

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL

FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

**REDES NEURAIS ARTIFICIAIS, ANÁLISE DE
SENSIBILIDADE E O COMPORTAMENTO DE
FUNÇÕES DE COMÉRCIO EXTERIOR DO BRASIL**

Alexandre Bandeira Monteiro e Silva

Porto Alegre, 2002

UNIVERSIDADE FEDERAL DO RIO GRANDE DO SUL
FACULDADE DE CIÊNCIAS ECONÔMICAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

**REDES NEURAIS ARTIFICIAIS, ANÁLISE DE
SENSIBILIDADE E O COMPORTAMENTO DE
FUNÇÕES DE COMÉRCIO EXTERIOR DO BRASIL**

Alexandre Bandeira Monteiro e Silva

Orientador: Prof. Dr. Marcelo Savino Portugal

Tese submetida ao Programa de Pós-
Graduação em Economia como
requisito parcial para a obtenção do
título de Doutor em Economia.

Porto Alegre, 2002

“Vós sois o sal da terra. Se o sal perde o sabor, com que lhe será restituído o sabor? Para nada mais serve senão para ser lançado fora e calcado pelos homens. Vós sois a luz do mundo. Não se pode esconder uma cidade situada sobre uma montanha, nem se acende uma luz para coloca-la debaixo do alqueire, mas sim para coloca-la sobre o candeeiro, a fim de que brilhe a todos os que estão em casa. Assim, brilhe vossa luz diante dos homens, para que vejam as vossas boas obras e glorifiquem vosso Pai que está nos céus.” Mt 5, 13-16.

Dedico este trabalho a Care Cristiane Hammes, Antônio Bandeira e Silva, Mariza Aparecida Monteiro e Silva, Hamarilton José Ribeiro Monteiro e Neurenir Bandeira. Em memória de Maria José Ribeiro Monteiro que tanto lutou pela minha educação.

AGRADECIMENTOS

Agradeço, em primeiro lugar, a Deus Pai, Filho e Espírito Santo pela salvação, paz, saúde e por todos os sinais e graças alcançadas no dia-a-dia. À Maria e Santa Rita de Cássia, pela intercessão poderosa junto a Deus, dando-me proteção e entusiasmo para continuar em frente, certo da construção de um mundo melhor.

Ao meu pai e minha mãe, pelo apoio e incentivo para vencer todas as barreiras; aos meus irmãos, pelo estímulo e torcida para a concretização deste trabalho; aos familiares, pelo carinho, otimismo e pela compreensão em não poder dar-lhes muita atenção.

Ao meu orientador e amigo, Marcelo Savino Portugal, o meu agradecimento pelos ensinamentos, pelo constante otimismo e eficiência, face às dificuldades, pela competência e disponibilidade em me atender e pela confiança na execução desta tese.

Ao Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq) e Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior (CAPES), pelo apoio institucional e financeiro. À Universidade Federal do Rio Grande do Sul e ao Programa de Pós-Graduação em Economia (PPGE) pela oportunidade de ingressar no curso e por todo o apoio ao longo destes 4 anos.

Aos professores e funcionários da Universidade de Passo Fundo, especialmente na pessoa do professor Marco Montoya, da Unisinos, especialmente na pessoa do professor Tiago Wickstron Alves, Adelmo Cechin e Fernando Osório e do Unilasalle, especialmente na pessoa do professor Mário Baiocchi, por todo o incentivo, apoio institucional e pela amizade sempre presente.

Aos professores do Programa de Pós-Graduação em Economia, principalmente Eduardo Pontual Ribeiro, Jorge Araújo, Pedro César Dutra Fonseca, Ronald Hillbrecht, Nuno, Fernando Ferrari, Eugênio Lageman, Paulo Spohr, Roberto Camps de Moraes, Stefano Florissi e Paulo Waquil, pelos ensinamentos, incentivos e sugestões. Aos funcionários Iara, Cláudia, Lurdes, Raquel, Eneida e Alexandre, pela atenção, disponibilidade e assistência prestada.

Aos meus amigos e mestres espalhados pelo país, especialmente o compadre Wilson Luiz Rotatori Corrêa e esposa, pelo apoio, idéias e sugestões dadas ao longo do curso.

A todos os amigos e irmãos de Porto Alegre e região Metropolitana, especialmente do grupo de oração Kairós, pelo carinho, amor e orações constantes, dispensadas à minha pessoa para a consecução desta tese. A Care, pelo amor, paciência e pela presença constante em minha vida. Ao amigo Humberto Agnello Bolaños Cordeiro e família pela amizade e respeito.

Aos amigos e colegas de Departamento e de caminhada: Divanildo, Ronaldo, Guilherme, Ana Paula, Lima, Marcelo, Leonardo, Igor, Susan, Fernando, Márcio, Sabino, Paulo, André, Fred, Borges, Fernanda, Cristiane, Andréa, Luiz, Soraia, Patrícia Palermo, Gregório, Antônio Souto, Juarez, Júlio Slow e Flávio Monlleo, pela convivência e crescimento nestes quatro anos de doutorado. Que vocês sejam vitoriosos em seus desafios, sempre com honestidade e caráter.

Aos professores da banca de defesa, pelas avaliações, comentários e sugestões.

A todas as pessoas que, anonimamente, contribuíram para a conclusão deste trabalho e àquelas que, porventura, tenha esquecido de mencionar, o meu agradecimento.

SUMÁRIO

LISTA DE TABELAS	8
LISTA DE GRÁFICOS E QUADROS	11
LISTA DE FIGURAS	12
RESUMO	17
ABSTRACT	19
INTRODUÇÃO	21
CAPÍTULO 1 - MODELOS EMPÍRICOS DE COMÉRCIO EXTERIOR.	27
1.1 - MODELOS DE DEMANDA DE IMPORTAÇÕES BRASILEIRAS	27
1.2 - MODELOS DE OFERTA E DEMANDA DE EXPORTAÇÕES BRASILEIRAS	32
1.3 - CONCLUSÃO	38
CAPÍTULO 2 - REDES NEURAS ARTIFICIAIS: UMA ANÁLISE GERAL.	39
2.1 - CARACTERIZAÇÃO DA INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL	39
2.1.1 - <i>Considerações históricas</i>	40
2.2 - REDES NEURAS BIOLÓGICAS	43
2.3 - ORIGEM E EVOLUÇÃO	49
2.4 - CARACTERIZAÇÃO DAS REDES NEURAS ARTIFICIAIS	57
2.4.1 - <i>Padrões</i>	59
2.4.2 - <i>Redes neurais artificiais e as funções de ativação</i>	59
2.4.3 - <i>Redes neurais artificiais e as conexões</i>	62
2.4.4 - <i>Redes neurais artificiais e os elementos de processamento</i>	65
2.5 - PRINCIPAIS ARQUITETURAS DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS	66
2.6 - APRENDIZADO DE REDES NEURAS ARTIFICIAIS	68
2.6.1 - <i>Aprendizado supervisionado</i>	69
2.6.1.1 - <i>Correção de erros</i>	72
2.6.2 - <i>Aprendizado não supervisionado</i>	73
2.6.3 - <i>Aprendizado de redes neurais artificiais e o processo de validação</i>	74
2.7 - REDES MULTI-LAYER PERCEPTRON	78
2.7.1 - <i>Características e funcionalidade das redes MLP</i>	78
2.7.2 - <i>Otimização da topologia</i>	81
2.7.3 - <i>Treinamento de redes MLP</i>	82
2.7.4 - <i>Algoritmo Back-Propagation e a atualização dos pesos</i>	86
2.7.5 - <i>Algoritmo Quickprop</i>	92
2.7.6 - <i>Algoritmo Rprop</i>	93
2.8 - APLICAÇÕES	94
2.9 - CONCLUSÃO	96

CAPÍTULO 3 - MODELOS DE REGRESSÃO NÃO LINEARES PARA FUNÇÕES DE COMÉRCIO EXTERIOR E REDES NEURAS ARTIFICIAIS.	98
3.1 - REDES NEURAS ARTIFICIAIS E MODELOS NÃO LINEARES	99
3.2 - REPRESENTAÇÃO DA REGRESSÃO COMO UMA REDE NEURAL ARTIFICIAL E ANÁLISE DE SENSIBILIDADE	103
3.3 - REDES NEURAS ARTIFICIAIS E O PROBLEMA DE SIMULTANEIDADE	109
3.4 - CONCLUSÃO	112
CAPÍTULO 4 - REDES NEURAS ARTIFICIAIS E A DEMANDA DE IMPORTAÇÕES BRASILEIRAS NO PERÍODO DE 1978 A 1999.	115
4.1 - ANÁLISE DE NÃO LINEARIDADE DAS SÉRIES DE IMPORTAÇÕES	116
4.2 - REDES NEURAS ARTIFICIAIS E A ESTIMAÇÃO DA DEMANDA DE IMPORTAÇÕES BRASILEIRAS	120
4.3 - RESULTADOS DA ANÁLISE DE SENSIBILIDADE	127
4.4 - ANÁLISE DE CLUSTERS	132
4.5 - CONCLUSÃO	141
CAPÍTULO 5 - REDES NEURAS ARTIFICIAIS E AS EXPORTAÇÕES BRASILEIRAS NO PERÍODO DE 1978 A 1999.	144
5.1 - ANÁLISE DE NÃO LINEARIDADE DAS SÉRIES DE EXPORTAÇÕES	145
5.2 - REDES NEURAS ARTIFICIAIS E A ESTIMAÇÃO DA OFERTA E DEMANDA DE EXPORTAÇÕES BRASILEIRAS	150
5.3 - RESULTADOS DA ANÁLISE DE SENSIBILIDADE	165
5.4 - ANÁLISE DE CLUSTERS	176
5.5 - CONCLUSÃO	188
CONCLUSÃO	192
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	200
ANEXO A - REDES NEURAS E JARGÕES ESTATÍSTICOS.	215
ANEXO B - APRESENTAÇÃO DAS VARIÁVEIS E FONTES	217
ANEXO C - DESCRIÇÃO DOS PROGRAMAS DAS EXPORTAÇÕES.	218

LISTA DE TABELAS

Tabela	Página
1.1.1 Elasticidades da demanda de importações totais (trimestral)	28
1.1.2 Elasticidade da demanda de importações intermediárias (trimestrais)	29
1.2.1 Elasticidade da oferta e demanda de exportações totais	35
1.2.2 Elasticidades da oferta e demanda de exportações de manufaturados	35
3.1.1 Dicionário de redes neurais-econometria	99
4.1.1 Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de importação total	118
4.1.2 Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de bens intermediários	118
4.1.3 Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de material elétrico	119
4.1.4 Resultados das redes lineares contra redes não lineares	119
4.2.1 Matriz de pesos da importação total	122
4.2.2 Matriz de pesos dos bens intermediários	123
4.2.3 Matriz de pesos do material elétrico	124
4.3.1 Elasticidades médias da série de importação total, alcançadas para os períodos 1978.1/1989.3, 1989.4/1994.2 e 1994.3/1999.4.	132
4.3.2 Elasticidades médias da série de bens intermediários, alcançadas para os períodos 1978.1/1989.3, 1989.4/1994.2 e 1994.3/1999.4.	132
4.3.3 Elasticidades médias da série de material elétrico, alcançadas para os períodos 1978.1/1989.3, 1989.4/1994.2 e 1994.3/1999.4.	132
4.4.1 Elasticidades médias para a série de importação total, associadas à seleção de 3 clusters	141
4.4.2 Elasticidades médias para a série de bens intermediários, associadas à seleção de 3 clusters	141
4.4.3 Elasticidades médias para a série de material elétrico, associadas à seleção de 3 clusters	141

5.1.1	Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de oferta de exportação total	146
5.1.2	Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de oferta de exportação de manufaturados	147
5.1.3	Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de oferta de exportação de material elétrico	147
5.1.4	Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de oferta de exportação de calçados	147
5.1.5	Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de demanda por exportação total	148
5.1.6	Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de demanda por exportação de manufaturados	148
5.1.7	Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de demanda por exportação de material elétrico	148
5.1.8	Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de demanda por exportação de calçados	149
5.1.9	Resultados das redes lineares contra redes não lineares	150
5.2.1	Dados de configuração obtidos no primeiro passo da estimação	153
5.2.2	Dados de configuração obtidos no terceiro passo da estimação	155
5.2.3	Matriz de pesos da oferta de exportação total	155
5.2.4	Matriz de pesos da demanda por exportação total	156
5.2.5	Matriz de pesos da oferta de exportação de manufaturados	157
5.2.6	Matriz de pesos da demanda por exportação de manufaturados	157
5.2.7	Matriz de pesos da oferta de exportação de material elétrico	158
5.2.8	Matriz de pesos da demanda por exportação de material elétrico	159
5.2.9	Matriz de pesos da oferta de exportação de calçados	160
5.2.10	Matriz de pesos da demanda por exportação de calçados	160
5.3.1	Elasticidades médias das séries de exportação alcançadas para o período 1978.1/1999.4.	165
5.3.2	Elasticidades médias da série de oferta de exportação total, alcançadas para os períodos 1978.1/1989.4, 1990.1/1994.2 e 1994.3/1999.4.	173
5.3.3	Elasticidades médias da série de demanda por exportação total, alcançadas para os períodos 1978.1/1989.4, 1990.1/1994.2 e	

	1994.3/1999.4.	173
5.3.4	Elasticidades médias da série de oferta de exportação de manufaturados, alcançadas para os períodos 1978.1/1989.4, 1990.1/1994.2 e 1994.3/1999.4.	173
5.3.5	Elasticidades médias da série de demanda por exportação de manufaturados, alcançadas para os períodos 1978.1/1989.4, 1990.1/1994.2 e 1994.3/1999.4.	174
5.3.6	Elasticidades médias da série de demanda por exportação de material elétrico, alcançadas para os períodos 1978.1/1989.4, 1990.1/1994.2 e 1994.3/1999.4.	174
5.4.1	Elasticidades médias para a série de oferta de exportação total, associadas à seleção de 4 clusters	186
5.4.2	Elasticidades médias para a série de demanda por exportação total, associadas à seleção de 5 clusters	187
5.4.3	Elasticidades médias para a série de oferta de exportação de manufaturados, associadas à seleção de 4 clusters	187
5.4.4	Elasticidades médias para a série de demanda por exportação de manufaturados, associadas à seleção de 3 clusters	187
5.4.5	Elasticidades médias para a série de demanda por exportação de material elétrico, associadas à seleção de 3 clusters	187
A.1	Jargões de redes neurais e estatística	215
B.1	Variáveis e fontes da demanda por importações	217
B.2	Variáveis e fontes da oferta e demanda por exportações	217
C.1	Descrição dos programas utilizados para as exportações	218

LISTA DE GRÁFICOS E QUADROS

Gráfico	Página
1.1 Comportamento das exportações e importações anuais em preços fob de 1947 a 1999 (us\$ milhões)	22

Quadro	Página
2.2.1 Comparativo entre cérebro e computador	48
2.2.2 Comparativo entre computadores e neurocomputadores	48
3.2.1 Relações funcionais para a demanda por importação brasileira	107
3.2.2 Relações funcionais entre as variáveis de oferta e demanda por exportações brasileiras	107
3.2.3 Relações funcionais das funções de comércio exterior	108
4.1.1 Regressores auxiliares para os testes da presença de não-linearidades para a série de importação total	117
4.1.2 Regressores auxiliares para os testes da presença de não-linearidades para a série de bens intermediários	117
4.1.3 Regressores auxiliares para os testes da presença de não-linearidades para a série de material elétrico	118
5.1.1 Regressores auxiliares para os testes da presença de não linearidades para as séries de oferta de exportação	146
5.1.2 Regressores auxiliares para os testes da presença de não linearidades para as séries de demanda por exportação	146

LISTA DE FIGURAS

Figura	Página
2.1.1 Aquisição de conhecimentos: explicitação e aprendizado automático	42
2.1.2 Inteligência artificial: uma visão moderna	42
2.2.1 Componentes do neurônio biológico	44
2.2.2 Potencial de ação em um neurônio	46
2.2.3 Organização do córtex cerebral	49
2.3.1 Neurônio de McCulloch e Pitts	50
2.3.2 Perceptron simples	54
2.3.3 Função XOR: uma representação gráfica	55
2.4.1 Modelo de neurônio natural e artificial	58
2.4.2.1 Algumas funções de ativação	60
2.4.3.1 Dígrafo de uma RNA	62
2.4.3.2 Protótipos de uma rede neural com duas entradas	63
2.4.3.3 Separação de classes (classificação) através do uso de um Perceptron	64
2.5.1 Exemplos de arquiteturas de RNA's	66
2.6.1 Aprendizado supervisionado	70
2.6.2 Aprendizado por reforço	72
2.6.2.1 Aprendizado não-supervisionado	74
2.6.3.1 Aprendizado: erro em relação ao conjunto de aprendizado e de teste	75
2.7.1 Rede MLP típica com uma camada intermediária	79
2.7.3.1 Fluxo de processamento do algoritmo back-propagation	83
2.7.3.2 Superfície de erro para rede MLP	86
2.7.4.1 Exemplo de mínimos locais e platôs em uma superfície de erro	90
2.7.4.2 Influência do termo momentum	91
3.1.1 Representação gráfica de uma RNA	99
3.1.2 Ajuste de mínimos quadrados não-lineares	102
3.2.1 Modelo linear	104

3.2.2	Modelo de RNA não linear para as equações de comércio exterior	104
3.3.1	Impacto bidirecional da variável PX_t e X_t nos modelos de exportação	110
3.3.2	Modelo de regressão, via redes neurais, do PX_t em relação as variáveis exógenas do modelo de exportações brasileiras	111
3.3.3	Modelo de redes neurais para oferta e demanda por exportações do Brasil .	112
4.2.1	Topologia de rede utilizada para importação total	123
4.2.2	Topologia de rede utilizada para bens intermediários	123
4.2.3	Topologia de rede utilizada para material elétrico	124
4.2.4	Ajustamento da rede treinada à série padronizada da importação total	124
4.2.5	Ajustamento da rede treinada à série padronizada de bens intermediários ..	125
4.2.6	Ajustamento da rede treinada à série padronizada de material elétrico	125
4.2.7	Sensibilidade da importação total a acréscimos de 1% em cada entrada	126
4.2.8	Sensibilidade dos bens intermediários a acréscimos de 1% em cada entrada	126
4.2.9	Sensibilidade do material elétrico a acréscimos de 1% em cada entrada	127
4.4.1	Formação de clusters para importação total	133
4.4.2	Formação de clusters para bens intermediários	133
4.4.3	Formação de clusters para material elétrico	134
4.4.4	Cubo das entradas de importação total , associado ao número de clusters ...	134
4.4.5	Cubo das entradas de bens intermediários, associado ao número de clusters	135
4.4.6	Cubo das entradas de material elétrico, associado ao número de clusters	135
4.4.7	Relação entre importação total e PIB, associado ao número de clusters	136
4.4.8	Relação entre importação total e capacidade produtiva, associado ao número de clusters	136
4.4.9	Relação entre importação total e taxa de câmbio, associado ao número de clusters	136
4.4.10	Relação entre bens intermediários e PIB, associado ao número de clusters .	137
4.4.11	Relação entre bens intermediários e capacidade produtiva, associado ao número de clusters	137
4.4.12	Relação entre bens intermediários e taxa de câmbio, associado ao número de clusters	137
4.4.13	Relação entre material elétrico e PIB, associado ao número de clusters	138

