas sentenças com o verbo COMER. Veja a Tabela 2.12.

CATEGORIA	ALGUNS PREENCHEDORES
HUMANO	homem, menina
ALIMENTO	batata, frango, queijo
UTENSILIO	colher, garfo
ANIMAL	macaco-an

Tabela 2.12. Algumas categorias de substantivos para alguns preenchedores.

2.3.3 Conclusão

CPPro trouxe, como uma contribuição ao PLN, uma abordagem conexionista à língua portuguesa. Este sistema trabalha com relacionamentos temáticos entre as palavras em uma sentença. CPPro trata de algumas particularidades da língua portuguesa, como a ausência do sujeito ou do objeto.

O sistema pioneiro de McClelland e Kawamoto (1986) trata padrões de relacionamentos, padrões estes que são representações entre palavras de uma sentença. No sistema CPPro, uma arquitetura conexionista baseada em uma adaptação deste modelo é proposta. A representação das palavras é feita através de *vetores de microcaracterísticas semânticas*, formado por subconjuntos que representam aspectos do significado das palavras, como por exemplo, *humano e não humano*, onde apenas um valor em cada subconjunto está ativado. No caso do verbo, estes vetores são arranjados na base dos relacionamentos temáticos entre o verbo e as outras palavras de uma sentença, isto é, o modelo pretende mapear papéis temáticos em características semânticas. O objetivo do CPPro é empregar a idéia da representação de microcaracterística com a finalidade de construir uma arquitetura capaz de analisar e aprender as atribuições de relacionamentos temáticos corretas das palavras em uma sentença. A saída do CPPro reflete julgamentos de aceitabilidade semântica de uma determinada sentença. No entanto, a crítica comum aos sistemas conexionistas, a saber, que o sistema funciona mas sem que se conheçam suas determinações internas, aplica-se ao CPPro. Em outras palavras, um sistema que aprenda a reconhecer a associação sistemática de papéis temáticos a sentenças *não* explica o mecanismo interno de atribuição temática.

2.4 Considerações sobre os Sistemas

Os sistemas P3A (Rosa, 1993) e CPPro (Rosa, 1997), apesar de produzirem resultados bem interessantes para o que foram projetados, são sistemas de PLN lingüisticamente empobrecidos, ou seja, teorias lingüísticas ou psicolingüísticas ingênuas são utilizadas nestes sistemas. E além disso, alguns fatores os tornam lingüisticamente redundantes (supérfluos). Veja, por exemplo, o P3A. Este sistema contém uma rede recorrente que faz a análise da seqüência de palavras em uma sentença. Pode-se dizer que a análise temporal, para esta finalidade lingüística, pode ser descartada, pois a rede recorrente, como é aplicada no P3A, é substituída parcialmente pela análise sintática. E a análise sintática é uma análise da ordem, pelo menos nas Gramáticas de Cláusulas Definidas. Substitui também, as restrições de seleção, ou seja, só determinadas palavras podem assumir determinadas posições na sentença, certamente um outro tipo de análise da ordem. Na verdade, a rede recorrente aprende qual deve ser a próxima palavra em uma seqüência e desta forma, restringe as palavras que podem ocupar determinados lugares.

O sistema CPPro já incorpora uma evolução para um sistema lingüisticamente plausível, com a tentativa de tratamento de papéis temáticos de forma mais enfática. Mas continua com muitas fraquezas lingüísticas. CPPro ainda não se baseia em nenhuma teoria lingüística, apesar de já eliminar a análise temporal. Outra vantagem em relação ao P3A foi a retirada da chamada “análise sintática” do CPPro, realizada com a gramática de cláusulas definidas (GCD) de Pereira e Warren (1980), considerada ultrapassada. Mais uma vantagem do CPPro foi a inclusão de particularidades da língua portuguesa, como por exemplo, sujeito e objeto nulo, ausentes no P3A. O sistema CPPro julga a aceitabilidade semântica de sentenças da língua portuguesa, baseado apenas na representação de microcaracterísticas semânticas das palavras e numa abordagem conexionista, utilizando teorias lingüísticas ingênuas.

2.5 Conclusão Geral

Tanto o sistema P3A quanto o sistema CPPro trouxeram como contribuição para o PLN, uma abordagem mista de lógica e conexionismo. Alcançou-se, com os mesmos, resultados bastante satisfatórios dentro do plano proposto. A idéia é continuar estes trabalhos, propondo uma versão baseada em teorias lingüísticas, com vocabulário e estruturas mais ricos, em que se pretende que formações mais complexas da língua portuguesa possam ser tratados. Para isto é necessário adotar uma teoria lingüística para os papéis temáticos. É necessário também, alterar o analisador semântico, construindo redes maiores, onde se permita adequar o tamanho dos vetores de microcaracterísticas semânticas às novas dimensões dadas às palavras, absolutamente necessárias para estabelecer uma diferenciação entre as mesmas. Pode-se, utilizando máquinas mais rápidas, aumentar o número de ciclos para treinamento das redes, contribuindo com isso para uma maior eficiência. E, para garantir uma performance maior, pode-se trabalhar com os sistema híbridos, que são sistemas que combinam a abordagem simbólica (lógica) ao PLN com a abordagem conexionista. O sistema HTRP – *Hybrid Thematic Role Processor* ou Processador de Papel Temático Híbrido – é uma evolução natural destes dois sistemas, com a preocupação de incorporar uma teoria lingüística, a teoria dos papéis temáticos. E de implementar a abordagem híbrida simbólico-conexionista, com a finalidade de aliar as vantagens da abordagem simbólica com o conexionismo.

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 seqüencial 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 seqüência 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 estabelecedor 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 milissegundos, 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 subsequentes. 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 Distribuídas⁶

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

⁶ 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.

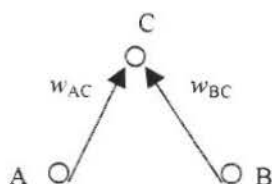


Figura 3.1. Um esquema conexionista para a regra simbólica $((w_{AC} * A) + (w_{BC} * B)) \rightarrow C$.

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.

Capítulo 4

Aspectos Estruturais e Semânticos dos Papéis Temáticos

*“Na Terra não há nada maior que o homem; no homem não há nada maior que a
mente”*

William Hamilton (1788-1856): *Lectures on Metaphysics and Logic* (1859)

4.1 Introdução aos Papéis Temáticos

A teoria lingüística (Haegeman, 1991) se refere aos papéis que as palavras parecem ter, usualmente em relação ao verbo, como *papéis temáticos*. A identificação dos papéis temáticos não é sempre fácil. Entretanto, intuitivamente a idéia parece clara e, como na lógica de predicados, pode-se conceber que as expressões lingüísticas são decompostas em um predicado (frequentemente o verbo) e argumentos que completam seu significado (Raposo, 1992). O predicado atribui papéis temáticos aos argumentos, tal que cada sentença tem a sua grade temática, uma estrutura com todos os papéis temáticos atribuídos aos argumentos da sentença pelo predicado. Embora haja pouca concordância tanto em relação à natureza, quanto em relação à definição de papéis temáticos nas teorias sintáticas e semânticas modernas (Dowty, 1991), é possível chegar-se a definições intuitivas de alguns papéis temáticos mais comuns.

Na elaboração do sistema HTRP, adotou-se definições para alguns papéis temáticos. Essas definições são apresentadas abaixo.

- AGENTE é o argumento que tem o controle da ação expressa pelo predicado, por exemplo, o sujeito de *comprar* em (32):

(32) A menina comprou a boneca.⁷

- PACIENTE é o participante afetado diretamente pela ação do predicado, mudando de estado, por exemplo, o objeto de *quebrar* em (33):

(33) O homem quebrou a vidraça.

- EXPERIENCIADOR é um participante que não tem o controle da ação que expressa um estado psicológico, por exemplo, o sujeito de *amar* em (34):

(34) O homem ama a mulher.

- TEMA é o participante afetado indiretamente pela ação do predicado, sem mudança de estado, por exemplo, o objeto de *temer* em (35):

(35) O menino teme o lobo.

- CAUSA é o argumento que inicia a ação expressa pelo predicado sem ter o controle dela, por exemplo, o sujeito de *quebrar* em (36):

(36) A pedra quebrou o vaso.

- BENEFICIÁRIO é a entidade que se beneficia com a ação expressa pelo predicado, por exemplo, o complemento de *dar* em (37):

(37) O menino deu o frango para o cachorro.

- META é a entidade para a qual a atividade expressa pelo predicado é dirigida, por exemplo, o complemento de *entregar* em (38):

(38) A mulher entregou a cortina para o menino.

- FONTE é a entidade a partir da qual, alguma coisa é movida como um resultado da atividade expressa pelo predicado, por exemplo, o complemento de *comprar* em (39):

(39) O homem comprou o vaso da mulher.

- INSTRUMENTO é a entidade usada, como instrumento, para concretizar o desfecho da ação, por exemplo, o complemento de *quebrar* em (40):

⁷ As sentenças de (32) a (41) foram construídas a partir do léxico do sistema HTRP.

(40) O homem quebrou a vidraça com o martelo.

- VALOR é a entidade que representa um valor envolvido na realização do predicado, por exemplo, o complemento de *comprar* em (41):

(41) A menina comprou a boneca por dez reais.

Como este capítulo discute a aplicação da noção de papéis temáticos em um sistema de Processamento de Linguagem Natural (PLN) parte-se de uma breve revisão do uso de papéis temáticos numa versão da teoria gerativa, a teoria de regência e ligação (GB), que se caracteriza como abordagem sintática, e segue-se em direção a abordagens semânticas. Finalmente, explora-se alguns aspectos das abordagens semânticas na construção de um sistema simbólico-conexionista de processamento da língua portuguesa – o HTRP.

4.2 O Papel Temático na Teoria Gerativa

4.2.1 O Papel Temático na GB

A informação sobre o relacionamento semântico entre o predicado e seus argumentos é parte do conhecimento lexical do falante nativo e deve ser registrada no léxico. Na Teoria da Regência e Ligação (GB, *Government and Binding*), isto é representado através de uma grade temática, ou grade- θ , que é parte da entrada lexical do verbo (predicado). O verbo *matar* teria a seguinte representação:

matar: verbo

AGENTE (SN)	PACIENTE (SN)
<i>i</i>	<i>j</i>

Esta representação especifica que *matar* atribui dois papéis temáticos (AGENTE e PACIENTE) a dois sintagmas nominais (SN). Os índices *i* e *j* que aparecem abaixo dos papéis temáticos representam os constituintes envolvidos como em (42).

(42) José_i matou Pedro_j

A *José* o verbo *matar* atribui papel temático AGENTE (índice *i*) e a *Pedro* o verbo atribui papel temático PACIENTE (índice *j*). A cada argumento é atribuído um e apenas um papel temático e cada papel temático é atribuído a um e apenas um argumento (Critério- θ). A GB não atribui estatuto teórico ao conteúdo dos papéis temáticos, ou seja, termos como AGENTE, PACIENTE, etc. são usados apenas descritivamente (Cançado, 1995).

4.2.2 Um Modelo Computacional Baseado em Princípios

Um sistema para o PLN (Processamento de Linguagem Natural) pode buscar motivação em teorias lingüísticas. Pode-se adotar a GB ou a sua extensão mais recente, o minimalismo, como base para a arquitetura do modelo. A seguir discute-se o modelo de processador de linguagem de Crocker (1996) que é baseado na teoria lingüística GB e tenta-se mostrar como, eventualmente, adaptá-lo à teoria minimalista.

Crocker (1996) defende uma abordagem simbólica ao PLN baseada em princípios da teoria lingüística GB. Crocker sugere um processador sintático modular, com os seguintes módulos: (a) estrutura de frase; (b) cadeias; (c) estrutura temática e (d) co-indexação. Obviamente, o interesse aqui é o terceiro módulo, isto é, a estrutura temática. Uma qualidade interessante do modelo de Crocker é sua abordagem ao PLN, que leva em consideração teorias e métodos da lingüística, da psicologia e da lingüística computacional. Seu modelo otimiza a compreensão local da sentença (*princípio da compreensão incremental*), isto é, o processador de sentenças opera de uma forma a maximizar o entendimento a cada estágio do processamento. O processador sintático de Crocker (1996) é apresentado na figura 4.1.

Neste sistema, o módulo temático formata a saída para os sistemas semântico e pragmático subsequentes. Na construção da estrutura temática, necessita-se apenas assegurar que o Critério- θ seja obedecido. O processador temático deve associar constituintes deslocados

com suas posições temáticas na **estrutura-D**. Neste modelo, o conteúdo não é levado em conta.

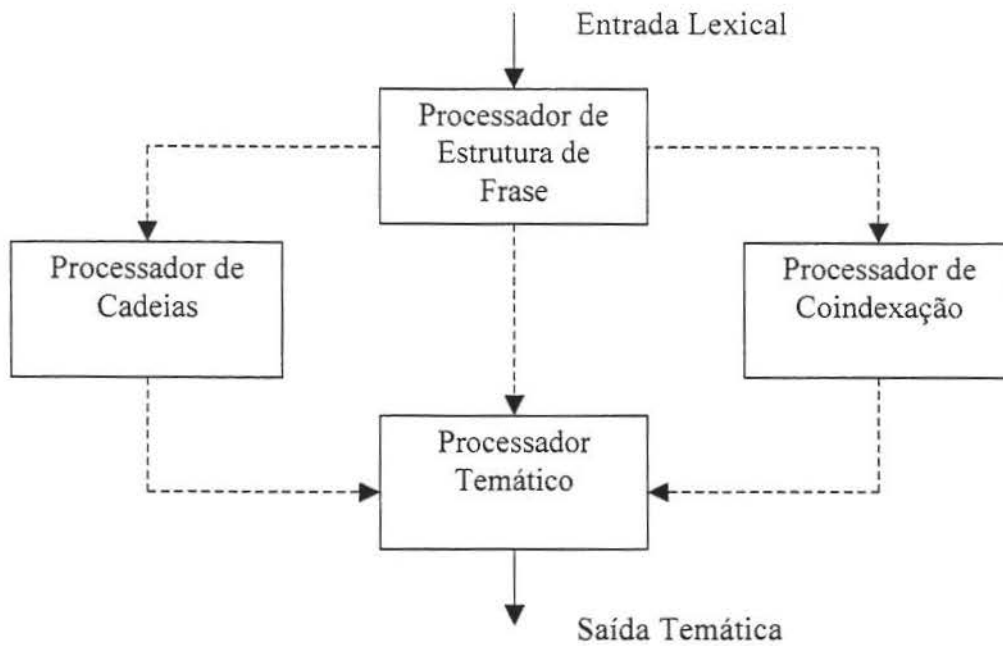


Figura 4.1 – O processador de linguagem de Crocker (1996).

Na teoria minimalista, este módulo não pode mais pertencer ao processador sintático como postula Crocker, já que a *forma lógica* é o lugar onde o Critério- θ deve ser satisfeito e não mais na estrutura-D pois a derivação de sentenças não depende mais da teoria temática. Portanto, o módulo temático deveria fazer parte de um processador semântico.

Esse último desdobramento da teoria gerativa aponta, pois, para a conveniência de levar em conta os aspectos semânticos envolvidos na atribuição de papéis temáticos em particular e na própria noção de papel temático em geral.

4.3 A Visão Semântica dos Papéis Temáticos

4.3.1 A Interface Sintaxe-Semântica

Na GB, os papéis temáticos são tipicamente vistos como mecanismos de preenchimento de espaços (*slot and filler*), nos quais os espaços são desprovidos de conteúdo ou o conteúdo é limitado a poucas características sintaticamente relevantes, que frequentemente inclui a visão de que os papéis são especificados inatamente, como primitivas não decomponíveis. Esta visão exclui conhecimento importante que as pessoas possuem sobre quem tende a fazer o que para quem em situações específicas. Existe grande evidência demonstrando que o conhecimento de papel temático das pessoas é usado rapidamente para restringir a interpretação da sentença (McRae *et al.*, 1997). Experimentos psicolinguísticos mostram que violações nas expectativas de papel temático produzem um acréscimo no tempo de processamento das palavras (Taraban e McClelland, 1988).

Por outro lado, papéis temáticos têm sido definidos como papéis semânticos que podem ser representados por complementos subcategorizados (ou argumentos) de um verbo. Nestes casos, os papéis temáticos são entidades léxico-conceptuais com fortes ligações com a informação sintática. O ato de reconhecer um verbo torna a informação disponível sobre o seu sentido (isto é, seu significado central), seus papéis temáticos, os tipos de constituintes que podem ser seus complementos e como os papéis e constituintes são interconectados. Portanto, como em Jackendoff (1987), o conhecimento de papel temático é visto como lexical, no sentido de que é parte do significado do verbo, e assume-se que este conhecimento está automaticamente disponível quando um verbo é lido ou ouvido. Seguindo esta linha, Gentner (1981) argumenta que verbos são conceitos relacionais e a ênfase nos conceitos de papéis temáticos é um reflexo de que um aspecto importante do significado de um verbo é sua relação com entidades e objetos que normalmente participam dos eventos que ele descreve.

Segundo Dowty (1989), para o qual uma teoria precisa dos papéis temáticos virá da semântica, deve-se reconhecer o conteúdo semântico dos papéis temáticos, distinguindo-se um argumento de outro semanticamente, independentemente da língua. Para Dowty, os papéis

temáticos não fazem parte da gramática, eles fazem parte de uma semântica do mundo real, diferentemente da GB e de Jackendoff (Cançado, 1995).

O papel temático é entendido por Dowty como uma coleção de acarretamentos e pressuposições partilhados por argumentos de certos predicados (Cançado, 1995). Para Dowty, existe o papel temático individual, que é específico para um determinado verbo e para uma determinada posição argumental deste verbo, e existe o tipo de papel temático, conjunto *L*, que é a interseção de todos os papéis temáticos individuais, ou seja, o conjunto que inclui AGENTE, PACIENTE, FONTE, etc. O conjunto dos papéis temáticos deve obedecer a três critérios:

- (a) *Compleitude*: todo papel temático individual contém algum tipo de papel temático do conjunto *L*;
- (b) *Distinção*: toda posição argumental de todo verbo é distinta de toda outra posição argumental do mesmo verbo pelos tipos de papel temático do conjunto *L* atribuídos a essas posições;
- (c) *Independência*: as propriedades em um tipo de papel temático do conjunto *L* devem ser caracterizáveis independentemente das relações (denotadas por verbos da língua natural) que as acarretam.

Os critérios (a) e (b) lembram o Critério- θ da GB. O Critério- θ não impede que dois argumentos de um predicado possuam traços comuns, como por exemplo de AGENTE na sentença (43).

(43) O professor correu o garoto atrevido para fora da sala⁸.

Neste caso tanto *professor* quanto *garoto* possuem traços de AGENTES do predicado *correu*, já que o *professor* fez o garoto correr e, na verdade, quem correu foi o *garoto*. Tanto *professor* quanto *garoto* têm o controle da ação de *correr*: o *garoto* controla a ação de *correr* para fora sala e é afetado pela ação do professor (Cançado, 1995).

⁸ Este exemplo está, originalmente, em Cançado (1995).

4.3.2 O Problema Lingüístico dos Ergativos

Considere alguns limites de uma abordagem estritamente lexicalista, por exemplo, em sentenças com o verbo *quebrar*:

- (44) O homem quebrou a vidraça.
- (45) A pedra quebrou a vidraça.
- (46) A vidraça quebrou.

Em (44) pode-se intuitivamente achar um AGENTE (*o homem*) e um PACIENTE (*a vidraça*), supondo que o sujeito tem o controle da ação, isto é, que o *homem* quebrou a *vidraça* propositadamente, tal que pode-se dizer que *quebrar* tem uma grade temática com os seguintes papéis [AGENTE, PACIENTE] nesta sentença. Mas a teoria lingüística também assume que esta grade pode mudar, dependendo da sentença. Tal que para a sentença (45), há uma grade temática diferente [CAUSA, PACIENTE], já que *pedra* é a CAUSA (aquele que causa a ação). Já em (46), tem-se a grade temática [PACIENTE]. A *vidraça* tem a mesma relação temática com o verbo *quebrar* nas três sentenças acima (PACIENTE). Segundo Haegeman (1991), em (46), o sintagma nominal *a vidraça* é gerado na base como o objeto de *quebrar*; na **estrutura-S** ele se torna um sujeito derivado. As estruturas de dois argumentos de (44) e (45) se relacionam a uma diferença semântica entre os dois usos de *quebrar*, ou seja, ainda que o mesmo verbo seja empregado, não há AGENTE expresso em (45); como consequência, a grade temática para (45) é diferente da grade temática para (44). (46) diz que algum objeto (*a vidraça*) está atuando numa atividade (*a quebra*). Em (44), o argumento externo diz quem é o responsável pela quebra, equivalente a *o homem fez a vidraça quebrar* ou *o homem causou a quebra da vidraça*: este uso do verbo é referido como padrão *causativo*. Burzio (1986) chamou o verbo *quebrar* de *ergativo*. Outros verbos ergativos são: *abrir, fechar, aumentar*.

Verbos ergativos necessitam de representações que, de alguma forma, permitam distinguir seus diversos usos. Como resolver este problema apenas baseado numa teoria lexicalista dos papéis temáticos? Numa visão não-lexicalista, poder-se-ia ter tipos de

representações ambíguas⁹ para os verbos ergativos. Por exemplo, *quebrar* teria uma representação que permitisse ao mesmo tempo, tratá-lo como o predicado de qualquer sentença de (44) a (46) acima. E para um determinado uso do verbo *quebrar* a decisão sobre quais papéis considerar dependeria composicionalmente das outras palavras da sentença.

4.4 *A Natureza Semântica dos Papéis Temáticos e sua Representação em um Sistema Computacional*

Considerando novamente as sentenças (44) e (45), parece que a distinção entre AGENTE e CAUSA tem alguma coisa a ver com o controle da ação descrita pelo predicado (*quebrar*) e não com os substantivos aos quais podem ser atribuídos tais papéis. O AGENTE só pode ser um substantivo *animado* não porque o substantivo que representa o AGENTE é *animado*, mas porque o AGENTE tem que ter *controle de uma ação*, e daí, derivadamente, conclui-se que o AGENTE é *animado*. Na verdade, nesta análise não são apenas certas propriedades dos substantivos que determinam o papel temático e sim a composição do substantivo (o argumento) com o verbo (o predicado). Portanto, já que parece que apenas um substantivo *animado* pode ser um AGENTE (considerando também o verbo empregado), algum tipo de análise semântica dos componentes é necessária para distinguir entre atribuições temáticas diferentes.

Pode-se então imaginar que as palavras, que podem preencher cada uma das posições de uma dada grade temática, têm alguma coisa em comum em termos semânticos. Agora, poder-se-ia tentar capturar tal regularidade (a) descrevendo cada palavra em termos de suas características semânticas e (b) generalizando sobre todas as descrições para cada posição na grade temática.

No sentido de iniciar um programa de pesquisa visando ao desenvolvimento de um modelo que leva em conta as considerações acima, construiu-se o sistema computacional

⁹ Representação ambígua é indicada pelo valor “?” no vetor de microcaracterísticas semânticas do sistema HTRP. Neste sistema, cada dimensão de cada microcaracterística é representada por um valor da *lógica de três valores* de Lukasiewicz (1929), que inclui 0, 1 e 0.5, que representa o valor indeterminado (ambíguo).

HTRP que, por razões práticas, trabalha apenas com verbos e substantivos, ou seja, uma limitação deste sistema é o tratamento de papéis temáticos atribuídos apenas a substantivos. O papel temático representa, então, a função que um certo argumento tem em uma dada sentença. E isso só pode ser estabelecido através da relação desse elemento com um predicado, seja ele apenas um item lexical ou toda uma sentença (Cançado, 1995). Outra limitação do sistema HTRP é trabalhar apenas com papéis temáticos atribuídos a palavras e não a sentenças.

4.4.1 Visão Não-lexicalista dos Papéis Temáticos

Franchi e Cançado (1998) usam uma representação não lexicalista, ou seja, a atribuição de papéis temáticos é composicional, isto é depende de toda a sentença. Este enfoque é mais interessante para o tratamento dos “papéis temáticos com conteúdo semântico” pois é justamente este conteúdo que permite que as palavras que compõem a sentença sejam baseadas em *traços* (ou microcaracterísticas) de significado. E a partir destas representações, o sistema conexionista vai revelar a grade temática de uma sentença do português. Por exemplo, considerando o verbo *quebrar*, (49) e (50) são as grades temáticas para (47) e (48) respectivamente¹⁰:

(47) Maria quebrou o vaso com um martelo.

(48) A pedra quebrou o vaso.

(49) [AGENTE, PACIENTE, INSTRUMENTO]

(50) [CAUSA, PACIENTE]

Neste caso, parece que algumas vezes (por exemplo, na sentença (47)) o controle da ação é necessário para o primeiro argumento do verbo *quebrar*, enquanto que este controle não existe na sentença (48). Portanto, pode-se dizer que *controle da ação* é um traço a ser associado com o verbo *quebrar*.

O mesmo é verdadeiro para o verbo *assustar*, considerando um traço diferente: *desencadeamento do processo*:

¹⁰ Agradeço a Márcia Cançado, pelos exemplos (47), (51), (53) e de (55) a (58).

(51) Maria assustou Paulo com um grito.

(52) [AGENTE, TEMA]

(53) As provas assustaram Paulo.

(54) [CAUSA, TEMA]

Em (51), o *controle da ação* é parte do jogo ((52) é a grade temática de (51)), enquanto que em (53), com grade temática em (54), o *desencadeamento do processo* assume um papel central.

Portanto, um pequeno conjunto de traços podem ser associados com o verbo, da mesma maneira que substantivos são associados com um conjunto de traços (diferentes) (Waltz e Pollack, 1985; McClelland e Kawamoto, 1986; Rosa, 1997).

Os traços semânticos, normalmente associados aos itens lexicais, podem estar relacionados aos traços semânticos derivados dos acarretamentos de um predicado e seus argumentos. É exatamente esta tentativa de “tradução” dos traços derivados de acarretamentos em traços semânticos lexicais que o sistema HTRP faz.

Note, entretanto, que não é sempre o caso que um único traço distingue grades temáticas. Considere, por exemplo, o verbo *amar*:

(55) Maria amou Paulo.

(56) Maria amou a festa.

Ainda que a mesma grade temática ([EXPERIENCIADOR, TEMA]) se aplique a ambas sentenças, pode-se dizer que, em (55), Maria tem controle sobre seu processo psicológico, pois sentenças que demonstram controle podem ser construídas a partir de (55) – por exemplo, (57). Este não o caso de (56), como mostrado em (58) abaixo.

(57) Maria não vai mais amar Paulo; foi sua decisão.

(58) *Maria não vai mais amar a festa; foi sua decisão.

Portanto, as propriedades acarretadas pelo predicado e associadas com o verbo mudam de acordo com a sentença na qual o verbo é usado. Logo, é inadequado dizer que um determinado verbo tem uma única grade temática, pois isto vai depender de toda a sentença em que ele ocorre. Em resumo, uma abordagem não lexicalista é preferível.

4.4.2 Representações por Microcaracterísticas Semânticas

Uma abordagem para formar representações de itens lexicais usada em sistemas conexionistas que fazem o PLN é a codificação de características semânticas usadas por Waltz e Pollack (1985) e McClelland e Kawamoto (1986) – ver item 3.2. Em seus sistemas conexionistas, as entradas não são as próprias sentenças mas representações de microcaracterísticas semânticas das estruturas constituintes das sentenças. As palavras são representadas como vetores de microcaracterísticas semânticas. De acordo com estes vetores, cada palavra é descrita por um vetor de valores¹¹ no qual cada subconjunto tem um significado associado, como *humano – não humano, masculino – feminino*, etc. Para substantivos e verbos, as características são agrupadas em várias dimensões. Cada dimensão consiste de um conjunto de valores mutuamente exclusivos e, em geral, cada palavra é representada por um vetor no qual um, e apenas um, valor em cada dimensão está *ativo* e todos os outros *desativados* para aquela palavra. Este tipo de representação, semanticamente bem construído, é significativo por si só.

Como a grade de papéis temáticos atribuídos por um verbo pode estar relacionada a um conjunto de características “semânticas” deste verbo, existe uma analogia entre este tipo de representação temática e a representação das microcaracterísticas semânticas de McClelland e Kawamoto (1986) e Waltz e Pollack (1985), analogia esta explorada em Rosa (1997).

¹¹ Os valores numéricos adotados para representar estes conceitos são da lógica de três valores de Lukasiewicz (1929), onde a presença da característica (ou *traço*) é representado pelo valor lógico 1, a ausência por 0 e a indefini-

4.5 A Composicionalidade

No Processamento de Linguagem Natural (PLN), além da sintaxe, a semântica desempenha um papel fundamental. Em especial, a representação e o modelamento do significado das palavras revela um interessante campo de pesquisas acerca da natureza dos processos lexicais. Neste capítulo procura-se desenvolver uma abordagem não lexicalista de aspectos semânticos dos papéis temáticos através de um modelo conexionista para reconhecer a distribuição dos papéis temáticos em uma sentença.

A semântica é o estudo do significado das expressões lingüísticas. Frege (1918) disse que “apenas no contexto da sentença as palavras têm significado”. Esta frase resume a maneira pela qual se pode conceber que significados lexicais finitos sejam combinados para fornecer significados sentenciais infinitos. Ou seja, os significados das palavras devem ser capazes de prover uma base finita apropriada para uma teoria recursiva adequada de infinitos significados sentenciais. Portanto, o significado de uma expressão complexa depende, de forma sistemática, do significado de suas partes (ou constituintes).