4.4.14	Relação entre material elétrico e capacidade produtiva, associado ao número de clusters	138
4.4.15	Relação entre material elétrico e taxa de câmbio, associado ao número de clusters	138
4.4.16	Sensibilidade da importação total a acréscimos de 1% em cada ponto representativo dos clusters	140
4.4.17	Sensibilidade dos bens intermediários a acréscimos de 1% em cada ponto representativo dos clusters	140
4.4.18	Sensibilidade do material elétrico a acréscimos de 1% em cada ponto representativo dos clusters	140
5.2.1	Topologia de rede utilizada para oferta de exportação total	156
5.2.2	Topologia de rede utilizada para demanda por exportação total	156
5.2.3	Topologia de rede utilizada para oferta de exportação de manufaturados ..	157
5.2.4	Topologia de rede utilizada para demanda por exportação de manufaturados	158
5.2.5	Topologia de rede utilizada para oferta de exportação de material elétrico	158
5.2.6	Topologia de rede utilizada para demanda por exportação de material elétrico	159
5.2.7	Topologia de rede utilizada para oferta de exportação de calçados	159
5.2.8	Topologia de rede utilizada para demanda por exportação de calçados	161
5.2.9	Ajustamento da rede treinada à série oferta de exportação total	162
5.2.10	Ajustamento da rede treinada à série demanda por exportação total	162
5.2.11	Ajustamento da rede treinada à série oferta de exportação de manufaturados	162
5.2.12	Ajustamento da rede treinada à série demanda por exportação de manufaturados	163
5.2.13	Ajustamento da rede treinada à série oferta de exportação de material elétrico	163
5.2.14	Ajustamento da rede treinada à série demanda por exportação de material elétrico	163
5.2.15	Ajustamento da rede treinada à série oferta de exportação de calçados	164
5.2.16	Ajustamento da rede treinada à série demanda por exportação de calçados	164
5.3.1	Sensibilidade da oferta de exportação total	167

5.3.2	Sensibilidade da demanda de exportação total	167
5.3.3	Sensibilidade da oferta de exportação de manufaturados	167
5.3.4	Sensibilidade da demanda de manufaturados	168
5.3.5	Sensibilidade da demanda por exportação de material elétrico	168
5.4.1	Formação de clusters para oferta de exportação total	177
5.4.2	Formação de clusters para demanda por exportação total	178
5.4.3	Formação de clusters para oferta de exportação de manufaturados	178
5.4.4	Formação de clusters para demanda por exportação de manufaturados	178
5.4.5	Formação de clusters para demanda por exportação de material elétrico ...	179
5.4.6	Cubo das entradas da oferta de exportação total, associado ao número de clusters	180
5.4.7	Cubo das entradas da demanda por exportação total, associado ao número de clusters	180
5.4.8	Cubo das entradas da oferta de exportação de manufaturados, associado ao número de clusters	180
5.4.9	Cubo das entradas da demanda por exportação de manufaturados, associado ao número de clusters	181
5.4.10	Cubo das entradas da demanda por exportação de material elétrico, associado ao número de clusters	181
5.4.11	Relação entre oferta de exportação total e utilização da capacidade produtiva, associado ao número de clusters	182
5.4.12	Relação entre demanda por exportação total e renda mundial, associado ao número de clusters	182
5.4.13	Relação entre oferta de exportação de manufaturados e utilização da capacidade produtiva, associado ao número de clusters	183
5.4.14	Relação entre demanda por exportação de manufaturados e renda mundial, associado ao número de clusters	183
5.4.15	Relação entre demanda por exportação de material elétrico e renda mundial, associado ao número de clusters	183
5.4.16	Sensibilidade da demanda por exportação total a acréscimos de 1% em cada ponto representativo dos clusters	185
5.4.17	Sensibilidade da oferta de exportação de manufaturados a acréscimos de 1% em cada ponto representativo dos clusters	185

5.4.18	Sensibilidade da demanda por exportação de manufaturados a acréscimos de 1% em cada ponto representativo dos clusters	186
5.4.19	Sensibilidade da demanda por exportação de material elétrico a acréscimos de 1% em cada ponto representativo dos clusters	186

RESUMO

Nesta tese são estimadas funções não lineares de importação e exportação para o Brasil, utilizando a metodologia de redes neurais artificiais, a partir de dados trimestrais, no período de 1978 a 1999. Com relação às importações, partindo-se da hipótese de país pequeno, as estimações são feitas para a demanda de importações totais, de bens intermediários e de material elétrico. Para as exportações, o pressuposto de país pequeno, num contexto de concorrência monopolística, é utilizado, de maneira que as estimações são feitas para a oferta e demanda por exportações brasileiras. As séries selecionadas são as exportações totais, as exportações de manufaturados e as exportações de material elétrico. A metodologia adotada para as importações procura visualizar a não linearidade presente nas séries de comércio exterior e encontrar a topologia de rede que melhor represente o comportamento dos dados, a partir de um processo de validação do período analisado. Procura observar, também, a sensibilidade das saídas das redes a estímulos nas variáveis de entrada, dado a dado e por formação de clusters. Semelhante método é utilizado para as exportações, com a ressalva que, diante de um problema de simultaneidade, o processo de ajuste das redes e análise da sensibilidade é realizado a partir de uma adaptação do método de equações simultâneas de dois estágios. Os principais resultados para as importações mostram que os dados apresentam-se de maneira não linear, e que ocorreu uma ruptura no comportamento dos dados em 1989 e 1994. Sobretudo a partir dos anos 90, as variáveis que se mostram mais significativas são o PIB e a taxa de câmbio, seguidas da variável utilização de capacidade produtiva, que se mostra com pouca relevância. Para o período de 1978 a 1988, que apresenta um reduzido impacto das variáveis, a taxa de câmbio é relevante, na explicação do comportamento das importações brasileiras, seguida da utilização de capacidade produtiva, que demonstra-se significativa, apenas, para a série de bens intermediários. Para as exportações, os dados, também, se apresentam de maneira não linear, com rupturas no seu comportamento no final da década de 80 e meados de 1994. Especificamente, para a oferta e a demanda, as variáveis mais importantes foram a taxa de câmbio real e o PIB mundial, respectivamente. No todo, as séries mais importantes na

explicação das importações e exportações foram a importação total e de bens intermediários e a exportação total e de manufaturados. Tanto para as importações, quanto para as exportações, os resultados mais expressivos foram obtidos para os dados mais agregados. Por fim, com relação às equações das exportações brasileiras, houve uma superioridade de ajuste e significância das variáveis das equações de demanda, frente às de oferta, em explicar os movimentos das exportações brasileiras.

ABSTRACT

The present study estimates nonlinear import and export functions for Brazil by means of artificial neural networks, using the quarterly data obtained between 1978 and 1999. With regard to imports, considering the small-country hypothesis, the estimates are made not only for the total import demand but also for the imports of intermediate goods and electrical material. For the exports, we use the small-country hypothesis within a context of monopolistic competition, in which the estimates are made for the supply and demand for Brazilian exports. We analyze total exports, the exports of manufactured goods and the exports of electric material. The methodology for imports employs a process of generalization of the analyzed period in order to observe the nonlinearity of the foreign trade series and find the network topology that best represents the data behavior. This method also aims at observing the sensitivity of the network outputs to stimuli in the input variables, in a data by data analysis and through cluster formation. A similar method is used for the exports, except that if there is simultaneity, the process of network adjustment and sensitivity analysis is based on an adaptation of the two-stage simultaneous-equation analysis. The major results obtained for imports show that the data have a nonlinear presentation and that a rupture in the data behavior took place in 1989 and 1994. Especially in the 1990's, GDP and the exchange rate are the variables that proved more significant, followed by the production capacity utilization variable, which is poorly relevant. For the period from 1978 to 1988, with lower impact of the variables, the exchange rate is relevant, explaining the behavior of Brazilian imports, followed by the production capacity utilization that demonstrates to be significant only for the intermediate goods series. For the exports, the data are also nonlinear, with a rupture in their behavior in the late 1980's and at mid-1994. Specifically, in the case of supply and demand, the real exchange rate and the world GDP were the most important variables. In general, the most important series for the explanation of exports and imports were total imports, the imports of intermediate goods, total exports and the exports of manufactured goods. For both imports and exports, the most expressive results were obtained for the closely aggregated

data or variables. Finally, as far as the equations for Brazilian exports are concerned, the adjustment and significance of the demand equation variables were more appropriate to explain the movements of Brazilian exports than the supply equation variables.

INTRODUÇÃO

Depois de um longo período de fechamento do mercado brasileiro às importações, acentuado pela crise do balanço de pagamentos dos anos 80, o país iniciou seu processo de abertura comercial, com expectativa de maior participação no mercado externo e elevação de suas importações, até então severamente reprimido pelo governo. Segundo Azevedo e Portugal (1998), o marco inicial do processo de liberalização comercial ocorreu em 1988. Basicamente, as principais medidas pautaram-se na redução de alíquotas de importação e na adoção de medidas tópicas, restringindo determinadas barreiras não-tarifárias. O incentivo a liberalização comercial cresceu, a partir daí, e consolidou-se nos primeiros anos da década de 90, com a eliminação da maior parte das restrições não-tarifárias e o estabelecimento de um plano de ação, com redução gradativa das alíquotas de importação.

Em 1994, foi lançado o Plano Real, indicando, definitivamente, a irreversibilidade deste processo liberalizante¹. Nesta nova fase, a política comercial de abertura intensificou-se, elevando consideravelmente o nível total de importações², sem que houvesse uma resposta similar das exportações brasileiras³.

Como fatores explicativos deste aumento tem-se a estabilidade da moeda, apreciação da taxa cambial real e a utilização das importações como forma de controlar os preços domésticos. Isto tudo, conjugado com a expansão da demanda agregada e da capacidade produtiva da economia, acabou por ocasionar sucessivos déficits comerciais,

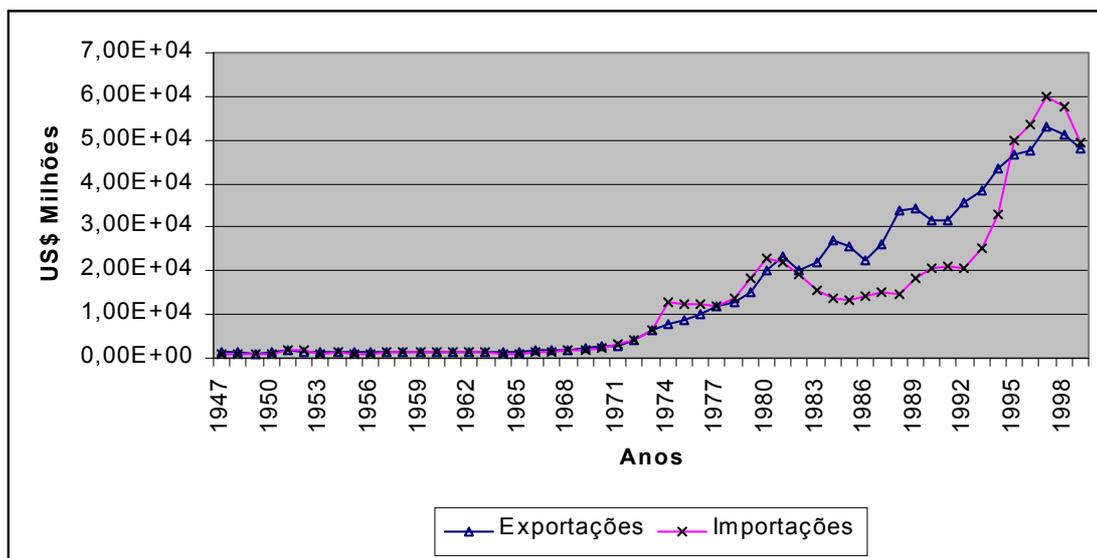
¹ Face aos acordos unilaterais, como os de caráter regional no âmbito do Mercosul, e multilaterais, firmados pela adesão à OMC, reduziu-se a margem de manobra do governo em estimular iniciativas protecionistas, sob pena de sofrer represálias e perda de mercados.

² De maneira geral, o coeficiente de importação elevou-se de 5,2 % do PIB (média 90-93) para 7,1 % do PIB (média 94-99), refletindo a abertura da economia e os esforços de modernização do setor produtivo.

³ Conforme bem aponta Azevedo e Portugal (1998), o ritmo deste processo irá pautar-se em avanços e recuos da política de importações, dado os interesses conjunturais do Plano Real, sobretudo no controle de preços. Assim, a partir do monitoramento realizado pelo Governo, a partir de julho de 1994, pode-se dividir o período em três fases distintas, sob o ponto de vista específico da política de importação. A primeira, que se estendeu de julho de 1994 ao primeiro trimestre de 1995, foi marcada pela adoção de medidas de caráter nitidamente liberalizantes. A partir do segundo trimestre de 1995, e até o segundo trimestre de 1996, observou-se uma reversão do processo de abertura comercial, com a imposição de uma série de restrições às importações. A terceira fase compreendida a partir do terceiro trimestre de 1996, configurou-se em um período de nova flexibilização da política de importações, embora em um ritmo e com uma intensidade bastante inferior àquela verificada no final de 1994.

facilmente perceptíveis a partir de 1995, no gráfico 1.1; e que culminaram com a crise cambial de janeiro de 1999.

Gráfico 1.1 – Comportamento das exportações e importações anuais em preços fob de 1947 a 1999 (US\$ Milhões)



Fonte: IPEADATA (<http://www.ipeadata.gov.br>)

Como consequência, a desvalorização cambial estimulou os exportadores a reconquistar e abrir mercados, ao mesmo tempo em que induziu a substituição de importações. No entanto, o retorno esperado da elevação do câmbio não foi tão imediato sobre as exportações. Aliado ao declínio menos acentuado da quantidade importada, aumento dos preços internacionais do petróleo e estímulo ao aumento do preço interno, o aumento da quantidade exportada não compensou a queda de preços dos principais produtos que fazem parte da pauta de exportações brasileiras⁴. Com isto, houve uma manutenção dos déficits na balança comercial, o que, por si só, já desperta o interesse com relação as variáveis explicativas do comportamento da demanda por importação, e da oferta e demanda por exportação brasileira.

A importância da estimação de equações de comércio exterior, também, é percebida no contexto de globalização e fortalecimento de blocos regionais (Mercosul, CEE, Nafta,

⁴ Recentemente surgiram sinais positivos para o desempenho do setor exportador brasileiro em 2000, 2001 e 2002, uma vez que o nível de atividade das economias do leste asiático e da Europa elevaram-se, e os preços das *commodities* exportadas pelo Brasil recuperaram-se no mercado internacional.

Tigres Asiáticos, ALCA, etc...), nos quais os países estão envolvidos. Este novo cenário das relações internacionais, caracterizado pela formação e arrefecimento de relações intra e interblocos, além da liberalização dos mercados, traz impactos diferenciados sobre os setores econômicos. Cada vez mais os instrumentos tradicionais de política econômica assumem menor importância, e cada vez mais cresce a interdependência do comportamento da economia nacional e regional, frente às mudanças ocorridas no cenário internacional, e no comportamento das principais variáveis macroeconômicas (câmbio, renda, juros, inflação, utilização da capacidade produtiva, preços externos, etc...) dos países pertencentes ao bloco.

Dada a não-linearidade presente na trajetória destas variáveis macroeconômicas ao longo do tempo, as implicações práticas deste contexto são as crescentes dificuldades da percepção do real impacto que variações na capacidade produtiva, câmbio, relações de preços e renda ⁵ causam sobre o crescimento e desenvolvimento econômico do país ou região em destaque⁶.

Enfim, em função da crescente abertura comercial brasileira, da interdependência de fatores externos, da inter-relação entre as variáveis econômicas e do processo de integração comercial no Mercosul, torna-se cada vez mais relevante e indispensável à estimação de funções de comércio exterior.

Dessa forma, obtém-se não apenas cálculos das elasticidades mais próximas da realidade brasileira atual, mas também um poderoso instrumento de análise de decisões públicas e privadas, que indique os impactos que mudanças na política tarifária, industrial, de renda e no cenário internacional podem trazer ao nível de importações e exportações brasileiras.

⁵ Dadas às influências, tanto internas, quanto externas, sobre as importações e exportações, e a consecutiva relevância teórica mostrada na literatura, optou-se por utilizar como variáveis explicativas para as importações, o PIB, a taxa de câmbio e a utilização da capacidade produtiva; e para as exportações, o PIB mundial, a taxa de câmbio real, a utilização da capacidade produtiva e um índice de competitividade, dado pelo preço de exportação brasileiro em relação ao preço de exportação internacional.

⁶ Os trabalhos existentes na literatura sobre funções de comércio exterior, que apresentam somente estimativas lineares, já avançaram bastante. Existem inúmeros trabalhos, sendo que os mais recentes avanços publicados neste campo são: 1) para as importações, apresentados por Zini Junior (1988), Portugal (1992), Portugal (1993), De Castro e Cavalcanti (1998), Azevedo e Portugal (1998) e Resende (2000); e 2) para as exportações, realizados por Braga e Markwald (1983), Zini Junior (1988), Portugal (1993) e De Castro e Cavalcanti (1998).

A ampla capacidade de modelagem apresentada por modelos não-lineares, com vistas a analisar funções econômicas e relações entre as variáveis, tem estimulado nos últimos anos, inúmeros pesquisadores⁷. Na área de economia, a maioria dos trabalhos desenvolvidos, até pouco tempo, procurou utilizar os modelos de redes neurais artificiais (RNA's) para o objetivo principal de produzir previsões, sobretudo na área de finanças⁸.

Recentemente, estudos que envolvem estimações de relações econômicas e usam redes neurais artificiais tem procurado estender os benefícios gerados por este tipo de modelagem⁹. Seguindo um processo de aprendizado dos dados, as RNA's procuram identificar as relações existentes entre variáveis dependentes e independentes. A idéia principal é buscar, como num modelo de regressão, uma racionalidade nas magnitudes e sinais dos parâmetros obtidos, com vistas a entender o grau de influência ou impacto dos resultados obtidos¹⁰. Isto não se torna tão necessário quando se utiliza as RNA's para controle de processos, robótica, reconhecimento de padrões e processamento de imagens, em que o interessante é o maior poder preditivo possível.

O conjunto das dificuldades impostas aos agentes econômicos, via intensificação do processo de liberalização comercial, intra e interblocos, e ocorrência de fenômenos externos e internos à economia brasileira implicaram em uma série de mudanças no nível de importações e exportações brasileiras, frente às variáveis chaves de comércio exterior. Em particular, tais movimentos, ao longo do tempo, estão ligados a uma característica distinta, mas que influencia, em seu conjunto, o resultado e a precisão das estimativas, qual seja, a presença de não-linearidade no comportamento das séries analisadas.

⁷ De maneira geral, segundo Diaz e Araújo (1998), "os estudos indicam uma maior consistência das classes de modelos não-lineares (entre eles os modelos de redes neurais artificiais) em comparação aos lineares".

⁸ Ver Swanson e White (1995), Azoff (1994), Portugal (1995) e Portugal e Fernandes (1996).

⁹ Ver Soto (1996) e Diaz e Araújo (1998).

¹⁰ No caso de modelos não-lineares, a utilização de RNA's apresenta uma grande vantagem em relação a outros não-lineares, como os Mínimos Quadrados Não-Lineares. Isto porque, devido a grande complexidade de modelagem de alguns problemas econômicos, necessidade da escolha de uma forma funcional prévia e encontro do parâmetro ótimo para atingir o máximo da função, gasta-se muito tempo e nem sempre se obtêm resultados satisfatórios. As RNA's, ao contrário, partem apenas de premissas de modelagem em rede computacional e treinamento desta rede, a fim de procurar a melhor rede que se ajusta e generaliza o comportamento da série em análise. Ganha-se muito em termos de flexibilidade, sem necessidade prévia da escolha de uma forma funcional, a qual é encontrada basicamente pela alteração do número de camadas intermediárias da rede neural.

Como forma de fundamentar esta afirmação, existe, portanto, a necessidade de que sejam construídas estimativas para as funções de comércio exterior, que levem em conta esta característica.

Para isso, a literatura econômica vem destacando o papel da utilização das RNA's como alternativa à estimação de equações baseadas no método dos mínimos quadrados não-lineares.

Desta forma, o objetivo principal desta tese é apresentar uma estimação não-linear para as funções de comércio exterior do Brasil. Os estudos de comércio exterior, existentes até então, realizaram estimativas lineares para o setor externo brasileiro. A contribuição deste trabalho envolve uma modelagem não-linear, seguida da obtenção de elasticidades para as importações e exportações brasileiras. O modelo não-linear utilizado envolve a aplicação da metodologia das redes neurais artificiais às equações de comércio exterior do Brasil.

Aliado a isto, este trabalho contribui, também, em atualizar as estimativas de comércio exterior do Brasil e desenvolver os principais aspectos dos modelos de redes neurais, juntamente com os elementos envolvidos na explicação do comportamento das equações de comércio exterior brasileiras. Contribui, ainda, em analisar a sensibilidade das séries de importação e exportação em relação às explicativas, dado a dado e pela formação de grupos que tenham um comportamento semelhante (análise de clusters)¹¹. Isto tudo é realizado para o modelo de demanda de importação brasileira, a partir do pressuposto de país pequeno, e para o modelo de oferta e demanda por exportação brasileira, de forma não-linear, comparativamente aos principais resultados de estudos anteriores sobre comércio exterior, e aos fatos históricos ocorridos na economia brasileira¹².

Em termos gerais, os resultados obtidos demonstram que as redes neurais artificiais obtiveram boas performances na explicação do comportamento das séries de comércio exterior, com ajustes que variaram entre 60% e 98%. Comparativamente, o modelo de demanda de importações, envolvendo as séries de importação total, de bens intermediários

¹¹ Neste aspecto, este trabalho contribui, também, com a aplicação de uma forma diferenciada de visualização de mudanças estruturais no comportamento dos dados.

¹² Diante de um problema de simultaneidade nas equações das exportações brasileiras, uma outra contribuição, que será vista na parte metodológica, é a adaptação do método dos mínimos quadrados de dois estágios para ser utilizado nas estimações, via redes neurais artificiais.

e de material elétrico, teve resultados superiores ao modelo de oferta e demanda por exportações. Neste último, apenas as séries de exportação de manufaturados e de exportação total apresentaram uma resposta mais condizente com a literatura econômica. Para as entradas das redes e seus impactos, as variáveis mais importantes foram o PIB e a taxa de câmbio real, para a demanda por importações; e a taxa de câmbio real e o PIB mundial, para a oferta e demanda por exportações do Brasil, respectivamente¹³.

O trabalho é desenvolvido em seis capítulos, a partir desta introdução. No capítulo um discute-se, de maneira sintética, os principais resultados alcançados por outros trabalhos de demanda de importações e oferta e demanda por exportações brasileiras. O capítulo dois apresenta uma análise geral dos conceitos básicos e principais aspectos da teoria de redes neurais artificiais. Em seguida, apresenta-se a metodologia utilizada nos processos de estimação. O capítulo quatro mostra os resultados obtidos pela estimação das equações das importações brasileiras, via análise de sensibilidade, dado a dado e pela formação de clusters. Seguindo uma metodologia semelhante ao processo de equações simultâneas, desenvolvido através do método dos mínimos quadrados de dois estágios, o capítulo cinco, também, traz os principais resultados da sensibilidade das exportações brasileiras em relação as variáveis explicativas, dado a dado e por clusters. O último capítulo contém as principais conclusões do trabalho.

¹³ Além do cálculo das elasticidades através do método de análise de sensibilidade, realizou-se, também, um agrupamento dos dados em clusters, que representa diferentes padrões de relacionamento entre as variáveis.



CAPÍTULO 1 MODELOS EMPÍRICOS DE COMÉRCIO EXTERIOR

O presente capítulo trata da revisão de literatura dos principais estudos de comércio exterior sobre importações e exportações brasileiras. Ao longo do texto são discutidas as principais formulações, limitações, metodologias e os principais resultados alcançados pelos diversos autores, a partir da década de 80¹⁴. A análise centra-se nos resultados de elasticidade preço, renda, e de utilização da capacidade produtiva alcançados para as importações totais, importações de bens intermediários, exportações totais e exportações de produtos manufaturados.

1.1 Modelos de demanda de importações brasileiras

Conforme apresentado, anteriormente, existem inúmeros trabalhos que procuram realizar estimativas sobre a demanda por importações brasileiras, de maneira linear. Os mais recentes avanços publicados neste campo são apresentados por Zini Junior (1988), Portugal (1992), Portugal (1993), De Castro e Cavalcanti (1998), Azevedo e Portugal (1998) e Resende (2000), que apresentam estimativas de funções de comércio exterior, utilizando modelos de correção de erros (pelos métodos de Engle-Granger e Johansen) e modelos com parâmetros que são variáveis no tempo (como forma de captar mudanças estruturais causadas por choques externos e por mudanças de regime de política econômica)¹⁵.

Seguindo uma ordem cronológica, inicialmente, Zini Junior (1988) procura estimar as elasticidades de importação para o Brasil por grupo de bens. Diversas especificações funcionais são estimadas e um procedimento para testes, diagnósticos e seleção de modelo é usado. A demanda interna por importações mostra baixa elasticidade-preço e alta elasticidade-renda, possivelmente refletindo o pequeno grau de abertura comercial da economia brasileira antes de 1988. Os dados utilizados por Zini Junior foram trimestrais e

¹⁴ Para uma resenha de trabalhos anteriores, ver Braga e Makwald (1983).

¹⁵ Trabalhos que apresentam resultados para relações bilaterais também se destacam, como o desenvolvido por SEABRA, F. & FEIJÓ, F. T. (1999).

submetidos a ajuste para sazonalidade¹⁶, referentes ao período entre o primeiro trimestre de 1970 e o terceiro trimestre de 1986. O procedimento de estimação usado foi mínimos quadrados de dois estágios para os modelos dinâmicos de importação que indicavam a presença de autocorrelação dos resíduos, e mínimos quadrados ordinários para os modelos de importação que não acusaram autocorrelação dos resíduos. De maneira geral, aliado ao pessimismo das elasticidades estimadas, não houve significância nos resultados das elasticidades alcançadas e que estão apresentadas na tabela 1.1.1.

Portugal (1992) e Ferreira (1994) trabalham com métodos mais sofisticados de estimação, a fim de incorporar a não estabilidade dos parâmetros no modelo de demanda total de importações. De maneira geral, as diferenças situam-se na metodologia utilizada para análise das instabilidades. Especificamente, Ferreira (1994), devido à não-confirmação da hipótese de existência de parâmetros fixos no período analisado (1973.1 a 1989.4), utiliza uma estimação com a incorporação de variáveis *dummy* aos coeficientes do PIB e da utilização da capacidade produtiva. Este autor observou uma ruptura dos coeficientes ligados às variáveis preço e renda no quarto trimestre de 1981, a partir do Teste de Chow. Portugal (1992) utiliza um procedimento mais sofisticado para o período 1975 a 1988, baseado no Filtro de Kalman, que permite a estimação dos parâmetros em cada período de tempo. Os resultados gerais alcançados pelos autores são apresentados na tabela 1.1.1.

Tabela 1.1.1 Elasticidades da demanda de importações totais (trimestral)

Equação	Elasticidade-renda	Elasticidade-preço	Utilização de Capacidade	Período
Zini Junior (1988)	3,28	-0,46	3,31	1970 – 1986
Fachada (1990)	1,186	-0,376	1,563	1976.2 – 1988.4
Portugal (1992)	0,344	-0,910	3,865	1976.1 – 1988.4
Ferreira (1994)	-0,212	-1,323	2,210	1981.4 – 1989.4
De Castro e Cavalcanti (1998)	2,03	-0,45	-	1956.1 – 1995.4
Azevedo e Portugal (1998)	-0,173*/2,106 [#]	-0,576	4,554*/2,541 [#]	1980.1 – 1994.4
Resende (2000)	0,54*/3,31 [#]	-1,39 ^{&}	-	1978.1 – 1998.4

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota: * com *dummies* até 1989.4

com *dummies*, a partir de 1990.1

& com *dummies*, a partir de 1994.3

- : não significativo

¹⁶ Isto não é muito adequado, pois pode alterar a relação dinâmica entre as variáveis. O problema se reduz se a desazonalização for feita com o mesmo filtro (método).

De Castro e Cavalcanti (1998), seguindo esta metodologia de parâmetros variáveis no tempo, procura trabalhar com uma especificação das equações de importação semelhantes às utilizadas pela maioria dos trabalhos publicados no Brasil sobre o assunto, como os de Zini Junior (1988), Fachada (1990), Portugal (1992) e Ferreira (1994).

Tabela 1.1.2 Elasticidades da demanda de importações intermediárias (trimestral)

Equação	Elasticidade-renda	Elasticidade preço	Utilização de Capacidade	Período
Abreu (1987)	1,13	-0,74	1,87	1976.1 – 1988.4
Fachada (1990)	1,16	-0,87	2,88	1976.1 – 1985.4
Portugal (1992)	0,972	-0,908	3,672	1976.1 – 1988.4
De Castro e Cavalcanti (1998)	2,63	-0,55	-	1956.1 – 1995.4
Resende (2000)	0,99 [*] /3,47 [#]	-	-	1978.1 – 1998.4

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota: *com *dummies* até 1990.1

com *dummies* a partir de 1990.2

As variáveis condicionantes das importações são basicamente duas: nível de atividade e preços relativos. Utiliza-se o Produto Interno Bruto como *proxy* para a primeira variável e a taxa de câmbio real para a segunda. As equações de importação procuram analisar as demandas de importações totais e de bens intermediários, além de bens de capital e de consumo durável. Ao longo do trabalho, dada as diversas quebras estruturais ocorridas no período 1955/1995, faz-se uso de variáveis *dummies*. Os resultados das estimações para a demanda de importações totais e também de bens intermediários encontram-se nas tabelas 1.1.1 e 1.1.2, respectivamente.

Incorporando dados mais recentes e trabalhando com um modelo de demanda de importação e um período amostral semelhante a Ferreira (1994), Azevedo e Portugal (1998) indicam, para a demanda por importações totais, dois comportamentos distintos apresentados pelo PIB, mostrando uma elasticidade-renda não significativa entre 1980.1 e 1989.4 e uma elasticidade-renda altamente significativa e com valor de longo prazo de 2,106 a partir dos anos 90 - início da abertura da economia brasileira no Plano Collor. Situação semelhante ocorreu com o nível de utilização da capacidade produtiva, com o coeficiente a ela vinculado mostrando uma acentuada variação entre os dois períodos analisados. Durante os anos 80, esta variável registrou um parâmetro de longo prazo positivo e maior que um (4,554). Entretanto, nos anos 90, embora permaneça significativo, seu valor continua maior que um, mas, no entanto, com um valor menor (2,541) que o do

período anterior. Na verdade, isto também pode ser explicado pelas distintas orientações da política de importações seguidas nos anos 80 e 90, em que com a maior abertura da economia a utilização da capacidade produtiva foi perdendo importância na explicação das importações. Por fim, em relação à elasticidade-preço, os resultados foram significativos ao longo de toda a amostra, mostrando a inexistência de uma mudança discreta neste parâmetro e uma evolução contínua ao longo do tempo, ao contrário do que ocorre com as variáveis renda, utilização da capacidade produtiva e a constante.

Seguindo a mesma idéia de Azevedo e Portugal (1998), Resende (2000) analisa o período recente da demanda de importações, corrigindo o modelo estimado para quebras estruturais dos parâmetros da equação. Neste trabalho são estimadas equações para importação total, bens intermediários, bens de capital, bens de consumo durável e bens de consumo não durável.

Os coeficientes de longo prazo da equação de importações totais foram obtidos a partir da estimação de um ADL (2) – estimação de equações em defasagens autorregressivas distribuídas de segunda ordem - e estão reportados na tabela 1.1.1. Foram incluídas *dummies* em 1986.4, 1989.1 e 1994.3, sugeridas pela análise gráfica dos resíduos da equação. O coeficiente da variável utilização de capacidade não foi estatisticamente diferente de zero.

A elasticidade-renda da demanda de importação estimada até 1989.4 é pequena (0,54). Entretanto, a partir de 1990.1, verifica-se uma ruptura neste coeficiente: esta elasticidade torna-se bastante elevada, 3,31. Ou seja, com o processo de abertura comercial na década de 90, a demanda por importações no Brasil tornou-se bem mais sensível às oscilações da renda, *vis-à-vis* ao período anterior. A elasticidade-preço da demanda de importação não se mostrou estatisticamente diferente de zero até 1994.3. Após este período, verifica-se uma mudança nesta elasticidade, que se torna significativa e da ordem de -1,39. Isso, segundo o autor, sugere que a estabilização monetária ocorrida após meados de 1994 elevou a sensibilidade dos agentes econômicos em relação às mudanças de preços relativos das importações. No período anterior, em função das elevadas taxas de inflação, estas mudanças eram constantes e inviabilizavam a formação de um quadro de parâmetros relativamente estáveis para a tomada de decisão dos agentes entre importar ou demandar da indústria doméstica. Salienta-se também que este estudo usa uma quarta

variável explicativa chamada CM12 que representa o índice de capacidade de importar, a qual foi construída a partir de informações extraídas do Boletim do Banco Central. O coeficiente da variável CM12 é estatisticamente diferente de zero e apresenta-se instável ao longo do período estudado, tendo em vista sua ruptura em 1994.3. Até esta data, a elasticidade da demanda de importação em relação à CM12 estimada é de 0,63.

Deste modo, até então, alterações de 10% na capacidade de importar estavam associadas a alterações da ordem de 6,3% do *quantum* importado. Após o lançamento do Plano Real, esta elasticidade aproximou-se de -0,03. A explicação econômica para isso relaciona-se à estratégia de acúmulo de reservas externas do Banco Central para sustentar a âncora cambial adotada entre 1994.3/1998.4. Segundo Resende (2000), após a mudança da política cambial em janeiro de 1999, provavelmente o coeficiente da capacidade de importar deve ter-se elevado até o nível verificado antes de 1994.3.

Por fim, com relação aos bens intermediários, os coeficientes de longo prazo da equação de importações de bens intermediários foram obtidos a partir da estimação de um ADL (4), e estão reportados na tabela 1.1.2. Foram incluídas *dummies* em 1986.4 e em 1994.3, sugeridas pela análise gráfica dos resíduos da equação.

Mais uma vez, o coeficiente da utilização de capacidade utilizada não foi significativamente diferente de zero a 10%. A elasticidade-preço da demanda de importação dos bens intermediários também não difere significativamente de zero a 10%¹⁷

A elasticidade-renda da demanda de importação desta categoria de bens é estimada em 0,99 até 1990.1, e eleva-se para cerca de 3,47 a partir desta data. Segundo o autor, sua

¹⁷ Em geral, segundo Resende (2000), "as estimativas para a equação de bens intermediários (BI) encontram coeficientes significativos para as variáveis *preço relativo*, *renda* e *utilização da capacidade*. Com o uso de dados trimestrais, Fachada (1990) relata -0,87, 1,16 e 2,88 para o período 1976/1988; Abreu (1987) apresenta -0,74, 1,13 e 1,87 para o período 1976/1985, enquanto Portugal (1992), com dados de 1976/1988, obteve -0,91, 0,97 e 3,67. Deste modo, foi estimada outra equação de demanda de importação de BI para o período 1978.1/1998.4, supondo-se a estabilidade de seus parâmetros, conforme procedimento adotado pelos autores supracitados. Isto é, a nova equação de importação de BI não foi modelada para quebras estruturais dos coeficientes, por meio de equação *piece-wise*. Os coeficientes de longo prazo foram obtidos a partir da estimação de um ADL (4). Revelaram-se significativamente diferentes de zero a 1% os coeficientes das variáveis *preço relativo* e *renda*: -1,57 e 3,33, respectivamente. Contudo, os coeficientes da CM12 e do UBI não se mostraram significativos a 10%. Visto que foi rejeitada, por meio de testes de Chow, a hipótese de parâmetros constantes para a equação de BI para o período 1978.1/1998.4, as estimativas para este período que não consideram as prováveis rupturas dos parâmetros podem estar viesadas. Portanto, a despeito dos resultados apresentados sugerirem que as variáveis PBI e UBI não explicam as importações de BI, estes resultados parecem ser mais confiáveis do que aqueles obtidos a partir da hipótese de parâmetros fixos da equação".

elevada magnitude, após 1990.1, deve estar relacionada à liberalização comercial que sucedeu o período de estagnação econômica que marcou o Brasil nos anos 80. Verificou-se, também, uma ruptura no coeficiente estimado da CM12 em 1994.3. Até esta data, este coeficiente era estimado em 0,69, enquanto, a partir de 1994.3, este torna-se negativo, da ordem de $-0,06$, como provável decorrência da política cambial então adotada.

Especificamente, em relação aos trabalhos de Resende (2000) e Azevedo e Portugal (1998) é interessante destacar que ambos usam metodologias semelhantes para analisar as equações de demanda de importação. Assim, pode-se comparar as elasticidades estimadas no trabalho destes artigos, embora em Azevedo e Portugal (1998) tenha sido estimada apenas a equação de importações totais, exclusive petróleo e trigo. As diferenças encontradas entre estas e as estimadas em Resende (2000) são aceitáveis, visto que há divergências entre os dois estudos quanto ao período estimado, as variáveis utilizadas, etc. Todavia, há pontos em comum entre as estimativas. Em ambos os casos, verificou-se a ruptura de algumas elasticidades em 1990.1. Visto que em Azevedo e Portugal (1998) o período estimado correspondeu a 1980.1/1994.4, provavelmente não foi possível identificar a quebra estrutural dos parâmetros verificada em 1994.3. Este é mais um fator que concorre para as diferenças entre as elasticidades estimadas em um e outro trabalho.

Contudo, um dos pontos em comum refere-se ao coeficiente estimado do PIB na equação de importação total, que, em ambos os estudos, apresenta uma ruptura em 1990.1 e mostra-se elevado, a partir de então.

1.2 Modelos de oferta e demanda de exportações brasileiras

O aumento das exportações no Brasil tem representado, a partir da década de 80, um papel relevante na política econômica. Nos anos 80, com a crise da dívida, o país perdeu a capacidade de atrair investimento direto. Aliado a isto, houve incentivos à promoção de exportações e redução de importações, gerando, assim, megasuperávits para compensar os sucessivos déficits em conta corrente¹⁸. Já nos anos 90, com o início da abertura econômica, houve um aumento nas importações brasileiras, principalmente, a partir de 1994, gerando em 1995, como mostrado no Gráfico 1.1 da introdução, o primeiro

¹⁸ Dentre outros fatores, esta decisão estava intimamente ligada com a intervenção do FMI, em 1984, que propunha a obtenção de superávit na balança comercial como saída para a formação de divisas necessárias para o cumprimento da dívida externa do período.

significativo déficit na balança comercial. Em função disto, inúmeros foram os esforços por parte do governo no sentido de reverter o saldo negativo da balança, como tarifas reduzidas, Lei Kandir, desvalorização gradual do câmbio, via bandas cambiais, e mudança para o regime flutuante, a partir de 1999.