Ora, os papéis temáticos são também um tipo de relacionamento entre palavras que compõem uma sentença. Mas, é possível tratar *composicionalmente* os papéis temáticos?

O papel temático é uma relação que se estabelece entre alguns constituintes de uma sentença, de uma forma que é remanescente da relação de predicação lógica entre o predicado e seus argumentos. Na abordagem não-lexicalista, os papéis temáticos são caracterizados como relações de acarretamento semântico. O predicado (verbo) *acarreta* relações semânticas (agentividade, etc.) através de funções (controle sobre a ação, etc.) a seus argumentos. Assim, considere a seguinte sentença (59).

(59) O menino quebrou a vidraça com a pedra

ção, ou ambigüidade, por 0.5.

Por exemplo, o verbo *quebrar* na sentença (59) acarreta ao argumento *menino* a relação de “*agentividade*”, através de funções como *controle da ação*, etc.; acarreta ao argumento *vidraça* a relação de “*pacientividade*”, através de funções como *mudança de estado*, etc; e acarreta ao argumento *pedra* a relação de “*instrumentividade*”, através da composicionalidade resultante da sentença como um todo. Devido a esses acarretamentos, o argumento *menino* é rotulado AGENTE, o argumento *vidraça* é rotulado PACIENTE e o argumento *pedra* é rotulado INSTRUMENTO.

A possibilidade de responder positivamente à pergunta acima, a saber, se é possível tratar *composicionalmente* os papéis temáticos, está em tratar constituintes sentenciais individualmente de forma composicional, e então combiná-los aos pares, e com isso captar a relação temática, o acarretamento semântico, que se estabelece entre eles.

4.6 Conclusão

O objetivo deste trabalho é mostrar a aplicação que os papéis temáticos têm para o PLN. As considerações que levam a uma opção não-lexicalista dos papéis temáticos tem como finalidade a construção de processadores computacionais para a língua portuguesa, a partir de representações distribuídas para as palavras. O sistema híbrido simbólico-conexionista HTRP é apresentado como uma aplicação bem sucedida para este tipo de representação, pois une as vantagens da abordagem lógica – regras de produção representando conhecimento simbólico a partir de representações distribuídas – e as vantagens da abordagem conexionista – habilidade de aprendizado a partir da experiência, ou seja o sistema é capaz de generalizar para outros verbos não pertencentes ao seu léxico. Convém ressaltar que a escolha de uma representação não-lexicalista distribuída para as sentenças convém à abordagem conexionista, pois uma de suas principais características é justamente a representação distribuída do “conhecimento”. A opção pela realização das duas versões do HTRP, se deveu ao fato de que desta forma se torna mais interessante a verificação das teorias lingüísticas no sistema. Em outras palavras, a versão *com* conhecimento inicial corresponde a teorias lingüísticas que postulam conhecimentos inatos como base para a competência sintática nos seres humanos.

Assim, o sistema tal como foi implementado permite modelar diferentes hipóteses linguísticas.

A composicionalidade é uma propriedade extremamente relevante no tratamento de relacionamentos temáticos em sentenças. A abordagem escolhida no sistema HTRP para o processamento temático utiliza a noção de acarretamento semântico de Franchi e Cançado (1998). Aqui, o predicado (verbo) *acarreta* relações temáticas aos seus argumentos. Essas relações são representadas através de funções (de acarretamento) como *controle da ação*, *desencadeamento do processo*, etc. Este tipo de acarretamento lexical caracteriza os papéis temáticos, ou seja, os argumentos aos quais o verbo acarreta as funções são rotulados AGENTE, PACIENTE, INSTRUMENTO, etc. É fundamental notar aqui que apenas os acarretamentos não são suficientes para a revelação da grade temática de uma sentença, pois os efeitos composicionais resultantes dos itens lexicais envolvidos são igualmente importantes. Isto é, no sistema HTRP, cada papel temático é ativado pela composição do predicado (verbo) e um argumento (substantivo). Por exemplo, na sentença (32) retomada aqui

(32) A menina comprou a boneca

o papel temático AGENTE é ativado pela entrada do predicado *comprou* e de seu argumento *menina*. Ou seja, a composição dos traços de *comprar* com os traços de *menina* determinam a ativação do papel temático AGENTE na grade temática desta sentença.

Capítulo 5

HTRP: Um Sistema Híbrido Simbólico- Conexionista para o Processamento de Papéis Temáticos

*“O objetivo da ciência não é abrir a porta para a sabedoria infinita, mas estabelecer
um limite para o erro infinito”*

Bertold Brecht (1898-1956): *Life of Galileo* (1939).

5.1 Introdução

Com a finalidade de buscar uma explicação teoricamente bem motivada para as atribuições temáticas, e assim revelar a grade temática de uma sentença semanticamente bem formada, um sistema chamado HTRP – Processador de Papel Temático Híbrido (*Hybrid Thematic Role Processor* – Rosa e Françoze, 1999) é aqui proposto, com uma arquitetura conexionista tendo, como entrada, uma representação das palavras desta sentença baseada em seus vetores de microcaracterísticas semânticas e como saída, sua grade temática, composta de até dez papéis temáticos: AGENTE, PACIENTE, EXPERIENCIADOR, TEMA, FONTE, META, BENEFICIÁRIO, CAUSA, INSTRUMENTO e VALOR.

O sistema HTRP é composto de duas versões: uma *sem* conhecimento inicial, ou seja, não há regras simbólicas iniciais introduzidas na arquitetura conexionista, e outra *com* conhecimento inicial, neste caso regras simbólicas refletindo relacionamentos de papéis temáticos são implementadas na rede. A palavra *conhecimento* é usada neste contexto, com o significado de informação disponível adaptada aos pesos de conexão da rede. A primeira versão específica uma arquitetura conexionista comum com pesos de conexão aleatórios (chamada de RIW – *Random Initial Weight Version*). Na segunda versão, chamada de BIW – *Biased Initial Weight Version*, um conjunto de pesos de conexão da rede polarizados é introduzido para representar regras simbólicas para dez papéis temáticos. Em ambos os casos, depois do treinamento **supervisionado**, um conjunto de regras simbólicas finais é extraído, que é consistentemente correlacionado ao conhecimento (simbólico) lingüístico. No caso da BIW, trata-se da revisão das regras iniciais. Na RIW, as regras simbólicas parecem ser induzidas da arquitetura conexionista e do treinamento.

5.2 A Saída Erro

Lawrence *et al.* (1999) propõem uma rede neural recorrente para classificar sentenças do inglês em gramatical ou agramatical “exibindo o mesmo poder discriminatório provido pela teoria GB”. Nesse sistema, não há conhecimento inicial, ou seja, os pesos de conexão da

rede são arbitrários no início do aprendizado. A extração de regras se dá na forma de **autômatos de estados finitos** determinísticos.

A rede é formada sem a divisão chomskiana em componentes inatos e aprendidos. Em vez de usar conhecimento inato, exemplos positivos e negativos são usados (um segundo argumento para *inatismo* é que não é possível aprender a gramática sem exemplos negativos).

No HTRP, foi implementada uma saída *erro*, justamente para tentar dar conta deste problema. Para uma entrada semanticamente inaceitável como (60) o sistema ativará a saída *erro*. Assim, antes de gerar a grade temática para sentenças, o sistema testa a aceitabilidade semântica desta sentença, ou seja, o sistema gera a grade temática apenas para sentenças semanticamente bem formadas.

(60) A pedra comprou o homem

5.3 A Arquitetura Conexionista

O **processador elementar** usado é o *perceptron* clássico (Rosenblatt, 1957). Veja o esquema do perceptron na figura 5.1, onde a *soma* é dada por $\sum_i w_i x_i$. A função de ativação usada é a *sigmóide*, ou seja, a saída do processador elementar é dada por (ver maiores detalhes no Apêndice A – As Redes Neurais Artificiais):

(61) saída = $1 / (1 + e^{-soma})$

Com este processador elementar, o sistema HTRP usa uma arquitetura conexionista representando onze redes neurais artificiais independentes, uma para cada papel temático e uma para a saída erro. Cada uma destas redes neurais tem 40 unidades de entrada, 20 para o verbo e 20 para o substantivo, 2 unidades escondidas (V e N) e 1 unidade de saída. As unidades de entrada são responsáveis pela representação de duas palavras, o verbo e um substantivo da sentença. Como cada sentença tem, no máximo três substantivos (argumentos) além do

verbo (predicado), cada sentença ativa no máximo três redes neurais, para ativar uma grade de três papéis temáticos. A primeira unidade escondida (V) representa a conjunção de todas as microcaracterísticas do verbo e a segunda (N) a conjunção das do substantivo. A unidade de saída representa a conjunção destas duas unidades escondidas (veja figura 5.2). Já a saída erro, que também tem duas unidades escondidas e uma de saída, difere na ‘camada’ de entrada, que tem 80 unidades (20 para o verbo e 60 para o substantivo), pois a incompatibilidade semântica pode ser gerada por quaisquer substantivos, juntamente com o verbo.

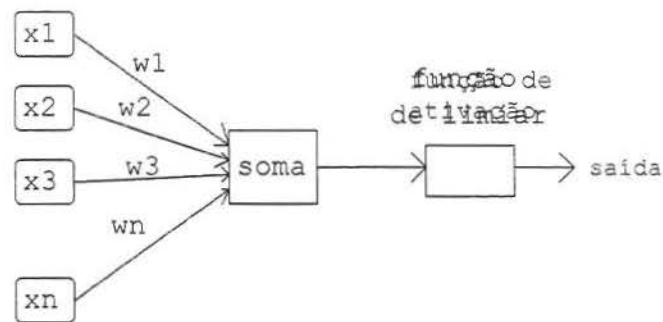


Figura 5.1. O perceptron.

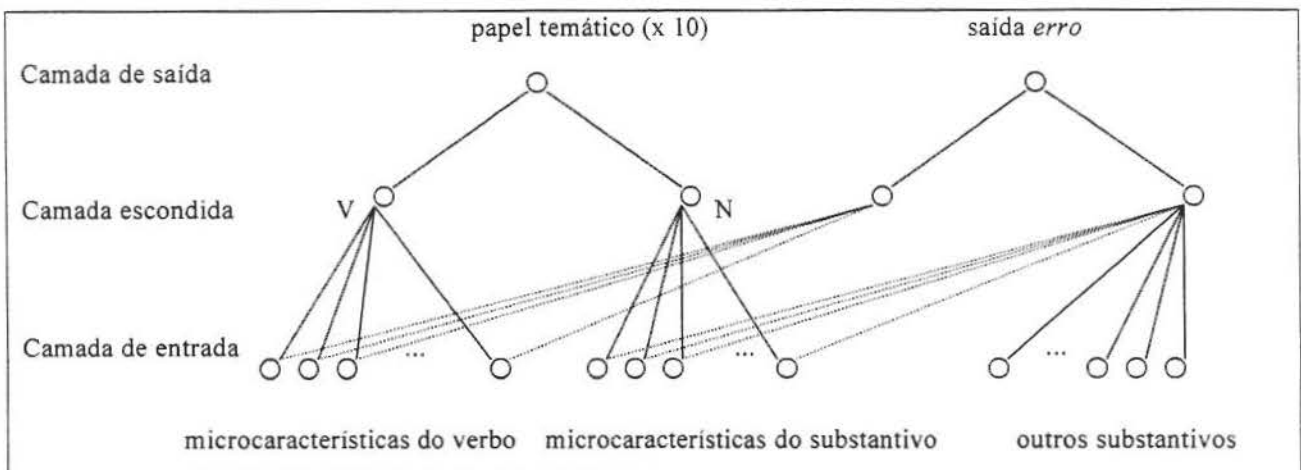


Figura 5.2. Arquitetura usada para um papel temático e para a saída erro. As conexões pontilhadas representam as entradas para as unidades escondidas da saída erro.

5.4 Representações Baseadas em Microcaracterísticas Semânticas

5.4.1 O Processador de Papel Temático Híbrido – HTRP

As sentenças de treinamento do HTRP têm sempre a estrutura argumental (62) (Haegeman, 1991).

(62) verbo; 1 2 3
 arg1 arg2 arg3

onde *arg1*, *arg2* e *arg3* são os argumentos do verbo, aos quais são atribuídos papéis temáticos pelo predicado (verbo). Nem todos os argumentos precisam estar presentes. Para o sistema HTRP foram escolhidos os seguintes verbos para compor as sentenças de treinamento: *amar*, *assustar*, *bater*, *comprar*, *dar*, *entregar*, *quebrar* e *temer*. Estes verbos foram escolhidos com a finalidade de compor sentenças que empregassem todos os papéis temáticos escolhidos para o sistema e também de permitir a inclusão de ambigüidade “temática” para alguns verbos, isto é, o mesmo verbo ser capaz de atribuir grades temáticas diferentes aos seus argumentos, por exemplo, o ergativo *quebrar*.

As representações das palavras usadas pelo HTRP são baseadas em uma adaptação da idéia de representação de microcaracterísticas semânticas usadas por Waltz e Pollack (1985) e McClelland e Kawamoto (1986), para o substantivo. Os substantivos e verbos têm 20 unidades de microcaracterísticas semânticas. Para o verbo, a representação foi inspirada na atribuição temática de Franchi e Cançado (1998) e na representação de microcaracterísticas semânticas de McClelland e Kawamoto (1986).

O seguinte esquema representa os substantivos:

(63)

- *humano – não humano*
- *soft – hard*¹²
- *pequeno – médio – grande*
- *compacto – 2-D – 3-D*
- *pontudo – arredondado*
- *frágil/quebrável – inquebrável*
- *valor – mobília – alimento – brinquedo – ferramenta/utensílio – animado*

Apesar de alguns destes valores serem relativos (por exemplo, *pequeno/médio/grande*), para o léxico usado e considerando a adoção de um modelo não lexicalista, o sistema HTRP resolve ambigüidades estruturais e gera grades temáticas de forma satisfatória. Em cada um destes subconjuntos, apenas uma característica está *ativa* e todas as outras estão *desativadas*, para palavras não ambíguas. Por exemplo, para a sentença (64), *homem é humano, soft, grande, 3-D, arredondado, inquebrável e animado*; para a sentença (65) *pedra é não humano, duro, pequeno, 3-D, pontudo, inquebrável e ferramenta/utensílio*.

(64) O homem quebrou a vidraça com a pedra

(65) A pedra quebrou o vaso

O sistema inclui também substantivos ambíguos, tais que algumas de suas microcaracterísticas têm valor **indeterminado** (um valor intermediário entre *ativo* e *desativado*). Nestes casos, o sistema preencherá os valores indeterminados para a leitura pretendida, porque ele é tolerante a falhas.

O seguinte esquema representa os verbos:

(66)

- *ca: arg1 tem controle da ação – não controle da ação*

¹² Como essas palavras não têm equivalência em português para os significados desejados, decidiu-se manter os originais em inglês.

- *dp*: desencadeamento direto do processo – desencadeamento indireto do processo
- *di*: direção para fonte (arg1) – direção para meta (arg2)
- *af*: afetação de arg2 pelo processo – não afetação pelo processo
- *me*: arg2 sofre mudança de estado – não mudança de estado
- *ep*: estado psicológico – não estado psicológico
- *ob*: arg1 tem objetivo – não objetivo
- *re*: ação resultante – não resultante
- *ia*: alta intensidade da ação – baixa intensidade da ação
- *ip*: arg1 tem interesse no processo – não interesse no processo

Novamente, em cada um destes subconjuntos, uma característica está *ativa* e a outra *desativada*, ou seja, elas são complementares no caso do verbo. Por exemplo, no sentido da sentença (64) acima, o sujeito (arg1) de *quebrar* (*o homem*) tem o *controle da ação*, há *desencadeamento direto do processo*, a *direção é para meta* (o efeito final de *quebrar* está em arg2 – a *vidraça* quebrada), há *afetação de arg2 pelo processo*, arg2 sofre *mudança de estado*, não há *estado psicológico*, arg1 é *objetivo*, o predicado é *resultante*, há *alta intensidade da ação* e *interesse de arg1 no processo*. No sentido da sentença (65), o sujeito (arg1) de *quebrar* (*a pedra*) não tem o *controle da ação*, há *desencadeamento indireto do processo*, a *direção é para meta* (arg2), há *afetação de arg2 pelo processo*, arg2 (*o vaso*) sofre *mudança de estado*, não há *estado psicológico*, arg1 é *não objetivo*, o predicado é *resultante*, há *alta intensidade da ação* e *não há interesse de arg1 no processo*. Como se pode ver, há duas leituras diferentes para o mesmo verbo *quebrar*.

Quando o usuário entra com o verbo *quebrar*, o sistema não sabe a qual *quebrar* ele se refere. E a entrada da rede é a “média” das duas leituras de *quebrar*. Novamente, teremos algumas das microcaracterísticas com valor indeterminado. E novamente, o sistema preencherá os valores não especificados para a leitura pretendida de *quebrar*.

5.5 As Regras Simbólicas Iniciais para a BIW

Também implementamos as “regras temáticas” inspiradas por Haegeman (1991), Dowty (1989) e McRae *et al.* (1997), para 13 tipos de verbos (8 verbos diferentes e 5 leituras alternativas – veja tabela C.2 no Anexo C), para a versão com conhecimento inicial (BIW). As regras são implicações lógicas (regras *se-então*), onde os **antecedentes** são ponderados, ou seja, pesos diferentes para cada elemento. Além disto as regras são implementadas numa forma *and*, isto é, para uma unidade estar *ativa*, todas as suas entradas juntas devem ser tais que sua soma seja suficiente para ativar a unidade (valor adotado: 1.0) (Garcez *et al.*, 1997). Se uma entrada estiver ausente, a unidade não pode ser ativada.

Para cada papel temático temos duas regras ‘escondidas’, onde os antecedentes da regra pertencem à camada de entrada e os conseqüentes à camada escondida (veja figura 5.2). Por exemplo, para o papel temático AGENTE, temos uma regra para o substantivo (sujeito) e outra para o verbo. Neste caso, não temos a regra inicial para o substantivo (N), pois em princípio, qualquer substantivo pode ser um AGENTE. O sistema, depois do aprendizado, decidirá quais substantivos podem ser AGENTES. Mas para o verbo (V) temos a regra (67):

(67)

Se para o verbo (0.2 controle da ação) + (0.2 desencadeamento direto do processo) + (0.2 afetação pelo processo) + (0.2 objetivo) + (0.2 interesse no processo) Então V

Se (0.5 V) + (0.5 N) então papel temático = AGENTE.

5.6 O Aprendizado

A rede utilizada tem três camadas. A camada de entrada recebe a representação das palavras que compõem uma sentença, o IMS (*input microfeature sentence*). A camada escondida agrupa o verbo e um substantivo para cada papel temático. A camada de saída tem onze unidades, uma para cada um dos dez papéis temáticos e uma para uma saída de erro. Para

cada papel temático e para a saída *erro*, temos o tipo de arquitetura representado na figura 5.2.

Depois da introdução das regras simbólicas iniciais como pesos de conexão da rede, tanto entre a camada de entrada e a escondida, como entre a camada escondida e a de saída, vem o passo do aprendizado. A rede neural começa a aprender as sentenças ensinadas a ela. Estas sentenças são geradas por um gerador de sentenças, alternando verbos e substantivos, e inclusive, sentenças sem nenhum sentido (semanticamente incorretas). O algoritmo usado é o algoritmo supervisionado *backpropagation*. Depois de 3.000 ciclos de treinamento, o sistema está apto a julgar, com um alto grau de certeza, se uma sentença tem sentido ou não, e se tiver, qual é a sua grade temática. Isto é feito em apenas um ciclo. Além disto, o sistema gera as **regras simbólicas finais com antecedentes ponderados** para os papéis temáticos.

5.7 As Microcaracterísticas Complementares

Em cada um dos subconjuntos do vetor de microcaracterísticas do verbo os valores são complementares, isto é, *controle da ação*: sim e não; *desencadeamento do processo*: direto e indireto, etc. Ninguém contou à rede sobre esta particularidade. Mas a rede, depois de ver várias sentenças, conclui que para a maioria das microcaracterísticas, os valores em um subconjunto são complementares. Ela fez isto através da alteração dos pesos de conexão, números reais, positivos e negativos.

Após a fase de treinamento, a rede tem os seus pesos estabelecidos. Ao se verificar estes pesos, nota-se que os valores correspondentes aos verbos são complementares. Veja na figura 5.3, a regra final extraída para o papel temático AGENTE, para as duas versões do sistema. Observe que, excetuando o item *resultante*, considerado irrelevante pelo aprendizado da rede (pesos de conexão muito pequenos, menores que 0.05), todos os outros itens são complementares.

5.8 As Regras Finais

O processo de extração de regras consiste no processo inverso ao da inserção de regras iniciais, na versão *com* conhecimento inicial (BIW). Ou seja, verifica-se os pesos da rede e obtém-se um antecedente com peso, correspondente ao peso da conexão. Esta regra permite antecedentes ponderados nas regras de produção. Este conhecimento simbólico extraído de uma arquitetura conexionista corresponde à capacidade de aprendizado e generalização da rede neural artificial. A rede é capaz de “revisar” a teoria simbólica. A extração das regras a partir da rede “aprendida” para as duas versões do HTRP é baseada em Fu (1993), Setiono e Liu (1996) e Towell e Shavlik (1993). Para a versão *sem* conhecimento inicial (RIW), as regras finais para o papel temático AGENTE são as seguintes (68) e (69):

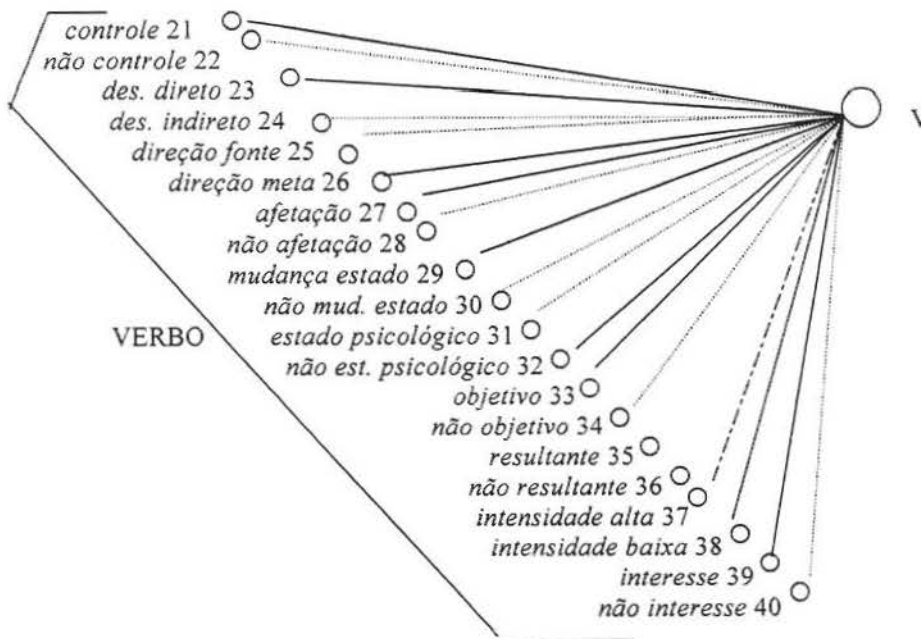


Figura 5.3. Regra ‘escondida’ para o verbo, para o papel temático AGENTE. (Linha cheia representa conexão com peso positivo e linha pontilhada, peso negativo).

(68) Regras ‘Escondidas’:

Se para o verbo (-0.6 controle da ação) + (-1.0 desencadeamento direto do processo) + (-0.1 direção para meta) + (-0.9 afetação pelo processo) + (-1.1 mudança de estado) + (-0.1 não estado psicológico) + (-2.2 objetivo) + (-0.6 resultante) + (0.2 intensidade alta) + (-0.8 interesse no processo) Então V

Se para o substantivo (1.7 humano) + (0.2 soft) + (3.1 médio + 1.8 grande) + (0.2 3-D) + (0.2 arredondado) + (1.4 inquebrável) + (3.7 animado) Então N

(69) Regra ‘de saída’:

Se (-7.3V) + (6.9N) então papel temático = AGENTE.

Deve-se observar que quase todos os antecedentes da regra ‘escondida’ são negativos para o verbo. Mas o antecedente da regra de saída (-7.3V) também é negativo para o verbo, o que significa que os sinais negativos se cancelam. Para o verbo, muitas microcaracterísticas foram fortalecidas (aumentadas em relação ao seu valor inicial) pelo aprendizado, a saber, *controle da ação, desencadeamento direto do processo, afetação pelo processo, mudança de estado, objetivo, e interesse no processo*. Em relação à regra do substantivo, o AGENTE aprendido pela rede é principalmente *médio e animado* e com menor peso *humano, grande e inquebrável*.

Outro fato observado em relação às regras ‘de saída’: os valores para V e N além de serem complementares, são muito próximos em módulo. Isto significa que a rede atribui às entradas do verbo importância equivalente a dos substantivos. Logo, para o sistema HTRP, a atribuição de papéis temáticos é realmente composicional: não apenas o verbo (predicado) mas também o substantivo (seu argumento) contribuem de forma equivalente, para a ativação do papel temático.

Para a versão *com* conhecimento inicial (BIW), ou seja, a introdução de regras simbólicas iniciais, para o papel temático AGENTE temos a seguinte regra final (70) para o verbo.

(70) Regra ‘Escondida’:

Se para o verbo (0.9 controle da ação) + (1.2 desencadeamento direto do processo) + (0.8 direção para meta) + (0.5 afetação pelo processo) + (0.4 mudança de estado) + (0.1 não estado psicológico) + (1.2 objetivo) + (-0.1 resultante) + (0.2 intensidade alta) + (1.2 interesse no processo)
Então V

Como se pode ver, dos antecedentes da regra inicial, com 0.2 de peso, apenas uma microcaracterística foi pouco fortalecida pelo aprendizado, a *afetação pelo processo* (0.5). Todas as outras têm valor acima de 0.9, o que significa um reforço para estas microcaracterísticas. Além das regras finais para verbo, temos as regras finais (71) e (72) para o substantivo também:

(71) Regra ‘Escondida’:

Se para o substantivo (-1.6 humano) + (-0.3 soft) + (-2.3 médio + -0.8 grande) + (-0.7 3-D) + (-0.6 arredondado) + (-0.6 inquebrável) + (-2.6 animado) Então N

(72) Regra ‘de saída’:

Se (7.1V) + (-7.1N) então papel temático = AGENTE.

Como a regra ‘de saída’ mostra um antecedente negativo para o substantivo (-7.1N), todos os pesos negativos dos antecedentes da regra ‘escondida’ são convertidos em positivos. Logo, o AGENTE aprendido pela rede é principalmente *humano, médio e animado* e com menor peso *soft, grande, 3-D, arredondado e inquebrável*.

Note que há pequenas diferenças entre as regras escondidas finais para substantivos na RIW e na BIW, ainda que se esperasse que ambas as versões tivessem as mesmas regras, já que não há nenhuma regra inicial para os substantivos nem para RIW e nem para BIW. Tal diferença pode ser explicada a partir (a) da arquitetura conexionista empregada, que considera tanto as entradas do verbo quanto as do substantivo para ativar a saída de papel temático (veja figura 5.2); e (b) do algoritmo *backpropagation*, que faz com que os pesos do verbo influenciem os pesos do substantivo durante o passo da retropropagação (*backpropagation*) do erro.

Para ilustrar e comparar as diferenças entre RIW e BIW, um resumo dos pesos iniciais e pesos finais para o verbo é mostrado na tabela 5.4, para o papel temático AGENTE. Lembre-se que estes valores são usados para ponderar as microcaracterísticas nos antecedentes das regras simbólicas.

<i>Pesos \ microcaracterística</i>	<i>controle da ação</i>	<i>desencadeamento direto</i>	<i>direção para meta</i>	<i>afetação pelo processo</i>	<i>mudança de estado</i>	<i>não estado psicológico</i>	<i>objetivo</i>	<i>resultante</i>	<i>intensidade da ação alta</i>	<i>interesse no processo</i>
<i>Iniciais</i>	0.2	0.2	-	0.2	-	-	0.2	-	-	0.2
<i>Finais RIW</i>	0.6	1.0	0.1	0.9	1.1	0.1	2.2	0.6	-0.2	0.8
<i>Finais BIW</i>	0.9	1.2	0.8	0.5	0.4	0.1	1.2	-0.1	0.2	1.2

Tabela 5.4. Uma comparação entre pesos iniciais e finais, para o papel temático AGENTE.

Observe que, quando o conhecimento inicial é colocado no sistema (BIW), há uma certa tendência de fortalecer os pesos iniciais. Quando nenhum conhecimento inicial é provido (RIW), os pesos finais são bem próximos àqueles da BIW. Isto se justifica apenas pelo fato de que os pesos finais refletem o conhecimento simbólico disponível (sobre um papel temático) a partir dos exemplos e da arquitetura usada, já que neste caso os pesos iniciais são arbitrários. Cabe uma explicação quanto às microcaracterísticas *direção (para meta)* e *intensidade da ação (alta)*, onde os pesos têm sinais opostos para RIW. Isto pode ser explicado pela **complementaridade** das duas microcaracterísticas na maioria das sentenças de treinamento (veja a tabela 5.5).