É importante ressaltar que a composição do comércio por setor apresenta um grande crescimento das exportações de manufaturados nos últimos 15 anos, sendo que os principais itens deste grupo em termos de valor exportado são os equipamentos de transporte, mecânicos e caldeiras, aço, calçados e suco de laranja. Importância deve ser dada, também, ao setor de material elétrico que nos últimos anos tem elevado sua participação em relação ao total exportado.¹⁹

A partir desta constatação ao longo da década de 80 e 90, inúmeros foram os estudos que procuraram analisar o comportamento das exportações. As principais motivações centralizaram-se em estimar as funções de exportação total e de manufaturados para o Brasil, procedendo a testes de especificação que detectam autocorrelação, heterocedasticidade, normalidade nos resíduos, e desenvolvendo modelos que envolvem simultaneidade das variáveis, estabilidade dos parâmetros e coeficientes variáveis no tempo.

Seguindo uma ordem cronológica, um dos primeiros trabalhos na área de exportação foi realizado por Braga e Markwald (1983). Neste artigo é feita uma estimação simultânea de um modelo de oferta e de demanda das exportações de produtos manufaturados, utilizando dados anuais para o período de 1959 a 1981²⁰. O modelo de oferta de exportações de manufaturados foi especificado da seguinte maneira:

¹⁹ Em face destas características optou-se por trabalhar, neste estudo, com as séries de exportações totais, exportação de manufaturados, exportação de calçados e exportação de material elétrico. A importância destas séries se acentua sobretudo para a série de manufaturados e totais, uma vez que permite o comparativo com outros trabalhos e modelos que foram desenvolvidos e que estão sendo descritos neste tópico.

²⁰ Neste trabalho, deve-se destacar que Braga e Markwald utilizam várias combinações de modelos para o período de 1959 a 1981. Ao todo quatro modelos são estimados, uma vez que estes autores trabalham com combinações das variáveis S_t e Pxw_t . S_t é apresentada ora como subsídio fiscal, ora como subsídio creditício e Pxw_t aparece como índice de preços das exportações dos países industrializados (NAÇÕES UNIDAS) e também como valor unitário das exportações mundiais de manufaturados (IFS). Ao todo a combinação destas duas variáveis aliadas as outras possibilitam a estimação de 4 elasticidades para os modelos de oferta e demanda de exportações de manufaturados.

$$\log x_t^S = \alpha + \beta \log \left[\frac{Px_t * E_t * S_t}{Pd_t} \right] + \delta \log U_t \quad (1.2.1)$$

onde,

x_t^S = quantidade de exportações ofertadas;

Px_t = preço das exportações (em dólares);

E_t = taxa de câmbio;

S_t = índice de incentivos fiscais;

Pd_t = índice de preços domésticos;

U_t = índice de utilização de capacidade.

A demanda de exportações foi especificada como:

$$\log x_t^D = \alpha + \beta \log \left[\frac{Px_t}{Pxw_t} \right] + \delta \log YW_t \quad (1.2.2)$$

onde,

x_t^D = quantidade de exportações demandadas;

Px_t = preço das exportações (em dólares);

Pxw_t = preço mundial das exportações;

YW_t = renda mundial.

A partir disso, o modelo foi estimado simultaneamente, sendo utilizado o método dos mínimos quadrados em três estágios. Braga e Markwald (1983) revelam que apesar do modelo estimado apresentar resultados bastante razoáveis houve problemas como multicolinearidade e correlação serial, mas não foi possível removê-los. Dentre os resultados, foi constatado que a demanda mundial das exportações brasileiras de manufaturados é bastante sensível à variação de preço e de renda. Quanto ao lado da oferta de exportações, o efeito da utilização da capacidade é bastante expressivo. Os resultados das elasticidades alcançadas são apresentadas na tabela 1.2.2.

Outro artigo em que foram estimadas funções de exportações foi formulado por Zini Junior (1988) que procura estimar as elasticidades de exportação para o Brasil por grupo de bens. Diversas especificações funcionais são estimadas e um procedimento para testes de diagnósticos e seleção de modelo é usado. Trabalhando com dados de exportação para o Brasil, ele assumiu o modelo de substitutos imperfeitos para as funções de demanda

e oferta, sendo estas escritas na forma log-linear que neste caso leva a uma elasticidade constante com o tempo. A função de oferta e demanda de exportações é semelhante a de Braga e Markwald (1983), acrescentada de uma variável chamada de capacidade produtiva doméstica ou produto potencial na oferta de exportações.

Tabela 1.2.1 Elasticidades da oferta e demanda de exportações totais

Equação	Elasticidade renda	Elasticidade preço	Elasticidade P_{x_t}/P_{xw_t}	Utilização de Capacidade	Período
Zini Junior (1988)	2,89	0,91	-0,95	-0,99	1976.2 – 1988.4
Portugal (1993)	2,48 ^D	2,48 ^S	-3,89 ^D	-5,16 ^S	1950 – 1988 ^A
Portugal (1993)	2,15 ^D	1,79 ^S	-1,75 ^D	-3,90 ^S	1975.4 – 1988.4
De Castro e Cavalcanti (1998)	0,93	0,65	-	-	1956.1 – 1995.4

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota: S modelo de oferta de exportação

D modelo de demanda por exportação

A dados anuais

Tabela 1.2.2 Elasticidades da oferta e demanda de exportações de manufaturados

Equação	Elasticidade renda	Elasticidade preço	Elasticidade P_{x_t}/P_{xw_t}	Utilização de Capacidade	Período
Braga e Markwald (1983) Demanda	3,41 e 3,14* n.s. [#]	-	-7,57 e -6,32* n.s. [#]	-	1959 – 1981 ^A
Braga e Markwald (1983) Oferta	-	2,52 e 2,53 ^a 2,19 e 2,20 ^b	-	-1,48 e -1,68 ^a -1,19 e -1,36 ^b	1959 – 1981 ^A
Zini Junior (1988)	4,92	1,39	-0,31	-1,59	1976.1 – 1988.4
De Castro e Cavalcanti (1998)	2,002	1,727	-	-0,65	1956.1 – 1995.4

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota: n.s: não significativo

* com P_{xw_t} das nações unidas aliado a subsídio fiscal e subsídio creditício, respectivamente

com P_{xw_t} da IFS aliado a subsídio fiscal e subsídio creditício, respectivamente

a com Subsídio Fiscal, aliado a P_{xw_t} das Nações Unidas e P_{xw_t} da IFS

b com Subsídio Creditício, aliado a P_{xw_t} das Nações Unidas e P_{xw_t} da IFS

A dados anuais

Trabalhando com uma periodicidade trimestral de 1976 a 1988, Zini Junior (1988) estimou as equações de oferta e demanda por exportações usando o método dos mínimos quadrados em dois estágios e instrumentando a variável preço. Cabe dizer que a partir de algumas considerações sobre o modelo foram especificados modelos alternativos tanto estáticos como dinâmicos. Esse autor ressalta que a presença de autocorrelação nos resíduos pode ser um sinal de má especificação do modelo, sendo necessário testá-la. Os resultados indicam que a oferta brasileira de produtos de exportação responde a variações no preço e em especial a mudanças na taxa de câmbio, de tal maneira que a oferta de exportação é preço-elástica. Além disso, há uma resposta negativa significativa em relação

a utilização da capacidade. Quanto a demanda por exportação, esta apresenta baixa elasticidade-preço e alta elasticidade-renda. De maneira geral, assim como para o caso das importações, não ocorreram resultados muito robustos para as elasticidades alcançadas e que estão apresentadas na tabela 1.2.1 e 1.2.2.

Como visto, esses trabalhos pressupõem estacionariedade e parâmetros constantes. A partir deste enfoque, Portugal (1993) critica esta suposição propondo investigar esse problema utilizando técnicas que tratam de séries não-estacionárias e coeficientes variáveis no tempo. Nas estimações é utilizado o método dos mínimos quadrados; e dado o argumento de que a participação brasileira nas exportações mundiais vem crescendo e de que existe um mercado de concorrência monopolística, torna-se apropriado estimar um modelo de equações simultâneas. Para investigar a questão da mudança nos parâmetros foram utilizados o filtro de Kalman em suas formas clássica e bayesiana e a técnica de switching regressions.

No modelo de oferta de exportações supõe-se que esta seja função da taxa de câmbio real e do nível de utilização da capacidade enquanto a demanda por exportações é função da renda mundial e dos preços relativos. O período analisado para os dados anuais vai de 1950 a 1988 e para os dados trimestrais vai de 1975 a 1988 com dados em log. O resultado no que se refere aos modelos de parâmetros fixos permite concluir que existe simplicidade e rapidez do processo de ajustamento. Quanto aos modelos de parâmetros variáveis no tempo, o resultado sugerido é que no caso das exportações industriais a instabilidade dos parâmetros não é tão importante, pois apresenta uma pequena variação nos coeficientes. A partir disto, apresenta-se na tabela 1.2.1 os resultados alcançados por Portugal para os parâmetros fixos.

Seguindo esta idéia de analisar parâmetros que são variáveis no tempo, De Castro e Cavalcanti (1998) desenvolveram um estudo para estimar equações de exportação totais e desagregadas por fator agregado e categoria de uso para o Brasil. Os dados utilizados foram anuais e compreenderam o período de 1955 a 1995. Trabalhando com a idéia de não

estacionariedade das séries, os autores fundamentaram suas análises nos conceitos de co-integração, modelos de correção de erros e testes de exogeneidade.²¹

Em conformidade com os estudos realizados até aquele momento sobre o comportamento das exportações brasileiras, De Castro e Cavalcanti (1998) utilizaram como variáveis explicativas para a oferta de exportações a taxa de câmbio real e a utilização da capacidade produtiva. Já para a demanda por exportações, optou-se pela utilização do índice das importações mundiais totais como *proxy* para o nível de renda mundial e pela taxa de utilização da capacidade produtiva como um indicador do nível de atividade doméstica. Assim como para os outros estudos, espera-se que aumentos da taxa de câmbio real e da renda mundial acarretem efeitos positivos e elevações no nível de atividade doméstica produzam efeitos negativos sobre o nível de exportações.

A análise das exportações totais e de manufaturados partiu de um modelo VAR com três defasagens até alcançar um VAR de ordem 1 (exportação total) e de ordem 2 (exportação de manufaturados), a partir do qual se fez a análise de co-integração.

Para as exportações totais, os resultados apresentados mostraram a existência de um vetor de co-integração. A partir daí, a relação de longo prazo demonstrou a importância do nível de renda mundial e da taxa de câmbio real na determinação do nível de exportações totais²². Os resultados encontram-se na tabela 1.2.1.

Já para as exportações de manufaturados, a análise de co-integração apresentou, também, resultados bastante satisfatórios, rejeitando a hipótese nula de não co-integração ao nível de 1% e indicando a existência de um único vetor de co-integração. A relação de longo prazo estimada sugere elasticidade-preço e elasticidade-renda das exportações de manufaturados substancialmente mais elevadas do que para o total das exportações e um efeito também significativo associado às variações no nível de atividade doméstica. Os resultados encontram-se na tabela 1.2.2.

Assim como no caso das exportações totais, o vetor de co-integração afeta predominantemente a equação de exportação de manufaturados, o que possibilita aceitar

²¹ Os testes de exogeneidade têm o objetivo de validar as previsões realizadas neste estudo.

²² Já no modelo de curto prazo, dada a pequena relevância de variações da taxa de câmbio real sobre as exportações no curto prazo, esta variável não foi estatisticamente significativa.

com folga a exogeneidade fraca das variáveis explicativas, renda mundial, taxa de câmbio real e utilização da capacidade produtiva para os parâmetros de longo prazo.

De maneira geral, em relação aos estudos existentes, observa-se que os resultados demonstram a relevância das variáveis renda mundial, taxa de câmbio real, índice de preços relativos e utilização da capacidade produtiva na explicação do comportamento das exportações. Baseada nestas constatações, o modelo de exportação, que será definido mais adiante, procurará incorporar estas relações teóricas.

1.3 Conclusão

O presente capítulo procurou apresentar uma breve revisão de literatura para os anos 80 e 90, acerca dos principais modelos lineares para funções de comércio exterior existentes até o presente momento para o Brasil. De maneira geral, para as importações, os estudos tem trabalhado com a hipótese de país pequeno para o Brasil, o que permite trabalhar com um sistema uniequacional na determinação do comportamento das funções de importação. Já para as exportações, dada uma maior importância do Brasil no contexto de comercialização mundial e a hipótese de concorrência monopolística, trabalha-se com a suposição de um sistema multiequacional ou de um sistema que incorpore defasagens das variáveis explicativas. Pelos resultados existentes até então, observa-se que as principais variáveis explicativas do comportamento do nível de importações e exportações tem sido a renda mundial, a taxa de câmbio real, a relação de preços brasileiros vis-à-vis com os preços estrangeiros e a utilização da capacidade produtiva. Baseado nestes resultados empíricos, e na metodologia empregada por estes autores, este estudo procurará trabalhar com estas variáveis que tem demonstrado significância na explicação do comportamento das funções de comércio exterior.

CAPÍTULO 2 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS: UMA ANÁLISE GERAL

Dentre os mais antigos desejos do ser humano está o de reproduzir a funcionalidade do cérebro humano em uma máquina artificial. O cérebro, no seu contato com o mundo exterior, via órgãos sensoriais, procura realizar conexões entre os neurônios, com vistas a processar e selecionar as informações mais relevantes para o aprendizado humano. Este conhecimento é gerado através de um mecanismo de correção de erros, onde, a partir de experiências passadas, a ação humana vai sendo ou não modificada.

As RNA's, dentro deste mesmo princípio, procuram “imitar” esta plasticidade cerebral, através da aplicação de algoritmos que, dentro do ambiente de um neurocomputador, visam aproximar funções e classificar padrões de comportamento dos dados.

O presente capítulo tem o objetivo de desenvolver os principais aspectos das redes neurais artificiais, desde a sua origem na década de 40, em consonância com os estudos sobre a inteligência artificial, até suas principais aplicações na atualidade. Pontos como o funcionamento do cérebro humano, os principais componentes e tipos de redes neurais artificiais (RNA's), os métodos de aprendizado e o processo de validação da rede também são assinalados, com vistas à realização de uma análise geral dos modelos de redes neurais artificiais.

2.1 Caracterização da inteligência artificial

O termo “*Artificial Intelligence*” (I.A. em português) foi usado pela primeira vez em 1956 por McCarthy (e desenvolvido por Marvin Minsky e Herbert Simon), e representa uma tentativa de formalizar o eterno sonho da criação de um “cérebro eletrônico”. Segundo Larousse (1999), “a inteligência envolve a capacidade de um ser conhecer, conceber, compreender e interagir com o ambiente que o circunda”. Já a Inteligência Artificial, segundo Osório (1999), “representa o conjunto de teorias e técnicas empregadas com a finalidade de desenvolver máquinas capazes de simular a inteligência humana”. Ou, de

outra forma, segundo Nikolopoulos (1997), “a Inteligência Artificial é uma área de estudos da computação que se interessa pelo estudo e criação de sistemas que possam exibir um comportamento inteligente e realizar tarefas complexas com um nível de competência que é equivalente ou superior ao de um especialista humano”. Aliado a este conceito está o do aprendizado, que pressupõe que o ser humano deve ser capaz de adaptar-se, aprender, modificar o seu comportamento, evoluir e corrigir seus erros.

De acordo com Osório (1999), “a capacidade de aprender está ligada diretamente aos seguintes itens:

- **Adaptação** e mudança de comportamento de forma a evoluir (melhorar segundo algum critério). Um sistema, biológico ou artificial, que não seja capaz de evoluir ou de mudar seu comportamento diante de novas situações que lhe são propostas é um sistema sem inteligência;
- **Correção** dos erros cometidos no passado, de modo a não repeti-los no futuro. Este item está diretamente relacionado ao anterior, o sistema deve modificar seu comportamento caso o comportamento atual não satisfaça a algum tipo de exigência (onde a sobrevivência deve ser um dos quesitos mais importantes a serem considerados nos seres vivos);
- **Otimização**: melhoria da performance do sistema como um todo. O aprendizado pode implicar em uma mudança do comportamento que busque: a economia de energia gasta para realizar uma tarefa, a redução do tempo gasto numa tarefa, etc. O termo otimização deve lembrar que pode-se ter quesitos contraditórios e opostos, onde deverá haver maximização ou minimização de custos de acordo com algum tipo de critério;
- **Interação** com o meio, pois é através deste contato com o mundo que é possível a troca de experiências e/ou a realização de experiência, de forma a adquirir novos conhecimentos;
- **Representação** do conhecimento adquirido. O sistema deve ser capaz de armazenar uma massa muito grande de conhecimentos, e isto requer uma forma de representar estes conhecimentos que permita ao sistema explorá-los de maneira conveniente. Como os recursos humanos são limitados, deve-se ter uma maneira de guardar conhecimentos e regras gerais, pois guardar tudo seria muito difícil (exige muita memória, dificulta o uso pela lentidão da consulta aos conhecimentos)²³.

2.1.1 Considerações históricas

Segundo Arbib (1995) e Osório (1999), a I.A. simbólica ficou conhecida nas décadas de 70/80 pela aparição dos sistemas especialistas, dos sistemas baseados em conhecimentos (KBS – *Knowledge based systems*), e da expansão do uso de linguagens

²³ Para maiores detalhes ou para uma discussão mais aprofundada sobre inteligência e aprendizado, ver Minsky (1985), Anderson (1993) e Pinker (1999).

como *Prolog* (Programação em Lógica). Nesta mesma época, um dos grandes desafios à “inteligência” dos computadores era jogo, destacando-se o jogo de xadrez. Os japoneses também entraram na corrida pela criação de ferramentas de inteligência artificial, e propuseram a criação dos computadores de quinta geração (computadores inteligentes, capazes de *escutar, falar e raciocinar*). Competitivamente, os americanos também criaram seus mega-projetos, onde um dos mais famosos foi o projeto CYC, que visava dotar um computador de conhecimentos, de forma a torná-lo um grande “cérebro eletrônico”²⁴.

Entretanto, em meados dos anos 80 e no início dos anos 90, a I.A. não conseguiu alcançar boa parte dos resultados pretendidos. Os computadores progrediram em grandes passos (memória, velocidade, softwares, etc), e a I.A. não parecia estar acompanhando este progresso. A linguagem Prolog tinha seus atrativos, mas ainda aquém do projeto inicial. O projeto CYC esbarrou em problemas de gerência de uma grande base de conhecimentos, com muitas contradições. O computador japonês de quinta geração aprendeu a falar e escutar, mas ainda não compreende a linguagem humana. A síntese e o reconhecimento de voz são talvez os maiores avanços deste final de século, mas ainda enfrentam muitos problemas na forma de comunicação homem-máquina, sobretudo, com relação a uma verdadeira interação do ponto de vista lingüístico²⁵. No Xadrez, a vitória da máquina sobre o ser humano ainda está restrita aos seres humanos que o programaram e a grande memória e capacidade de cálculo, além do banco de dados sobre as jogadas clássicas de Xadrez.

Paralelamente a este processo histórico foram desenvolvidos dentro da Inteligência Artificial Simbólica os sistemas especialistas. Segundo Nikolopoulos (1997), o problema destes sistemas de primeira geração consolidou-se na aquisição de conhecimentos que não era automática e dependia do especialista e/ou engenheiro para que fossem adicionados novos conhecimentos ao sistema.

Já os sistemas especialistas de segunda geração introduziram a aquisição automática de conhecimentos, e então se iniciou o aprendizado de máquinas simbólico (*symbolic machine learning*), como mostra a figura 2.1.1.