5.9 Os Verbos do Sistema

Os verbos implementados no sistema e seus vetores de microcaracterísticas são mostrados na tabela 5.5.

Observe que alguns verbos têm duas leituras diferentes (representados como $v1$ e $v2$, onde v é o verbo). A “média” destas leituras é dada também, com “?” simbolizando uma am-

bigüidade. Na tabela 5.6, estão as regras implementadas para o sistema com conhecimento inicial (BIW).

<i>Verbo</i>	<i>ca</i>	<i>dp</i>	<i>di</i>	<i>af</i>	<i>me</i>	<i>ep</i>	<i>ob</i>	<i>re</i>	<i>ia</i>	<i>ip</i>
<i>amar</i>	?	indireto	fonte	não	não	sim	não	não	baixa	não
<i>amar1</i>	não	indireto	fonte	não	não	sim	não	não	baixa	não
<i>amar2</i>	sim	indireto	fonte	não	não	sim	não	não	baixa	não
<i>assustar</i>	?	?	meta	sim	não	sim	?	não	baixa	?
<i>assustar1</i>	não	indireto	meta	sim	não	sim	não	não	baixa	não
<i>assustar2</i>	sim	direto	meta	sim	não	sim	sim	não	baixa	sim
<i>bater</i>	?	?	meta	sim	não	não	?	sim	alta	?
<i>bater1</i>	não	indireto	meta	sim	não	não	não	sim	alta	não
<i>bater2</i>	sim	direto	meta	sim	não	não	sim	sim	alta	sim
<i>comprar</i>	sim	direto	fonte	sim	não	não	sim	sim	baixa	sim
<i>comprar1</i>	sim	direto	fonte	sim	não	não	sim	sim	baixa	sim
<i>comprar2</i>	sim	direto	fonte	sim	não	não	sim	sim	baixa	sim
<i>dar</i>	sim	direto	meta	sim	não	sim	sim	sim	baixa	sim
<i>entregar</i>	sim	direto	meta	sim	não	não	sim	sim	baixa	sim
<i>quebrar</i>	?	?	meta	sim	sim	não	?	sim	alta	?
<i>quebrar1</i>	não	indireto	meta	sim	sim	não	não	sim	alta	não
<i>quebrar2</i>	sim	direto	meta	sim	sim	não	sim	sim	alta	sim
<i>temer</i>	não	indireto	fonte	sim	não	sim	não	não	baixa	não

Tabela 5.5. Os verbos do HTRP e suas microcaracterísticas. O valor “?” representa a ambigüidade (valor 0.5).

PAPÉL-θ	<i>ca</i>	<i>dp</i>	<i>di</i>	<i>af</i>	<i>me</i>	<i>ep</i>	<i>ob</i>	<i>re</i>	<i>ia</i>	<i>ip</i>
AGENTE	sim	direto		sim			sim			sim
PACIENTE				sim				sim	alta	
EXPERIENCIADOR			fonte		não		não	não	baixa	não
TEMA					não				baixa	
FONTE		direto	fonte		não			sim		sim
META	sim		meta		não			sim		sim
BENEFICIÁRIO	sim	direto			não	sim		sim		
CAUSA	não	indireto	meta				não			não
INSTRUMENTO	sim	direto		sim		não	sim	sim	alta	sim
VALOR	sim	direto			não			sim		sim

Tabela 5.6. As regras iniciais para BIW.

Já as sentenças do treinamento supervisionado escolhidas para o sistema, têm as grades temáticas mostradas na tabela 5.7. As sentenças de treinamento contém apenas as leituras não ambíguas dos verbos. As leituras ambíguas servem apenas para o reconhecimento.

<i>Verbo</i>	AGENTE	PACIENTE	EXPERIENCIADOR	TEMA	FONTE	META	BENEFICIÁRIO	CAUSA	INSTRUMENTO	VALOR
<i>amar1</i>			*	*						
<i>amar2</i>			*	*						
<i>assustar1</i>				*				*		
<i>assustar2</i>	*			*						
<i>bater1</i>		*						*		
<i>bater2</i>	*	*							*	
<i>comprar1</i>	*			*	*					
<i>comprar2</i>	*			*						*
<i>dar</i>	*			*			*			
<i>entregar</i>	*			*		*				
<i>quebrar1</i>		*						*		
<i>quebrar2</i>	*	*							*	
<i>temer</i>			*	*						

Tabela 5.7. As “grades temáticas” das sentenças de treinamento no HTRP.

Capítulo 6

Conclusões

“O maior objetivo de toda a ciência é cobrir o maior número de fatos empíricos por dedução lógica a partir do menor número possível de hipóteses ou axiomas”

Albert Einstein (1879-1955): Lincoln Barnett *The Universe and Dr Einstein* (1950 ed.).

6.1 Introdução

Há vários sistemas de Processamento de Linguagem Natural (PLN) que usam a noção do modelamento de papéis temáticos (por exemplo, McClelland e Kawamoto, 1986; McClelland *et al.*, 1989; St. John e McClelland, 1990; Jain, 1991 e Miikkulainen, 1996). O presente sistema se diferencia de todos estes na forma que faz uso do conhecimento teórico a partir da Lingüística. Várias decisões relacionadas ao modelo computacional e sua implementação são baseadas no papel dos acarretamentos semânticos nas relações temáticas.

O sistema HTRP – *Hybrid Thematic Role Processor* – Processador de Papel Temático Híbrido (Rosa e Françoço, 1999) – implementa uma abordagem híbrida simbólico-conexionista ao PLN. Nesta abordagem as vantagens do sistema simbólico (facilidade de representação do conhecimento, entendimento através da inferência lógica, etc.) são combinadas com as vantagens do connexionismo (aprendizado, generalização, tolerância a falhas, etc.). E a representação distribuída de características semânticas adotada neste sistema, permite também que novas palavras sejam acrescentadas, dado que seus vetores de microcaracterísticas semânticas sejam fornecidos.

Duas versões do sistema HTRP são implementadas: uma versão *com* “conhecimento” inicial, isto é, conhecimento simbólico a cerca das relações temáticas é introduzido na rede por meio de pesos de conexão, e uma versão *sem* “conhecimento” inicial, sendo que neste caso, valores aleatórios são atribuídos aos pesos de conexão da rede. A primeira versão é chamada de BIW – *biased initial weight version* – e a segunda de RIW – *random initial weight version*. Nas duas versões um único conjunto de redes dá conta de todas as sentenças; portanto, não apenas substantivos mas também verbos podem ser generalizados. De fato, isto é crucial no tratamento de papéis temáticos, pois eles são a generalização das relações semânticas entre verbos e substantivos no presente sistema. Um outro resultado interessante que deve ser enfatizado diz respeito à RIW. Mesmo em um sistema sem conhecimento inicial, as regras finais extraídas da rede têm alto grau de coerência com o conhecimento lingüístico. Isto é, parece que a arquitetura do HTRP juntamente com o treinamento é suficiente para o sistema chegar à grade semântica correta de uma sentença.

6.2 Conclusões e Trabalhos Futuros

O HTRP, com sua abordagem adaptativa, pode explicar como a sintaxe e a semântica, como comportamentos humanos categoriais, estabelecem uma base para um sistema conexionista distribuído como a versão RIW. Na versão BIW, o mesmo sistema pode ser empregado para várias línguas, com diferentes efeitos de polarização (isto é, diferentes regras simbólicas iniciais). Pode-se dizer que este sistema pode dar conta da teoria lingüística de princípios e parâmetros (os princípios são fixos, eles correspondem à arquitetura; os parâmetros podem variar, eles correspondem às regras iniciais). Em resumo, acredita-se que este sistema contribui para a pesquisa em PLN, pois oferece uma alternativa aos sistemas puramente simbólicos.

O sistema HTRP utiliza a noção de acarretamento semântico para o processamento de papéis temáticos (de Franchi e Cançado, 1998). As relações temáticas são representadas através de acarretamentos. E, além dos acarretamentos, os efeitos composicionais resultantes dos itens lexicais são igualmente importantes. Aqui torna-se extremamente clara a importância de uma abordagem conexionista, pois neste tipo de abordagem, há uma relação composicional intensa entre todos os elementos representados na rede.

Cumprе observar que, na verdade, as microcaracterísticas (ou traços) utilizadas para o verbo no sistema HTRP são representações das funções de acarretamento, ou seja, o HTRP tenta dar conta das funções por meio dos traços semânticos. Uma versão futura, e muito mais complexa, poderá acrescentar mais níveis de processamento em forma de camadas na arquitetura conexionista, para assim permitir que suas entradas possam ser caracterizadas como resultantes das funções de acarretamento – dessa forma, é até possível prever um sistema que aprenda as propriedades semânticas das palavras.

As considerações que levam a uma opção não-lexicalista dos papéis temáticos têm como finalidade a construção de processadores computacionais para a língua portuguesa, a partir de representações distribuídas para as palavras. O sistema híbrido simbólico-conexionista HTRP é apresentado como uma aplicação bem sucedida para este tipo de repre-

sentação, pois une as vantagens da abordagem lógica com as da conexionista. As duas versões do HTRP permitem, com mais precisão, a verificação das teorias lingüísticas no sistema. Por exemplo, a arquitetura do HTRP pode ser aproximada a teorias lingüísticas que postulam conhecimentos inatos como base para a competência sintática nos seres humanos. Desta forma, o sistema HTRP permite modelar diferentes hipóteses lingüísticas.

Anexos

Anexo A

As Redes Neurais Artificiais

“A Coruja não tem exatamente um Cérebro, mas ela Sabe Coisas”

A. A. Milne (1882-1956): *Winnie-the-Pooh* (1926)

A.1 Introdução

A evolução natural deu ao cérebro humano muitas características desejáveis que não estão presentes na máquina de von Neumann (os computadores atuais) tais como (Jain e Mao, 1996):

- 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

É desejável que os dispositivos computacionais baseados nas redes neurais biológicas possuam algumas destas características. Veja na tabela a seguir (de Jain e Mao, 1996), a comparação entre o computador de von Neumann e o sistema neural biológico.

	<i>Computador de von Neumann</i>	<i>Sistema neural biológico</i>
<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	Pobremente definido, irrestrito

Cérebros e computadores digitais realizam tarefas bem diferentes e têm propriedades diferentes. Veja a tabela abaixo (de Russell e Norvig, 1995) que mostra uma comparação entre cérebros e computadores digitais (de 1994):

	<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 ¹³
<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 neurônio/seg.</i>	10^5	10^{14}

A.2 O Neurônio Biológico

O neurônio típico (figura A.1A) 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*¹⁴. O axônio se divide eventualmente em vários ramos que fazem sinapses com os dendritos e corpos celulares de outros neurônios.

A.2.1 Variantes do Neurônio Clássico

Este quadro simples se torna complicado nas seguintes situações:

- um neurônio pode não ter axônios, mas apenas *processos* que servem tanto para receber como para transmitir informação (figura A.1B).
- axônios podem formar sinapses em outros axônios (figura A.1C);
- dendritos podem formar sinapses em outros dendritos (figura A.1D);

¹³ As junções entre as células nervosas são chamadas de sinapses. São os locais através dos quais as células transferem sinais.

¹⁴ O potencial de ação é um impulso numa fibra nervosa, que se move rapidamente ao longo do nervo.

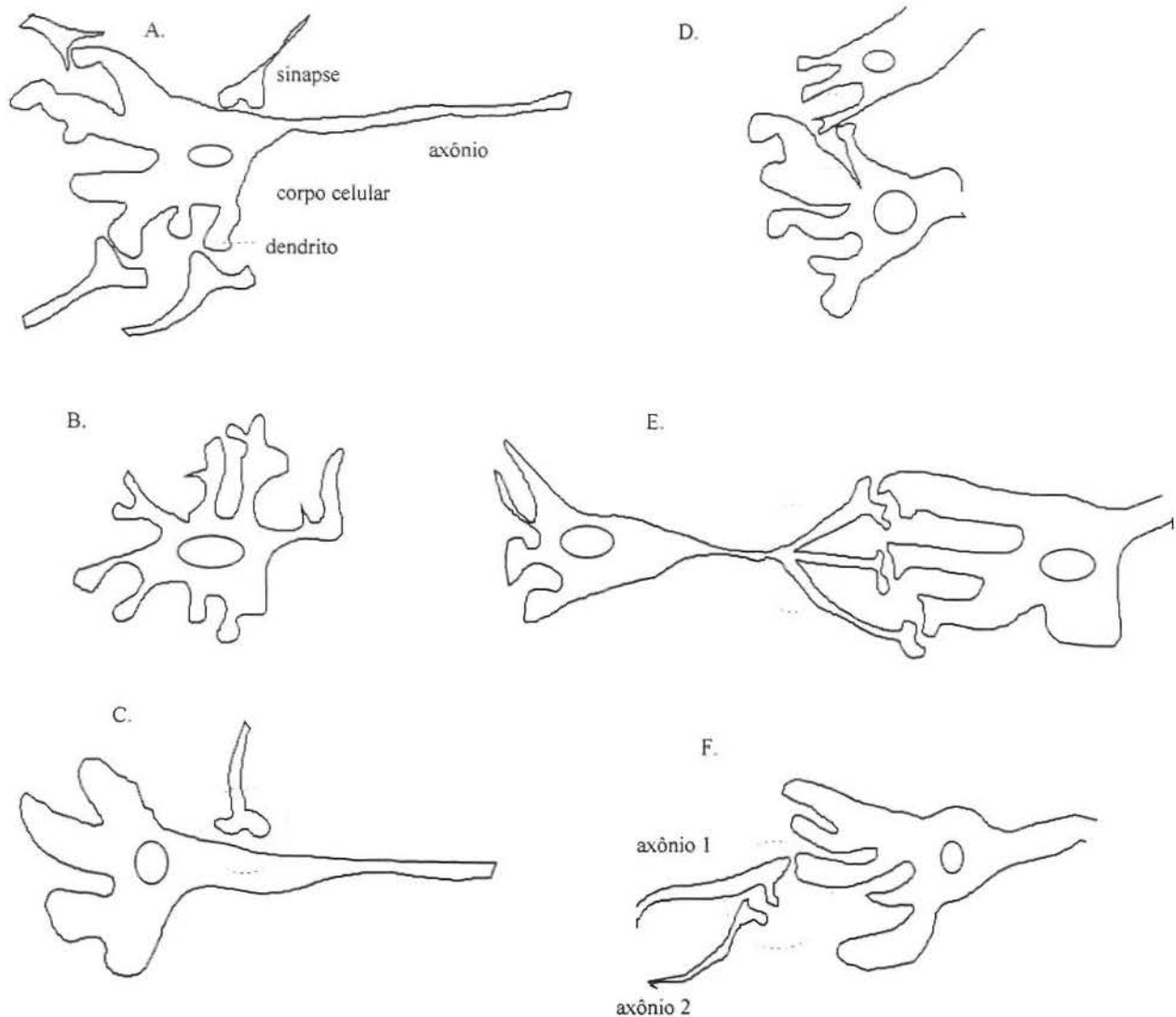


Figura A.1. Diagramas esquematizados do neurônio clássico (A) e algumas de suas variantes (B-F) (Crick e Asanuma, 1986).

- um axônio pode não propagar um *spike* mas produzir um potencial graduado (*graded potential*). Por causa da atenuação, deve-se esperar que esta forma de sinalização da informação não ocorra através de distâncias longas (figura A.1E). Estes potenciais graduados podem ocorrer em outro nível. Por exemplo, um terminal de axônio formando uma sinapse em uma dada célula pode receber uma outra sinapse (figura

A.1F). A sinapse pré-sináptica pode exercer apenas uma mudança de potencial local que é portanto restrito àquele terminal de axônio.

A.2.2 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 A.2).

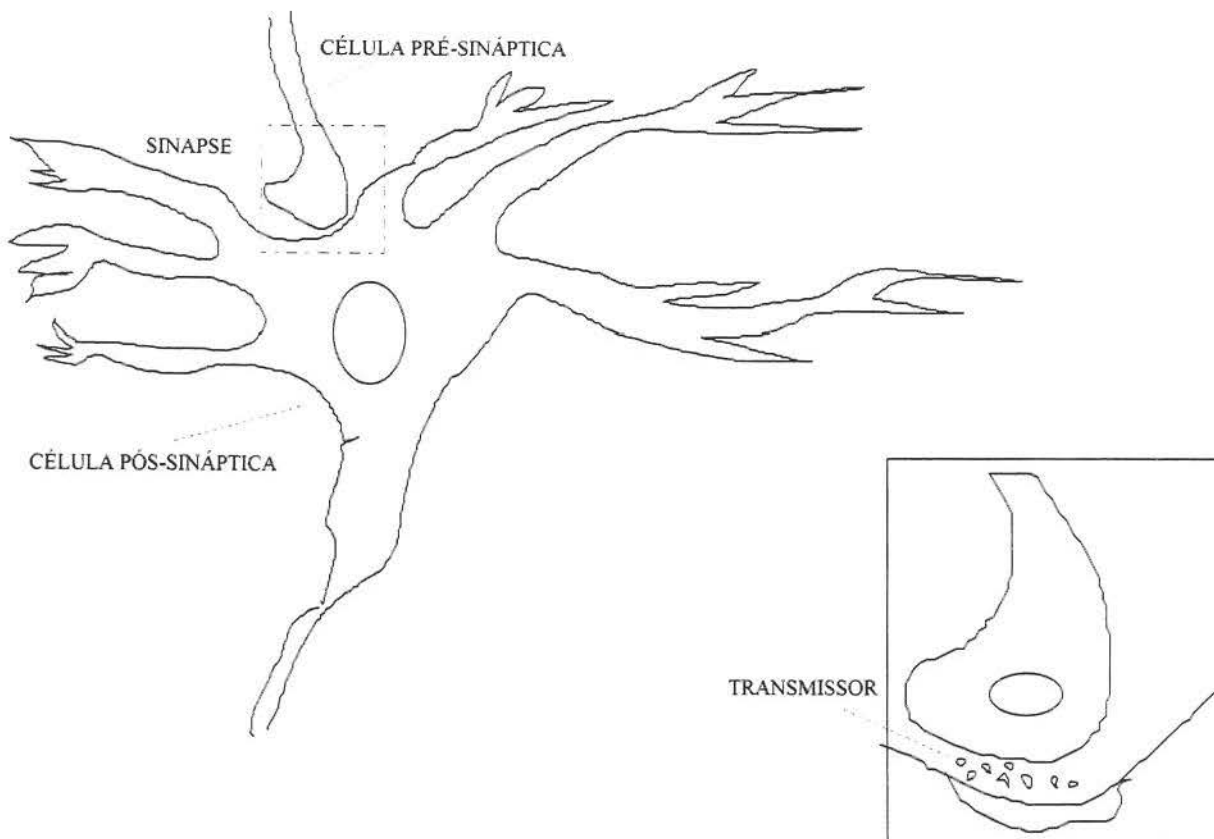


Figura A.2. Na maior parte das sinapses, o terminal pré-sináptico libera uma substância química, o transmissor, em resposta a uma despolarização. (Kuffler *et al.*, 1984).

A acetilcolina (um neurotransmissor) é difundida por uma distância curta até a membrana pós-sináptica e age nas moléculas receptoras de acetilcolina específicas naquela mem-

brana. Então, a acetilcolina é enzimaticamente dividida e parte dela é levada novamente à síntese de um novo transmissor.

As vesículas usadas fundem-se com a membrana do terminal pré-sináptico e novas vesículas são formadas da membrana nas margens do terminal.

A.2.2.1 As Sinapses são Químicas e não Elétricas

Como já foi mencionado, a maior parte das sinapses que ocorrem no córtex cerebral são químicas e não elétricas. Os contatos sinápticos podem ser classificados morfológica-mente em dois tipos básicos (Crick e Asanuma, 1986; Kandel *et al.*, 1995):

- tipo I (figura A.3A): estas sinapses têm especializações de membrana assimétricas (a espessura da membrana é maior no lado pós-sináptico) e o processo pré-sináptico contém vesículas sinápticas redondas bastante grandes (50 nm), onde acredita-se que existam pacotes de neurotransmissores.
- tipo II (figura A.3B): estas têm especializações de membrana simétricas. As vesículas sinápticas são menores e com os fixativos usuais usados pela microscopia eletrônica, são freqüentemente elipsoidais ou achatados. (A forma das vesículas depende dos detalhes de fixação e não é sempre um critério completamente confiável quando compara-se resultados relatados por diferentes pessoas.) A zona de contato é usualmente menor que da sinapse tipo I.

A.2.2.2 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 inibitórias¹⁵.

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.

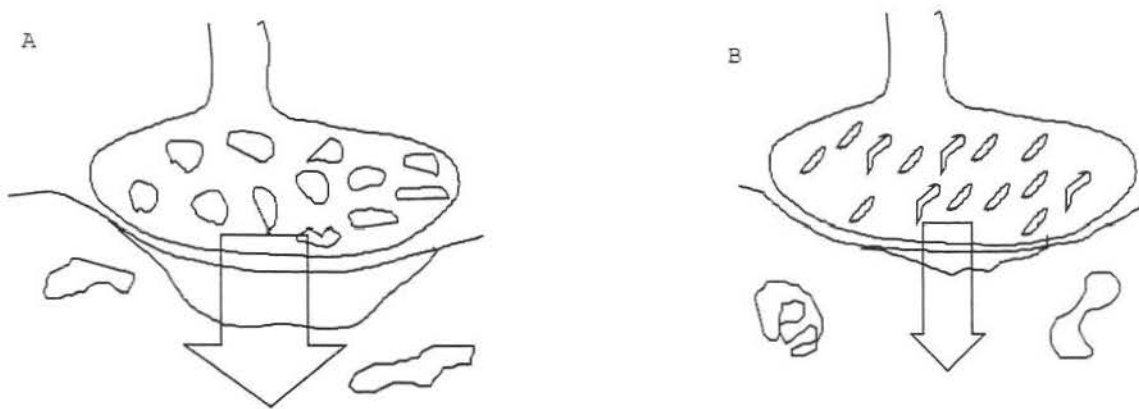


Figura A.3. Diagramas idealizados das sinapses tipo I (A) e tipo II (B). Veja o texto para esclarecimentos (Crick e Asanuma, 1986).

A.2.2.3 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

¹⁵ As células nervosas influenciam outras por (a) excitação, ou seja, elas produzem impulsos em outras células e (b) inibição, ou seja, elas previnem a liberação de impulsos em outras células.

efeitos pós-sinápticos em muitas sinapses do sistema nervoso central. 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.

A.2.2.4 Peptídeos: Moduladores da Função Sináptica

Ao longo dos últimos dez anos tem-se descoberto que existem muitos peptídeos distintos, de vários tipos e tamanhos, que podem agir como neurotransmissores. Há, no entanto, razões para suspeitar que os peptídeos são diferentes de muitos transmissores convencionais:

- peptídeos aparecem para *modular* a função sináptica ao invés de ativá-la;
- a ação de peptídeos, em poucos casos estudados, geralmente consiste em avançar vagarosamente e persistir por algum tempo, isto é, por segundos ou mesmo minutos, ao passo que os transmissores convencionais duram poucos milisegundos;
- em alguns casos foi mostrado que os peptídeos não agem onde foram liberados, mas a alguma distância. A difusão leva tempo. O tempo demorado de persistência seria compatível com os possíveis atrasos de tempo produzidos pela difusão;
- existem muitos exemplos agora conhecidos de um neurônio único produzindo, e presumivelmente liberando, mais de um neuropeptídeo.

A.2.2.5 Peptídeo: Transmissor Lento ou Neuromodulador ?

Foi mostrado que os peptídeos formam um segundo, mais lento, meio de comunicação entre neurônios, mais econômico do que usar neurônios extras para este propósito.

Os peptídeos têm papel de modulação principalmente em sistemas neurais, nos quais o modo de comunicação é o endereçamento químico.

Como transmissores os peptídeos agem em locais bem restritos, mesmo assim como um meio de condução muito lento, não sustentando as altas frequências dos impulsos. Como neuromoduladores da função sináptica, a sua atividade é mais intensa. Os efeitos excitatórios da substância P (um peptídeo) são muito lentos no início e prolongados na duração (mais de um minuto) e por si só não podem causar a despolarização¹⁶ suficiente para excitar as células. O efeito, entretanto, é tornar os neurônios mais prontamente excitáveis por outras entradas excitatórias – um claro exemplo de *neuromodulação*.

A.3 O Cérebro como Modelo

A idéia de simular o cérebro já era o objetivo de 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 apli-

¹⁶ Despolarização é uma redução do potencial da membrana celular para zero mV, sendo que o interior do neurônio torna-se mais positivo. 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 transmissor, em resposta a uma despolarização. 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.

cáveis a vários problemas de ciência cognitiva, incluindo processamento de linguagem natural, processamento de fala e visão.

Num nível mais simples, pode-se conceber que 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.

A.3.1 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 ou menos – muitos neurônios devem trabalhar em paralelo. Em contraste, muitos programas de Inteligência Artificial conexionistas rodam muito lentamente, pois são simulados em um sistema uniprocessador, isto é, os cálculos relativos a cada “neurônio artificial” devem ser feitos um a cada vez.

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. Como já foi dito, 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 mode-

los conexionistas alcançarão soluções não muito eficientes para problemas de Inteligência Artificial.

A.3.2 Variedades de Redes Neurais

Muitos modelos de redes neurais devem alguma coisa aos perceptrons (veja item A.4.1.1), mas são mais gerais. O modelo típico de rede neural consiste de um conjunto de nós, ou neurônios, e conexões. Cada nó tem a sua ativação, que geralmente é um número binário (1 significa presença do impulso de entrada e 0 a ausência). Cada conexão contém um número real, seu peso. Algumas unidades são conectadas à entrada e saída. Os pesos representam a força de conexão entre dois neurônios (força sináptica).

Geralmente, a rede neural é um sistema dinâmico, movendo de um estado para o próximo. Como tal, ela tem uma regra matemática que rege esse movimento. Um número muito grande 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. Muitas críticas ao modelo conexionista vêm do fato de que esta abordagem é pobre biologicamente. Para viabilizar a implementação computacional, simplifica-se o modelo. Mas modelos alternativos enfatizando as características do neurônio biológico estão sendo estudados (Rocha, 1992; Rosa e França, 1998).

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 (1949), reforça 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.3.3 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 primeiro nível, de unidades de entrada que contêm o padrão a ser inserido no 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 (via regra de aprendizado). Como determinadas unidades no cluster se tornam sensíveis a determinadas unidades no padrão de entrada, os pesos conectando os pares associados de unidades aumentam, à 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.

A.3.4 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-se os nós 1, 3, 4 e 7, pode-se representar o conceito *gorila* enquanto que ativando-se 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 representam. 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.

A.3.5 Máquinas de Boltzmann

Uma importante classe de redes neurais simulam o comportamento de sistemas físicos. Os sistemas físicos têm uma tendência a se moverem para estados de energia potencial mínima. Um exemplo simples disto é uma bola rolando num vale entre duas colinas. No alto da colina, a energia potencial é alta; no vale, é baixa.

Este processo é chamado de relaxação. John Hopfield (1982) mostrou que uma certa regra evolucionária simples para uma rede neural levará à relaxação. Sistemas como os de Hopfield, que remontam aos sistemas termodinâmicos, são chamados de máquinas de Boltzmann. As máquinas de Boltzmann são muito usadas em várias aplicações de redes neurais.

A.3.6 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 isoladas de um contexto:

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 Kawamoto (1986) desenvolveram um sistema conexionista para fazer esta atribuição de casos. 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.

Versões deste sistema para a língua portuguesa foram desenvolvidas por Rosa (1993), Rosa e Netto (1994) e Rosa (1997). 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, Paciente, Instrumento e Modificador. 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.

A.3.7 O Futuro

As redes neurais são adequadas para várias tarefas de processamento de linguagem natural, incluindo reconhecimento de letra, leitura, e entendimento de sentença. Elas também são úteis 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 do processo de entendimento de linguagem natural será provavelmente construído, desde que envolva conhecimento integrado de muitos domínios, incluindo fonética, morfologia, sintaxe e semântica. Modelos conexionistas são particularmente adequados à integração desses tipos de conhecimento.

A.4 Algoritmos Conexionistas

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 deve-se ter na entrada da rede (que corresponde, normalmente, ao número de bits que representa o padrão), quantos deve-se ter na saída (que corresponde, normalmente, à quantidade de bits do padrão de saída) e, o mais difícil, o número de neurônios na camada escondida. Os neurônios da camada escondida normalmente não são “calculados” (apesar de haver alguns algoritmos para isso) e seu número deve ser descoberto por tentativa e erro.

Depois de construída a rede neural artificial, 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 várias vezes à rede, tudo que se deseja que ela aprenda. Depois do treinamento, a rede neural deve ser capaz de, numa única propagação (único ciclo) reconhecer o padrão com o qual ela foi treinada (fase de reconhecimento).

Os algoritmos de redes neurais 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 *não-supervisionados*, quando a rede se conduz por si só, ou seja, não há um supervisor que verifique as suas saídas.

Entre os algoritmos supervisionados mais conhecidos está o algoritmo *backpropagation* (Rumelhart *et al.*, 1986a). Neste algoritmo, a cada ciclo, o padrão de entrada é propagado pela rede e na saída ele é comparado com a saída desejada (supervisor). Caso haja erros, os mesmos são corrigidos gradativamente, através das mudanças de pesos dos neurônios que se conectam ao valor de ativação errado (retropropagação dos erros).

Entre os algoritmos não-supervisionados mais representativos está o *competitive lear-*

ning, ou aprendizado competitivo (Grossberg, 1987), já discutido anteriormente.

A.4.1 Redes Perceptron Multicamadas

A.4.1.1 O Perceptron

O primeiro modelo matemático do neurônio foi o modelo proposto por McCulloch e Pitts (1943). Mais tarde, Rosenblatt (1957) criou o modelo do *perceptron*. 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 A.4.

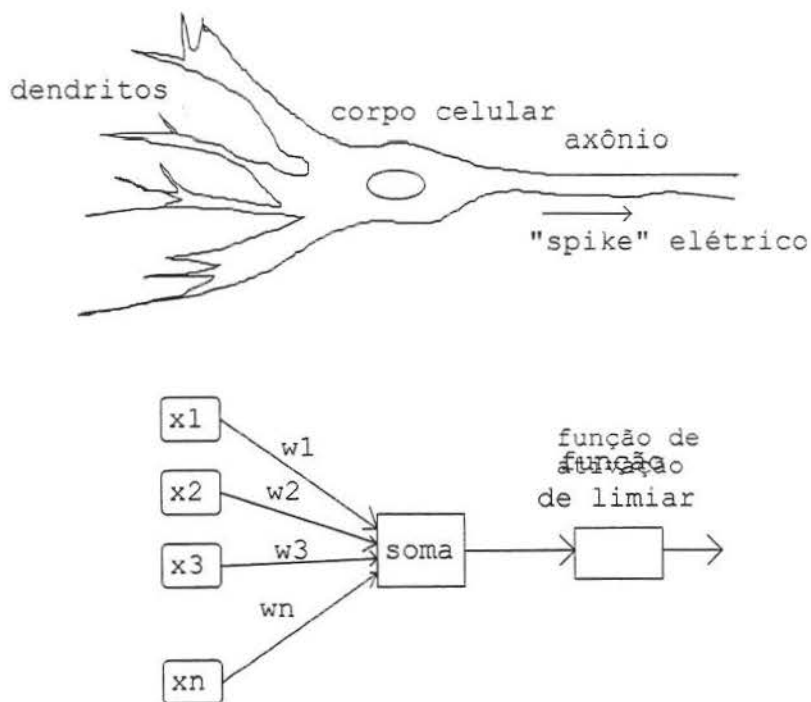


Figura A.4. Um neurônio e um perceptron (Rich e Knight, 1994).

A habilidade para treinar redes com várias camadas é um passo importante na direção da construção de máquinas inteligentes a partir de componentes inspirados nos neurônios. A meta é agrupar uma massa de elementos processadores, que simulam a célula nervosa, e ensiná-la a realizar tarefas úteis. É desejável que ela seja rápida e resistente a danos. É desejável que generalize a partir das entradas que vê.

O que uma rede multicamadas pode calcular? A resposta é: qualquer coisa. Dado um conjunto de entradas, pode-se usar unidades de limiar como simples portas lógicas *and* (conjunção), *or* (disjunção) e *not* (complemento), arranjando apropriadamente o limiar e os pesos de conexão. Sabe-se que é possível construir qualquer circuito combinatório a partir destas unidades lógicas básicas.

O maior problema é o aprendizado. O sistema de representação de conhecimento empregado pelas redes neurais é um tanto obscuro: as redes devem aprender suas próprias representações porque programá-las é impossível. Uma propriedade das redes neurais diz que tudo que elas podem calcular, elas podem aprender a calcular.

É útil tratar primeiro com uma subclasse de redes multicamadas, chamadas de redes *totalmente conectadas*, divididas em *camadas* e alimentadas *para frente*. Um exemplo de tal rede é mostrada na figura A.5. Nesta figura x_i , h_i e o_i representam os níveis de unidade de ativação das unidades de entrada, escondida e saída, respectivamente. Os pesos das conexões entre as camadas de entrada e escondida são denotados por w_{1ij} , enquanto que os pesos das conexões entre as camadas escondida e de saída são denotados por w_{2ij} . Esta rede tem três camadas, ainda que seja possível, e algumas vezes útil, ter mais de três. Cada unidade numa camada é conectada a toda unidade da próxima camada na direção para frente, ou seja, cada unidade da camada de entrada é conectada a todas as unidades da camada escondida, nesta direção. As ativações fluem a partir da camada de entrada através da camada escondida, para a camada de saída. O conhecimento da rede é codificado nos pesos das conexões entre as unidades. Os níveis de ativação das unidades da camada de saída determinam a saída da rede.

A existência da camada escondida permite que a rede desenvolva representações internas. O comportamento destas unidades escondidas é automaticamente aprendido, não é pré-programado.

A propriedade mais importante dos sistemas conexionistas é que a rede neural não aprende apenas a classificar as entradas nas quais ela é treinada, mas também a *generalizar* e ser capaz de classificar entradas nunca vistas.

Tudo que as redes neurais parecem capazes de fazer é classificar. Os graves problemas da Inteligência Artificial, como planejamento, análise de linguagem natural e prova de teorema, não são simplesmente tarefas de classificação, então como as redes neurais resolvem estes problemas? Resolver os problemas de classificação são, no presente, o que as redes neurais fazem melhor. Mas pesquisa-se a aplicação a outros problemas, como por exemplo, processamento de linguagem natural (o sistema HTRP desta Tese é um exemplo).

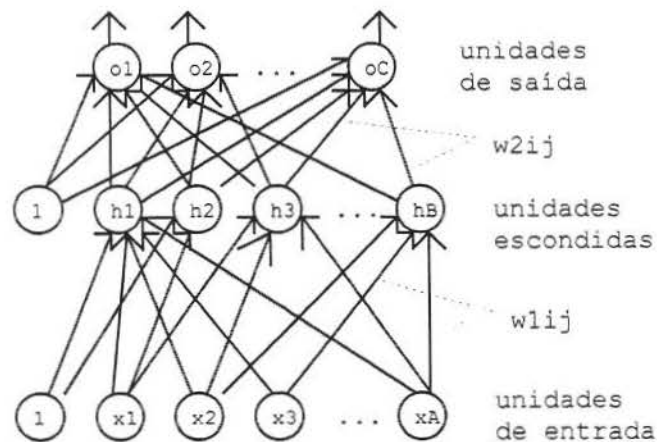


Figura A.5. Uma rede multicamada (Rich e Knight, 1994).

A.4.1.2 O Algoritmo Backpropagation e a Rede Perceptron Multicamadas

Por razões de simplificação, vai-se chamar a rede perceptron multicamadas de rede backpropagation. A unidade na rede *backpropagation* requer uma função de ativação baseada numa função denominada sigmóide (ou forma de S) que é contínua e diferenciável. Uma unidade soma suas entradas ponderadas e produz como saída um valor real entre 0 e 1. Seja *soma* a soma ponderada das entradas de uma unidade. A equação para a saída da unidade é dada por:

$$\text{saída} = 1 / (1 + e^{-\text{soma}})$$

Uma rede *backpropagation* tipicamente inicia com um conjunto de pesos aleatórios. A rede ajusta seus pesos cada vez que ela recebe um par entrada-saída. Cada par requer dois estágios: um passo para frente e um passo para trás. O passo para frente envolve a apresentação de uma amostra de entrada à rede e as ativações propagam-se até alcançarem a camada de saída. Durante o passo para trás, a saída real da rede (do passo para frente) é comparada com a saída desejada e as estimativas de erro são calculadas para as unidades de saída. Os pesos conectados às unidades de saída podem ser ajustados a fim de reduzir estes erros. Pode-se usar as estimativas de erro das unidades de saída para derivar as estimativas de erro para as unidades das camadas escondidas. Finalmente, os erros são propagados de volta às conexões que tiveram origem nas unidades de entrada.

O algoritmo backpropagation geralmente atualiza seus pesos depois de ver cada par entrada-saída. Depois de vistos todos os pares entrada-saída (e ajustados seus pesos muitas vezes), diz-se que uma *época* completou-se. O treinamento de rede *backpropagation* usualmente requer muitas épocas.

A.4.1.3 O Algoritmo Backpropagation

O algoritmo seguinte é baseado na estrutura básica da figura A.5 (Rich e Knight, 1994).

Algoritmo Backpropagation

Dado: Um conjunto de pares de vetores de entrada-saída.

Calcular: Um conjunto de pesos para uma rede de três camadas que mapeia entradas nas saídas correspondentes.

1. Seja A o número de unidades na camada de entrada, como determinado pelo comprimento dos vetores de treinamento de entrada. Seja C o número de unidades na camada de saída. Agora escolher B , o número de unidades na camada escondida. Como mostrado na figura A.5, as camadas de entrada e escondida têm uma unidade extra usada para limiar; portanto, as unidades nestas camadas serão indexadas pela faixa $(0, \dots, A)$ e $(0, \dots, B)$. Denota-se os níveis de ativação das unidades na camada de entrada por x_j , na camada escondida por h_j e na camada de saída por o_j . Os pesos conectando a camada de entrada à camada escondida são denotados por $w1_{ij}$, onde o índice i indexa as unidades de entrada e o índice j indexa as unidades escondidas. Da mesma forma, os pesos conectando a camada escondida à camada de saída são denotados por $w2_{ij}$, com i indexando as unidades escondidas e j indexando as unidades de saída.

2. Iniciar os pesos da rede. A cada peso deve ser atribuído um valor aleatório entre -0.1 e 0.1.

$$w1_{ij} = \text{random}(-0.1, 0.1) \quad \text{para todo } i = 0, \dots, A, j = 1, \dots, B$$

$$w2_{ij} = \text{random}(-0.1, 0.1) \quad \text{para todo } i = 0, \dots, B, j = 1, \dots, C$$

3. Iniciar as ativações para as unidades de limiar. Os valores destas unidades nunca devem mudar.

$$x_0 = 1.0$$

$$h_0 = 1.0$$

4. Escolher um par entrada-saída. Suponha que o vetor de entrada seja x_i , e o vetor de saída desejada seja y_i . Atribuir níveis de ativação às unidades de entrada.
5. Propagar as ativações a partir das unidades na camada de entrada para as unidades na camada escondida usando a função de ativação sigmóide:

$$h_j = 1 / (1 + e^{-soma1}) \quad \text{para todo } j = 1, \dots, B$$

em que

$$soma1 = \sum_{i=0}^A w_{1j} \cdot x_i$$

Note que i varia de 0 a A . w_{1j} é o peso do limiar para a unidade escondida j (sua propensão a *disparar*¹⁷, a despeito de suas entradas). x_0 é sempre 1.0.

6. Propagar as ativações a partir das unidades na camada escondida para as unidades na camada de saída

$$o_j = 1 / (1 + e^{-soma2}) \quad \text{para todo } j = 1, \dots, C$$

em que

¹⁷ Disparar é tornar-se igual a 1.0.

$$soma2 = \sum_{i=0}^B w2_{ij} \cdot h_i$$

Novamente, o peso de limiar $w2_{0j}$ para a unidade de saída j traz uma contribuição à soma ponderada. h_0 é sempre 1.0.

7. Calcular os erros¹⁸ das unidades na camada de saída, denotado por $\delta 2_j$. Os erros são baseados na saída real da rede (o_j) e na saída desejada (y_j).

$$\delta 2_j = o_j(1 - o_j)(y_j - o_j) \quad \text{para todo } j = 1, \dots, C$$

8. Calcular os erros das unidades na camada escondida, denotado por $\delta 1_j$.

$$\delta 1_j = h_j(1 - h_j) \cdot soma3 \quad \text{para todo } j = 1, \dots, B$$

em que

$$soma3 = \sum_{i=1}^C \delta 2_i \cdot w2_{ji}$$

9. Ajustar os pesos entre a camada escondida e a camada de saída. A taxa de aprendizado é denotada por η . Um valor razoável para η é 0.35.

$$\Delta w2_{ij} = \eta \cdot \delta 2_j \cdot h_i \quad \text{para todo } i = 0, \dots, B, j = 1, \dots, C$$

10. Ajustar os pesos entre a camada de entrada e a camada escondida.

$$\Delta w1_{ij} = \eta \cdot \delta 1_j \cdot x_i \quad \text{para todo } i = 0, \dots, A, j = 1, \dots, B$$

¹⁸ A fórmula do erro é relacionada à derivada da função de ativação (sigmóide). Trata-se do erro quadrático médio.

11. Ir para o passo 4 e repetir. Quando todas os pares de entrada-saída estiverem sido apresentados à rede, uma época completou-se. Repetir os passos 4 a 10 para quantas épocas desejar.

O algoritmo pode ser generalizado para redes com mais de três camadas¹⁹. A velocidade do aprendizado pode ser aumentada alterando os passos de modificação de pesos 9 e 10, com a inclusão de um termo α . As fórmulas de atualização de pesos ficam:

$$\Delta w_{2ij}(t+1) = \eta \cdot \delta_{2j} \cdot h_i + \alpha \Delta w_{2ij}(t)$$

$$\Delta w_{1ij}(t+1) = \eta \cdot \delta_{1j} \cdot x_i + \alpha \Delta w_{1ij}(t)$$

onde h_i , x_i , δ_{1j} e δ_{2j} são medidos no tempo $t + 1$. $\Delta w_{ij}(t)$ é a mudança que o peso experimenta durante o passo para frente-para trás anterior. Se α é colocado em 0.9, a velocidade de aprendizado aumenta²⁰.

Como a função de ativação tem a forma sigmóide, com assíntotas tendendo a 0 e 1, pesos de valor muito elevados seriam necessários para as saídas reais da rede alcançarem 0.0 e 1.0, com uma pequena margem de erro, portanto, as saídas desejadas (os y_j 's dos passos 4 e 7 acima) são usualmente dadas como 0.1 e 0.9. A sigmóide é útil para a rede *backpropagation*, pois a derivação da regra de atualização do peso requer que a função de ativação seja contínua e diferenciável.

A.4.1.4 Generalização

¹⁹ Uma rede com três camadas (uma única camada escondida) pode calcular qualquer função que uma rede com muitas camadas escondidas pode calcular. Entretanto, o aprendizado é, às vezes, mais rápido, com múltiplas camadas escondidas (Rich e Knight, 1994).

²⁰ Empiricamente, os melhores resultados acontecem quando α é zero para os primeiros passos de treinamento, aumentando seu valor gradativamente até 0.9 durante o treinamento, segundo Rich e Knight (1994).

Se todas as entradas e saídas possíveis são mostradas a uma rede *backpropagation*, ela terá seus pesos adaptados para que haja minimização do erro quadrático médio entre a saída desejada e a propagada. Para muitos problemas de Inteligência Artificial, entretanto, é impossível fornecer todas as entradas possíveis. Para resolver este problema, a rede *backpropagation* é adequada ao mecanismo de generalização. Se se trabalha num domínio onde entradas similares são mapeadas em saídas similares, a rede *backpropagation* irá interpolar quando forem fornecidas entradas que a rede nunca viu antes.

A.4.2 Redes Recorrentes

Uma deficiência clara nos modelos de redes neurais comparados aos modelos simbólicos é a dificuldade que eles têm em tratar com tarefas temporais em Inteligência Artificial tais como planejamento e análise de linguagem natural. As redes recorrentes, ou redes com loops, são uma tentativa de corrigir esta situação.

Considere a tentativa de ensinar uma rede como arremessar uma bola de basquete à cesta (Rich e Knight, 1994). Pode-se apresentar à rede uma situação inicial à ser entrada (distância e altura da cesta, posição inicial dos músculos), mas necessita-se mais que um simples vetor de saída. Necessita-se de uma série de vetores de saída: primeiro mova os músculos desta forma, depois desta forma, etc. A *rede de Jordan* (Jordan, 1986) faz algo parecido com isto. É mostrada na figura A.6. As *unidades de plano* da rede permanecem constantes. Elas correspondem a uma instrução como “arremessar uma bola a cesta”. As *unidades de estado* codificam o estado corrente da rede. As *unidades de saída* simultaneamente dá comandos (por exemplo, movimento o braço x para a posição y) e atualiza as unidades de estado. A rede nunca se estabiliza, ou seja, nunca alcança um estado estável; ao invés disto, ela muda a cada passo de tempo.

As redes recorrentes podem ser treinadas com o algoritmo *backpropagation*. A cada passo, compara-se as ativações das unidades de saída com as ativações desejadas e os erros são propagados de volta através da rede. Quando o treinamento está completo, a rede ainda é

capaz de realizar uma seqüência de ações. Características de *backpropagation*, tal como a generalização automática, também ocorrem nas redes recorrentes. Entretanto, há a necessidade de algumas modificações. Primeiro, deseja-se que as unidades de estados mudem suavemente. A suavidade pode ser implementada como uma mudança na regra de atualização de peso; essencialmente, o *erro* de uma saída torna-se uma combinação do erro real e da magnitude da mudança nas unidades de estado. O reforço da restrição da suavidade torna-se muito importante no aprendizado rápido, já que ele remove muitas das opções de manipulação de peso disponíveis no *backpropagation*.

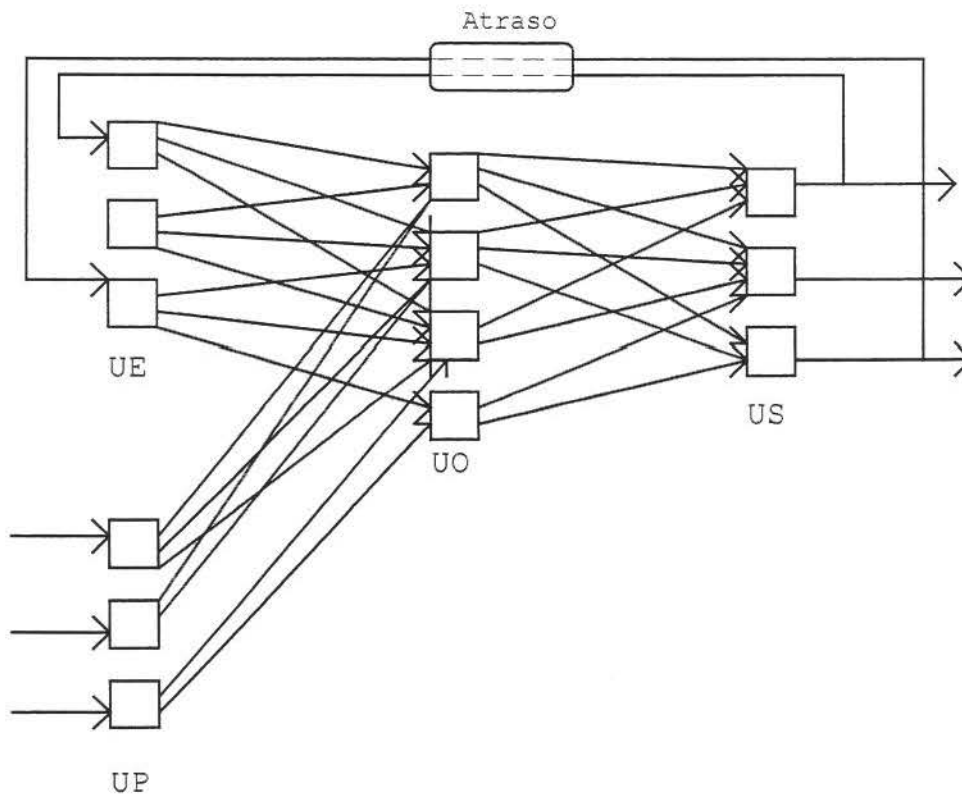


Figura A.6. Uma rede de Jordan, onde UE = unidades de estado, UP = unidades de plano, UO = unidades ocultas (escondidas) e US = unidades de saída.

Um problema maior nos sistemas de aprendizado supervisionado ocorre na correção do comportamento da rede. Se dados de treinamento suficientes podem ser coletados, então

saídas alvo podem ser providas para muitos vetores de entrada. Entretanto, as redes recorrentes têm problemas de treinamento especiais, por causa da dificuldade de especificar completamente uma série de saídas alvo. No arremesso de bolas de basquete, por exemplo, a retroalimentação vem do mundo externo (isto é, onde a bola cai), não de um professor mostrando como mover cada músculo. Para contornar esta dificuldade, pode-se aprender um *modelo mental*, um mapeamento que relaciona as saídas da rede aos eventos no mundo. Com tal modelo, uma vez conhecido, o sistema proposto pode aprender tarefas seqüenciais pela propagação de volta (*backpropagation*) dos erros que ele vê no mundo real. Então isto é necessário para aprender duas coisas diferentes: o relacionamento entre o plano e a saída da rede e entre a saída da rede e o mundo real.

As redes deste tipo são essencialmente iguais a da figura A.6, exceto pela adição de mais duas camadas: uma outra camada escondida e uma camada representando os resultados como visto no mundo. Primeiro, a última porção mencionada da rede é treinada (usando *backpropagation*) em vários pares de saídas e alvos até que a rede consiga saber como suas saídas afetam o mundo real. Depois disto os pesos brutos são estabelecidos, a rede inteira é treinada usando retroalimentação do mundo real até que ela seja capaz de funcionar bem.

Um outro tipo de rede recorrente é descrita por Elman (1990). Neste modelo, os níveis de ativação são explicitamente copiados das unidades escondidas para as unidades de estado. As redes deste tipo têm sido usadas em várias aplicações, incluindo análise de linguagem natural.

A.4.2.1 A Representação do Tempo

A questão de como representar o tempo em modelos conexionistas é muito importante. Uma abordagem é representar o tempo implicitamente pelos seus efeitos no processamento ao invés de explicitamente (como numa representação espacial).

O tempo é muito importante em cognição. Está intrinsecamente ligado a muitos comportamentos que se expressam como seqüências temporais (como na linguagem). A questão de como representar o tempo parece ser um problema unicamente dos modelos de processamento paralelo, mas mesmo em sistemas tradicionais (seriais) a representação da ordem serial e a interação de uma entrada serial ou saída com outros níveis de representação apresentam desafios. Os lingüistas normalmente não se preocupam com a representação dos aspectos temporais no processamento de discursos (assumindo, por exemplo, que todas as informações num discurso estão disponíveis simultaneamente numa árvore sintática); mas a pesquisa na análise de linguagem natural mostra que o problema não é trivial. Portanto, uma das características mais elementares da atividade humana – a extensão temporal – é algumas vezes ignorada e é freqüentemente problemática.

Nos modelos de processamento paralelo distribuído, o processamento de entradas seqüenciais é completado de muitas formas. A solução mais comum é “paralelizar o tempo”, dando a ele uma representação espacial. Entretanto, existem problemas com esta abordagem e ela não é mais considerada uma boa solução. Uma abordagem mais interessante seria representar o tempo implicitamente, isto é, representa-se o tempo pelo efeito que ele tem no processamento e não como uma dimensão adicional da entrada (Elman, 1990). Isto significa dar ao sistema de processamento propriedades dinâmicas que são respostas às seqüências temporais. Em resumo, à rede deve ser dada memória.

A abordagem de Elman (1990) pode ser modificada da seguinte forma. Suponha uma rede (mostrada na figura A.7) aumentada no nível de entrada por unidades adicionais chamadas de Unidades de Contexto. Estas unidades também estão “escondidas” no sentido em que elas interagem exclusivamente com outros nós internos da rede e não com o mundo externo.

Imagine que exista uma entrada seqüencial a ser processada e algum relógio que controle a apresentação da entrada à rede. O processamento então consistiria da seguinte seqüência de eventos. No tempo t , as unidades de entrada recebem a primeira entrada da seqüência. Cada unidade deve ter um valor escalar simples ou um vetor, dependendo da natureza do

problema. As unidades de contexto são inicialmente colocadas em 0.5^{21} . As unidades de entrada e de contexto, ambas, ativam as unidades escondidas; as unidades escondidas, então, alimentam para frente para ativar as unidades de saída. As unidades de saída também retroalimentam para ativar as unidades de contexto. Isto constitui a ativação para frente. Dependendo da tarefa, pode existir ou não uma fase de aprendizado neste ciclo de tempo. Se existir, a saída é comparada à entrada mestre e a propagação para trás do erro é usada para ajustar os pesos de conexão. As conexões recorrentes são fixas em 1.0 e não são sujeitas ao ajuste²². No próximo passo de tempo, $t+1$, a seqüência acima é repetida. Desta vez, as unidades de contexto contêm valores que são exatamente os valores das unidades de saída no tempo t , então estas unidades de contexto provêm a rede de memória. Note que tanto a rede de Jordan como a de Elman contêm a camada adicional (unidades de estado ou de contexto). A diferença básica é que na rede de Elman, a realimentação para a camada de entrada se dá a partir da camada escondida e não da camada de saída, como em Jordan.

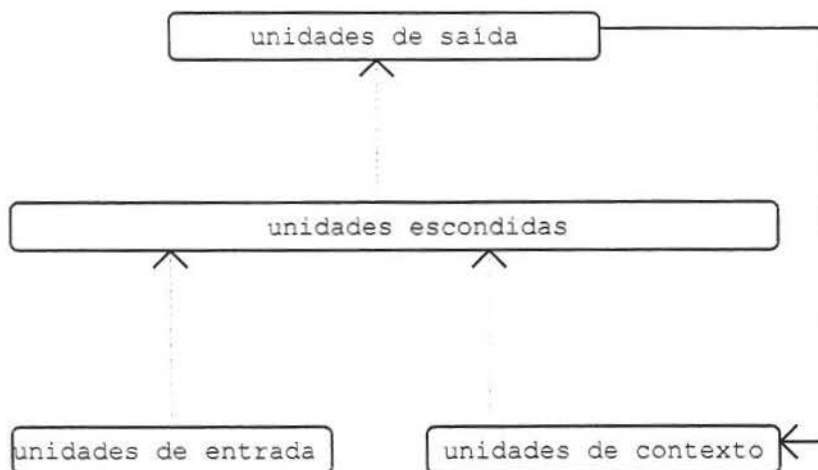


Figura A.7. Uma rede recorrente simples na qual as ativações são copiadas da camada de saída para a camada de contexto na base um-por-um, com pesos fixos em 1.0. As linhas pontilhadas representam conexões de treinamento (propagação do padrão de entrada).

²¹ No caso da função de ativação usada ter valores entre 0.0 e 1.0.

²² Na maioria das redes usadas, existem conexões um-para-um entre cada unidade de saída e cada unidade de contexto. Isto implica que existe um número igual de unidades de contexto e unidades de saída. As conexões para cima entre as unidades de contexto e as unidades escondidas são totalmente distribuídas, de tal forma que cada unidade de contexto ativa todas as unidades escondidas.

A.4.2.2 Conclusões sobre Tarefas Temporais

Muitos comportamentos humanos desenvolvem-se através do tempo. Seria tolice tentar entender estes comportamentos sem levar em consideração sua natureza temporal. O conjunto corrente de simulações explora as conseqüências de desenvolver representações do tempo que são distribuídas, dependentes de tarefas e nas quais o tempo é representado implicitamente na dinâmica da rede.

A.5 Abordagem Híbrida: As Redes Neurais Baseadas em Conhecimento

A rede neural trabalha muito bem ao resolver certos tipos de problemas. A maior crítica que se faz aos sistemas conexionistas é o fato de que sabe-se que funciona mas não se sabe como. A representação interna dos pesos de uma rede neural é uma incógnita para os pesquisadores. Mas este tipo de crítica está sendo respondida gradativamente. Já há alguns anos começaram as pesquisas em Redes Neurais Baseadas em Conhecimento (RNBC), ou seja, redes neurais nas quais um conhecimento inicial simbólico é representado. A rede não começa mais com pesos sinápticos aleatórios e sim com um conjunto de pesos que refletem regras de produção. Na verdade trata-se de uma mistura das abordagens simbólica e conexionista (a chamada abordagem *híbrida*).

Numa rede baseada em conhecimento, dada uma gramática simbólica, cria-se a partir das regras desta gramática, uma arquitetura de rede neural. Ou seja, de uma regra $A \rightarrow B$, cria-se uma conexão entre um neurônio que representa o conceito A e outro neurônio que representa o conceito B. Para uma regra $(A \wedge B) \rightarrow C$, tem-se dois neurônios de entrada A e B, um neurônio na camada escondida faz o papel da conjunção e um neurônio na camada de

saída representa o conceito C. Basta ligá-los através de pesos de conexão suficientemente grandes e tem-se uma rede que representa esta regra. A função da rede neural é revisar esta teoria. A teoria inicial (regras) está representada na rede. A rede começa a aprender. No final do aprendizado pode-se extrair de volta as regras da rede e, nesse caso, a teoria representada pelas regras foi revisada pelo aprendizado. Fu (1991a, 1991b e 1993), Towell e Shavlik (1993), Setiono e Liu (1996) e outros apresentam sistemas neurais baseados em conhecimento.

Numa rede neural baseada em conhecimento, através do conhecimento inicial simbólico baseado em regras de produção, constróem-se conexões fortes entre neurônios que representam estes conceitos. No restante da rede, atribuem-se pesos pequenos, mas não nulos, de tal forma que uma regra ainda inexistente possa eventualmente se estabelecer. Através do treinamento ao que a rede neural é exposta, vários padrões diferentes são apresentados à rede. Se um determinado padrão ocorre várias vezes, supondo que o treinamento é coerente com o que acontece no mundo, significa que deveria haver uma regra relacionando os conceitos envolvidos por este padrão. Isto é, a teoria simbólica inicial deveria prever este tipo de comportamento. Se a teoria realmente já contava com este acontecimento, sua regra já foi implementada, e o treinamento se encarregará de fortalecer ainda mais os pesos sinápticos que relacionam estes conceitos. Caso contrário, é desejável que a teoria seja revista, ou seja, que esta “nova” regra seja adicionada ao conjunto de regras da teoria simbólica. Isto é conseguido através da extração de regras da rede neural.