²⁴ O nome CYC vem da palavra *Encyclopaedia*

²⁵ Mais recentemente, em 1999, 2000 e 2001, foram desenvolvidas máquinas que sintetizam e reconhecem a voz, mas ainda aquém dos vários objetivos propostos na década de 70 e 80.

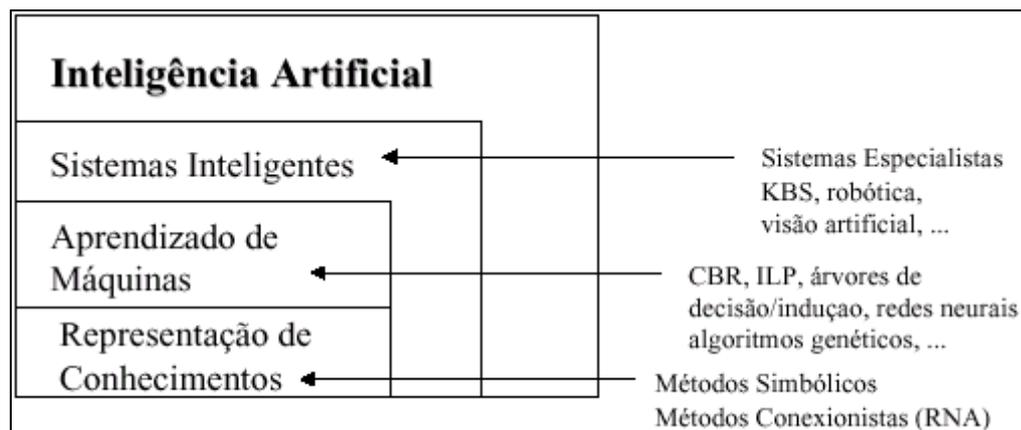
Figura 2.1.1 – Aquisição de conhecimentos: explicitação e aprendizado automático.



Fonte: Osório (1999)

Em decorrência disto, segundo Osório (1992) e Haykin (2001), a inteligência artificial passa a dar maior importância à representação de conhecimentos e ao aprendizado, e não mais somente aos métodos de raciocínio automatizados (figura 2.1.2).

Figura 2.1.2 – Inteligência Artificial: Uma visão moderna



Fonte: Osório (1999)

Segundo Osório (1999), esta representação de conhecimentos acabou por separar de um lado os métodos simbólicos e de outro os métodos conexionistas (redes neurais). Na atualidade, fala-se muito em sistemas híbridos, multi-agentes ou múltiplas inteligências, como sendo uma direção para onde deve se orientar a I.A. do novo milênio.

De acordo com Minsky (1990), o processamento e aprendizado simbólico, devido as suas características básicas, possuem algumas limitações no que diz respeito a manipulação: de incertezas, de valores aproximados, de informações contraditórias, e, de uma maneira geral, de informações quantitativas. Diante de um mundo impreciso do ponto de vista computacional, as ferramentas computacionais de I.A. devem ser bastante robustas para poderem trabalhar neste ambiente de informações imprecisas (informações incorretas) e cheio de problemas imprevisíveis (informações incompletas).

Muitos pesquisadores, na sua busca da implementação de ferramentas e sistemas inteligentes, se orientaram para os sistemas baseados no funcionamento do cérebro humano. Este tipo de enfoque levou muitos pesquisadores a estudarem novas formas de processamento de informações baseadas nos estudos neurofisiológicos do cérebro. Esta corrente de pesquisas tentava reproduzir os neurônios como elementos básicos do processamento de novas arquiteturas de máquinas inteligentes, ao invés de usar portas lógicas, bits e bytes controlados por uma Unidade Central.

Esperava-se que de elementos de processamento baseados em neurônios, conectados entre si com um grande número de ligações, e operando em paralelo, pudessem “emergir comportamentos inteligentes”. Este ramo da I.A. foi denominado de Inteligência Artificial Conexionista, também conhecido como Redes Neurais Artificiais.

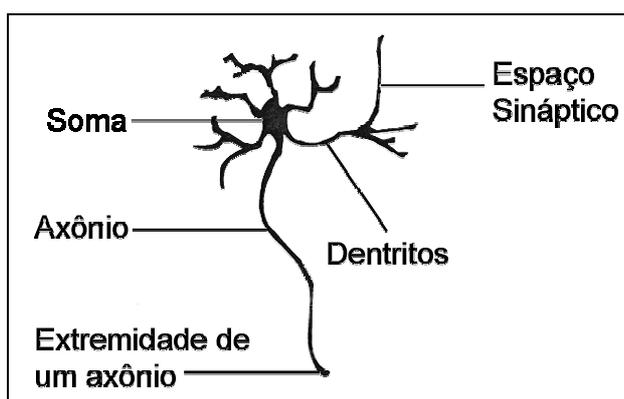
2.2 Redes neurais biológicas

O cérebro humano é considerado o mais fascinante processador baseado em carbono existente, sendo composto por aproximadamente 100 bilhões de neurônios²⁶. Todas as funções e movimentos do organismo estão relacionados ao funcionamento destas pequenas células. Os neurônios estão conectados uns aos outros através de sinapses, e

²⁶ A célula nervosa, ou, simplesmente, neurônio, é o principal componente do sistema nervoso.

juntos formam uma grande rede, chamada rede neural²⁷. De acordo com Braga, Carvalho e Ludermir (2000), existem diversos tipos de neurônios, com diferentes funções dependendo da sua localização e estrutura morfológica, mas, em geral, constituem-se dos mesmos componentes básicos, como pode ser percebido na figura 2.2.1:

Figura 2.2.1 - Componentes do neurônio biológico



Fonte: Braga, Carvalho e Ludermir (2000)

- O corpo de neurônio, também chamado de soma, que é responsável por coletar e combinar informações vindas de outros neurônios. Ele é constituído de núcleo e pericário, que dá suporte metabólico a toda célula;

- O axônio (fibra nervosa), que é um prolongamento único e grande que aparece no soma e é constituído de uma fibra tubular que pode alcançar até alguns metros. Ele é responsável pela condução do impulso nervoso para o próximo neurônio, podendo ser revestido ou não por mielina (bainha axonal) , célula glial especializada;

- E, finalmente, os dendritos, que são prolongamentos menores em forma de ramificações (arborizações terminais) que emergem do pericário e do final do axônio, sendo, na maioria das vezes, responsáveis pela comunicação entre os neurônios através das

²⁷ O ponto de contato entre a terminação axônica de um neurônio e o dendrito de outro é chamado de *sinapse*. São pelas sinapses, via processos eletroquímicos específicos, que os nodos se unem funcionalmente, formando redes neurais. As sinapses funcionam como válvulas, e são capazes de controlar a transmissão de impulsos, – isto é, o fluxo da informação (transmissão sináptica) – entre os nodos na rede neural. O efeito das sinapses é variável, e é esta variação que dá ao neurônio capacidade de adaptação.

sinapses²⁸. Basicamente, cada neurônio, possui uma região receptiva e outra efetora em relação à condução da sinalização, dada a sua função de receber os estímulos transmitidos pelos outros neurônios.

De maneira simplificada, segundo Osório (1999) e Braga, Carvalho e Ludermir (2000), o funcionamento do cérebro humano ocorre da seguinte forma:

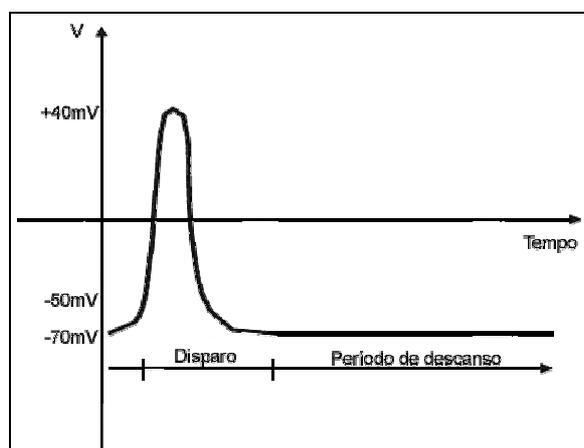
- Sinais elétricos gerados nos sensores (retina ocular, papilas gustativas etc.) caminham pelos axônios.

- Se esses sinais forem superiores a ~50 mV (limiar do disparo), seguem pelo axônio. Caso contrário, são bloqueados e não prosseguem (são considerados irrelevantes). O sistema é, pois, essencialmente não-linear. Há uma diferença de potencial (em volts) entre o interior e o exterior do neurônio, ocasionada pela diferença entre a concentração de potássio (interna à célula) e de sódio (externa à célula). A concentração de íons de potássio dentro da célula cria um potencial elétrico de -70 mV (potencial de *repouso*) em relação ao exterior. Para que a célula dispare, produzindo um potencial de ação (impulso nervoso), é preciso que os impulsos das sinapses reduzam este nível para cerca de -50 mV. Nesse momento, o fluxo de sódio e de potássio é invertido, e o interior da célula torna-se, subitamente, positivo em relação ao exterior. Esta inversão de polaridade faz com que o impulso nervoso se propague pelo axônio até suas sinápticas (figura 2.2.2). Quando o impulso chega ao terminal de um axônio, os canais controlados por tensão se abrem. Isto libera as moléculas neurotransmissoras para dentro da clave sináptica (região entre a membrana pré-sináptica e a membrana pós-sináptica), e o processo continua no neurônio seguinte. O tipo de neurotransmissor (há em torno de 100 tipos diferentes de neurotransmissores) liberado determinará a polarização ou a despolarização do corpo do

²⁸ Em uma sinapse os neurônios não se tocam, permanecendo um espaço entre eles denominado **fenda sináptica**, onde um **neurônio pré-sináptico** liga-se a um outro denominado **neurônio pós-sináptico**. Os sinais oriundos dos neurônios *pré-sinápticos* são passados para o corpo do neurônio pós-sináptico, onde são comparados com os outros sinais recebidos pelo mesmo. Se o percentual em um intervalo curto de tempo é suficientemente alto, a célula “dispara”, produzindo um sinal nervoso (impulso) que vem através do axônio da célula pré-sináptica chega em sua extremidade e provoca na fenda a liberação de **neurotransmissores** depositados em bolsas chamadas de **vesículas sinápticas**. Este elemento químico se liga quimicamente a **receptores** específicos no neurônio pós-sináptico, dando continuidade à propagação do sinal que é transmitido para as células seguintes (nodos pós-sinápticos). Este sistema simples é responsável pela maioria das funções realizadas pelo nosso cérebro. A capacidade de realizar funções complexas surge com a operação em paralelo de todos os 10^{11} nodos do nosso cérebro. Um neurônio pode receber ou enviar entre 1.000 a 100.000 conexões sinápticas em relação a outros neurônios, dependendo de seu tipo e localização no sistema nervoso. O número e a qualidade das sinapses em um neurônio pode variar, entre outros fatores, pela experiência e aprendizagem, demonstrando a capacidade do sistema neural.

neurônio seguinte. De acordo com o tipo de neurotransmissor liberado, a sinapse poderá ser inibitória ou excitatória. A contribuição de todos os nodos pré-sinápticos na polarização do neurônio pós-sináptico determinará se este irá ou não gerar um impulso nervoso. Portanto, o percentual de disparo de um neurônio é determinado pelo acúmulo de um número grande de entradas inibitórias e excitatórias, medido pelo corpo da célula em um pequeno intervalo de tempo. Depois de gerar um impulso, o neurônio entra em um período de refração (período em que o axônio não pode ser novamente estimulado), durante o qual retorna ao seu potencial de repouso enquanto se prepara para a geração de um novo impulso.

Figura 2.2.2 - Potencial de ação em um neurônio



Fonte: Braga, Carvalho e Ludermir (2000)

- Os sinais caminham pelo axônio a uma velocidade média de 25 m/s. Não é uma corrente eletrônica, mas uma corrente de íons positiva de sódio e potássio.

- Um axônio pode ter vários centímetros de comprimento. São sempre duplicados em paralelo para aumentar a confiabilidade do sistema nervoso. Um "nervo" tem milhares de axônios. Cada axônio tem uma capa isolante de proteína como se fosse um fio elétrico.

- Antes do sinal elétrico entrar no próximo neurônio, deve passar por uma sinapse, que é o processo de ligação entre o axônio e o dendrito. A passagem não é elétrica, mas química (através da substância serotonina). Se o sinal for superior a um certo limite (*threshold*), vai em frente; caso contrário, é bloqueado e não segue.

- Um neurônio recebe sinais através de inúmeros dendritos, os quais são ponderados e enviados para o axônio, podendo ou não seguir adiante (*threshold*).

- Na passagem por um neurônio, um sinal pode ser amplificado ou atenuado, dependendo do dendrito de origem, pois a cada condutor está associado um peso (*weight*) pelo qual o sinal é multiplicado. Os pesos são a memória.

- Cada região do cérebro é especializada em uma dada função, como processamento de sinais auditivos, sonoros, elaboração de pensamentos, desejos, etc. Esse processamento se dá através de redes particulares. Cada região do cérebro possui uma arquitetura de rede diferente: varia o número de neurônios, de sinapses por neurônio, valor dos *thresholds*, dos pesos, etc.

- O valor dos pesos é estabelecido através de treinamentos recebidos pelo cérebro durante sua vida útil. É a memorização.

Funcionalmente, pode-se afirmar que o sistema nervoso é composto por neurônios sensoriais, motores e de associação. As informações provenientes dos receptores sensoriais aferem ao Sistema Nervoso Central (SNC), onde são integradas (codificação/comparação/armazenagem/decisão) por neurônios de associação ou interneurônios, e enviam uma resposta que efere à algum órgão efetor (músculo, glândula). Kandel, citado por Tafner (1998), sugere que o "movimento voluntário é controlado por complexo circuito neural no cérebro interconectando os sistemas sensorial e motor. (...) o sistema motivacional". As respostas desencadeadas pelo SNC são tão mais complexas quanto mais exigentes forem os estímulos ambientais.

Para tanto o cérebro necessita de uma intrincada rede de circuitos neurais conectando suas principais áreas sensoriais e motoras, ou seja, grandes concentrações de neurônios capazes de armazenar, interpretar e emitir respostas eficientes a qualquer estímulo, tendo também a capacidade de, a todo instante, em decorrência de novas informações, provocar modificações e rearranjos em suas conexões sinápticas, possibilitando novas aprendizagens.

Em termos quantitativos, segundo Júnior Lauer (2001), o cérebro humano possui cerca de 100 bilhões de neurônios, cada um com uns mil dendritos, formando 100 trilhões de sinapses. O cérebro opera a cerca de 100 hertz (cada neurônio pode disparar um pulso 100 vezes por segundo), comparativamente muito lento para os padrões dos computadores onde, por exemplo, um chip Intel 80486 opera a até 100 megahertz, ou a milhões de ciclos por segundo, executando uma instrução por vez. Mas os neurônios do cérebro operam em paralelo e o cérebro humano pode acionar cerca de 10 quatrilhões de interconexões por segundo. Isto excede de longe a capacidade de qualquer máquina hoje conhecida, ou de qualquer máquina já planejada, ou até mesmo de alguma ainda a ser desenvolvida com a tecnologia atual. O cérebro humano pesa 1,5 quilos. Uma comparação entre o cérebro humano e o computador é apresentada no quadro 2.2.1.

Quadro 2.2.1 – Comparativo entre cérebro e computador

Parâmetro	Cérebro	Computador
Material	Orgânico	Metal e Plástico
Velocidade	Milisegundos	Nanosegundos
Tipo de processamento	Paralelo	Seqüencial
Armazenamento	Adaptativo	Estático
Controle de Processos	Distribuído	Centralizado
Número de elementos processados	$10 e^{11}$ a $10 e^{14}$	$10 e^5$ a $10 e^6$
Ligações entre elementos processados	10.000	<10

Fonte: Júnior Lauer (2001)

O mesmo paralelo pode ser traçado comparando o computador, dentro da lógica da I.A., com as redes neurais. Para tanto, a comparação não se dará com um computador específico encontrado no mercado, mas sim com o paradigma predominante nos computadores atuais (quadro 2.2.2).

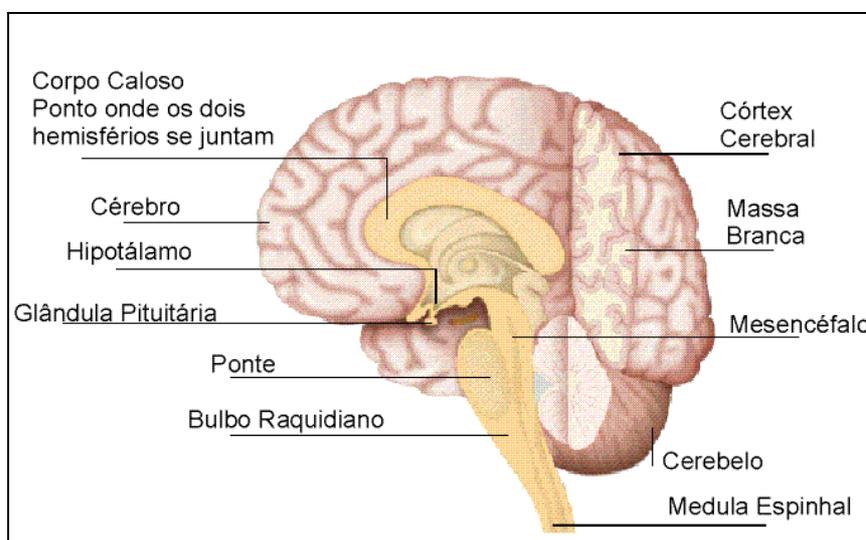
Quadro 2.2.2 - Comparativo entre computadores e neurocomputadores

Computadores	Neurocomputadores
Executa programas	Aprende
Executa operações lógicas	Executa operações não lógicas, transformações, comparações
Depende do modelo ou do programador	Descobre as relações ou regras dos dados e exemplos
Testa uma hipótese por vez	Testa todas as possibilidades em paralelo

Fonte: Júnior Lauer (2001)

Por fim, segundo Tafner (1998), todo o córtex cerebral, como pode ser visto na figura 2.2.3 é organizado em áreas funcionais que assumem tarefas receptivas, integrativas ou motoras no comportamento. São responsáveis por todos os nossos atos conscientes, nossos pensamentos e pela capacidade de resposta a qualquer estímulo ambiental de forma voluntária. Existe um verdadeiro mapa cortical com divisões precisas a nível anatomo-funcional, em que todo ele está praticamente sempre mais ou menos ativado dependendo da atividade que o cérebro desempenha, visto a interdependência e a necessidade de integração constante de suas informações frente aos mais simples comportamentos.

Figura 2.2.3 – Organização do córtex cerebral



Fonte: Tafner (1998)

2.3 Origem e evolução

Os primeiros estudos sobre as redes neurais artificiais remontam aos anos 40 (McCulloch e Pitts). Entretanto, foi somente na década de 80 que houve um grande desenvolvimento nesta área (Back-Propagation, Hopfield, Kohonen SOFM, ...).

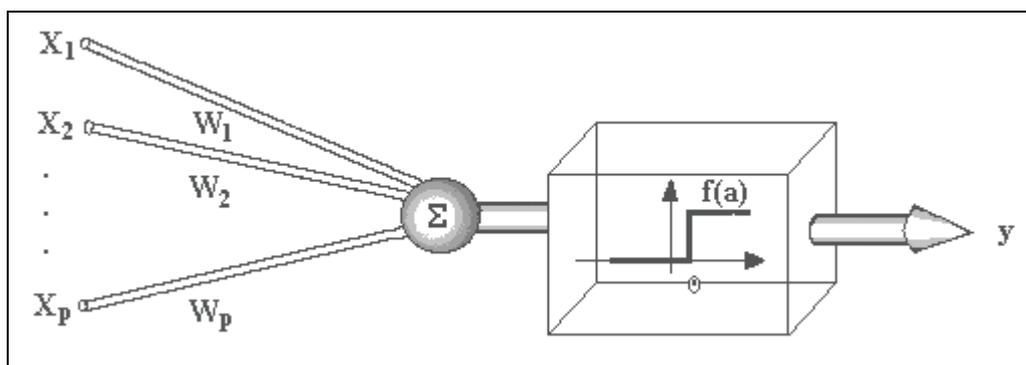
Segundo Kovács (1996) e Osório (1999), o começo do estudo das redes neurais artificiais pode ser atribuído a McCulloch e Pitts (1943), através da criação do primeiro modelo artificial de um neurônio biológico conhecido como *Psychon*. McCulloch, psiquiatra e neuroanatomista, dedicou 20 anos à tentativa de representar um evento no sistema nervoso. Pitts, um matemático, recém-graduado, juntou-se a ele em 1942. No

trabalho publicado em 1943, “A Logical Calculus of the Ideas Imminent in Nervous Activity”, os autores realizam uma discussão sofisticada de redes lógicas de nodos (chamados no decorrer deste livro de nodos ou *nodos* MCP) e novas idéias sobre máquinas de estados finitos, elementos de decisão de limiar lineares e representações lógicas de várias formas de comportamento e memória.

O modelo de neurônio proposto por McCulloch e Pitts (MCP) é uma simplificação do que se sabia então a respeito do neurônio biológico. Segundo Kovács (1996), sua descrição matemática resulta em um modelo com n terminais de entrada x_1, x_2, \dots, x_n (que representam os dendritos) e apenas um terminal de saída y (representando o axônio).

Para emular o comportamento das sinapses, os terminais de entrada do neurônio têm pesos acoplados w_1, w_2, \dots, w_n cujos valores podem ser positivos ou negativos, dependendo de as sinapses correspondentes serem inibitórias ou excitatórias. O efeito de uma sinapse particular i no neurônio pós-sináptico é dado por $x_i w_i$. Os pesos determinam “em que grau” o neurônio deve considerar sinais de disparo que ocorrem naquela conexão (Figura 2.3.1).

Figura 2.3.1 - Neurônio de McCulloch e Pitts.



Fonte: Carvalho (2001) – <http://www.icmsec.sc.usp.br>

Um neurônio biológico dispara quando a soma dos impulsos que ele recebe ultrapassa o seu limiar de excitação (*threshold*). O corpo do neurônio, por sua vez, é emulado por um mecanismo simples que faz a soma dos valores $x_i w_i$ recebidos pelo neurônio (soma ponderada) e decide se o neurônio deve ou não disparar (saída igual a 1 ou a 0) comparando a soma obtida ao limiar ou *threshold* do neurônio. No modelo MCP, a

ativação do neurônio é obtida através da aplicação de uma “função de ativação”, que ativa ou não a saída dependendo do valor da soma ponderada das suas entradas. Na descrição original do modelo MCP, a função de ativação é dada pela função de limiar descrita na equação 2.3.1. O nodo MCP terá então sua saída ativa quando:

$$\sum_{i=1}^n x_i w_i \leq \theta \quad (2.3.1)$$

onde n é o número de entradas do neurônio, w_i é o peso associado à entrada x_i e θ é o limiar (*threshold*) do neurônio.

McCulloch e Pitts simplificaram seu modelo considerando que os nodos em cada camada da rede disparam sincronamente, isto é, que todos os nodos são avaliados ao mesmo tempo. Em sistemas biológicos, sabe-se que não existe um mecanismo para sincronizar as ações dos nodos, nem há restrição para que as suas saídas sejam ativadas em tempos discretos como no modelo MCP. Sabe-se, também, que o valor da próxima saída dos nodos biológicos depende enormemente das ativações dos estados anteriores, já que até mesmo os neurotransmissores liberados anteriormente levam algum tempo para se recombinarem, influenciando assim as ativações seguintes.

Parte da discussão em RNA's gira em torno dos métodos de aprendizado para que os nodos possam ser capazes de executar uma determinada função. As conclusões desta pesquisa foram de extrema importância para a futura implementação computacional do neurônio formal, onde:

- a atividade do neurônio é *tudo ou nada* ;
- a atividade de qualquer sinapse inibitória previne a excitação do neurônio naquele instante.

A primeira afirmação significa que o neurônio estará no estado ativado se a sua saída ultrapassar um valor limite, caso contrário, ficará no estado de repouso (este princípio originou a função limiar). Entende-se por estado ativado transmitir a saída (transmissão) a outros neurônios da rede.

Já a segunda afirmação teve importância na construção do neurônio formal a partir do conceito de pesos, ou seja, cada entrada do neurônio terá um valor associado; caso este seja positivo, tenderá a excitar a célula; e caso ele seja negativo, tenderá a inibir²⁹.

O trabalho de McCulloch e Pitts se concentra muito mais em descrever um modelo artificial de um neurônio e apresentar suas capacidades computacionais do que em apresentar técnicas de aprendizado³⁰.

Em 1949, a primeira teoria neurofisiológica para modificação de sinapses em neurônios reais unindo aprendizado de redes biológicas e artificiais é proposta por Donald Hebb. De acordo com Hebb (1949), o condicionamento psicológico clássico está presente em qualquer parte dos animais pelo fato de que esta é uma propriedade de neurônios individuais. Assim, uma entrada sináptica que é ativada quando a saída do neurônio também é ativada deverá ser fortalecida. Segundo Braga, Carvalho e Ludermir (2000), esse procedimento de ajuste de pesos freqüentemente chamado como regra de Hebb foi interpretado de forma matemática e tem sido adotado de formas diferentes em algoritmos de aprendizado para modelos de RNA's baseados no modelo MCP (Kohonen (1972) e Hopfield (1982))³¹. Outro procedimento para a adaptação de pesos é a chamada regra de Widrow-Hoff ou regra delta e que é ainda hoje bastante utilizada. Segundo Widrow e Hoff (1960), esta regra se baseia no cálculo do erro entre a soma atual dos pesos das entradas e a saída desejada, ajustando-se então o peso de forma que o erro se torne zero³².

No início da década de 50, surgiu o primeiro neurocomputador, denominado Snark, por Mavin Minsky. O Snark operava com sucesso a partir de um ponto de partida técnico, ajustando seus pesos automaticamente. Entretanto, ele nunca executou qualquer função de

²⁹ Dentre as principais limitações na descrição do modelo MCP original destaca-se: 1) redes MCP com apenas uma camada só conseguem implementar funções linearmente separáveis; 2) pesos negativos são mais adequados para representar disparos inibidores; e 3) o modelo foi proposto com pesos fixos, não-ajustáveis.

³⁰ Embora não esteja explícito no trabalho original de McCulloch e Pitts, os nodos MCP são capazes de se adaptar através do ajuste dos pesos de cada conexão. Esse processo de adaptação – ou aprendizado – permite o desenvolvimento de procedimentos para o ajuste gradual dos pesos, de forma que a rede desempenhe a função desejada.

³¹ Hebb deixou com seu estudo quatro pontos importantes: 1) numa rede neural a informação é armazenada nos pesos; 2) o coeficiente de aprendizagem é proporcional ao produto dos valores de ativação do neurônio; 3) os pesos são simétricos (o peso da conexão de A para B é igual ao de B para A); 4) quando ocorre o aprendizado os pesos são alterados.

³² Ou seja, esta regra é baseada no método do gradiente para minimização do erro na saída de um neurônio com resposta linear. Uma variação da regra delta foi proposta em 1986 por Rumelhart, Hinton e Williams em sua descrição do algoritmo Back-propagation para redes multiníveis e que será vista mais adiante.

processamento de informação interessante, mas serviu de inspiração para as idéias de estruturas que o sucederam³³.

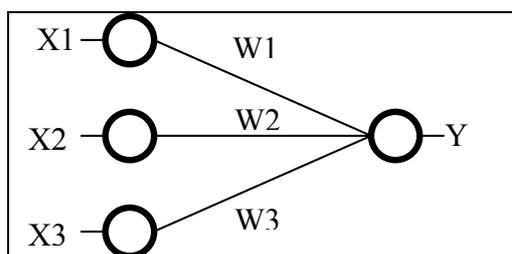
O primeiro neurocomputador a obter sucesso (Mark I Perceptron) surgiu em 1957 e 1958, criado por Frank Rosenblatt, Charles Wightman e outros. Segundo Rosenblatt (1958), o cérebro humano trabalha como um associador de padrões adaptável, e não como um circuito lógico determinístico como pensavam Minsky e Von Neumann. Introduzindo o conceito de aprendizado em RNA's através de um algoritmo de treinamento e de uma topologia, seu modelo de rede, baseado no nodo MCP, era capaz de classificar os padrões aprendidos do ambiente através do ajuste gradual dos pesos entre os nodos, o que equivaleria a dizer que se introduzia sinapses ajustáveis. O perceptron simples, descrito por Rosenblatt e apresentado na figura 2.3.2, possui três camadas: a primeira, (X1, X2 e X3) recebe as entradas do exterior e possui conexões fixas (retina); a segunda, impulsos da primeira através de conexões cuja eficiência de transmissão (peso W1, W2 e W3) é ajustável e, por sua vez, envia saídas para a terceira camada (resposta Y)³⁴. Este tipo elementar de perceptron comporta-se como um classificador de padrões, dividindo o espaço de entrada em regiões distintas para cada uma das classes existentes. Inicialmente, a saída da rede é aleatória, mas, pelo ajuste gradual dos pesos, o perceptron é treinado para fornecer saídas de acordo com os dados do conjunto de treinamento. Como será visto mais adiante, o perceptron somente é capaz de classificar padrões que sejam linearmente separáveis³⁵.

³³ Como ponto de discussão e divisão entre os pesquisadores, em 1956 no "Darthmouth College" nasceram os dois paradigmas da Inteligência Artificial, a simbólica e o conexionista. Como discutido no tópico 2.1, a Inteligência Artificial Simbólica tenta simular o comportamento inteligente humano desconsiderando os mecanismos responsáveis por tal. Já a Inteligência Artificial Conexionista acredita que se construindo um sistema que simule a estrutura do cérebro, este sistema apresentará inteligência, ou seja, será capaz de aprender, assimilar, errar e aprender com seus erros.

³⁴ Na verdade, o perceptron é uma rede neural simples equivalente a um problema de regressão linear: constitui-se de uma camada de entrada (variáveis independentes) e uma camada de saída (variáveis dependentes). A cada entrada existe um peso relacionado, sendo que o valor de saída será a soma dos produtos de cada entrada pelo seu respectivo peso. Como definido por McCulloch e Pitts, o neurônio possui um comportamento *tudo ou nada*; logo, é necessário estabelecer uma função limiar que defina quando o neurônio estará ativo ou em repouso.

³⁵ Ou seja, são problemas cuja solução só pode ser obtida dividindo-se o espaço de entrada em duas regiões através de uma reta.

Figura 2.3.2 – Perceptron simples



Fonte: Elaborado pelo autor

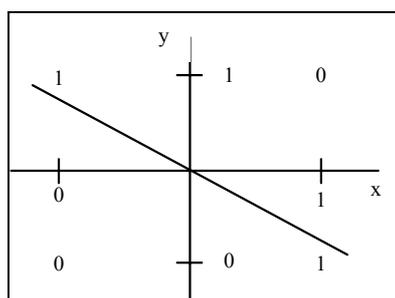
Esta limitação é discutida por Minsky e Papert no final da década de 60. De acordo com estes autores, o Perceptron de Rosenblatt de uma camada, por exemplo, não consegue detectar paridade, conectividade e simetria, que são problemas não-linearmente separáveis. Estes são exemplos de “problemas difíceis de aprender” (*hard learning problems*). O principal argumento de Minsky e Papert era de que o Perceptron ou redes de um só nível não era capaz de aprender uma simples função lógica de tipo “ou-exclusivo” (*XOR = Exclusive Or*). A função XOR possui um padrão de valores de entrada e de saída cuja associação não podia ser aprendida pelos modelos de redes baseados em *Perceptron* disponíveis naquela época. Mais especificamente, suponha um plano xoy onde x e y são as entradas da rede e o ponto cartesiano (x,y) é o valor da respectiva saída.

Como é possível perceber na figura 2.3.3, não se pode traçar uma única reta (função linear) tal que divida o plano de maneira que as saídas com valor 0 fiquem situadas de um lado da reta e as com valor 1 do outro³⁶.

O impacto da publicação do livro de Minsky e Papert abalou profundamente as pesquisas realizadas nesta área de estudos e, devido as críticas feitas e a falta de uma solução prática para os problemas apresentados, as redes neurais ficaram “esquecidas” por um certo tempo.

³⁶ Entretanto, este problema pode ser solucionado com a criação de uma camada intermediária na rede e graficamente com uma estrutura em três (ou mais) dimensões.

Figura 2.3.3 - Função XOR : uma representação gráfica.



Fonte: Cardon e Müller (2000)

Segundo Kovács (1996) e Braga, Ludermir e Carvalho (2000), somente na década de 80 surgiram novos modelos que deram um novo impulso as redes neurais, notadamente o desenvolvido por Hopfield (1982). O modelo que Hopfield criou era baseado em um tipo de rede diferente dos modelos baseados no *Perceptron*, sendo uma rede com conexões recorrentes e com um comportamento baseado na competição entre os neurônios, onde o aprendizado era não supervisionado. O Modelo de Hopfield caracteriza-se por ser do tipo *feedback*, isto é, há uma conexão das entradas com as saídas. Por este motivo, estas redes dificilmente chegam a um estado instável, ou seja, chegará um momento em que a saída, após oscilar entre alguns valores binários, será sempre a mesma para um mesmo padrão de entrada. Hopfield, para demonstrar este fato, utilizou o exemplo de uma função matemática que decresce a cada vez que a rede troca de estado; conseqüentemente, chegará um momento em que esta função alcançará um valor mínimo e não será mais alterada. Este é o momento em que a rede alcançou a estabilidade.

A rede de Hopfield pode ser comparada a um modelo físico, onde a cada troca de estado da rede a energia da mesma diminui, portanto, a fase de aprendizado chegará ao fim no momento em que a rede tiver a sua energia minimizada. Outros modelos similares ao modelo de Hopfield surgiram pouco depois, onde pode-se citar alguns como, por exemplo, a máquina de Boltzmann e o BAM (*Binary Associative Memory*)³⁷.

³⁷ Segundo Braga, Carvalho e Ludermir (2000), além destes modelos de ajuste de pesos, os sistemas neurais sem peso também tiveram um papel importante na história das RNA's, já que proporcionaram modelos de rápida aprendizagem e fácil implementação. A visão não convencional das redes neurais artificiais sem peso consiste em armazenar a função do nodo em uma memória RAM, ao invés de ajustar pesos entre os nodos. Essa abordagem facilita o desenvolvimento de algoritmos de aprendizagem mais simples do que os baseados no modelo MCP, uma vez que existe uma independência entre os nodos durante o processo de aprendizagem. O modelo sem peso mais conhecido é o WISARD para reconhecimento de padrões proposto, em 1984, por Aleksander, Thomas e Bowden.

A década de 80 ficou também marcada profundamente pelo reaparecimento das redes baseadas em *Perceptrons*. Isto deveu-se ao desenvolvimento dos computadores, que eram mais velozes e permitiam realizar melhores simulações das redes neurais, bem como o desenvolvimento de modelos matemáticos que permitiram a solução do problema apontado por Minsky e Papert. Também pode-se associar, em parte, este renascimento das redes neurais ao suposto desencanto com a Inteligência Artificial clássica. O modelo que permitiu o ressurgimento das redes baseadas em *Perceptrons* foi o das redes multi-nível, onde o novo algoritmo de aprendizado chamado *Back-Propagation* resolveu em grande parte os problemas de aprendizado existentes até então (Rumelhart, Hinton e Williams (1986))³⁸. Este algoritmo, o *Back-Propagation*, permitia realizar o aprendizado por correção de erros em uma rede com múltiplas camadas (níveis) e, conseqüentemente, resolveria o problema do XOR.

De acordo com Osório (1999), além dos modelos de Hopfield e do modelo de redes multi-nível com *Back-Propagation* (chamado de *Multi-Layer Perceptron – MLP*), outro modelo importante que surgiu nesta década foi o modelo de Teuvo Kohonen (Kohonen (1982), Kohonen (1987)). O modelo de Kohonen é muito interessante pois permite o aprendizado competitivo com uma auto-organização da rede neural, criando os chamados “mapas de atributos auto-organizáveis” (*self-organizing feature maps*)³⁹.

Por fim, o último modelo de destaque neste período, segundo Braga, Carvalho e Ludermir (2000), foi o modelo ART (*Adaptive Resonance Theory*) criado por Carpenter e

³⁸ O algoritmo *back-propagation* foi um dos principais responsáveis pelo ressurgimento do interesse em RNA's, por ocasião da publicação, em 1986, de *Parallel Distributed Processing*, mais conhecido por PDP. Embora a popularização deste algoritmo tenha surgido a partir de 1986, ele foi proposto muito antes, com diferentes propósitos, por diferentes pesquisadores, como Werbos (1974), Parker (1985) e Le Cun (1985). Utilizando uma rede de neurônios como os utilizados no perceptron, o backpropagation realiza uma retropropagação do erro da saída para as camadas anteriores. O erro é o resultado da comparação entre a saída desejada (pré-definida) e a saída real da rede. Com esta retropropagação, juntamente com uma função limiar de valores fracionários (fugindo ao *tudo ou nada*), possibilita-se a representação de funções não-lineares, permitindo o treinamento da função XOR. Por este fato, o back-propagation tornou-se uma das redes mais utilizadas, dado seu amplo espectro de representações possíveis.

³⁹ Ao contrário do perceptron, o modelo de Kohonen não era limitado a valores binários, mas os valores das entradas, dos pesos e das saídas poderiam ser contínuos. Além disso, ao invés da saída da rede ser representada pela atuação de um simples neurônio *vencedor* (ativado), Kohonen estabeleceu um grande número de neurônios para representar o padrão de entrada, sendo que este número é alcançado pela influência do neurônio *vencedor* aos seus vizinhos. Em outras palavras, não há apenas um neurônio responsável pela representação do padrão de entrada, mas sim um conjunto de neurônios que interagem entre si. Todavia, a grande importância do trabalho de Kohonen foi ter introduzido um novo paradigma no estudo das Redes Neurais: o aprendizado não-supervisionado, segundo o qual a rede não precisa ficar sendo comparada constantemente a um valor de saída durante a fase de aprendizado.

Grossberg em 1993⁴⁰. Este modelo possui um aprendizado do tipo não supervisionado, criando protótipos dos padrões aprendidos. O modelo ART teve diversas versões posteriores e com uso de conceitos da lógica nebulosa (Fuzzy-ART). Deve-se destacar que cada um destes modelos apresentados procura trabalhar com especificidades de aprendizado que variam em relação ao problema sobre/de análise e que, por conta disto, não serão objeto de uma descrição mais detalhada.

Os estudos sobre as redes neurais sofreram uma grande revolução a partir dos anos 80, conforme foi demonstrado acima. E, a partir dos anos 80, cada vez mais esta área de estudos tem se destacado, seja pelas promissoras inovações apresentadas pelos modelos de redes neurais propostos, ou seja pelas condições tecnológicas atuais de implementação que permitem desenvolver arrojadas implementações de arquiteturas neurais paralelas em hardwares avançados, obtendo assim ótimas performances destes sistemas (bastante superiores aos sistemas convencionais).