Segundo Fu (1993), o procedimento completo é o seguinte: primeiro atribuem-se os pesos altos, relativos às regras da teoria inicial, à rede. Aos demais pesos são atribuídos valores pequenos. A seguir a rede passa pelo processo de treinamento, através do algoritmo backpropagation ou de um outro algoritmo conexionista qualquer. Depois, a rede sofre um processo de anulação de seus pesos pequenos, pois estima-se que pesos muito pequenos não vão contribuir para o conhecimento da rede. Com a anulação, a rede é simplificada. Uma outra simplificação ocorre quando a rede é “clusterizada”, ou seja, formam-se grupos de neurônios com vetores de pesos próximos entre si. Depois, novamente a rede é submetida a um

treinamento, sendo que no final deste processo, ocorre a extração das regras. Fu propõe um algoritmo de extração de regras chamado KT, que trabalha com subconjuntos de pesos das entradas de um determinado neurônio, que, se alcançado o limiar de ativação, forma uma regra com o neurônio alvo representando o conceito de saída. O grande problema do algoritmo KT é a grande quantidade de regras geradas.

Já Towell e Shavlik (1993) propõem um outro algoritmo de extração de regras um pouco diferente do algoritmo KT, chamado MofN. Este algoritmo reduz bastante o número de regras obtidas. Basicamente, o algoritmo MofN consiste em seis passos:

1. *Agrupar*: criação de classes equivalentes, para agrupar as conexões da rede em *clusters*;
2. *Tirar a média*: depois de agrupados, faz com que os pesos de todas as conexões dentro de um *cluster* tenham o valor médio de todas as conexões deste *cluster*;
3. *Eliminar*: eliminação dos *clusters* com valores insignificantes, que não contribuem para o cálculo;
4. *Otimizar*: com os *clusters* sem importância eliminados no passo 3, otimiza-se os limiares da unidade;
5. *Extrair*: formam-se regras que expressam a rede, tal que uma regra é verdadeira se a soma dos seus antecedentes ponderados exceder o limiar;
6. *Simplificar*: as regras são simplificadas quando possível para eliminar pesos e limiares.

A.6 Conclusão

O cérebro humano é o modelo natural para a construção de máquinas inteligentes. Uma idéia óbvia para a Inteligência Artificial é simular o cérebro em um computador (Rich e Knight, 1994). O aprendizado em representações de redes complexas é um dos tópicos mais atuais em ciência (Russell e Norvig, 1995), que promete grandes aplicações em ciência da

computação, neurobiologia, psicologia e física. Apresentou-se nesse Anexo algumas das idéias e técnicas básicas das redes neurais artificiais. Uma rede neural é um modelo computacional que compartilha algumas das propriedades dos cérebros: consiste de muitas unidades simples trabalhando em paralelo sem nenhum controle central. As conexões entre as unidades têm pesos numéricos que podem ser modificados pelo aprendizado.

Anexo B

Abordagens ao Processamento Simbólico da Linguagem Natural

“A verdade científica deve ser apresentada de formas diferentes, e deve ser considerada como igualmente científica se aparece na forma robusta e nas cores vivas de uma ilustração física, ou na tenuidade e palidez de uma expressão simbólica”.

atribuído a James Clerk Maxwell (1831-79), em *Physics Teacher*, 1969.

B.1 Introdução

Pereira e Grosz (1993) dividem o Processamento de Linguagem Natural (PLN) em três abordagens: baseada em casos, baseada em princípios e baseada em regras. Mas, o que são casos, princípios e regras? Um *caso* é uma associação entre uma situação prototípica e a informação relevante à tarefa que a segue. Por exemplo, um caso pode representar uma sentença da linguagem natural envolvendo o verbo principal *dar* e alguma outra informação desta sentença, por exemplo, que depois da ação descrita pelo verbo, o agente da ação não tem mais a posse do “paciente” da ação. O raciocínio baseado em casos envolve a descrição de analogias entre situações observadas recentemente e casos relevantes e o uso da informação de tarefa associada para determinar as inferências apropriadas às novas situações.

Um *princípio* é uma restrição aos tipos de situações possíveis: permite que um sistema infira características de situações adicionais a partir de outras características observadas. Por exemplo, um princípio na sintaxe da linguagem natural requer que cada sintagma nominal em uma sentença preencha exatamente uma posição argumental de um item lexical com posição argumental tal como um verbo ou uma preposição. Tal princípio restringe as associações possíveis entre itens lexicais com posição argumental e sintagmas nominais e portanto restringe a faixa de significados que podem ser expressos por uma determinada sentença.

Uma *regra* especifica como certas características de, ou relacionamentos entre, situações seguem de outras. Por exemplo, de novo na sintaxe da linguagem natural, uma regra de algumas línguas estabelece que um sintagma nominal (SN) seguido por um sintagma verbal (SV), havendo concordância em gênero e número, pode formar uma sentença (S), com o SN como sujeito e o SV como predicado.

B.2 O Relacionamento entre Regras e Casos

O contraste entre as abordagens baseada em regras e baseada em casos está essencialmente na fonte de generalidade de um sistema. Em sistemas baseados em regras, a generalidade vem da escolha de primitivas descritivas que permitem grandes coleções de situações com resultados similares a serem identificados e trabalhados por regras; em contraste, a generalidade em um sistema baseado em casos vem dos procedimentos de recuperação de caso e unificação (*matching*) que determinam o resultado para uma situação nova a partir de resultados para casos similares armazenados. Permitindo noções de unificação parcial ou aproximada, os sistemas baseados em casos são freqüentemente capazes de agir mesmo quando seu conhecimento de caso não unifica totalmente com a situação sob análise. Por outro lado, as regras previamente projetadas podem resumir e identificar eficientemente os itens comuns em grandes conjuntos de casos, tornando então o conhecimento do sistema mais largamente aplicável.

A utilidade de uma abordagem baseada em casos depende crucialmente da eficiência dos mecanismos de aquisição e uso da informação específica sobre a distribuição das situações de interesse. No PLN, tais situações envolvem objetos lingüísticos tais como palavras ou unidades fonéticas em determinados contextos. Enquanto as abordagens baseadas em casos devem ser avaliadas por sua habilidade de aprender casos relevantes, generalizá-los apropriadamente e aplicá-los, nossa falta de seleção de caso e métodos de generalização efetivos força os praticantes atuais a criarem a maior parte da informação de caso manualmente. Dado isto, os problemas mais importantes enfrentados por estes sistemas são a escolha dos traços (*features*) de caso relevantes à seleção de caso, reconhecimento dos casos que se aplicam a uma situação dada e a construção de interpretações para enunciados (*utterances*) complexos a partir de combinações de casos apropriados unificando partes do enunciado.

Enquanto as abordagens ao PLN baseadas em casos se inspiram nas idéias das Ciências Cognitivas, que tratam da organização da memória e inferência do senso comum, as abordagens baseadas em regras derivam fundamentalmente das tradições fortes da Lingüística e da

Teoria da Linguagem Formal. Estas origens têm levado a arquiteturas de sistema centradas sobre as noções da descrição estrutural e da transdução estrutura a estrutura. Por exemplo, as regras de estrutura de frase são usadas para descrever a sintaxe da linguagem natural e regras adicionais em cascata são então usadas para transformar tais descrições estruturais, através de uma sucessão de representações intermediárias, em uma representação do conteúdo das sentenças originais. Várias representações têm sido usadas, incluindo fórmulas lógicas, redes semânticas e quadros (*frames*). Enquanto as arquiteturas baseadas em regras têm produzido sistemas de processamento de linguagem muito expressivos, elas têm encontrado sérias dificuldades na área da robustez, isto é, a habilidade de produzir saída útil mesmo diante de regras muito específicas ou ausentes e de tratar com fenômenos não composicionais, ou seja, situações nas quais a saída apropriada numa situação complexa não pode ser derivada por uma regra simples a partir das saídas para suas partes.

B.3 O Relacionamento entre Regras e Princípios

Um outro conjunto de dificuldades com sistemas baseados em regras no PLN surge da rigidez e especificidade das regras. Por exemplo, com a exceção de alguns sistemas recentes que usam formalismos de regra baseados em restrições declarativas e estratégias de aplicação de regras sofisticadas, as considerações baseadas em regras do mapeamento sintaxe-significado são tipicamente unidirecionais; portanto, evita-se o uso das mesmas regras para interpretação e geração da linguagem. Mais fundamentalmente, os sistemas a regras são específicos da língua e da construção, portanto requerem esforço maior para serem transportados para outras línguas ou mesmo para outras partes da mesma língua ou outros domínios.

Estas dificuldades podem ser vistas como sintomas da restrição da noção usual de regra, que força uma definição gerativa do relacionamento entre análises e interpretações. Por exemplo, um sistema que mapeia análise sintática para fórmulas lógicas que representam significados da sentença, teria tipicamente uma regra da gramática estabelecendo que uma sentença como “um estudante fez todo teste” é composta de um sintagma nominal sujeito (“um estudante”) seguido por um sintagma verbal predicado (“fez todo teste”). Associado com esta

regra da gramática haveria uma regra de interpretação estabelecendo que o significado da sentença é igual ao significado do sujeito aplicado ao significado do predicado. No nosso exemplo, o significado do sujeito poderia ser uma fórmula que pode ser explicada como “verdadeira para qualquer propriedade que tem algum estudante”, e o significado do predicado como uma fórmula que podemos explicar como “propriedade de fazer todo teste”. A interpretação resultante para a sentença poderia então ser explicada como “existe um estudante que tem a propriedade de ter feito todo teste”. Esta interpretação força o quantificador do sujeito ter escopo mais largo do que o quantificador do objeto. Mas, para adequadamente manipular linguagem natural, o processo de interpretação precisa considerar escopos alternativos antes de escolher aquele que é contextualmente mais apropriado.

A causa fundamental deste problema é que regras privilegiam conexões gerativas particulares entre evidência e interpretação. Em contraste, a evidência específica que pode ser extraída de uma situação natural tal como um enunciado (isto é, a estrutura sujeito-predicado no exemplo anterior) é muito indeterminada para ser confiavelmente modelada como uma transdução entre um domínio de descrições estruturais e um domínio de interpretações.

Em contraste às abordagens baseadas em regras, nas abordagens baseadas em princípios, os princípios fornecem restrições fundamentais gerais entre tipos de evidências em diferentes níveis de descrição. A análise da linguagem, interpretação ou geração é vista não como um processo de rescrita, mas como uma busca pela hipótese que melhor explica a evidência observada; o espaço de busca é implicitamente definido pelos princípios e por restrições de domínio específico.

Numa visão baseada em princípios, em processos com componente perceptual como o processamento da linguagem, as restrições impostas pelo sistema são uma fonte de princípios. Na linguagem natural, uma visão correspondente (devido à teoria lingüística de princípios e parâmetros de Chomsky e seus seguidores) assegura que os princípios, ancorados em critérios determinadores evolucionários tal como aprendizagem, eficiência comunicativa e carga cognitiva, provêm um sistema de regularidades “legais” que definem os espaços de representa-

ções possíveis nos vários níveis relevantes de descrição e as restrições entre estes níveis. Na linguagem, estes níveis incluem sintaxe, semântica, discurso e prosódia, ainda que o trabalho de PLN baseado em princípios tenha se concentrado somente nos níveis sintático e lexical. Abstratamente, os princípios não são apenas independentes de modelos de processamento específicos mas também de línguas particulares ou domínios de discurso. Entretanto, para ser usado na prática, um sistema baseado em princípios deve ser “preenchido” com conhecimento sobre objetos particulares – línguas, palavras, conceitos – nos termos dos princípios. Noções de aprendizagem têm um papel importante na concepção das teorias baseadas em princípios; entretanto, algoritmos efetivos para aprendizagem do conhecimento específico necessário ainda não estão disponíveis. Por ora, o conhecimento específico deve ser descrito manualmente como também é o caso dos sistemas baseados em regras e baseados em casos, mesmo que a generalidade dos princípios em algumas instâncias permita especificação mais concisa do conhecimento específico.

Enquanto nas abordagens baseadas em regras tem-se uma regra para cada construção, nas abordagens baseadas em princípios, considera-se alguns princípios apenas, que combinados, atendem qualquer construção. Os princípios considerados são (Berwick, 1992): teoria X-Barra, filtro de caso, critério temático, *move- α* , teoria de vestígios e teoria de ligação. Apesar de, aparentemente, este tipo de abordagem parecer ineficiente computacionalmente, é bem interessante pelas seguintes razões:

1. o mesmo conjunto (pequeno) de princípios pode ser re combinado várias vezes, de diferentes formas, resultando em muitas sentenças de superfície, e variando os parâmetros, diferentes dialetos e línguas;
2. princípios abstratos e heterogêneos, estabelecidos como um conjunto de restrições declarativas, ao contrário de uma representação mais uniforme como um conjunto de regras livres de contexto;
3. ênfase na importância do léxico, fonte, por exemplo, de restrições de papel temático e variação de línguas particulares.

B.4 Parser Baseado em Princípios

Segundo Crocker (1991), as abordagens tradicionais ao PLN podem ser baseadas em construção. Isto é, elas empregam regras específicas da linguagem orientadas à superfície, ou na forma de Redes de Transição Aumentadas (ATN, de Woods, 1970), gramáticas lógicas ou algum outro formalismo de gramática ou parsing (Pereira e Warren, 1980). Os problemas de tais abordagens são claros, pois envolvem grandes conjuntos de regras, freqüentemente *ad hoc*, e sua adequação com respeito à gramática da língua é difícil de assegurar. Em contraste, esforços na pesquisa lingüística têm observado certas regularidades nas línguas naturais. De fato, uma tentativa inicial foi caracterizar esses universais lingüísticos, que definiriam a classe das línguas naturais, resultando na teoria da Gramática Universal (GU). A melhor teoria da GU desenvolvida por Chomsky e outros foi um paradigma de Princípios e Parâmetros, freqüentemente referido como a teoria da Regência e Ligação (GB para *Government and Binding*). GB é uma teoria dedutiva e modular da gramática que trabalha com vários níveis de representação relacionados por uma regra transformacional, a *move- α* . A aplicação de *move- α* é restringida pela interação de vários princípios que agem como condições às possíveis representações ou derivações. Associados com os princípios estão os parâmetros que dão conta das variações entre as línguas. Então a gramática para uma determinada língua é especificada pelo estabelecimentos de parâmetros apropriados e por um léxico.

As abordagens baseadas em princípios não são apenas independentes de modelos de processamento específico mas também de línguas ou domínios de discurso particulares.

Crocker (1996), no contexto da teoria da gramática dos princípios e parâmetros assumida, discute a noção “baseado em princípios”: um modelo que usa os princípios da gramática diretamente na recuperação de uma análise sintática. Isto é, ele *não* usa uma gramática compilada, transformada²³. Ou seja, existem várias teorias de performance²⁴ que podem ser

²³ Um exemplo disto é o parser de Marcus (1980), que computa uma estrutura de superfície, incluindo relações antecedente-vestigio. O parser faz isto sem tornar explícito o uso dos princípios da gramática, mas no entanto ele os obedece. Este parser é ‘fracamente baseado em princípios’.

consideradas baseadas em princípios, no sentido de que elas usam os princípios da gramática *on-line*, mas que tomam decisões na base de critérios ‘não lingüísticos’, tal como eficiência computacional ou complexidade representacional. Tais modelos claramente contrastam com teorias de processamento que operam de acordo com estratégias baseadas em gramática, sugerindo um relacionamento mais próximo entre parser e gramática. Uma teoria de performance que é baseada em princípios e incorpora estratégias que são baseadas em gramática (no sentido descrito), é descrita como ‘fortemente baseada em princípios’.

B.5 Parser Baseado em Casos

Para conectar o texto de entrada ao conhecimento e metas prévios do entendedor, deve-se ter um modelo no qual o acesso ao conhecimento e metas prévios seja uma parte integral do processo de parsing. O parsing baseado em casos atende esse requisito. O objetivo de um parser baseado em casos é reconhecer quais estruturas de memória já existentes são mais relevantes à entrada, onde esta “relevância” é determinada pelos planos e metas do entendedor. Esta abordagem difere dos modelos tradicionais de parsing que tenta construir uma análise sintática ou uma estrutura de significado conceptual para um texto. O parsing baseado em casos é primariamente um processo de *reconhecimento* (Martin, 1989).

Como o parsing baseado em casos objetiva uma meta diferente dos outros parsers, o algoritmo para um parser baseado em casos também é diferente. Certos aspectos do algoritmo codificam conhecimento sintático ou conceptual, mas o algoritmo tem a principal preocupação de prover acesso às estruturas de memória preexistentes o mais cedo possível no curso do PLN. Esse acesso às estruturas de memória é essencial ao entendimento. Portanto, a organização da memória é fundamental a um parser baseado em casos. Este deve ser a ponte entre os itens lexicais primitivos da entrada e as estruturas de memória direcionadas identificadas como a saída do processo de entendimento. O parsing baseado em casos depende dos planos e metas idiossincráticos do entendedor.

²⁴ *Competência* refere-se ao conhecimento da língua e *performance* ao modo como se usa este conhecimento.

Um texto pode – e deve – se referir a muitas estruturas de memória, sendo que cada estrutura é uma caracterização diferente da entrada nos termos relacionados à meta. A noção de um único significado para um texto é abandonada no parsing baseado em casos.

Os parsers convencionais, que constróem uma representação do significado de um texto de entrada, geralmente retornam uma representação como a saída do processo de parsing. Um parser baseado em casos, entretanto, pode ser chamado a reconhecer múltiplas estruturas de memória no curso do processamento de um texto de entrada. O que é significativo sobre essas estruturas de memória não são suas representações individuais, mas suas conexões com outras estruturas de memória que podem também ser relevantes ao texto. O conjunto de expectativas e referências do parser determina quais estruturas de memória serão reconhecidas. É este conjunto de expectativas e referências que constitui um resultado do processo do parsing bem sucedido.

A saída de um parser baseado em casos pode ser caracterizada como *um novo estado de memória*. Algumas estruturas terão sido referenciadas por um texto de entrada ou processo de inferência e algumas serão esperadas. Ainda que novas estruturas de memória sejam adicionadas, quando a informação específica já não estiver na memória, é o estado de referência e expectativas que constitui a saída real do sistema.

Um parser baseado em casos usa itens lingüísticos tais como palavras individuais para direcionar o processo de busca aos conceitos na memória. A tarefa de busca na memória consiste em conectar essas referências espalhadas, achando as unidades organizacionais para a memória que melhor organizem a entrada.

O conhecimento do processamento de um parser baseado em casos está na forma de *expectativas*. As expectativas são baseadas na idéia de senso comum de que as pessoas são capazes de fazer previsões sobre o que deve acontecer no futuro baseado no que aconteceu no passado e na sua experiência anterior.

As expectativas são derivadas de exemplos estereotípicos do uso da linguagem, que apontam para as unidades organizacionais da memória. Estes são os índices para um parser baseado em casos. Portanto, estes parsers usam exemplos específicos de uso da linguagem para indexar estruturas de memória.

A hipótese fundamental do parsing baseado em casos é que o acesso ao conhecimento prévio na forma de estruturas de memória dinâmicas, específicas do domínio, é crucial nos estágios mais iniciais do entendimento da linguagem natural. É a idéia do parsing através da lembrança. Realizar o parsing a partir de casos significa lembrar instâncias passadas do uso da linguagem tal que possam ser reconhecidas de novo e lembrar conceptualizações passadas tal que possam ser chamadas novamente. O parsing baseado em casos é muito diferente da análise conceptual. Questões de organização de memória, indexação e busca na memória são de importância central para um parser baseado em casos porque este deve operar dentro de um modelo de memória existente.

A tarefa do parsing é um problema de busca na memória. Conceitos não são construídos a partir de pedaços derivados da entrada. Ao invés disso, já existem conceitos que preenchem muitas necessidades do entendedor. A tarefa é usar os indícios supridos pela tarefa para localizar os conceitos mais relevantes e modificá-los quando necessário para refletir as diferenças entre o que é visto e o que já é conhecido. Já que um parser baseado em casos faz uso da memória, ele pode fazer uso das expectativas derivadas desta memória. Estas expectativas dirigem o processo de parsing.

O parser baseado em casos difere de outras abordagens, principalmente em relação aos seguintes pontos:

1. Ao invés de acessar uma gramática geral da sintaxe da linguagem para determinar os elementos relacionados de um enunciado, um parser baseado em casos captura as

formas idiossincráticas nas quais a linguagem é usada para referenciar determinados conceitos na memória.

2. Ao invés de construir conceptualizações para representar o significado de um texto de entrada, um parser baseado em casos faz uso dos elementos de análise conceptual para direcionar o processo de busca à memória aos conceitos que organizam estes elementos.
3. Ao invés de depender da memória para resolver ambigüidades de possíveis interpretações depois do parsing realizado, um parser baseado em casos usa as metas e expectativas na memória para resolver ambigüidades da entrada durante o processo de parsing.

A saída de um parsing baseado em casos inclui mudanças nas estruturas de memória e no contexto de expectativas na memória. A moderna teoria lingüística busca “capturar as generalizações significativas” no uso da linguagem. Isto tem levado quase que exclusivamente à busca dos padrões sintáticos. O parsing baseado em casos, entretanto, se preocupa mais com a caracterização de como o texto se refere a conceitos.

B.6 Conclusão

A faixa das organizações de sistemas constituída por princípios, casos e regras forma um *continuum* multifacetado no qual muitas opções diferentes podem ser consideradas (Pereira e Grosz, 1993). Em uma faceta, os princípios podem ser vistos como fornecedores do conhecimento inicial crucial na especificação do espaço de casos possíveis e representações apropriadas, adquiridas ou recuperadas. Os mecanismos baseados em casos podem ser usados como uma reserva, que entram em ação quando os princípios conhecidos são insuficientes para derivar a interpretação de uma situação particular ou para decidir entre interpretações alternativas compatíveis com os princípios. Em uma outra faceta, a informação derivada de caso pode ser altamente abstraída pelos projetistas de sistemas para as restrições específicas da linguagem tal como a ordem da palavra e sistemas flexionais ou representações e restrições específicas do domínio tais como aquelas que especificam as propriedades sintáticas, semân-

ticas e de domínio de determinadas entradas lexicais. Em ainda uma outra faceta, as regras podem ser vistas como codificações orientadas computacionalmente de determinadas instâncias de princípios apropriados às tarefas ou situações particulares; como a computação direta a partir dos princípios é em geral muito difícil, as regras podem ser preferidas por razões computacionais.

Anexo C

Manual do Usuário do HTRP

“Você sabe alguma coisa sobre o que está falando quando consegue mensurar e expressar em números; mas quando você não consegue mensurá-lo, quando você não consegue expressá-lo em números, seu conhecimento é de um tipo insatisfatório e deficiente: pode ser o começo do conhecimento, mas dificilmente, em seus pensamentos, você avançou ao estágio da ciência”

Lord Kelvin (1824-1907): *Popular Lectures and Addresses* vol. 1 (1889) ‘Electrical Units of Measurement’

C.1 Introdução

O sistema HTRP (Rosa e Françoço, 1999) é composto de duas versões: uma versão *sem* conhecimento inicial (RIW – *random initial weight version*) e uma versão *com* conhecimento inicial (BIW – *biased initial weight version*). Quando o sistema HTRP é executado, um *menu* principal aparece contendo os seguintes comandos:

```
*** HTRP - Sistema Híbrido Simbólico-Conexionista ***
para o Processamento de Papéis Temáticos
de Sentenças da Língua Portuguesa
MENU PRINCIPAL:
R - RIW - Versão SEM conhecimento inicial
B - BIW - Versão COM conhecimento inicial
L - Mostra Léxico do Processador HTRP
M - Mostra Microcaracterísticas
F - FIM
OPÇÃO:
```

Ao se digitar a opção “R”, o seguinte *menu* aparecerá:

```
RIW - Versão SEM conhecimento inicial
MENU da RIW:
1 - Treinamento dos papéis temáticos
2 - Fornece a grade temática de uma sentença
3 - Extrai regras finais da rede
4 - Saída da RIW
OPÇÃO:
```

Para este *menu*, ao se digitar “1” ocorre o treinamento dos papéis temáticos, com três mil ciclos de ativação, partindo de uma situação inicial *sem* conhecimento, ou seja, pesos aleatórios para as conexões. Para o comando “2”, há o reconhecimento da grade temática de uma sentença, ou seja, para uma sentença semanticamente bem formada, o sistema fornece em um único ciclo, a sua grade temática, uma vez que esta tenha sido aprendida. Para o comando “3” o sistema extrai as regras finais da rede, ou seja, o que a rede conseguiu “deduzir” a partir da sua arquitetura e dos exemplos vistos.

Voltando ao *menu* principal, ao se digitar a opção “B”, o seguinte *menu* aparecerá:

BIW - Versão COM conhecimento inicial
 MENU da BIW:
 0 - Extraí regras iniciais da rede
 1 - Treinamento dos papéis temáticos
 2 - Fornece a grade temática de uma sentença
 3 - Extraí regras finais da rede
 4 - Saída da RIW
 OPÇÃO:

Para este *menu*, ao se digitar “0”, o sistema fará a extração das regras iniciais, antes do aprendizado, ou seja, apenas as regras inseridas como conhecimento inicial serão extraídas. No comando “1” ocorre o treinamento dos papéis temáticos, com três mil ciclos de ativação (ou épocas), partindo de uma situação inicial *com* conhecimento, ou seja, regras simbólicas na forma de pesos de conexão da rede. Para o comando “2”, há o reconhecimento da grade temática de uma sentença, ou seja, para uma sentença semanticamente bem formada, o sistema fornece em um único ciclo, a sua grade temática, uma vez que esta tenha sido aprendida. Para o comando “3” o sistema extraí as regras finais da rede, ou seja, o que a rede conseguiu “revisar” a partir das regras iniciais, da sua arquitetura e dos exemplos vistos.

Voltando ao menu principal, ao se digitar “L”, o sistema mostrará o léxico disponível no HTRP, ou seja, os substantivos e os verbos presentes no sistema.

LÉXICO
 SUBSTANTIVOS:
 BATATA BOLA BONECA CACHORRO CEM COLHER
 CORTINA DEZ ESCRIVANINHA FRANGO GALINHA GARFO
 HOMEM LOBO MACACO MACACO-AN MACACO-ME MACARRÃO
 MANGA MANGA-FR MANGA-RO MARTELO MENINA MENINO
 MIL MULHER PEDRA PRATO VASO VIDRAÇA
 Tecla <ENTER> para ver os verbos...

VERBOS:
 AMAR ASSUSTAR BATER COMPRAR
 DAR ENTREGAR QUEBRAR TEMER
 Tecla <ENTER> para voltar ao menu principal...

E ao se digitar “M”, serão mostradas as microcaracterísticas de uma palavra ou de todo o léxico. Para os substantivos, as microcaracterísticas são as mostradas na tabela C.1 (o valor “?” representa o valor *indeterminado* (0.5)):

<i>substantivo \ microcaracterística</i>	<i>humano</i>	<i>softness</i>	<i>volume</i>	<i>forma</i>	<i>ponta</i>	<i>dureza</i>	<i>tipo de objeto</i>
<i>batata</i>	não	<i>soft</i>	pequeno	compacto	arredondado	frágil	alimento
<i>bola</i>	não	<i>soft</i>	pequeno	3-D	arredondado	inquebrável	brinquedo
<i>boneca</i>	não	<i>soft</i>	pequeno	3-D	arredondado	frágil	brinquedo
<i>cachorro</i>	não	<i>soft</i>	médio	3-D	arredondado	inquebrável	animado
<i>cem</i>	não	<i>soft</i>	pequeno	compacto	pontudo	inquebrável	valor
<i>colher</i>	não	<i>hard</i>	pequeno	compacto	pontudo	frágil	utensílio
<i>cortina</i>	não	<i>soft</i>	médio	2-D	arredondado	frágil	mobília
<i>dez</i>	não	<i>soft</i>	pequeno	compacto	pontudo	inquebrável	valor
<i>escrivaninha</i>	não	<i>hard</i>	grande	3-D	pontudo	frágil	mobília
<i>frango</i>	não	<i>soft</i>	médio	3-D	arredondado	inquebrável	alimento
<i>galinha</i>	não	<i>soft</i>	pequeno	3-D	arredondado	inquebrável	animado
<i>garfo</i>	não	<i>hard</i>	pequeno	compacto	pontudo	frágil	utensílio
<i>homem</i>	sim	<i>soft</i>	grande	3-D	arredondado	inquebrável	animado
<i>lobo</i>	não	<i>soft</i>	médio	3-D	arredondado	inquebrável	animado
<i>macaco</i>	não	?	pequeno	3-D	?	?	?
<i>macaco-an</i>	não	<i>soft</i>	pequeno	3-D	arredondado	inquebrável	animado
<i>macaco-me</i>	não	<i>hard</i>	pequeno	3-D	pontudo	frágil	utensílio
<i>macarrão</i>	não	<i>soft</i>	pequeno	compacto	pontudo	frágil	alimento
<i>manga</i>	não	<i>soft</i>	pequeno	?	arredondado	inquebrável	?
<i>manga-fr</i>	não	<i>soft</i>	pequeno	3-D	arredondado	inquebrável	alimento
<i>manga-ro</i>	não	<i>soft</i>	pequeno	compacto	arredondado	inquebrável	utensílio
<i>martelo</i>	não	<i>hard</i>	pequeno	compacto	pontudo	frágil	utensílio
<i>menina</i>	sim	<i>soft</i>	médio	3-D	arredondado	inquebrável	animado
<i>menino</i>	sim	<i>soft</i>	médio	3-D	arredondado	inquebrável	animado
<i>mil</i>	não	<i>soft</i>	pequeno	compacto	pontudo	inquebrável	valor
<i>mulher</i>	sim	<i>soft</i>	grande	3-D	arredondado	inquebrável	animado
<i>pedra</i>	não	<i>hard</i>	pequeno	3-D	pontudo	inquebrável	utensílio
<i>prato</i>	não	<i>hard</i>	pequeno	2-D	arredondado	frágil	utensílio
<i>vaso</i>	não	<i>hard</i>	pequeno	2-D	arredondado	frágil	utensílio
<i>vidraça</i>	não	<i>hard</i>	médio	2-D	pontudo	frágil	utensílio

Tabela C.1. Microcaracterísticas dos substantivos no HTRP.