2.4 Caracterização das redes neurais artificiais

Segundo Osório (1999), “as Redes Neurais Artificiais são sistemas paralelos distribuídos compostos por unidades de processamento simples (nodos) que calculam determinadas funções matemáticas (normalmente não-lineares)”. Tais unidades são dispostas em uma ou mais camadas e interligadas por um grande número de conexões, geralmente unidirecionais. Na maioria dos modelos estas conexões estão associadas a pesos, os quais armazenam o conhecimento representado no modelo e servem para ponderar a entrada recebida por cada neurônio da rede⁴¹.

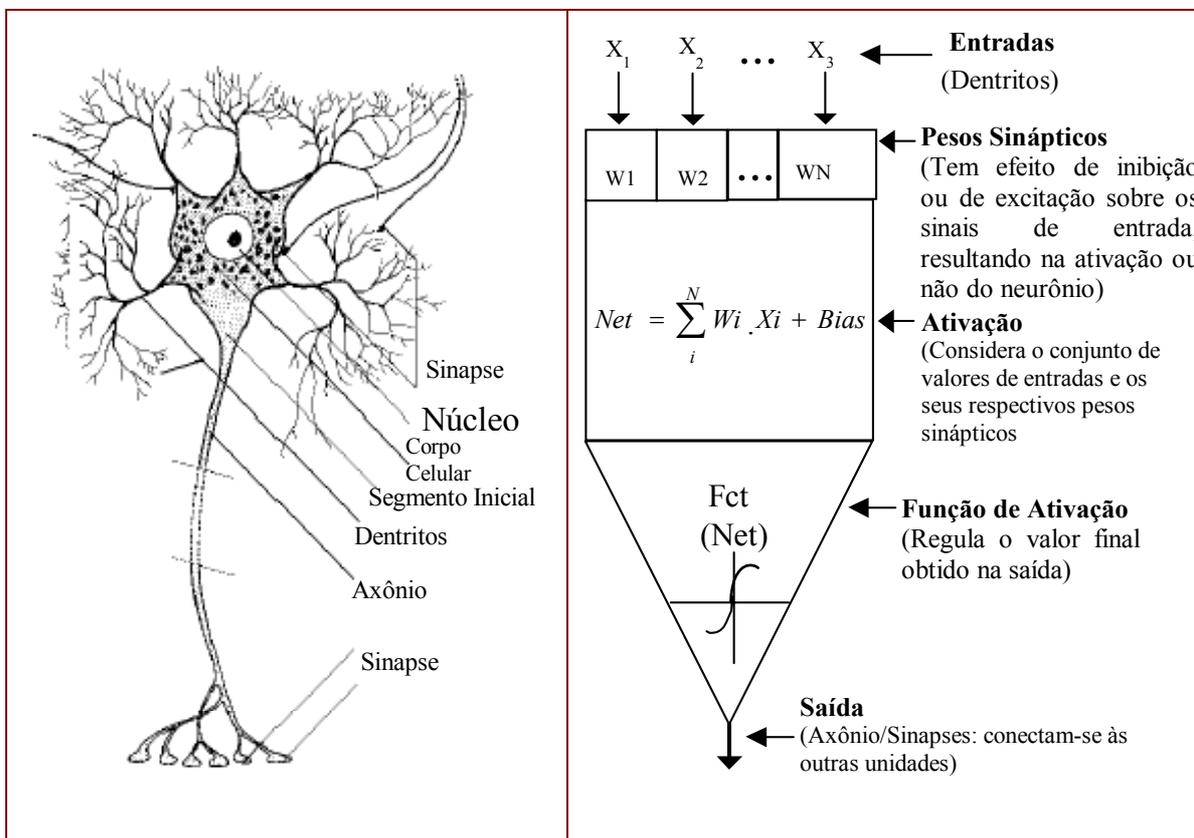
Assim como no cérebro humano, as redes neurais artificiais procuram extrair o conhecimento através de um mecanismo de tentativa e erro, onde, através das conexões (sinapses) entre os neurônios e do ajuste gradativo dos pesos, o aprendizado vai sendo

⁴⁰ Vários outros modelos foram criados desde então, embora estes citados anteriormente foram os mais destacados por terem sido os precursores e por terem definidos os paradigmas dos modelos de redes neurais existentes hoje. Para um maior detalhamento dos diversos modelos de redes neurais, ver Arbib (1995) e Haykin (2001).

⁴¹ Uma vez que o conhecimento da rede está codificado na estrutura de interconexões entre os neurônios e nos pesos associados a estas conexões, fica muito difícil para um ser humano realizar uma análise e interpretação dos conhecimentos adquiridos por uma RNA. Os conhecimentos das redes se resumem a um conjunto de valores numéricos descrevendo as conexões, e por consequência, estes valores descrevem também o comportamento da rede.

realizado⁴². A figura 2.4.1 mostra a relação entre os neurônios naturais e o modelo de neurônio artificial.

Figura 2.4.1 – Modelo de neurônio natural e artificial



Fonte: Osório (1999)

Especificamente, as redes neurais artificiais dividem-se em dois componentes: físicos e não físicos. Os componentes não físicos são os padrões e as funções. Padrões são dados de entrada da rede. Eles são uma codificação que corresponde a certa modelagem da realidade de uma aplicação definida para a rede neural artificial (RNA). Funções são modelos matemáticos utilizados no treinamento e reconhecimento de padrões.

Já os componentes físicos são as conexões e os elementos de processamento. A combinação desses dois elementos cria uma RNA. Pode-se fazer uma analogia com um grafo, onde os nodos são os elementos de processamento e as arestas são as conexões.

⁴² A partir das entradas e da estrutura da rede, a informação é extraída pela adaptação dos pesos sinápticos, o que aliada à função de ativação e o limiar de disparo irá gerar o conhecimento na saída da rede.

Conexões, elementos de processamento, padrões e funções são os componentes básicos de qualquer RNA, mas infelizmente esta terminologia não é uma regra, uma vez que não há uma norma que defina as denominações e utilização de cada um deles. Para uma visão mais detalhada, cada um destes componentes é descrito a seguir.

2.4.1 Padrões

As RNA's não podem operar sem dados. Esses dados são os padrões apresentados a uma RNA. Podem ser valores numéricos ou mesmo caracteres que serão posteriormente transformados em números. Para um determinado padrão de entrada corresponde um sinal de saída, sendo que a dimensão (tipo) do padrão de entrada pode ser diferente do padrão de saída.

Uma das principais aplicações de RNA's é o reconhecimento (classificação) de padrões⁴³. Por exemplo, em reconhecimento da fala existem tipos diferentes de características envolvidas. Nesta aplicação, o padrão de entrada pode ser uma matriz que contém o caracter, e a saída apenas um número que indica se o caracter foi reconhecido ou não. Assim, tem-se um padrão de entrada com dimensão diferente do padrão de saída. Além disso, neste caso torna-se essencial um *pré-processamento* de informações. Isso significa que a seleção e representação correta das características do padrão a ser aplicado pode afetar a performance da rede. Criar o melhor conjunto possível de características como padrão é o primeiro passo para o sucesso de qualquer aplicação em RNA's.

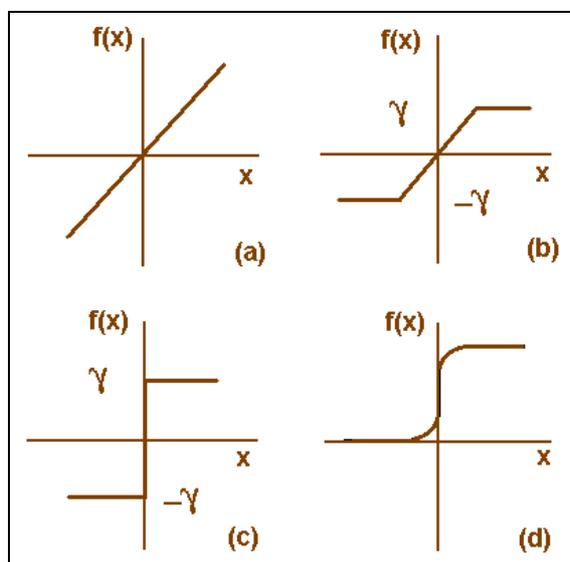
2.4.2 Redes neurais artificiais e as funções de ativação

A partir do modelo proposto por McCulloch e Pitts, foram derivados vários outros que permitem a produção de uma saída qualquer, não necessariamente zero ou um, e com diferentes funções de ativação. Das funções utilizadas em RNA's, pode-se distinguir basicamente dois tipos: *funções para transferência de sinais entre neurônios* e *funções aprendizado de padrões*. As funções de transferência, também chamadas de *funções de limiar*, são aquelas responsáveis por determinar a forma e a intensidade de alteração dos valores transmitidos de um neurônio a outro. As funções de limiar são basicamente quatro:

⁴³ Um detalhamento maior das diversas aplicações das RNA's será visto mais adiante.

linear , *hard-limiter*, *degrau* ou *step* , em *rampa* e *sigmoid*⁴⁴. A figura 2.4.2.1 ilustra graficamente estas quatro funções de ativação.

Figura 2.4.2.1 - Algumas funções de ativação.



Fonte: Braga, Carvalho e Ludermir (2000)

A função de ativação linear mostrada na figura 2.4.2.1^a é definida pela equação 2.4.2.1.

$$y = \alpha x \quad (2.4.2.1)$$

onde α é um número real que define a saída linear para os valores de entrada, y é a saída e x é a entrada.

A função linear pode ser restringida para produzir valores constantes em uma faixa $[-\gamma, +\gamma]$, e, neste caso, a função passa a ser a função rampa como mostra graficamente a figura 2.4.2.1^b e a equação 2.4.2.2⁴⁵. Os valores máximo e mínimo da saída são $-\gamma$ e $+\gamma$, respectivamente.

⁴⁴ Existe também a função gaussiana que é conhecida pelo seu uso em estatística. Ela é mais usada quando há definição de um ponto médio em x e uma variância a este ponto, mostrando uma distribuição uniforme. A

sua fórmula matemática é dada por $f(x) = e^{\left(\frac{-x^2}{v}\right)}$, onde v é uma variância pré-definida.

⁴⁵ A função de limiar em rampa não possui uma transição direta entre dois valores, mas sim uma fase de transferência.

$$y = \begin{cases} +\gamma & \text{iff } x \geq +\gamma \\ x & \text{iff } |x| < +\gamma \\ -\gamma & \text{iff } x \leq -\gamma \end{cases} \quad (2.4.2.2)$$

onde γ é o valor de saturação da função, ou seja, durante a transição o valor de y ($f(x)$) irá variar dentro do intervalo $(-\gamma, \gamma)$.

A função passo ou *step*, ilustrada na figura 2.4.2.1^c, é similar a uma função sinal no sentido de que a função produz a saída $+\gamma$ para os valores de x maiores que zero (limiar), caso contrário a função produz o valor $-\gamma$. A função degrau é definida pela equação 2.4.2.3:

$$y = \begin{cases} +\gamma & \text{iff } x > 0 \\ -\gamma & \text{iff } x \leq 0 \end{cases} \quad (2.4.2.3)$$

A função sigmoideal, conhecida também como *S-shape*, ilustrada na figura 2.4.2.1^d, é a versão contínua da função em rampa. É possível definir várias funções sigmoideais. As funções sigmoideais são encontradas na construção de diversos modelos nas mais variadas áreas⁴⁶. Uma das funções sigmoideais mais importantes é a função logística definida pela equação 2.4.2.4:

$$y = \frac{1}{1 + e^{-x/T}} \quad (2.4.2.4)$$

onde o parâmetro T determina a suavidade da curva⁴⁷.

Além destas funções de transferência de sinais entre neurônios, existem as funções de aprendizado. Em geral, elas dependem do modelo de rede neural artificial que é escolhido. Estas funções servem para realizar a alteração dos valores dos pesos da rede, possibilitando assim o aprendizado de um determinado padrão. As diversas funções de aprendizado serão descritas na parte de aprendizado, a ser vista mais adiante.

⁴⁶ Existem muitas outras funções de ativação na literatura. Um detalhamento das várias funções sigmoideais e outras funções de ativação podem ser encontradas em SNNS (2001), Jodouin (1994^a) e Jodouin (1994^b).

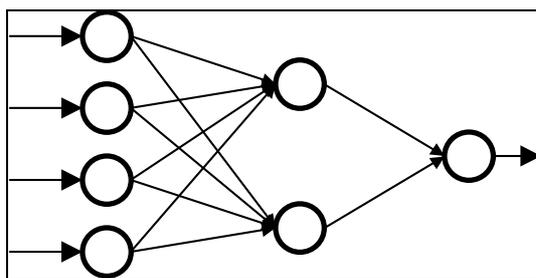
⁴⁷ Outra função sigmoideal amplamente utilizada é a tangente hiperbólica (sigmóide simétrica) que diferencia-se da sigmoideal tradicional pelo fato de variar de -1 a $+1$, ao invés de 0 a 1 . A sua fórmula matemática é dada

$$\text{por } y = \frac{(e^x - e^{-x})}{(e^x + e^{-x})}$$

2.4.3 Redes neurais artificiais e as conexões

Segundo Kovács (1996), as redes conexionistas são formadas por um conjunto de unidades elementares de processamento de informações fortemente conectadas, que denomina-se de neurônios artificiais⁴⁸. Uma rede neural artificial (RNA) é constituída por um grafo orientado (dígrafo) e ponderado. Os nós deste grafo são autômatos simples, os chamados neurônios artificiais, que formam, através de suas conexões, um autômato mais complexo, a rede neural, também conhecida como rede conexionista. O grafo, normalmente age em um só sentido de tal maneira que a informação flua através das arestas (conexões) e seja coletada pelos nodos ou elementos de processamento. As RNA's estendem a representação do dígrafo ao incluir um peso em cada aresta que modula o sinal de saída que, assim, é passado para o nodo adjacente (Figura 2.4.3.1).

Figura 2.4.3.1 - Dígrafo de uma RNA



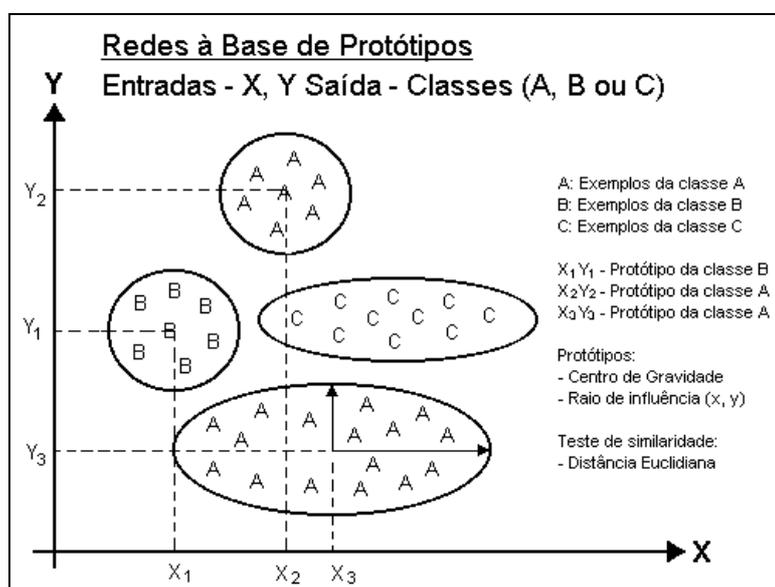
Fonte: Braga, Carvalho e Ludermir (2000)

Segundo Jodouin (1994^a) e Jodouin (1994^b), as unidades de uma rede – os neurônios artificiais – podem ser de diferentes tipos, de acordo com a função interna utilizada para calcular o seu estado de ativação. As principais diferenças são relativas ao tipo de função de ativação utilizada (isto é, linear, sigmoide assimétrica (exp), sigmoide simétrica (tanh), gaussiana, etc). Outro elemento importante diz respeito a forma como os neurônios armazenam as informações: unidades baseadas em protótipos, unidades do tipo Perceptron. Segundo Orsier (1995), as redes à base de protótipos utilizam neurônios que servem para representar protótipos dos exemplos aprendidos – as unidades tem uma representação interna que agrupa as características comuns e típicas de um grupo de exemplos.

⁴⁸ A grande quantidade de modelos de redes conexionistas existentes torna difícil a descrição de todos os modelos. Um aprofundamento, com maiores detalhes, sobre os diferentes modelos de RNA's pode ser encontrado na obra de Haykin (2001), Bishop (1997), Fiesler e Beale (1997) e Arbib (1995).

As redes baseadas em protótipos tem normalmente um aprendizado não supervisionado (com um ou mais protótipos associados à cada classe). Uma das vantagens deste tipo de redes é a possibilidade de fazer um aprendizado contínuo e incremental, uma vez que não é muito difícil de conceber um algoritmo capaz de aumentar a rede neural através da adição de novos protótipos. Os protótipos são também denominados de clusters, onde apresenta-se um exemplo de rede a base de protótipos na figura 2.4.3.2. Estes tipos de redes vão gerar uma representação dita *localista* de conhecimentos.

Figura 2.4.3.2 - Protótipos de uma rede neural com duas entradas

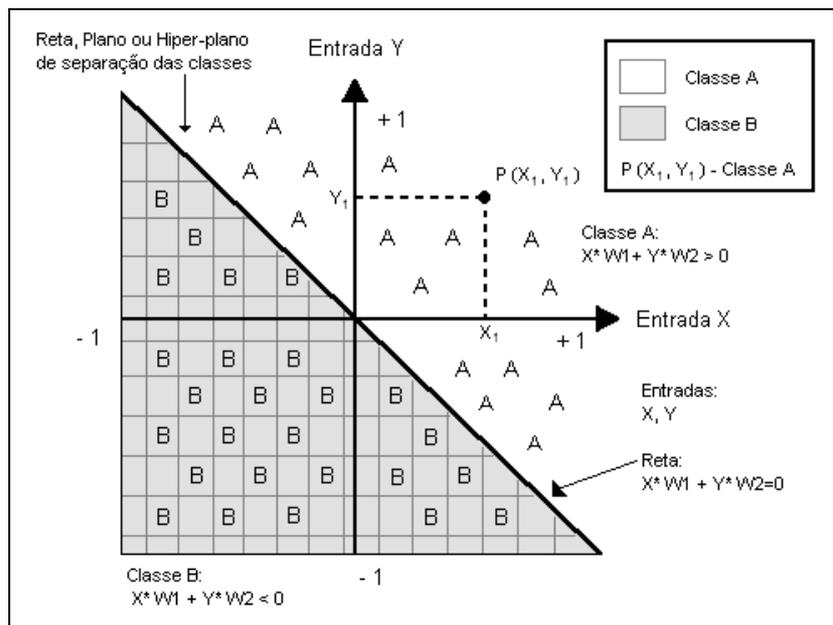


Fonte: Osório (1999)

As redes à base de Perceptrons ou unidades do tipo “*Perceptron*”, baseadas no modelo criado por Frank Rosenblatt em 1950, é um dos modelos de neurônios mais utilizados na atualidade. Ele é a base de diversos tipos de redes neurais artificiais com aprendizado supervisionado utilizando uma adaptação por correção de erros (usualmente baseada na descida da superfície de erro usando o gradiente). O modelo do Perceptron de múltiplas camadas (MLP – *Multi-Layer Perceptron*) tornou-se muito conhecido e aplicado, sendo na maior parte das vezes associado a regra de aprendizado do Back-Propagation⁴⁹. A figura 2.4.3.3 apresenta um esquema da representação de conhecimentos nas redes baseadas em Perceptrons, e como este tipo de redes é capaz de classificar padrões, gerando planos (ou hiper-planos) de divisão do espaço em que se situam os exemplos.