Para os verbos, as microcaracterísticas são as mostradas na tabela C.2 (o valor “?” representa ambigüidade (valor 0.5)):

verbo \ micro-característica	controle	desenvolvimento	direção	afetação	mudança de estado	estado psicológico	objetivo	resultante	intensidade da ação	interesse
<i>amar</i>	?	indireto	fonte	não	não	sim	não	não	baixa	não
<i>amar1</i>	não	indireto	fonte	não	não	sim	não	não	baixa	não
<i>amar2</i>	sim	indireto	fonte	não	não	sim	não	não	baixa	não
<i>assustar</i>	?	?	meta	sim	não	sim	?	não	baixa	?
<i>assustar1</i>	não	indireto	meta	sim	não	sim	não	não	baixa	não
<i>assustar2</i>	sim	direto	meta	sim	não	sim	sim	não	baixa	sim
<i>bater</i>	?	?	meta	sim	não	não	?	sim	alta	?
<i>bater1</i>	não	indireto	meta	sim	não	não	não	sim	alta	não
<i>bater2</i>	sim	direto	meta	sim	não	não	sim	sim	alta	sim
<i>comprar</i>	sim	direto	fonte	sim	não	não	sim	sim	baixa	sim
<i>comprar1</i>	sim	direto	fonte	sim	não	não	sim	sim	baixa	sim
<i>comprar2</i>	sim	direto	fonte	sim	não	não	sim	sim	baixa	sim
<i>dar</i>	sim	direto	meta	sim	não	sim	sim	sim	baixa	sim
<i>entregar</i>	sim	direto	meta	sim	não	não	sim	sim	baixa	sim
<i>quebrar</i>	?	?	meta	sim	sim	não	?	sim	alta	?
<i>quebrar1</i>	não	indireto	meta	sim	sim	não	não	sim	alta	não
<i>quebrar2</i>	sim	direto	meta	sim	sim	não	sim	sim	alta	sim
<i>temer</i>	não	indireto	fonte	sim	não	sim	não	não	baixa	não

Tabela C.2. Microcaracterísticas dos verbos no HTRP.

C.2 A Versão RIW

A idéia por trás da versão *sem* conhecimento inicial é mostrar que o sistema mesmo partindo de valores iniciais aleatórios, consegue chegar a um “conhecimento” a cerca dos papéis temáticos, deduzindo a partir dos exemplos de sentenças vistos e da arquitetura da rede conexionista.

O sistema HTRP utiliza, nas duas versões, um gerador de sentenças de treinamento. Este gerador monta sentenças a partir de *frames* de sentenças disponíveis. Estas sentenças são na sua maioria, semanticamente bem formadas, mas há sentenças sem significado também, para ativar a saída *erro*. Chegou-se, empiricamente, a sete sentenças de treinamento para cada verbo sendo que duas destas ativam a saída *erro*. O sistema utiliza treze verbos (oito verbos diferentes e cinco leituras alternativas), a saber, *amar*, *assustar*, *bater*, *comprar*, *dar*, *entregar*, *quebrar* e *temer*. Destes, *amar*, *assustar*, *bater*, *comprar* e *quebrar* têm duas leituras, ou

seja, ativam duas grades temáticas diferentes, dependendo da sentença em que ocorrem. Por exemplo, em *o menino comprou a escrivadinha da mulher* ativa a grade temática [AGENTE, TEMA, FONTE]. Já a sentença *o menino comprou a escrivadinha por cem reais* ativa a grade [AGENTE, TEMA, VALOR].

Os próximos quadros mostram os *frames* de sentenças para cada verbo, utilizados no HTRP:

Verbo *amar1*:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	o humano ama o objeto	[EXPERIENCIADOR, TEMA]
2	o humano ama o alimento	[EXPERIENCIADOR, TEMA]
3	o humano ama o utensílio	[EXPERIENCIADOR, TEMA]
4	o objeto ama a coisa	<i>erro</i>
5	o humano ama	[EXPERIENCIADOR]
6	o humano ama a mobília	[EXPERIENCIADOR, TEMA]
7	o objeto ama a coisa	<i>erro</i>

Verbo *amar2*:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	o humano ama o humano	[EXPERIENCIADOR, TEMA]
2	o humano ama o animal	[EXPERIENCIADOR, TEMA]
3	o humano ama o humano	[EXPERIENCIADOR, TEMA]
4	o objeto ama a coisa	<i>erro</i>
5	o humano ama o animal	[EXPERIENCIADOR, TEMA]
6	o humano ama o humano	[EXPERIENCIADOR, TEMA]
7	o objeto ama a coisa	<i>erro</i>

Verbo *assustar1*:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	o objeto assusta o humano	[CAUSA, TEMA]
2	o predador assusta a presa	[CAUSA, TEMA]
3	a coisa assusta o animal	[CAUSA, TEMA]
4	o valor assusta o objeto	<i>erro</i>
5	o animal assusta o humano	[CAUSA, TEMA]
6	o objeto assusta o humano	[CAUSA, TEMA]
7	o valor assusta o objeto	<i>erro</i>

Verbo *assustar*2:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	o humano assusta o humano	[AGENTE, TEMA]
2	o humano assusta o animal	[AGENTE, TEMA]
3	o humano assusta o humano	[AGENTE, TEMA]
4	o valor assusta o valor	<i>erro</i>
5	o humano assusta o humano	[AGENTE, TEMA]
6	o humano assusta o animal	[AGENTE, TEMA]
7	o valor assusta o valor	<i>erro</i>

Verbo *bater*1:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	o objeto bateu na coisa	[CAUSA, PACIENTE]
2	o animal bateu na coisa	[CAUSA, PACIENTE]
3	o predador bateu na coisa	[CAUSA, PACIENTE]
4	o valor bateu no humano com o humano	<i>erro</i>
5	a presa bateu na coisa	[CAUSA, PACIENTE]
6	a coisa bateu na mobília	[CAUSA, PACIENTE]
7	o valor bateu no humano com o humano	<i>erro</i>

Verbo *bater*2:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	o humano bateu na coisa com o batedor	[AGENTE, PACIENTE, INSTRUMENTO]
2	bateu no animal com o batedor	[PACIENTE, INSTRUMENTO]
3	o humano bateu no objeto_frágil com o batedor	[AGENTE, PACIENTE, INSTRUMENTO]
4	o valor bateu no humano com o humano	<i>erro</i>
5	o humano bateu no objeto com o utensílio	[AGENTE, PACIENTE, INSTRUMENTO]
6	bateu na mobília com o batedor	[AGENTE, PACIENTE, INSTRUMENTO]
7	o valor bateu no humano com o humano	<i>erro</i>

Verbo *comprar1*:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	o humano comprou o objeto do humano	[AGENTE, TEMA, FONTE]
2	o humano comprou do humano	[AGENTE, FONTE]
3	comprou a coisa do humano	[TEMA, FONTE]
4	o objeto comprou o humano do predador	<i>erro</i>
5	o humano comprou do humano	[AGENTE, FONTE]
6	comprou a mobília da humano	[TEMA, FONTE]
7	a coisa comprou o humano da mobília	<i>erro</i>

Verbo *comprar2*:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	comprou por valor	[VALOR]
2	o humano comprou a coisa por valor	[AGENTE, TEMA, VALOR]
3	comprou a coisa por valor	[TEMA, VALOR]
4	o objeto comprou o humano por animal	<i>erro</i>
5	o humano comprou por valor	[AGENTE, VALOR]
6	o humano comprou a mobília por valor	[AGENTE, TEMA, VALOR]
7	a coisa comprou o humano por mobília	<i>erro</i>

Verbo *dar*:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	o humano deu o objeto para o humano	[AGENTE, TEMA, BENEFICIÁRIO]
2	deu o objeto para o animal	[TEMA, BENEFICIÁRIO]
3	o humano deu a coisa para o humano	[AGENTE, TEMA, BENEFICIÁRIO]
4	o objeto deu o humano para a mobília	<i>erro</i>
5	o humano deu para o animal	[AGENTE, BENEFICIÁRIO]
6	deu para o humano	[BENEFICIÁRIO]
7	a coisa deu o humano para o utensílio	<i>erro</i>

Verbo *entregar*:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	o humano entregou o objeto para o humano	[AGENTE, TEMA, META]
2	entregou o animal para o humano	[TEMA, META]
3	o humano entregou para o humano	[AGENTE, META]
4	a coisa entregou o humano para a mobília	<i>erro</i>
5	o humano entregou a coisa para o humano	[AGENTE, TEMA, META]
6	entregou para o humano	[META]
7	o objeto entregou o humano para a coisa	<i>erro</i>

Verbo *quebrar1*:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	o objeto quebrou o objeto_frágil	[CAUSA, PACIENTE]
2	o quebrador quebrou o objeto_frágil	[CAUSA, PACIENTE]
3	o objeto quebrou o objeto_frágil	[CAUSA, PACIENTE]
4	o valor quebrou o humano com a presa	<i>erro</i>
5	o objeto quebrou o objeto_frágil	[CAUSA, PACIENTE]
6	o quebrador quebrou o objeto_frágil	[CAUSA, PACIENTE]
7	o valor quebrou o humano com o predador	<i>erro</i>

Verbo *quebrar2*:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	o humano quebrou o objeto_frágil com o quebrador	[AGENTE, PACIENTE, INSTRUMENTO]
2	o animal quebrou o objeto_frágil	[AGENTE, PACIENTE]
3	o humano quebrou o objeto_frágil com o quebrador	[AGENTE, PACIENTE, INSTRUMENTO]
4	o valor quebrou o humano com a presa	<i>erro</i>
5	o animal quebrou o objeto_frágil	[AGENTE, PACIENTE]
6	o humano quebrou o objeto_frágil com o quebrador	[AGENTE, PACIENTE, INSTRUMENTO]
7	o valor quebrou o humano com o predador	<i>erro</i>

Verbo *temer*:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	o humano teme o humano	[EXPERIENCIADOR, TEMA]
2	o humano teme o animal	[EXPERIENCIADOR, TEMA]
3	o animal teme o humano	[EXPERIENCIADOR, TEMA]
4	o objeto teme o valor	<i>erro</i>
5	o animal teme o predador	[EXPERIENCIADOR, TEMA]
6	o animal teme o animal	[EXPERIENCIADOR, TEMA]
7	o utensílio teme o valor	<i>erro</i>

As categorias presentes nos *frames* são substituídas pelo gerador pelas seguintes palavras para cada categoria:

<i>categoria</i>	<i>palavra 1</i>	<i>palavra 2</i>	<i>palavra 3</i>	<i>palavra 4</i>
<i>humano</i>	homem	menina	menino	mulher
<i>animal</i>	galinha	cachorro	lobo	macaco-an
<i>objeto</i>	bola	macaco-me	boneca	prato
<i>coisa</i>	boneca	galinha	manga-ro	vaso
<i>predador</i>	lobo	cachorro	lobo	cachorro
<i>presa</i>	galinha	macaco-an	galinha	macaco-an
<i>alimento</i>	macarrão	manga-fr	batata	frango
<i>utensílio</i>	garfo	colher	garfo	colher
<i>objeto_frágil</i>	vidraça	vaso	prato	vidraça
<i>batedor</i>	macaco-me	martelo	pedra	martelo
<i>quebrador</i>	bola	martelo	vaso	pedra
<i>valor</i>	dez	cem	mil	dez
<i>mobília</i>	cortina	escrivantina	cortina	escrivantina

No comando “1”, a versão RIW inicia as tabelas do gerador de sentenças (preenche os *frames*). Depois, inicia os pesos aleatoriamente. Então, o sistema está pronto para a fase de treinamento. O algoritmo usado é o *backpropagation*, onde pares de entrada-saída são fornecidos pelo gerador de sentenças. Foram testados uma grande variedade de número de ciclos de ativação e chegou-se a 3.000. Tanto as regras extraídas quanto a grade temática ativada estavam suficientemente satisfatórias.

O comando “2” corresponde ao reconhecimento. Aqui, entra-se com uma sentença e o sistema fornecerá a sua grade temática, se esta sentença for semanticamente válida, ou *erro*, se for semanticamente inválida. O reconhecimento é feito em apenas um ciclo do algoritmo *backpropagation*.

Existem duas possibilidades de execução do comando “2”. Ou se entra com a sentença, ou se permite que o gerador de sentenças de reconhecimento gere as sentenças para o reconhecimento. Este gerador também trabalha com *frames*, da mesma forma que o gerador de sentenças para o treinamento. No reconhecimento não há leituras alternativas para alguns verbos como há no treinamento. O sistema deve reconhecer qual leitura é apropriada. A seguir, os *frames* de sentenças para o gerador de reconhecimento, para cada verbo do HTRP:

Verbo *amar*:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	o humano ama o objeto	[EXPERIENCIADOR, TEMA]
2	o humano ama o humano	[EXPERIENCIADOR, TEMA]
3	o utensílio ama o valor	<i>erro</i>

Verbo *assustar*:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	a coisa assusta o humano	[CAUSA, TEMA]
2	o humano assusta o humano	[AGENTE, TEMA]
3	o valor assusta o valor	<i>erro</i>

Verbo *bater*:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	a coisa bateu na coisa	[CAUSA, PACIENTE]
2	o humano bateu na coisa com o batedor	[AGENTE, PACIENTE, INSTRUMENTO]
3	o valor bateu no humano com o humano	<i>erro</i>

Verbo *comprar*:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	o humano comprou o objeto do humano	[AGENTE, TEMA, FONTE]
2	o humano comprou a coisa por valor	[AGENTE, TEMA, VALOR]
3	o objeto comprou o humano do predador	<i>erro</i>

Verbo *dar*:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	o humano deu o objeto para o humano	[AGENTE, TEMA, BENEFICIÁRIO]
2	deu o objeto para o animal	[TEMA, BENEFICIÁRIO]
3	o objeto deu o humano para a mobília	<i>erro</i>

Verbo *entregar*:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	o humano entregou o objeto para o humano	[AGENTE, TEMA, META]
2	entregou o animal para o humano	[TEMA, META]
3	a coisa entregou o humano para a mobília	<i>erro</i>

Verbo *quebrar*:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	o objeto quebrou o objeto_frágil	[CAUSA, PACIENTE]
2	o humano quebrou o objeto_frágil com o quebrador	[AGENTE, PACIENTE, INSTRUMENTO]
3	o valor quebrou o humano com a presa	<i>erro</i>

Verbo *temer*:

	<i>frame</i>	<i>grade temática</i>
1	o humano teme o humano	[EXPERIENCIADOR, TEMA]
2	o animal teme o predador	[EXPERIENCIADOR, TEMA]
3	o objeto teme o valor	<i>erro</i>

No comando “3” há a extração de regras simbólicas finais a partir da arquitetura conexionista. A extração é análoga à introdução, ou seja, cria-se implicações da lógica com antecedentes ponderados, a partir das conexões entre unidade e de seus pesos. Por exemplo, se uma unidade representando o conceito A estiver conectada a unidade conceito C, com um peso de conexão de -1.2 e outra unidade para o conceito B estiver conectada a mesma unidade C com o peso de conexão -0.8, então tem-se a seguinte regra simbólica: $((-1.2 A) + (-0.8 B)) \rightarrow C$. Na verdade, as unidades A e B devem pertencer à camada de entrada e a unidade C (unidade *and*) deve pertencer à camada escondida.

C.3 A Versão BIW

Para a versão BIW – *com* conhecimento inicial – exceto o comando 0, todos os outros comandos são equivalentes à versão RIW. O comando “0” permite a extração de regras da rede antes do aprendizado. Ou seja, na verdade as regras extraídas são as mesmas regras iniciais:

PAPÉL- θ \ microcaracterísticas	controle	desenca- deamento	direção	afetação	mudan- ça de estado	estado. psicológi- co	objetivo	resultante	intensida- de da ação	interesse no proces- so
AGENTE	sim	direto		sim			sim			sim
PACIENTE				sim				sim	alta	
EXPERIENCIADOR			fonte		não		não	não	baixa	não
TEMA					não				baixa	
FONTE		direto	fonte		não			sim		sim
META	sim		meta		não			sim		sim
BENEFICIÁRIO	sim	direto			não	sim		sim		
CAUSA	não	indireto	meta				não			não
INSTRUMENTO	sim	direto		sim		não	sim	sim	alta	sim
VALOR	sim	direto			não			sim		sim

Todos os outros comandos são equivalentes aos comandos da versão RIW, onde apenas um *flag* sinaliza que o sistema, neste caso, é *com* conhecimento inicial.

C.4 Desenvolvimento do HTRP

A representação das microcaracterísticas dos verbos no sistema HTRP – Processador de Papel Temático Híbrido – é baseada principalmente em Franchi e Cançado (1998). A entrada da rede é a concatenação dos vetores de microcaracterísticas do verbo (predicado) e de todos os seus argumentos. A saída da rede é a grade temática, ou seja, devem ser ativados na saída as unidades de todos os papéis temáticos atribuídos pelo predicado a seus argumentos na sentença de entrada. Implementou-se o procedimento de extração de regras MofN de Towell e Shavlik (1993) – ver anexo A. As regras simbólicas introduzidas na rede como conhecimento inicial na BIW são equivalentes a uma unidade *and*, ou seja, somente a presença de *todas* as entradas garante a ativação da unidade (Garcez *et al.*, 1997). Para a versão BIW, foram atribuídos conceitos às unidades (de entrada e de saída) para possibilitar a implementação do “conhecimento inicial” da rede, ou seja, as regras dos papéis temáticos, e para poder extrair as regras depois do treinamento. A arquitetura proposta contém duas unidades ‘escondidas’ para cada papel temático: uma para o verbo e outra para um substantivo; e apenas uma unidade de saída. Incluiu-se também a saída *erro* na arquitetura conexionista utilizada. Tra-

balha-se com sete exemplos para cada verbo. Destes sete, dois são negativos – semanticamente inválidos (com saída *erro*) (Lawrence *et al.*, 1999).

Abaixo, comenta-se passos do desenvolvimento em versões anteriores do sistema, e com isso procura-se mostrar algumas questões interessantes.

C.4.1 A Arquitetura Conexionista

Em versões anteriores do sistema, arquiteturas diferentes foram testadas. Considerou-se, em princípio, uma arquitetura com todos os elementos totalmente conectados, ou seja, cada papel temático era ativado por todas as entradas, e não apenas pelas do verbo e de um substantivo, como é a versão final. Mas este tipo de arquitetura mostrou-se instável (o sistema não conseguia aprender a atribuição de papel temático). Outras arquiteturas foram tentadas: *sem* a saída erro, duas camadas escondidas, etc., mas todas elas acabaram sendo substituídas pela arquitetura atual, que se mostrou mais eficiente.

C.4.2 A “Clusterização” e a “Anulação”

O procedimento para extração de regras simbólicas a partir da arquitetura conexionista MofN de Towell e Shavlik (1993) é constituído, entre outras coisas, do passo da *clusterização* (agrupamento de unidades similares) e da *anulação* (dos pesos de conexão pequenos).

O objetivo da *clusterização* é agrupar unidades processadoras similares, ou seja, um neurônio correspondente à média de um grupo de neurônios com saídas próximas faz o papel de todos esses neurônios. Desta forma, diminui-se o número de unidades processadoras, sem alterar o processamento.

O objetivo da *anulação* é eliminar os pesos de conexão abaixo de um determinado valor, por considerar-se que os mesmos não terão peso significativo no cômputo geral na ativação da unidade processadora. Assim, com peso zero, as conexões deixarão de existir, o que na prática significa a eliminação destas unidades. Outra vez, diminui-se o número de unida-

des processadoras sem afetar o processamento. Com menos unidades, fica mais simples ajustar o algoritmo conexionista.

Verificou-se através de vários testes, que sem a clusterização e a anulação, as regras finais são exatamente as mesmas iniciais. Sem a clusterização e *com* a anulação também. Aparentemente, a clusterização está destruindo conhecimento.

C.4.3 A Otimização

Inspirado em Fu (1991a, 1991b e 1993), foi criado um procedimento de “otimização”. Este procedimento realiza a propagação através da rede neural pelo algoritmo *backpropagation* (Rumelhart *et al.*, 1986a), mas no momento da correção dos erros, são corrigidos apenas os limiares de ativação, mantendo fixos os outros pesos. O objetivo deste procedimento é garantir uma maior eficiência no aprendizado: o sistema seria capaz de aprender mais rapidamente, caso este procedimento fosse adotado. Mas ele provou não surtir efeito para esta aplicação.

C.4.4 A Rede Recorrente

Implementou-se também a versão do HTRP com a rede recorrente de Jordan (Jordan, 1986; Elman, 1990; Lawrence *et al.*, 1999) com a criação de mais uma camada “escondida”, chamada de camada de estado – ver anexo A. Foram implementadas duas versões: a) na primeira, copiou-se a camada escondida na camada de estado; b) na segunda, copiou-se a camada de saída na camada de estado. Mas, depois de alguns testes, verificou-se que isto não funcionava adequadamente. Há na verdade a necessidade de um período de treinamento muito maior (muito mais ciclos de treinamento), pois a rede recorrente é muito mais difícil de treinar.

C.4.5 Os Clusters de Unidades na Saída

Há, no sistema HTRP, a inclusão do conceito de *clusters* de unidades na saída, ou seja, dentro de cada *cluster* só um é ativado (*aprendizado competitivo*: Grossberg, 1987). Tem-se os seguintes *clusters*:

- I) AGENTE, CAUSA, EXPERIENCIADOR;
- II) PACIENTE, TEMA;
- III) FONTE, META, BENEFICIÁRIO, INSTRUMENTO, VALOR.

Esses *clusters* foram escolhidos para corresponderem às posições argumentais das sentenças adotadas no sistema HTRP. Para este sistema, os elementos de cada *cluster* são mutuamente exclusivos, o que não significa necessariamente que o sejam sempre (e de fato, não o são). A idéia é que, dentro de cada *cluster*, haja um aprendizado competitivo, ou seja, somente uma saída dentro do *cluster* é ativada e as demais saídas se inibem (Grossberg, 1987). Será que isto deve ocorrer durante todo o aprendizado ou só no reconhecimento? Empiricamente, mostrou-se que o aprendizado é mais efetivo quando não há competição entre os elementos de um *cluster* durante o aprendizado. No reconhecimento não se alteram os pesos de conexão da rede no algoritmo *backpropagation*. Então deve-se, na fase de reconhecimento, ativar apenas uma unidade dentro de cada *cluster*, aquela que tiver a saída com valor maior. Isto implica que, no sistema HTRP, jamais haverá mais de uma saída ativa para a mesma posição argumental (por exemplo, nunca haverá AGENTE e CAUSA para uma mesma sentença).

C.4.6 O Gerador de Frases para o Reconhecimento

Implementou-se um gerador automático de sentenças para o reconhecimento. Sempre as mesmas frases, mas diferentes das do treinamento. Desta forma, pode-se testar qualquer versão do programa com o mesmo conjunto de sentenças (semanticamente válidas e inválidas) e pode-se portanto, fazer uma comparação mais apropriada. O gerador automático pode gerar até 24 sentenças de entrada diferentes para efeito de comparação entre os modelos.

C.4.7 As Regras Simbólicas

No sistema HTRP, as regras introduzidas e extraídas têm os antecedentes da implicação lógica ponderados. Isto é, na regra

$$(w_1 A + w_2 B) \rightarrow C$$

os antecedentes A e B têm os pesos w_1 e w_2 associados, respectivamente. Esses pesos, que correspondem aos pesos de conexão da rede entre os elementos processadores rotulados A e C (w_1) e entre B e C (w_2), são números reais, diferentemente da implicação da lógica clássica, cujos antecedentes estão ou não presentes (sendo portanto, valores binários). Logo, todas as entradas têm participação, com o seu peso de conexão ponderando-a.

C.4.8 As Leituras Alternativas dos Verbos

A abordagem adotada é não-lexicalista, de acordo com Franchi e Cançado (1998). McClelland e Kawamoto (1986) utilizavam um enfoque compatível com esta idéia, já que palavras com ambigüidade lexical (por exemplo, *bat*) eram usadas, sendo que o sistema resolvia este tipo de ambigüidade, a partir das outras palavras que compunham a sentença. No HTRP, quando o verbo admitir duas leituras, cria-se uma leitura para a entrada, que é a “média” das duas leituras quando as essas discordarem (ou seja, reconhece-se a ambigüidade). O verbo, por exemplo *quebrar*, não é ambíguo durante todo o processo, apenas o é no reconhecimento, sendo que durante todo o treinamento, ora é *quebrar1* ora *quebrar2* (duas leituras possíveis para *quebrar*). Assim, parece muito mais coerente, já que na entrada não se sabe se *quebrar* é *quebrar1* ou *quebrar2* (fato semelhante já ocorre com os substantivos ambíguos). A preocupação é quando se tem muitos valores “indefinidos” (iguais a 0.5). Neste caso, fica muito mais difícil de o sistema fazer a distinção. Este problema é menor no sistema de McClelland e Kawamoto (1986) que tem uma entrada mais complexa, onde há uma maior “interação” entre o verbo e cada elemento constituinte. Mas, o sistema HTRP, apesar da sua representação linear mais simplificada, responde bem a essa representação ambígua.

C.5 Conclusão

O sistema HTRP, com suas duas versões, atende satisfatoriamente às necessidades de um sistema híbrido simbólico-conexionista para tratamento de papéis temáticos. O sistema tem como entrada a sentença na língua portuguesa, e como saída, a sua grade temática, caso a sentença seja semanticamente bem formada, ou a saída *erro*, caso contrário. Além disso, é possível incluir conhecimento inicial no sistema (na sua versão BIW), através de regras simbólicas transpostas na arquitetura connexionista na forma de pesos de conexão. E, depois do treinamento, é possível extrair o conhecimento simbólico da rede, revisando a teoria simbólica inicial (no caso da BIW), ou “deduzindo” a partir do treinamento e da arquitetura usada (no caso da RIW).

Versões enriquecidas para o sistema HTRP, que incluam modificações tais como léxico mais numeroso com a introdução de novos vetores de microcaracterísticas semânticas, uma arquitetura connexionista que abranja toda a sentença, para julgamentos de aceitabilidade composicional, são projetos para o futuro.

Anexo D

Glossário

“Quando eu uso uma palavra”, replicou Humpty Dumpty com superioridade, ‘ela significa o que eu quero que signifique... e nada mais’.”

Lewis Carroll (1832-98), *Through the Looking-Glass* (1872)

Obs.: No final de cada definição adotada, encontra-se o capítulo (C) ou anexo (A) no qual esta definição aparece pela primeira vez indicada em negrito.

- ✓ **abordagem conexionista** – abordagem que usa redes neurais artificiais [C1].
- ✓ **abordagem simbólica** – abordagem que usa símbolos para representação de conhecimento. É baseada na lógica. Sistemas simbólicos usam paradigma oposto ao conexionismo. São sistemas baseados em regras, casos ou princípios (Pereira e Grosz, 1993) – Veja apêndice B [C1].
- ✓ **ambigüidade** (lexical) – a mesma palavra, ou expressão básica, denota entidades diferentes no mundo. Por exemplo, *manga* pode ser a fruta ou a parte da camisa [C2].
- ✓ **antecedente** – elemento a esquerda da implicação lógica. Por exemplo, o A em $A \rightarrow B$ [C5].
- ✓ **antecedente ponderado** – antecedente de uma regra de produção com um peso associado, que na abordagem híbrida, significa o peso de conexão associado a essa regra [C3].
- ✓ **arquitetura conexionista** – rede de unidades processadoras (processadores elementares) altamente interconectada. Também conhecida como rede neural artificial [C3].
- ✓ **árvore de parsing** – árvore na qual os nós interiores representam frases, arcos representam aplicações de regras gramaticais e nós folha representam palavras. É uma forma de mostrar o resultado de uma análise sintática [C2].
- ✓ **ativo** – elemento da lógica de três valores, correspondente ao 1 (verdadeiro) [C2].
- ✓ **autômato de estados finitos** – dispositivo de computação que julga a legalidade de expressões lineares a direita sobre um alfabeto finito. Este tipo de linguagem é gerada pelas gramáticas lineares a direita. Uma gramática é *linear a direita* se toda produção é da forma $A \rightarrow bC$ ou $A \rightarrow b$, onde A e C são símbolos não terminais (variáveis) e b é um símbolo terminal ou a cadeia vazia. Uma linguagem gerada por tal gramática é chamada de *linguagem linear a direita*. (Moll et al., 1988) [C5].
- ✓ **backpropagation** (retropropagação) – algoritmo conexionista (procedimento computacional de simulação de uma rede neural artificial) supervisionado, onde ocorre a propagação do padrão da camada de entrada em direção à camada de saída e depois há a comparação com a saída desejada e o erro é propagado de volta à camada escondida e à camada de entrada (*error backpropagation*, Rumelhart et al., 1986a) [C2].

- ✓ **backward** – sistema de dedução baseado em regras, cujo encadeamento inferencial inicia-se com a expressão meta (conclusão), aplica-se as regras e chega-se na expressão fato (base de conhecimento) [C2].
- ✓ **bit** – dígito binário. No vetor de bits, cada elemento pode representar apenas dois valores [C2].
- ✓ **bottom-up** – técnica de análise, que consiste em partir dos símbolos terminais (que numa sentença corresponde às palavras), e continuar construindo os símbolos não terminais (por exemplo, SN, SV, etc.) até chegar no símbolo inicial da sentença (S) [C2].
- ✓ **camada de entrada** – camada inicial da rede neural artificial, onde os padrões de entrada são apresentados à rede [C2].
- ✓ **camada de saída** – camada final da rede neural artificial, de onde os padrões da saída são fornecidos pela rede [C2].
- ✓ **camada escondida** – também chamada de camada oculta, camada intermediária entre a entrada e a saída em uma rede neural artificial. Pode haver mais de uma camada escondida [C2].
- ✓ **ciclo de treinamento (ou de ativação)** – intervalo de tempo entre a apresentação do padrão à camada de entrada da rede neural artificial, a sua propagação através da camada escondida com direção à camada de saída da rede, e nos algoritmos supervisionados, a retropropagação (*backpropagation*) do erro de volta a camada de entrada. O treinamento de uma rede neural usualmente requer muitos ciclos de ativação [C2].
- ✓ **cluster** – grupo de unidades [AA].
- ✓ **complementaridade** – dois ou mais valores são complementares se somente um destes valores tem um sinal e todos os outros têm sinais opostos a este [C5].
- ✓ **computador (máquina) de von Neumann** – o computador atual, baseado no conceito de programa armazenado de von Neumann, composto de Unidade Central de Processamento, Unidades de Entrada e Saída e Memória [C3].
- ✓ **conexionismo** – veja abordagem conexionista [C1].
- ✓ **conseqüente** – elemento a direita da implicação lógica. Por exemplo, o B em $A \rightarrow B$ [C3].
- ✓ **desativado** – elemento da lógica de três valores, correspondente ao 0 (falso) [C2].

- ✓ **estrutura-D** – do inglês *Deep structure*, estrutura profunda. A gramática transformacional consiste de um *componente base* e de um *componente transformacional*. O componente base é uma gramática livre de contexto (ver hierarquia de Chomsky), que produz um conjunto de árvores de estruturas profundas (Grishman, 1986) [C4].
- ✓ **estrutura-S** – do inglês *Surface structure*, estrutura de superfície. A gramática transformacional consiste de um *componente base* e de um *componente transformacional*. O componente transformacional é um conjunto de regras de rescrita de árvore que, quando aplicado a uma árvore estrutura profunda, produz uma ou mais árvores de estrutura de superfície (Grishman, 1986) [C4].
- ✓ **feedforward** – rede onde a propagação do sinal caminha da camada de entrada para a camada de saída, passando pela(s) camada(s) escondida(s) [C2].
- ✓ **forward** – sistema de dedução baseado em regras, cujo encadeamento inferencial inicia-se com a expressão fato (base de conhecimento), aplica-se as regras e chega-se na expressão meta (conclusão) [C3].
- ✓ **frame** – coleção de atributos, em geral chamados de escaninhos (*slots*) e valores a eles associados (e possivelmente restrições a estes valores) que descrevem alguma entidade do mundo (Rich e Knight, 1994) [C2].
- ✓ **generalização** – característica notável das redes neurais artificiais, que consiste em permitir, mesmo com entradas não previamente vistas, mas próximas aos padrões conhecidos, que a rede neural forneça uma saída satisfatória [C1].
- ✓ **grade temática** – estrutura com todos os papéis temáticos atribuídos pelo predicado aos seus argumentos em uma sentença [C1].
- ✓ **gramática de cláusulas definidas** – formalismo computacional criado por Pereira e Warren (1980), para a tradução da gramática livre de contexto na lógica de predicados de primeira ordem [C2].
- ✓ **gramática livre de contexto** – gramática formal na qual o lado esquerdo de toda regra de produção contém apenas um símbolo não terminal (variável) [C1].

- ✓ **gramática sintagmática** – gramática que usa sintagmas como símbolos não terminais. Sintagmas são frases que compõem a sentença. Em *O menino quebrou o vaso*, *o menino* é o sintagma nominal sujeito, *o vaso* é o sintagma nominal objeto, e *quebrou o vaso* é o sintagma verbal. Exemplo de regra da gramática sintagmática: $S \rightarrow SN, SV$, ou seja, a sentença (S) é formada por um sintagma nominal (SN) seguido de um sintagma verbal (SV) [C2].
- ✓ **híbrida** – abordagem que usa rede neural baseada em conhecimento [C1].
- ✓ **hierarquia de Chomsky** – Noam Chomsky (1957) descreve quatro classes de formalismos gramaticais que diferem apenas na forma das regras de produção. As classes podem ser arranjadas numa hierarquia:
 - gramáticas regulares (tipo 3): as mais simples, equivalentes às máquinas de estados finitos, em poder expressivo. Toda regra tem um único símbolo não terminal do lado esquerdo e um terminal, seguido opcionalmente por um não terminal, por exemplo, $S \rightarrow a S$.
 - gramáticas livres de contexto – GLCs (tipo 2): o lado esquerdo consiste de um único símbolo não terminal. Portanto, cada regra licencia a rescrita do não terminal como o lado direito em *qualquer* contexto. As GLCs são populares para gramáticas da língua natural, apesar de se saber que pelo menos algumas línguas naturais não são livres de contexto (Pullum, 1991). Exemplo: $S \rightarrow a S b$.
 - gramáticas sensíveis ao contexto (tipo 1): o lado direito deve conter no mínimo a quantidade de símbolos do lado esquerdo. O nome *sensível ao contexto* vem do fato de que uma regra como $ASB \rightarrow AXB$ diz que um S pode ser rescrito como um X no contexto de um A precedente e um B seguinte.
 - gramáticas enumeráveis recursivamente (tipo 0): regras irrestritas. São equivalentes às máquinas de Turing em relação ao seu poder expressivo. Por exemplo, $AB \rightarrow C$ [C1].
- ✓ **indeterminado** – elemento da lógica de três valores, correspondente ao 0.5 [C5].
- ✓ **léxico** – vocabulário [C1].
- ✓ **localista** – tipo de representação em sistemas conexionistas, onde os conceitos (ou itens de informação) são representados por unidades da rede [C3].

- ✓ **lógica de predicados** – ou lógica de primeira ordem, ou ainda, cálculo de predicados de primeira ordem pode ser caracterizada como um sistema formal apropriado a definição de teorias do universo de discurso da matemática. Por exemplo, se H é um predicado que significa homem e M, mortal, para a sentença “Todos os homens são mortais”, teríamos a seguinte fórmula da lógica: $\forall x (H(x) \rightarrow M(x))$, que pode ser lida assim: “Para todo x , se x é homem, então x é mortal” [C2].
- ✓ **lógica de três valores** – lógica proposta por Lukasiewicz (1929), que admite três valores: *falso*, representado pelo 0, *verdadeiro*, representado pelo 1 e *indeterminado*, representado pelo 0.5. No caso do sistema HTRP, o valor *indeterminado* (0.5) é usado para representar palavras ambíguas [C4].
- ✓ **máquina de Turing** – controle de estado finito equipado com um dispositivo de armazenamento externo na forma de uma fita finita dividida em quadrados que pode ser estendida indefinidamente em ambas as direções. Cada quadrado da fita pode estar em branco ou pode carregar qualquer símbolo de um alfabeto de fita finita. O controle do estado finito é acoplado à fita através de uma cabeça de leitura/escrita. A qualquer instante dado, a cabeça estará percorrendo um quadrado da fita e o controle de estado finito estará em um estado. Dependendo deste estado e do símbolo no quadrado percorrido pela cabeça da fita, a máquina irá, em um passo, fazer o seguinte:
 - Entrar em um novo estado do controle de estado finito;
 - Sobrescrever um símbolo no quadrado percorrido (é possível sobrescrever o mesmo símbolo e portanto deixar o quadrado da fita sem mudar, ou sobrescrever um branco e “apagar” o símbolo da fita);
 - Deslocar a cabeça para esquerda ou para a direita um quadrado, ou não deslocar nada [C3].
- ✓ **microcaracterísticas semânticas** – tipo de representação que consiste no uso de vetores de elementos da lógica de três valores para representar as palavras (representação distribuída). Por exemplo, *homem é humano, grande, animado*, etc. Esta representação é usada por Waltz e Pollack (1985), McClelland e Kawamoto (1986), Rosa (1997) e outros [C1].
- ✓ **papel de caso** – termo usado por Fillmore (1968) para designar relacionamento semântico entre um predicado e seus argumentos. Também conhecido como *papel de caso temático* ou *papel temático* [C2].

- ✓ **papel temático** – na visão tradicional, trata-se do relacionamento semântico entre palavras de uma sentença. Normalmente o verbo (predicado) atribui papéis temáticos (AGENTE, PACIENTE, INSTRUMENTO, etc.) às outras palavras (argumentos) da sentença. Para Franchi e Cançado (1998), o papel temático representa uma função que o argumento tem em uma dada sentença, estabelecida através da relação semântica desse elemento com um predicado [C1].
- ✓ **parsing** – processo de atribuir categoria sintática (substantivo, verbo, etc.) a cada palavra de uma sentença e agrupá-las para formar a sentença. Derivado do latim, *pars orationis* ou parte do discurso [C3].
- ✓ **PDP (Processamento Distribuído Paralelo)** – abordagem conexionista [C1].
- ✓ **peso de conexão** – número real associado à ligação entre unidades em uma arquitetura conexionista [C1].
- ✓ **pesos finais** – pesos de conexão obtidos através da rede neural artificial no final do processo de treinamento [C5].
- ✓ **pesos iniciais** – pesos de conexão atribuídos a rede neural artificial no início do processo de treinamento [C1].
- ✓ **porta (gate)** – porta lógica equivalente, usada para avaliar tamanho de circuitos integrados, normalmente equivalente a uma porta *and* de duas entradas [AA].
- ✓ **processador elementar** – unidade de uma arquitetura conexionista que simula o neurônio do córtex cerebral. Tem muitas entradas, ponderadas pelos pesos de conexão, e uma saída. A saída só será ativada se a somatória ponderada das entradas atingir um certo limiar de ativação característico [C5].
- ✓ **processamento de linguagem natural (PLN)** – processamento (computacional) da língua natural, como o português, inglês, etc. É a habilidade de um computador em processar a mesma linguagem que os humanos usam no dia-a-dia. Os sistemas que fazem PLN devem incorporar a noção de armazenamento em computador e manipulação de dados lingüísticos [C1].

- ✓ **Prolog** – *programação em lógica* – linguagem de programação baseada na lógica de predicados de primeira ordem, onde uma implicação da lógica $A \rightarrow B$ se transforma na cláusula do Prolog $B :- A$. Na verdade, o Prolog puro trabalha apenas com cláusulas de Horn, que são cláusulas (disjunção de literais) com no máximo um literal positivo. *Disjunção* é o conectivo lógico binário que representa o *ou* (ou lógico): por exemplo, $(A \vee B)$ é verdadeiro se A verdadeiro ou B é verdadeiro, ou ambos. *Literal* é fórmula atômica, ou seja, uma fórmula não decomponível da lógica: por exemplo, a fórmula $(\neg A \wedge B) \rightarrow C$ é composta das seguintes fórmulas atômicas: $\neg A$, B e C. *Literal positivo* é a fórmula atômica sem o sinal de complemento, no exemplo acima, B e C são literais positivos [C2].
- ✓ **reconhecimento** – fase do algoritmo conexionista, onde é apresentada à camada de entrada da rede um padrão e espera-se que a rede responda em um único ciclo de ativação, qual é a classificação aprendida para este padrão [C2].
- ✓ **rede auto-associativa** – arquitetura conexionista na qual o padrão de entrada é associado com ele mesmo. Sua meta é completar o padrão. Quando uma porção do padrão de entrada é apresentada, o restante do padrão será preenchido ou completado. Isto é similar a associação simples de padrões, exceto pelo fato de que o padrão de entrada tem a dupla função de entrada mestre e do padrão a ser associado (Rumelhart *et al.*, 1986b) [C3].
- ✓ **rede conexionista** – rede neural artificial [C1].
- ✓ **rede neural artificial** – arquitetura conexionista [C1].
- ✓ **rede neural baseada em conhecimento** – arquitetura conexionista que permite a inclusão e a extração de conhecimento simbólico. Combinação de abordagens simbólica e conexionista, também conhecida como abordagem híbrida [C3].
- ✓ **rede recorrente** – rede neural artificial, onde há ligação entre a saída e a entrada. Este tipo de arquitetura é usada para tratamento de eventos temporais, veja por exemplo, a rede de Jordan (Jordan, 1986) no apêndice A – As Redes Neurais Artificiais [C2].
- ✓ **rede multicamadas** – rede neural artificial com várias camadas [C3].
- ✓ **regra de produção** – regra simbólica [C1].
- ✓ **regra de rescrita** – regra de produção [C1].
- ✓ **regra gramatical (simbólica)** – regra de produção (implicação lógica) baseada na lógica de predicados, como por exemplo, $(A \wedge B) \rightarrow C$, que se lê como “Se A e B são verdadeiros então C é verdadeiro” [C1].

- ✓ **regra simbólica com antecedentes ponderados** – regra de produção, onde cada elemento do antecedente da implicação lógica está ponderado, como por exemplo, $(0.8 A \wedge 1.3 B) \rightarrow C$, que se lê como “Se A, com peso 0.8, e B, com peso 1.3, são suficientes para ativar a unidade, então C é verdadeiro” [C5].
- ✓ **representação distribuída** – tipo de representação para as palavras em alguns sistemas de processamento de linguagem natural. Consiste na utilização de várias unidades para a representação de uma palavra. O termo ‘distribuído’ é usado aqui da mesma forma que em McClelland e Kawamoto (1986) e não como em van Gelder (1992), que redefine o conceito de ‘representação distribuída’. No caso do sistema HTRP, são usadas vinte unidades (microcaracterísticas semânticas) para representar uma palavra [C2].
- ✓ **restrições de seleção** – restrições que os predicados colocam em tipos de entidades que seus argumentos devem denotar. Pode-se dizer que uma sentença com *gostar* não apenas acarreta mas também pressupõe que o seu sujeito deva ser animado. A sentença “A raiz quadrada de dois não gosta de Ronaldinho” é portanto semanticamente anômala (Chierchia e McConnel-Ginet, 1990). Esta restrição pode ser vista como uma reflexão do papel temático atribuído por *gostar* ao seu sujeito. Portanto, a definição de papel temático pode também envolver significado pressuposicional. Segundo Katz e Fodor (1963), as restrições de seleção são mecanismos para tratar da má formação semântica. Estas restrições são associadas às palavras e listadas no léxico, informando que, para pares de palavras, as palavras podem combinar semanticamente uma com a outra em várias construções gramaticais (Lyons, 1995) [C2].
- ✓ **script** – descrição de evento genérica, particularmente na área de entendimento de linguagem natural. Também conhecido como esquema [C3].
- ✓ **supervisionado** – tipo de algoritmo conexionista, no qual são fornecidos à rede pares de entrada-saída. A cada ciclo de ativação, um padrão de entrada é fornecido, ocorre a propagação deste padrão em direção à camada de saída e então esta saída real é comparada com a saída fornecida. A diferença é propagada de volta, descontada dos pesos de conexão. O exemplo mais típico do algoritmo supervisionado é o algoritmo *backpropagation* [C5].

- ✓ **tolerância a falhas** – importante propriedade das redes neurais artificiais, que consiste em permitir, mesmo com entradas incompletas, que a rede neural forneça uma saída satisfatória. É a representação distribuída da sua arquitetura que possibilita esta propriedade [C1].
- ✓ **treinamento** – fase do algoritmo conexionista, na qual padrões são apresentados à rede. Esta fase pode ter muitos ciclos de ativação [C2].
- ✓ **unidade *and*** – unidade na arquitetura conexionista que só será ativada se todas as entradas estiverem presentes [C3].

Summary

In Linguistics, the semantic relations between words in a sentence are accounted for, *inter alia*, as the assignment of *thematic roles*, e.g. AGENT, INSTRUMENT, etc. As in predicate logic, simple linguistic expressions are decomposed into one predicate (often the verb) and its arguments. The predicate assigns thematic roles to the arguments, so that each sentence has a *thematic grid*, a structure with all thematic roles assigned by the predicate. In order to reveal the thematic grid of a semantically sound sentence, a system called HTRP (*Hybrid Thematic Role Processor*) is proposed, in which the connectionist architecture has, as input, a distributed representation of the words of a sentence, and, as output, its thematic grid. Both a random initial weight version (RIW) and a biased initial weight version (BIW) are proposed to account for systems *without* and *with* initial knowledge, respectively. In BIW, initial connection weights reflect symbolic rules for thematic roles. For both versions, after supervised training, a set of final symbolic rules is extracted, which is consistently correlated to linguistic – symbolic – knowledge. In the case of BIW, this amounts to a revision of the initial rules. In RIW, symbolic rules seem to be induced from the connectionist architecture and training. HTRP system learns how to recognize the correct thematic grid for semantically well-formed Portuguese sentences. Besides this, it leads us to take into account cognitive aspects of the linguistic processing, through the introduced (in RIW) and extracted (from both versions) symbolic rules.

Keywords: Natural Language Processing, Neural Networks, Artificial Intelligence.

Referências Bibliográficas

“*Para que serve um livro', pensou Alice, 'sem figuras nem conversações?'*”

Lewis Carroll (1832-98): *Alice's Adventures in Wonderland* (1865)

- Ajjanagadde, V. and Shastri, L. (1991), Rules and Variables in Neural Nets, *Neural Computation*, Vol. 3, 121-134.
- Bates, E. and MacWhinney, B. (1987), Competition, Variation, and Language Learning: What is Not Universal in Language Acquisition, in B. MacWhinney (ed.), *Mechanisms of Language Acquisition*, Hillsdale, NJ: Erlbaum. *Apud* McClelland and Kawamoto (1986).
- Berg, G. (1992), A Connectionist Parser with Recursive Sentence Structure and Lexical Disambiguation, in *Proceedings of 10th National Conference on Artificial Intelligence*, San Jose, CA, 32-37. *Apud* Chan and Franklin (1998).
- Berwick, R. C. (1992), Principles of Principle-Based Parsing, in R. C. Berwick, S. P. Abney, and C. Tenny (Eds.), *Principle-Based Parsing: Computation and Psycholinguistics*, Kluwer Academic Publishers, 1-37.
- Bever, T. G. (1970), The Cognitive Basis for Linguistic Structures, in J. R. Hayes (Ed.), *Cognition and the Development of Language*, New York: Wiley. *Apud* McClelland and Kawamoto (1986).
- Blank, D. S., Meeden, L. A., and Marshall, J. B. (1992), Exploring the Symbolic/Subsymbolic Continuum: A Case Study of RAAM, in J. Dismore (Ed.), *The Symbolic and Connectionist Paradigms: Closing the Gap*, Hillsdale, NJ: Erlbaum, 113-148.
- Bookman, L. A. (1993), A Scalable Architecture for Integrating Associative and Semantic Memory, *Connection Science*, Vol. 5, No. 3&4, 243-273.
- Burzio, L. (1986), *Italian Syntax – A Government-binding Approach*, Dordrecht: Reidel.
- Cançado, M. (1995), *Verbos Psicológicos: A Relevância dos Papéis Temáticos Vistos sob a Ótica de uma Semântica Representacional*, Tese de Doutorado, Orientador: Prof. Dr. Carlos Franchi, Instituto de Estudos da Linguagem, Universidade Estadual de Campinas, junho.
- Chalmers, D. J. (1990), Syntactic Transformations on Distributed Representations, *Connection Science*, Vol. 2, No. 1&2, 53-62.
- Chan, S. W. K. and Franklin, J. (1998), Symbolic Connectionism in Natural Language Disambiguation, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 9, No. 5, 739-755.
- Chierchia, G. and McConnell-Ginet, S. (1990), *Meaning and Grammar – An Introduction to Semantics*, The MIT Press, Cambridge, Massachusetts – London, England.
- Chomsky, N. (1957), *Syntactic Structures*, Mouton, The Hague and Paris.

- Chomsky, N. (1995), Bare Phrase Structure, in G. Webelhuth, *Government and Binding Theory and the Minimalist Program*, Basil Blackwell Inc., Cambridge, Massachusetts, USA and Oxford, UK, 383-439.
- Chrisman, L. (1992), Learning Recursive Distributed Representations for Holistic Computation, *Connection Science*, 3: 345-366.
- Crick, F. and Asanuma, C. (1986), Certain Aspects of the Anatomy and Physiology of the Cerebral Cortex, in 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. Cambridge, Massachusetts. London, England.
- Crocker, M. W. (1991), A Principle-Based System for Syntactic Analysis, *Canadian Journal of Linguistics* 36 (1): 1-26.
- Crocker, M. W. (1996), *Computational Psycholinguistics – An Interdisciplinary Approach to the Study of Language*, Kluwer Academic Publishers.
- Dowty, D. (1989), On the Semantic Content of the Notion of 'Thematic Role', in G. Chierchia, B. H. Partee, and R. Turner (Eds.), *Properties, Types, and Meaning, vol. 2, Semantic Issues*, Dordrecht: Kluwer, 69-129.
- Dowty, D. (1991), Thematic Proto-roles and Argument Selection, *Language*, Vol. 67, No. 3, 547-619.
- Elman, J. L. (1989), Structured Representations and Connectionist Models, in *Proceedings of the 11th Annual Conference of the Cognitive Science Society*, Hillsdale, NJ: Erlbaum, 17-23.
- Elman, J. L. (1990), Finding Structure in Time, *Cognitive Science* 14, 179-211.
- Fillmore, C. J. (1968), The Case for Case, in E. Bach and R. T. Harms (Eds.), *Universals in Linguistic Theory*, New York: Holt, Rinehart, & Winston.
- Fodor, J. A., Bever, T. G., and Garrett, M. F. (1974), *The Psychology of Language*, New York: McGraw-Hill. *Apud* McClelland and Kawamoto (1986).
- Fodor, J. A. and Pylyshyn, Z. W. (1988), Connectionism and Cognitive Architecture: A Critical Analysis, *Cognition* 28: 3-71.

- Ford, M., Bresnan, J., and Kaplan, R. M. (1982), A Competence-based Theory of Syntactic Closure, in J. Bresnan (Ed.), *The Mental Representation of Grammatical Relations*. Cambridge, MA: MIT Press. *Apud* McClelland and Kawamoto (1986).
- Franchi, C. e Cançado, M. (1998), *Hierarquia Temática*, texto não publicado, Unicamp/USP e UFMG.
- Frasconi, P., Gori, M., Maggini, M., and Soda, G. (1995), Unified Integration of Explicit Rules and Learning by Example in Recurrent Networks, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 7(2):340-346.
- Frege, G. (1918), “*Der Gedanke*”. *Beitrage zur Philosophie des deutschen Idealismus*, English translation in P. T. Geach (Ed.), G. Frege, *Logical Investigations*, New Haven: Yale University Press, 1977.
- Fu, L. M. (1991a), Rule Learning by Searching on Adapted Nets, in *Proceedings of the AAAI-91*. (Anaheim, CA), 590-595.
- Fu, L. M. (1991b), Knowledge Base Refinement by Backpropagation, *Data and Knowledge Engineering* 7, 35-46.
- Fu, L. M. (1993), Knowledge-Based Connectionism for Revising Domain Theories, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 23, No.1, 173-182.
- Garcez, A. S. d'A., Zaverucha, G., and Carvalho, L. A. V. (1997), *Connectionist Inductive Learning and Logic Programming System*, Programa de Engenharia de Sistemas e Computação – COPPE/UFRJ, Technical Report.
- Gentner, D. (1981), Some Interesting Differences between Nouns and Verbs, *Cognition and Brain Theory*, 4, 161-178. *Apud* McRae *et al.* (1997).
- Grishman, R. (1986), *Computational Linguistics – An Introduction*, Cambridge University Press.
- Grossberg, S. (1987), Competitive Learning: From Interactive Activation to Adaptive Resonance, *Cognitive Science*, 11, 23-63.
- Haegeman, L. (1991), *Introduction to Government and Binding Theory*, Blackwell (Oxford UK & Cambridge USA).
- Hebb, D. O. (1949), *The Organization of Behavior*, Wiley, New York. *Apud* Russell and Norvig (1995).

- Hinton, G. E. (1986), Learning Distributed Representations of Concepts, in *Proceedings of the Eighth Annual Conference of the Cognitive Science Society*, Hillsdale, NJ: Erlbaum, 1-12.
- Hinton, G. E. (1990), Mapping Part-whole Hierarchies into Connectionist Networks, *Artificial Intelligence*, 46: 47-75.
- Hobbs, J. R., Stickel, M. E., Appelt, D. E., and Martin, P. (1993), Interpretation as Abduction, *Artificial Intelligence*, Vol. 63, 69-142.
- Hopfield, J. J. (1982), Neural Networks and Physical Systems with Emergent Collective Computational Abilities, in *Proceedings of the National Academy of Sciences (USA) - Biophysics*, Vol. 79: 2554-2558.
- Jackendoff, R. (1987), The Status of Thematic Relations in Linguistic Theory, *Linguistic Inquiry*, 18, 369-411.
- Jain, A. K. and Mao, J. (1996), Artificial Neural Networks – A Tutorial, *Computer*, Vol. 29, No. 3, 31-44.
- Jain, A. N. (1991), Parsing Complex Sentences with Structured Connectionist Networks, *Neural Computation*, 3:110-120.
- Jain, A. N. and Waibel, A. H. (1990), Incremental Parsing by Modular Recurrent Connectionist Networks, in D. S. Touretzky (Ed.), *Advances in Neural Information Processing Systems 2*, San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 364-371.
- Jordan, M. I. (1986), Attractor Dynamics and Parallelism in a Connectionist Sequential Machine, in *Proceedings of the Eighth Annual Conference of the Cognitive Science Society*, Hillsdale, NJ:Erlbaum. *Apud* Rich and Knight (1994).
- Kandel, E. R., Schwartz, J. H., and Jessell, T. M. (Eds.) (1995), *Essentials of Neural Science and Behavior*, Appleton and Lange, Stamford, Connecticut.
- Kaplan, R. and Bresnan, J. (1982), Lexical Functional Grammar: A Formal System for Grammatical Representation, in J. Bresnan (Ed.), *The Mental Representation of Grammatical Relations*, Cambridge, MA: MIT Press. *Apud* McClelland and Kawamoto (1986).
- Katz, J. J. and Fodor, J. A. (1963), The Structure of a Semantic Theory, *Language* 39:170-210.

- Kuffler, S. W., Nicholls, J. G., and Martin, A. R. (1984), *From Neuron to Brain: A Cellular Approach to the Function of the Nervous System, 2nd. Edition*, Sinauer Associates Inc. Sunderland, Massachusetts.
- Lange, T. E. (1995), A Structured Connectionist Approach to Inferencing and Retrieval, in R. Sun and L. A. Bookman (Eds.), *Computational Architectures Integrating Neural and Symbolic Processes: A Perspective on the State of the Art*, Kluwer Academic, 69-115. *Apud* Chan and Franklin (1998).
- Lawrence, S., Giles, C. L., and Fong, S. (1999), Natural Language Grammatical Inference with Recurrent Neural Networks, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*. (Accepted for publication).
- Lee, G. (1991), *Distributed Semantic Representations for Goal/Plan Analysis of Narratives in a Connectionist Architecture*, PhD Thesis, Computer Science Department, University of California, Los Angeles, Technical Report UCLA-AI-91-03. *Apud* Miikkulainen (1993).
- Lee, G., Flowers, M., and Dyer, M. G. (1989), A Symbolic/Connectionist Script Applier Mechanism, in *Proceedings of the 11th Annual Conference of the Cognitive Science Society*, Hillsdale, NJ: Erlbaum, 714-721. *Apud* Miikkulainen (1993).
- Lee, G., Flowers, M., and Dyer, M. G. (1990), Learning Distributed Representations of Conceptual Knowledge and their Application to Script-based Story Processing, *Connection Science*, 2: 313-346.
- Lukasiewicz, J. (1929), *Elements of Mathematical Logic*, Pergamon Press, London. *Apud* Pedrycz (1998).
- Lyons, J. (1995), *Linguistic Semantics – An Introduction*, Cambridge University Press.
- Marcus, M. P. (1980), *A Theory of Syntactic Recognition for Natural Language*, The MIT Press.
- Martin, C. E. (1989), Case-Based Parsing, in C. K. Riesbeck and R. C. Schank (Eds.), *Inside Case-Based Reasoning*, Lawrence Erlbaum Associates, Publishers, 319-372.
- McClelland, J. L. and Kawamoto, A. H. (1986), Mechanisms of Sentence Processing: Assigning Roles to Constituents of Sentences, in 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.

- McClelland, J. L. and Rumelhart, D. E. (Eds.) (1986), *Parallel Distributed Processing - Explorations in the Microstructure of Cognition - Volume 2: Psychological and Biological Models*, A Bradford Book, The MIT Press.
- McClelland, J. L., St. John, M. F., and Taraban, R. (1989), Sentence Processing: A Parallel Distributed Processing Approach, *Language and Cognitive Processes*, 4 (3/4), 287-335.
- McCulloch, W. S. and Pitts, W. (1943), A Logical Calculus of the Ideas Immanent in Nervous Activity, *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5:115-137.
- McRae, K., Ferretti, T. R., and Amyote, L. (1997), Thematic Roles as Verb-specific Concepts, *Language and Cognitive Processes*, 12 (2/3), 137-176.
- Miikkulainen, R. (1993), *Subsymbolic Natural Language Processing – An Integrated Model of Scripts, Lexicon, and Memory*, A Bradford Book, The MIT Press.
- Miikkulainen, R. (1996), Subsymbolic Case-role Analysis of Sentences with Embedded Clauses, *Cognitive Science* 20, 47-73.
- Miikkulainen, R. and Dyer, M. G. (1991), Natural Language Processing with Modular PDP Networks and Distributed Lexicon, *Cognitive Science* 15, 343-399.
- Moll, R. N., Arbib, M. A., and Kfoury, A. J. (1988), *An Introduction to Formal Language Theory*, Springer-Verlag.
- Omlin, C. W. and Giles, C. L. (1996a), Rule Revision with Recurrent Neural Networks, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, 8(1): 183-188.
- Omlin, C. W. and Giles, C. L. (1996b), Constructing Deterministic Finite-state Automata in Recurrent Neural Networks, *Journal of the ACM*, Vol. 43, No. 6, 937-972.
- Omlin, C. W. and Giles, C. L. (1996c), Extraction of Rules from Discrete-time Recurrent Neural Networks, *Neural Networks*, 9(1): 41-52.
- Pedrycz, W. (1998), *Computational Intelligence – An Introduction*, CRC Press, Boca Raton, New York.
- Pereira, F. C. N. and Grosz, B. J. (1993), “Introduction” (to the Special Volume on Natural Language Processing), *Artificial Intelligence* 63, 1-15.
- Pereira, F. C. N. and Warren, D. H. D. (1980), Definite Clause Grammars for Language Analysis – A Survey of the Formalism and a Comparison with Augmented Transition Networks, *Artificial Intelligence* 13, 231-278.

- Pollack, J. B. (1988), Recursive Auto-associative Memory: Devising Compositional Distributed Representations, in *Proceedings of the 10th Annual Conference of the Cognitive Science Society*, Hillsdale, NJ: Erlbaum, 33-39.
- Pollack, J. B. (1989), Implications of Recursive Distributed Representations, in D. S. Touretzky (Ed.), *Advances in Neural Information Processing Systems 1*, San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 527-536.
- Pollack, J. B. (1990), Recursive Distributed Representations, *Artificial Intelligence*, 46: 77-105.
- Pullum, G. K. (1991), *The Great Eskimo Vocabulary Hoax (and Other Irreverent Essays on the Study of Language)*, University of Chicago Press, Chicago, Illinois. *Apud* Russell and Norvig (1995).
- Quillian, M. R. (1969), The Teachable Language Comprehender: A Simulation Program and Theory of Language, *Communications of the ACM*, Vol. 12, No. 8, 459-476.
- Raposo, E. P. (1992), *Teoria da Gramática: A Faculdade da Linguagem*, Editorial Caminho, S.A., Lisboa, Portugal.
- Rich, E. e Knight, K. (1994), *Inteligência Artificial*, 2^a. edição, Makron Books, Brasil.
- Rocha, A. F. (1992), *Neural Nets – A Theory for Brains and Machines*, Springer-Verlag.
- Rosa, J. L. G. (1993), *Redes Neurais e Lógica Formal em Processamento de Linguagem Natural*, Dissertação de Mestrado, Orientador: Prof. Dr. Márcio Luiz de Andrade Netto, Departamento de Engenharia de Computação e Automação Industrial, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Universidade Estadual de Campinas (DCA-FEEC-Unicamp), Setembro.
- Rosa, J. L. G. (1996), Computação, Linguagem e Ciência da Cognição, *Revista do Instituto de Informática da PUC-Campinas*, Vol. 4, No. 2, 36-44.
- Rosa, J. L. G. (1997), A Thematic Connectionist Approach to Portuguese Language Processing, in *Proceedings of the IASTED International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing*, July 27-31, Banff, Canada, 240-243.
- Rosa, J. L. G. and Françaço, E. (1998), A Biologically Fine-grained Artificial Neural Network: Towards a Hybrid Model, in *Proceedings of the IASTED International Conference on Artificial Intelligence and Soft Computing*, May 25-30, Cancún, Mexico, 302-305.

- Rosa, J. L. G. and Françaço, E. (1999), Hybrid Thematic Role Processor: Symbolic Linguistic Relations Revised by Connectionist Learning, in *Proceedings of IJCAI'99 – Sixteenth International Joint Conference on Artificial Intelligence*, City Conference Center, Stockholm, Sweden, 31 July-6 August, Morgan Kaufmann. (*Accepted for Publication*).
- Rosa, J. L. G. e 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*, 30 de maio a 01 de junho, São Paulo, Brasil, 139-148.
- Rosenblatt, F. (1957), *The Perceptron: A Perceiving and Recognizing Automaton*, Report 85-460-1, Project PARA, Cornell Aeronautical Laboratory, Ithaca, New York. *Apud* Russell and Norvig (1995).
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and Williams, R. J. (1986a), Learning Internal Representations by Error Propagation, in D. E. Rumelhart and J. L. McClelland (Eds.), *Parallel Distributed Processing - Volume 1: Foundations*, A Bradford Book, The MIT Press.
- Rumelhart, D. E., Hinton, G. E., and McClelland, J. L. (1986b), A General Framework for Parallel Distributed Processing, in D. E. Rumelhart and J. L. McClelland (Eds.), *Parallel Distributed Processing - Volume 1: Foundations*, A Bradford Book, The MIT Press.
- Rumelhart, D. E. and McClelland, J. L. (Eds.) (1986), *Parallel Distributed Processing - Explorations in the Microstructure of Cognition - Volume 1: Foundations*, A Bradford Book, The MIT Press.
- Russell, S. and Norvig, P. (1995), *Artificial Intelligence – A Modern Approach*, Prentice Hall, Upper Saddle River, New Jersey.
- Setiono, R. and Liu, H. (1996), Symbolic Representation of Neural Networks, *IEEE Computer*, Vol. 29, No. 3, 71-77.
- Shastri, L. and Ajjanagadde, V. (1993), From Simple Associations to Systematic Reasoning: A Connectionist Representation of Rules, Variables, and Dynamic Bindings Using Temporal Synchrony, *Behavioral and Brain Sciences*, Vol. 16, No. 4, 417-494.
- Shastri, L., Ajjanagadde, V., Bonatti, L., Lange, T. E., and Dyer, M. G. (1996), From Simple Associations to Systematic Reasoning: A Connectionist Representation of Rules, Variables, and Dynamic Bindings Using Temporal Synchrony (Comments and Responses), *Behavioral and Brain Sciences*, Vol. 19, No. 2, 326-337.

- Shavlik, J. W. (1994), Combining Symbolic and Neural Learning, *Machine Learning*, 14(3): 321-331.
- Sowa, J. F. (1984), *Conceptual Structures: Information Processing in Mind and Machine*, Addison-Wesley Publishing Company.
- St. John, M. F. and McClelland, J. L. (1989), Applying Contextual Constraints in Sentence Comprehension, in D. S. Touretzky, G. E. Hinton, and T. J. Sejnowski, (Eds.), *Proceedings of the 1988 Connectionist Models Summer School*, San Mateo, CA: Morgan Kaufmann, 338-346.
- St. John, M. F. and McClelland, J. L. (1990), Learning and Applying Contextual Constraints in Sentence Comprehension, *Artificial Intelligence*, 46:217-258.
- Sun, R. (1994), *Integrating Rules and Connectionism for Robust Commonsense Reasoning*, New York: Wiley.
- Sun, R. (1995), Structuring Knowledge in Vague Domains, *IEEE Transactions on Knowledge and Data Engineering*, Vol. 7, No. 1, 120-136.
- Sun, R. (1996), Commonsense Reasoning with Rules, Cases, and Connectionist Models - A Paradigmatic Comparison, *Fuzzy Sets and Systems*, Vol. 82, No. 2, 187-200.
- Taraban, R. and McClelland, J. L. (1988), Constituent Attachment and Thematic Role Assignment in Sentence Processing: Influences of Content-Based Expectations, *Journal of Memory and Language* 27,597-632.
- Touretzky, D. S. (1986), BoltzCONS: Reconciling Connectionism with the Recursive Nature of Stacks and Trees, in *Proceedings of the Eighth Annual Conference of the Cognitive Science Society*, Amherst, MA, August, Hillsdale, NJ:Erlbaum. *Apud* Fodor and Pylyshyn (1988).
- Towell, G. G. and Shavlik, J. W. (1993), Extracting Refined Rules from Knowledge-based Neural Networks, *Machine Learning*, 13, 71-101.
- Turing, A. (1950), Computing Machinery and Intelligence, *Mind*, 59:433-460. *Apud* Russell and Norvig (1995).
- van Gelder, T. (1989), *Distributed Representation*, PhD Thesis, Department of Philosophy, University of Pittsburgh, Pittsburgh, PA. *Apud* Miikkulainen (1993).
- van Gelder, T. (1992), Defining 'Distributed Representation', *Connection Science*, Vol. 4, Nos. 3 & 4, 175-191.

- Waltz, D. L. and Pollack, J. B. (1985), Massively Parallel Parsing: A Strongly Interactive Model of Natural Language Interpretations, *Cognitive Science* 9, 51-74.
- Woods, W. A. (1970), Transition Network Grammar for Natural Language Analysis, *Communications of the ACM*, Vol. 13, No. 10, 591-606.
- Zeidenberg, M. (1987), Modeling the Brain, *Byte*, December, 237-246.

Bibliografia Consultada

“Curiosamente, não se pode ler um livro: pode-se apenas relê-lo. Um bom leitor, um grande leitor, um leitor ativo e criativo é um ‘releitor’”

Vladimir Nabokov (1899-1977): *Lectures on Literature* (1980) ‘Good Readers and Good Writers’

- Abe, S. (1995), A Method for Fuzzy Rules Extraction Directly from Numerical Data and Its Application to Pattern Classification, *IEEE Transactions on Fuzzy Systems*, Vol. 3, No. 1, 18-28.
- Anderson, J. A., Wisniewski, E. J., and Viscuso, S. R. (1988), Software for Neural Networks, *Computer Architecture News (USA)*, Vol. 16, No. 1, 26-36.
- Angeline, P. J., Saunders, G. M., and Pollack, J. B. (1994), An Evolutionary Algorithm that Constructs Recurrent Neural Networks, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 5, No. 1, 54-65.
- Bäck, T., Hammel, U., and Schwefel, H.-P. (1997), Evolutionary Computation: Comments on the History and Current State, *IEEE Transactions on Evolutionary Computation*, Vol. 1, No. 1, 3-17.
- Benyus, J. M. (1997), *Biomimicry – Innovation Inspired by Nature*, William Morrow and Company, Inc., New York.
- Boskovic, Z. and Takahashi, D. (1998), Scrambling and Last Resort, *Linguistic Inquiry*, Vol. 29, No. 3, 347-366.
- Bratko, I. (1990), *Prolog Programming for Artificial Intelligence – 2nd. Edition*, Addison-Wesley, Reading, Massachusetts.
- Brody, M. (1993), θ -Theory and Arguments, *Linguistic Inquiry*, Vol. 24, No. 1, 1-23.
- Bullinaria, J. A. and Chater, N. (1995), Connectionist Modeling: Implications for Cognitive Neuropsychology, *Language and Cognitive Processes*, 10 (3/4), 227-264.
- Burr, D. J. (1988), Experiments on Neural Net Recognition of Spoken and Written Text, *IEEE Transactions on Acoustics, Speech, and Signal Processing*, Vol. 36, No. 7, 1162-1168.
- Campe, P. (1995), Semantic Roles, and Grammatical Relations: A Comprehensive Bibliography, *Functions of Language*, 2, 2: 291-292.
- Carneiro, A. J. I., Menandro, A. B., Campos, J. E. e Rosa, J. L. G. (1994), Processamento de Linguagem Natural: Atribuição de Casos aos Constituintes das Sentenças, *Revista do Instituto de Informática da PUC-Campinas*, Vol. 2, No. 1, 55-59.
- Castellano, G., Fanelli, A. M., and Pelillo, M. (1997), An Iterative Pruning Algorithm for Feedforward Neural Networks, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 8, No. 3, 519-531.

- Chomsky, N. (1993), A Minimalist Program for Linguistic Theory, in K. Hale and S. J. Keyser (Eds.), *The View from Building 20: Essays in Linguistics in Honor of Sylvain Bromberger*, Cambridge Massachusetts: MIT Press, 1-52.
- Chomsky, N. (1995), *The Minimalist Program*, Cambridge, Massachusetts: MIT Press.
- Chung, S.-H., Moldovan, D. I., and DeMara, R. F. (1993), A Parallel Computational Model for Integrated Speech and Natural Language Understanding, *IEEE Transactions on Computers*, Vol. 42, No. 10, 1171-1183.
- Church, K. W. and Rau, L. F. (1995), Commercial Applications of Natural Language Processing, *Communications of the ACM*, Vol. 38, No. 11, 71-79.
- Clocksin, W. F. and Mellish, C. S. (1987), *Programming in Prolog – 3rd. Edition*, Springer-Verlag, Berlin.
- Collins, A. M. and Loftus, E. F. (1975), A Spreading-Activation Theory of Semantic Processing, *Psychological Review*, Vol. 82, No. 5, 407-428.
- Colmerauer, A. (1985), Prolog in 10 Figures, *Communications of the ACM*, 28(12): 1296-1310.
- Deacon, T. W. (1997), *The Symbolic Species – The Co-evolution of Language and the Brain*, W. W. Norton & Company, New York, London.
- Dell, G. S. (1997); Positive Feedback in Hierarchical Connectionist Models: Applications to Language Production, in D. Waltz and J. A. Feldman (Eds.), *Connectionist Models and their Implications: Readings from Cognitive Science*, Ablex Publishing Corporation, Norwood, New Jersey.
- Dienes, Z. (1992), Connectionist and Memory-array Models of Artificial Grammar Learning, *Cognitive Science*, 16, 41-79.
- Dowty, D., Wall, R., and Peters, S. (1981), *Introduction to Montague Semantics*, D. Reidel, Dordrecht, The Netherlands.
- Dyson, G. B. (1997), *Darwin Among the Machines – The Evolution of Global Intelligence*, Helix Books, Addison-Wesley Publishing Company, Inc.
- Eliot, L. B. (1993), Unnatural Language Processing, *AI Expert*, March, 9-11.
- Erman, L. D., Hayes-Roth, F., Lesser, V. R., and Reddy, D. (1980), The HEARSAY-II Speech-understanding System: Integrating Knowledge to Resolve Uncertainty, *Computing Surveys*, 12(2): 213-253.

- Feldman, J. A. (1982), Dynamic Connections in Neural Networks, *Biological Cybernetics*, 46, 27-39.
- Feldman, J. A. (1988), Connectionist Representation of Concepts, in D. Waltz and J. A. Feldman (Eds.), *Connectionist Models and their Implications: Readings from Cognitive Science*, Ablex Publishing Corporation, Norwood, New Jersey.
- Feldman, J. A. and Ballard, D. H. (1982), Connectionist Models and Their Properties, *Cognitive Science*, 6, 205-254.
- Figueiredo, M. F. (1997), *Redes Neurais Nebulosas Aplicadas em Problemas de Modelagem e Controle Autônomo*, Tese de Doutorado, DCA-FEEC-Unicamp.
- Figueiredo, M., Gomide, F., Rocha, A., and Pedricz, W. (1993), *A Fuzzy Neural Network: Structure and Learning*, Technical Report, DCA-FEEC-Unicamp.
- Fodor, J. A. (1983), *The Modularity of Mind: An Essay on Faculty Psychology*, MIT Press, Cambridge, Massachusetts.
- Fodor, J. D. (1989), Empty Categories in Sentence Processing, *Language and Cognitive Processes*, 4 (3/4) SI 155-209.
- Fogel, D. B. (1993), An Introduction to Simulated Evolutionary Optimization, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 5, No. 1, 3-14.
- Forster, K. I. (1976), Accessing the Mental Lexicon, in R. J. Wales and E. Walker (Eds.), *New Approaches to Language Mechanisms*, Amsterdam: North-Holland.
- Forster, K. I. (1990), Lexical Processing, in D. N. Osherson and H. Lasnik (Eds.), *Language – An Invitation to Cognitive Science, Volume 1*, A Bradford Book, The MIT Press.
- Frasconi, P. and Gori, M. (1996), Computational Capabilities of Local-Feedback Recurrent Networks Acting as Finite-State Machines, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 7, No. 6, 1521-1525.
- Frégnac, Y. (1994), Les Mille et Une Vies de la Synapse de Hebb, *La Recherche*, 267, Vol. 25, 788-790.
- Fromkin, V. and Rodman, R. (1993), *An Introduction to Language – 5th. Edition*, Harcourt Brace Jovanovich College Publishers.
- Garnham, A. (1985), *Psycholinguistics – Central Topics*, Routledge: London and New York.

- Garnham, A. and Altmann, G. (1995), Parsing in Context: Computational and Psycholinguistic Approaches to Resolving Ambiguity During Sentence Processing, *Language and Cognitive Processes*, 10 (3/4), 377-381.
- Garret, M. F. (1990), Sentence Processing, in D. N. Osherson and H. Lasnik (Eds.), *Language – An Invitation to Cognitive Science – Volume 1*, A Bradford Book, The MIT Press.
- Gudwin, R. R. (1996), Contribuições ao Estudo Matemático de Sistemas Inteligentes, Tese de Doutorado, DCA- FEEC-Unicamp.
- Gupta, P. and Toretzky, D. S. (1994), Connectionist Models and Linguistic Theory: Investigations of Stress Systems in Language, *Cognitive Science*, 18, 1-50.
- Hadley, R. F. (1993), *The 'Explicit-Implicit' Distinction*, Technical Report, School of Computing Science and Cognitive Science Program, Simon Fraser University, Burnaby, B. C., V5A 1S6, Canada, CSS-IS TR93-02.
- Hadley, R. F. (1993), *Systematicity in Connectionist Language Learning*, Technical Report, School of Computing Science and Cognitive Science Program, Simon Fraser University, Burnaby, B. C., V5A 1S6, Canada, to appear: *Mind and Language*.
- Hadley, R. F. and Hayward, M. (1994), *Strong Semantic Systematicity from Unsupervised Connectionist Learning*, Technical Report, School of Computing Science and Cognitive Science Program, Simon Fraser University, Burnaby, B. C., V5A 1S6, Canada, CSS-IS TR94-02.
- Hall, L. O. and Romaniuk, S. G. (1990), A Hybrid Connectionist, Symbolic Learning System, *Proceedings of the AAAI-90*, Boston, 783-788.
- Healy, M. J. and Caudell, T. P. (1997), Acquiring Rule Sets as a Product of Learning in a Logical Neural Architecture, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 8, No. 3, 461-474.
- Henderson, J. (1994), Connectionist Syntactic Parsing Using Temporal Variable Binding, *Journal of Psycholinguistic Research*, Vol. 23, No. 5, 353-379.
- Hendler, J. A. (1989), Marker-passing over Microfeatures: Towards a Hybrid Symbolic/Connectionist Model, *Cognitive Science*, 13, 79-106.
- Hinton, G. E. (1992), How Neural Networks Learn from Experience, *Scientific American*, Vol. 267, No. 3, 105-109.

- Hölldober, S. and Kalinke, Y. (1994), Towards a New Massively Parallel Computational Model for Logic Programming, *Workshop on Combining Symbolic and Connectionist Processing*, ECAI94.
- Ilari, R., Castilho, A. T., Castilho, C. M., Franchi, C., Oliveira, M. A., Elias, M. S., Neves, M. H. M. e Possenti, S. (1990), Considerações sobre a Posição dos Advérbios, in A. T. Castilho (Org.), *Gramática do Português Falado – Volume I: A Ordem*, Editora da Unicamp/Fapesp.
- Kandel, E. R., Schwartz, J. H., and Jessell, T. M. (Eds.), (1991), *Principles of Neural Science – Third Edition*, Elsevier Science Publishing Co., Inc.
- Karayiannis, N. B. and Venetsanopoulos, A. N. (1993), Efficient Learning Algorithms for Neural Networks (ELEANNE), *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 23, No. 5, 1372-1383.
- Keller, J. M., Yager, R. R., and Tahani, H. (1992), Neural Network Implementation of Fuzzy Logic, *Fuzzy Sets and Systems*, 45, 1-12.
- Klir, G. J. and Folger, T. A. (1988), *Fuzzy Sets, Uncertainty, and Information*, Prentice-Hall.
- Kóczy, L. T. (1996), Fuzzy If ... Then Rule Models and Their Transformation Into One Another, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part A: Systems and Humans*, Vol. 26, No. 5, 621-637.
- Kohonen, T. (1989), *Self-organization and Associative Memory – 3rd. Edition*, Springer-Verlag, Berlin.
- Kosko, B. (1992), *Neural Networks and Fuzzy Systems – A Dynamical Systems Approach to Machine Intelligence*, Prentice-Hall.
- Kovács, Z. L. (1997), *O Cérebro e a sua Mente – Uma Introdução à Neurociência Computacional*, Edição Acadêmica, São Paulo.
- Laurière, J.-L. (1990), *Problem Solving and Artificial Intelligence*, Prentice-Hall.
- Leech, G. (1974), *Semantics*, Penguin Books.
- Lewis, R. L. (1996), Interference in Short-term Memory: The Magical Number Two (or Three) in Sentence Processing, *Journal of Psycholinguistic Research*, Vol. 25, No. 1, 93-115.

- Lima, S. D., Corrigan, R. L., and Iverson, G. K. (Eds.), (1994), *The Reality of Linguistic Rules*, John Benjamins Publishing Company.
- Lippmann, R. P. (1987), An Introduction to Computing with Neural Nets, *IEEE ASSP Magazine*, April, 4-22.
- Maniezzo, V. (1994), Genetic Evolution of the Topology and Weight Distribution of Neural Networks, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 5, No. 1, 39-53.
- Marantz, A. (1995), The Minimalist Program, in G. Webelhuth (Ed.), *Government and Binding Theory and the Minimalist Program*, Blackwell, 349-382.
- Marcus, C. (1986), *Prolog Programming – Applications for Database Systems, Expert Systems, and Natural Language Systems*, Addison-Wesley Publishing Co.
- McDermott, D. (1978), Planning and Acting, *Cognitive Science*, 2, 71-109.
- Mitra, S. and Pal, S. K. (1994), Self-Organizing Neural Network as a Fuzzy Classifier, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 24, No. 3, 385-399.
- Mitra, S. and Pal, S. K. (1996), Fuzzy Self-Organization, Inferencing, and Rule Generation, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics – Part A: Systems and Humans*, Vol. 26, No. 5, 608-620.
- Nie, J. (1995), Constructing Fuzzy Model by Self-Organizing Counterpropagation Network, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 25, No. 6, 963-970.
- Ourston, D. and Mooney, R. J. (1990), Changing the Rules: A Comprehensive Approach to Theory Refinement, *Proceedings of the AAAI-90*, Boston, 815-820.
- Pedrycz, W., Lam, P. C. F., and Rocha, A. (1995), Distributed Fuzzy System Modeling, *IEEE Transactions on Systems, Man, and Cybernetics*, Vol. 25, No. 5, 769-780.
- Pereira, F. C. N. (1985), A New Characterization of Attachment Preferences, in D. R. Dowty, L. Karttunen, and A. M. Zwicky (Eds.), *Natural Language Parsing – Psychological, Computational, and Theoretical Perspectives*, Cambridge University Press.
- Pylyshyn, Z. W. (1989), Computing in Cognitive Science, in M. I. Posner (Ed.), *Foundations of Cognitive Science*, A Bradford Book, The MIT Press, 51-91.
- Rager, J. and Berg, G. (1992), A Connectionist Model of Motion and Government in Chomsky's Government-binding Theory, in N. Sharkey (Ed.), *Connectionist Natural Language Processing – Readings from Connection Science*, Kluwer Academic Publishers, Dordrecht/Boston/London.

- Rocha, A. F. (1997), The Brain as a Symbol-processing Machine, *Progress in Neurobiology*, Vol. 53, 121-198.
- Rocha, A., Françoço, E., Hadler, M. I., and Balduino, M. A. (1980), Neural Languages, *Fuzzy Sets and Systems*, 3, 11-35.
- Romariz, A. R. S. (1995), *Representação e Aquisição de Regras em Sistemas Conexionistas*, Tese de Doutorado, DCA-FEEC-Unicamp.
- Rosa, J. L. G. (1997), Parser: Um Analisador Sintático e Semântico para Sentenças do Português, *Estudos Lingüísticos XXVI*, Unicamp, Campinas, SP, Brasil, 353-357.
- Rosa, J. L. G. (1998), O Significado da Palavra para o Processamento de Linguagem Natural, *Estudos Lingüísticos XXVII*, Unesp-IBILCE, São José do Rio Preto, SP, Brasil, 807-812.
- Rosa, J. L. G. e Netto, M. L. A. (1993), Processamento de Linguagem Natural – Uma Abordagem Conexionista, *Revista do Instituto de Informática da PUC-Campinas*, Vol. 1, No. 1, 9-15.
- Rowe, N. C. (1988), *Artificial Intelligence Through Prolog*, Prentice Hall.
- Rumelhart, D. E. and McClelland, J. L. (1986), On Learning the Past Tense of English Verbs, in J. L. McClelland and D. E. Rumelhart (Eds.), *Parallel Distributed Processing – Explorations in the Microstructure of Cognition, Vol. 2: Psychological and Biological Models*, A Bradford Book, The MIT Press.
- Schyns, P. G. (1991), A Modular Neural Network Model of Concept Acquisition, *Cognitive Science*, 15, 461-508.
- Setiono, R. and Liu, H. (1997), Neural-Network Feature Selector, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 8, No. 3, 654-662.
- Shavlik, J. W., Mooney, R. J., and Towell, G. G. (1991), Symbolic and Neural Learning Algorithms: An Experimental Comparison, *Machine Learning*, 6, 111-143.
- Smeaton, A. F. (1992), Progress in the Application of Natural Language Processing to Information Retrieval Tasks, *The Computer Journal*, Vol. 35, No. 3, 268-278.
- Stabler Jr., E. P. (1992), *The Logical Approach to Syntax – Foundations, Specifications, and Implementations of Theories of Government and Binding*, A Bradford Book, The MIT Press.

- Stabler Jr., E. P. (1992), Avoid the Pedestrian's Paradox, in R. C. Berwick, S. P. Abney, and C. Tenny (Eds.), *Principle-Based Parsing: Computation and Psycholinguistics*, Kluwer Academic Publishers.
- Steedman, M. J. (1989), Grammar, Interpretation, and Processing from the Lexicon, in W. Marslen-Wilson (Ed.), *Lexical Representation and Process*, A Bradford Book, The MIT Press.
- Stone, G. O. (1994), Combining Connectionist and Symbolic Properties in a Single Process, in S. D. Lima, R. L. Corrigan, and G. K. Iverson (Eds.), *The Reality of Linguistic Rules*, John Benjamins Publishing Company, Amsterdam/ Philadelphia.
- Swinney, D. A. (1979), Lexical Access During Sentence Comprehension: (Re)Consideration of Context Effects, *Journal of Verbal Learning and Verbal Behavior*, December, 269-276.
- Tanenhaus, M. K., Carlson, G., and Trueswell, J. C. (1989), The Role of Thematic Structures in Interpretation and Parsing, *Language and Cognitive Processes*, 4 (3/4), SI 211-234.
- Webelhuth, G. (1995), X-bar Theory and Case Theory, in G. Webelhuth (Ed.), *Governance and Binding Theory and the Minimalist Program*, Blackwell, 15-95.
- Winston, P. H. (1992), *Artificial Intelligence – 3rd. Edition*, Addison-Wesley, Reading, Massachusetts.
- Yao, X. and Liu, Y. (1997), A New Evolutionary System for Evolving Artificial Neural Networks, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 8, No. 3, 694-713.
- Zeng, Z., Goodman, R. M., and Smyth, P. (1994), Discrete Recurrent Neural Networks for Grammatical Inference, *IEEE Transactions on Neural Networks*, Vol. 5, No. 2, 320-330.
- Zurif, E. B. (1990), Language and the Brain, in D. N. Osherson and H. Lasnik (Eds.), *Language – An Invitation to Cognitive Science – Volume 1*, The MIT Press.