⁴⁹ Para maiores detalhes, ver Jodouin (1994), Widrow e Lehr (1990) e Rumelhart, Hinton e Williams (1986).

Figura 2.4.3.3 - Separação de classes (classificação) através do uso de um Perceptron



Fonte: Osório (1999)

De acordo com Osório (1999), nos modelos de redes neurais artificiais, cada unidade da rede é dotada de um estado interno, que denomina-se de estado de ativação. As unidades podem propagar seu estado de ativação para as outras unidades do grafo passando pelos arcos ponderados, chamados de conexões, ligações sinápticas ou simplesmente de pesos sinápticos⁵⁰. Como foi visto, a regra que determina a ativação de um neurônio em função da influência vinda de suas entradas, ponderadas pelos seus respectivos pesos, se chama regra de ativação ou função de ativação. As mudanças realizadas nos valores dos pesos sinápticos ou na estrutura de interconexão das unidades de uma rede são responsáveis pelas alterações no comportamento de ativação desta rede. Estas alterações nas conexões e na estrutura da rede é o que permite realizar o aprendizado de um novo comportamento. No caso de uma rede com aprendizado supervisionado, a rede deve adaptar os seus pesos de maneira a passar a responder de acordo com o exemplo dado, ou seja, gerando na sua saída um estado de ativação compatível para com o esperado. De outra maneira, a rede é capaz de estabelecer associações de entrada-saída (estímulo e resposta), a fim de se adaptar a uma situação proposta. O método utilizado para modificar

⁵⁰ Os pesos são os responsáveis pela memorização do padrão, pois são ajustados durante o processo de aprendizado que captura as informações. Desta forma, uma conexão define tanto um fluxo de informação quanto a modulação da informação que é passada. Desta forma, pesos e conexões positivos (possuem um valor numérico positivo) são excitatórios e aqueles que são negativos são inibitórios. Caso exista um peso igual a zero, é como se a conexão não existisse.

o comportamento de uma rede é denominado de regra de aprendizado e será detalhado mais adiante.

2.4.4 Redes neurais artificiais e os elementos de processamento

O elemento de processamento (também chamado de *neurônio* ou *neuronodo*) é a parte da rede neural artificial (RNA) onde é realizada todo o processamento. Um elemento de processamento (que é um nodo no dígrafo) de uma camada de entrada recebe apenas um valor do padrão de entrada correspondente, mas possui diversas conexões com os neurônios das camadas seguintes (que podem ter várias entradas).

Cada elemento de processamento coleta a informação que foi mandada para ele e produz um único valor de saída. Existem duas importantes qualidades que um elemento de processamento deve ter: a) elementos de processamento necessitam apenas de informações locais. A saída do elemento de processamento é uma função dos pesos e das entradas; b) elementos de processamento produzem apenas um valor de saída. Este valor único é propagado através das conexões do elemento emissor para o receptor, ou para fora da rede, quando for um elemento da camada de saída. Estas duas qualidades permitem que RNA's operem em paralelo. Existem vários mecanismos para se obter a saída de um elemento de processamento. Geralmente, tem-se uma função das saídas da camada anterior e os pesos das conexões entre a camada anterior e a atual. Matematicamente, tem-se que a saída de um elemento de processamento é uma função das entradas e dos pesos:

$$\text{Entrada}_i = f(\text{Padrão} \cdot \text{Peso}_j)$$

O modo mais comum de função de um elemento de processamento é a combinação linear. Desta forma, tem-se:

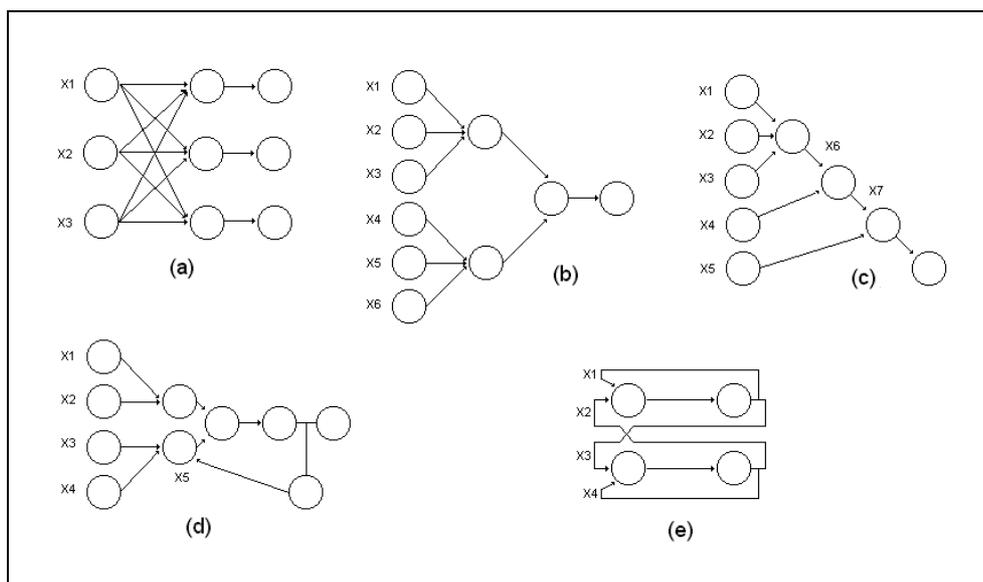
$$\text{Entrada}_i = f\left(\sum (\text{padrão}_{ij} * \text{peso}_{ij})\right) = f(\text{Padrão} * \text{Peso}_j)$$

com i variando de 1 a n (número de conexões).

2.5 Principais arquiteturas de redes neurais artificiais

As unidades de uma rede neural podem se conectar de diferentes modos, resultando em diferentes arquiteturas de interconexão de neurônios. Segundo Braga, Carvalho e Ludermir (2000), a definição da arquitetura de uma rede neural artificial (RNA) é um parâmetro importante na sua concepção, uma vez que ela restringe o tipo de problema que pode ser tratado pela rede. Redes com uma camada única de nodos MCP, por exemplo, só conseguem resolver problemas linearmente separáveis. Redes Multi-Layer Perceptrons (MLP), por sua vez, são mais apropriadas para resolver problemas que envolvem não-linearidades nos dados. Fazem parte da definição da arquitetura os seguintes parâmetros: números de camadas da rede, número de nodos em cada camada, tipo de conexão entre os nodos e topologia da rede. Alguns exemplos de arquiteturas de redes neurais artificiais (RNA's) são apresentados na figura 2.5.1.

Figura 2.5.1 - Exemplos de arquiteturas de RNA's.



Fonte: Braga, Carvalho e Ludermir (2000)

Quanto ao número de camadas, pode-se ter:

- (1) redes de camada única, onde só existe um nó entre qualquer entrada e qualquer saída da rede (Figura 2.5.1 a, e):
- (2) redes de múltiplas camadas, onde existe mais de um neurônio entre alguma entrada e alguma saída da rede (Figura 2.5.1 b, c, d).

Os nodos podem ter conexões do tipo:

(1) *feedforward*, ou acíclica, onde a saída de um neurônio na i -ésima camada da rede não pode ser usada como entrada de nodos em camadas de índice menor ou igual a i (Figura 2.5.1 a, b, c);

(2) *feedback*, ou cíclica, onde a saída de algum neurônio na i -ésima camada da rede é usada como entrada de nodos em camadas de índice menor ou igual a i (Figura 2.5.1 d, e).

As RNA's podem também ser classificadas quanto à sua conectividade:

(1) rede fracamente (ou parcialmente) conectada (Figura 2.5.1 b, c, d);

(2) rede completamente conectada (Figura 2.5.1 a, e).

Por fim, segundo Fiesler (1994a, 1994b, 1997) e Krogh e Vedeldsby (1995), a arquitetura de uma rede também pode ser classificada de acordo com a evolução desta no decorrer de sua utilização e desenvolvimento do aprendizado. Em função deste critério pode-se ter os seguintes grupos:

· Redes com estrutura estática: a rede tem a sua estrutura definida antes do início do aprendizado. A quantidade de neurônios, assim como a sua estrutura de interconexões, não sofrem alterações durante a adaptação da rede. As únicas mudanças se realizam à nível dos pesos sinápticos, que são modificados durante o processo de aprendizado. Este tipo de modelo impõe uma dificuldade maior ao usuário: a determinação do número ideal de neurônios e de conexões a ser utilizado em uma determinada aplicação. Uma rede com poucas unidades e conexões tem forte chance de não ter sucesso em uma tarefa de aprendizado, não tendo condições de alcançar o melhor desempenho possível por falta de capacidade de representação de todos os conhecimentos envolvidos no problema tratado. Uma rede com muitas unidades pode ter, também, problemas de convergência e, principalmente, de generalização, pois quando se tem muita capacidade de armazenamento de informações em uma rede, esta tem uma tendência a decorar os exemplos no lugar de “aprendê-los” (generalizar os conhecimentos sobre o problema). No caso deste tipo específico de redes, não existe um método formal que permita determinar o número exato e

ótimo de unidades e conexões à serem empregadas no aprendizado de um determinado problema. As redes do tipo MLP com Back-Propagation, de acordo com o modelo proposto por Rumelhart, Hinton e Williams (1986) são redes do tipo estático.

· Redes com estrutura dinâmica: as redes que possuem uma estrutura dinâmica são redes onde o número de unidades e conexões podem variar no decorrer do tempo. Estas redes são também chamadas de *ontogênicas*. As modificações na estrutura da rede podem ser do tipo generativo (incremental) ou do tipo destrutivo (reduzidor por eliminação/simplificação). A escolha entre estes dois tipos de métodos é bastante polêmica: deve-se começar com uma rede pequena e ir aumentando ela, ou deve-se começar com uma rede bastante grande e ir reduzindo o seu tamanho posteriormente? Alguns autores como Elman (1993) e Osório (1999), defendem a idéia de uma criação construtiva de conhecimentos. Do ponto de vista relacionado à carga de processamento de dados necessária para as simulações neurais, a opção por uma rede pequena que adiciona pouco à pouco novas unidades e conexões leva a uma melhor performance, pois nas redes do tipo destrutivo uma grande parte do esforço de aprendizado acaba sendo depois destruído ao ser realizada a simplificação da rede. Apesar desta discussão, sobre qual dos dois tipos de redes com estrutura dinâmica que seria melhor usar não possui um consenso, pode-se dizer que uma grande parte dos pesquisadores concorda que as redes ontogênicas, em geral, são um dos melhores métodos que existe para se escolher uma boa arquitetura para uma rede neural, e assim resolver melhor um certo problema proposto. As redes do tipo Cascade-Correlation descritas por Fahlman (1991) são redes do tipo dinâmico e incremental.

2.6 Aprendizado de redes neurais artificiais

As Redes Neurais Artificiais (RNA's) possuem a capacidade de aprender por exemplos e fazer interpolações e extrapolações do que aprenderam. Segundo Osório (1999) e Braga, Carvalho e Ludermir (2000), no aprendizado conexionista não se procura obter regras como na abordagem simbólica da Inteligência Artificial (IA), mas sim determinar a intensidade de conexões entre neurônios. Isto ocorre através de um processo gradual e iterado, onde os pesos são modificados várias vezes, pouco à pouco, seguindo uma regra de aprendizado que estabelece a forma como estes pesos são alterados. O aprendizado é realizado utilizando-se um conjunto de dados de aprendizado disponível (base de

exemplos). Cada iteração deste processo gradativo de adaptação dos pesos de uma rede neural, sendo feita uma apresentação do conjunto de dados, é chamada de *época de aprendizado*. Um conjunto de procedimentos bem-definidos para adaptar os parâmetros de uma rede neural artificial (RNA) para que a mesma possa *aprender* uma determinada função é chamado de algoritmo de aprendizado. Como era de se esperar, não há um único algoritmo de aprendizado. O que se tem é um conjunto de ferramentas apresentadas por diversos algoritmos, cada qual com suas vantagens e desvantagens. Estes algoritmos basicamente diferem na maneira pela qual o ajuste dos pesos é feito.

Seqüencialmente, a utilização de uma RNA na solução de uma tarefa passa inicialmente por uma fase de aprendizagem, quando a rede extrai informações relevantes de padrões de informação apresentados para ela, criando assim uma representação própria do problema. A etapa de aprendizagem consiste em um processo iterativo de ajuste de parâmetros da rede (os pesos das conexões entre as unidades de processamento) que guardam, ao final do processo, o conhecimento que a rede adquiriu do ambiente em que está operando. Conceitualmente, segundo Mendel e Maclaren (1970), a aprendizagem significa o processo pelo qual os parâmetros de uma rede neural são ajustados através de uma forma continuada de estímulo pelo ambiente no qual a rede está operando, sendo o tipo específico de aprendizagem realizada definido pela maneira particular como ocorrem os ajustes realizados nos parâmetros.

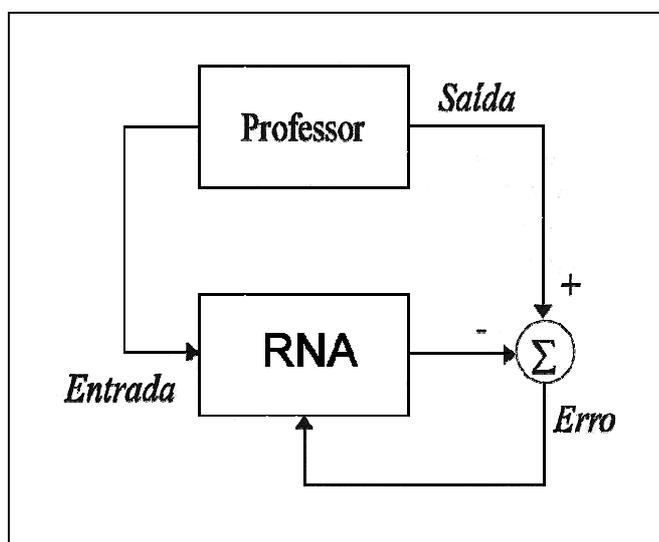
Diversos métodos para treinamento de redes foram desenvolvidos, podendo ser agrupados em dois paradigmas principais: aprendizado supervisionado e aprendizado não-supervisionado. Outros dois paradigmas bastante conhecidos são os de aprendizado por reforço (que é um caso particular de aprendizado supervisionado) e aprendizado por competição (que é um caso particular de aprendizado não supervisionado).

2.6.1 Aprendizado supervisionado

Este método de aprendizado é o mais comum no treinamento das RNA's, tanto de neurônios com pesos como de neurônios sem pesos. É chamado de *aprendizado supervisionado* porque a entrada e saída desejadas para a rede são fornecidas por um supervisor (professor) externo, que dispõe de um comportamento de referência preciso que ele deseja ensinar a rede. O objetivo é ajustar os parâmetros da rede, de forma a encontrar

uma ligação entre os pares de entrada e saída fornecidos, de tal forma que a rede seja capaz de medir a diferença entre seu comportamento atual e o comportamento de referência, corrigindo os pesos de maneira a reduzir este erro (desvio de comportamento em relação aos exemplos de referência). A figura 2.6.1 ilustra o mecanismo de aprendizado supervisionado. O professor indica explicitamente um comportamento bom ou ruim para a rede, visando direcionar o processo de treinamento. A rede tem sua saída corrente (calculada) comparada com a saída desejada, recebendo informações do supervisor sobre o erro da resposta atual. A cada padrão de entrada submetido à rede compara-se a resposta desejada (que representa uma ação ótima para ser realizada pela rede) com a resposta calculada, ajustando-se os pesos das conexões para minimizar o erro. A minimização da diferença é incremental, já que pequenos ajustes são feitos nos pesos a cada etapa de treinamento de tal forma que estes caminhem (se houver solução possível) para uma solução⁵¹. Os exemplos mais conhecidos de algoritmos para aprendizado supervisionado são a regra delta, desenvolvida por Widrow e Holf (1960) e a sua generalização para redes de múltiplas camadas (o algoritmo *back-propagation*), desenvolvida por Rumelhart, Hinton e Williams (1986) e que será discutida mais adiante.

Figura 2.6.1 - Aprendizado supervisionado.



Fonte: Braga, Carvalho e Ludermir (2000)

⁵¹ A soma dos erros quadráticos de todas as saídas é normalmente utilizada como medida de desempenho da rede e também como função de custo a ser minimizada pelo algoritmo de treinamento.

O aprendizado supervisionado pode ser implementado basicamente de duas formas: *off-line* e *on-line*. Para treinamento *off-line*, os dados do conjunto de treinamento não mudam, e, uma vez obtida uma solução para a rede, esta deve permanecer fixa. Caso novos dados sejam adicionados ao conjunto de treinamento, um novo treinamento, envolvendo também os dados anteriores, deve ser realizado para se evitar interferência no treinamento anterior. Por sua vez, no aprendizado *on-line*, o conjunto de dados muda continuamente, e a rede deve estar em contínuo processo de adaptação.

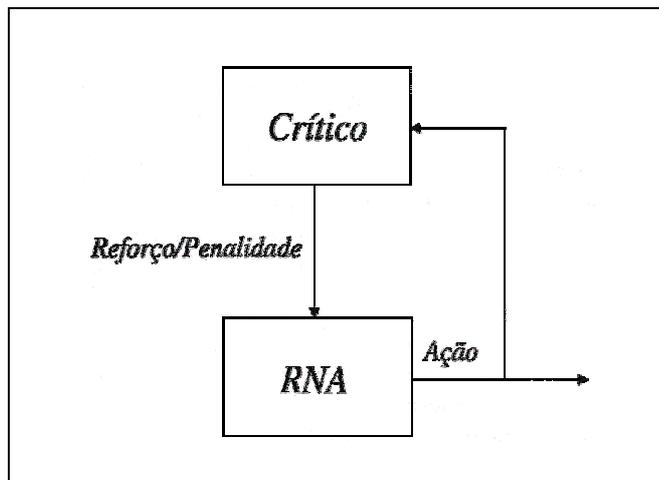
Ainda dentro do aprendizado supervisionado existe o aprendizado por reforço. Este aprendizado diferencia-se do aprendizado supervisionado clássico pela medida de desempenho usada em cada um dos sistemas. No aprendizado supervisionado, a medida de desempenho é baseada no conjunto de respostas desejadas usando um critério de erro conhecido, enquanto no aprendizado por reforço o desempenho é baseado em qualquer medida que possa ser fornecida ao sistema. No aprendizado por reforço, a única informação de realimentação fornecida à rede é se uma determinada saída está correta ou não, isto é, não é fornecida à rede a resposta correta para o padrão de entrada. O aprendizado por reforço está ilustrado na figura 2.6.2⁵².

Por último, segundo Braga, Carvalho e Ludermir (2000), o aprendizado por reforço é uma forma de aprendizado *on-line* obtido por um mapeamento de entrada-saída através de um processo de triagem e erro desenvolvido para maximizar o índice de desempenho escalar chamado *senal de reforço*. O termo aprendizado por reforço foi usado por Minsky em 1961 em seus estudos iniciais de I.A. A idéia básica subjacente ao termo “reforço” tem sua origem em estudos experimentais sobre aprendizado dos animais realizado por Hampson (1990)⁵³.

⁵² Na verdade, o aprendizado por reforço envolve a geração de uma rede que tem algum *feedback* do ambiente. Este *feedback*, que é um simples sinal de reforço (sim/não), é apenas uma avaliação do desempenho da rede e não fornece qualquer informação instrutiva de como proceder para melhorar o desempenho. Muitas vezes, este método de aprendizado é chamado “aprendizado com crítica” ou “aprendizado semi-supervisionado”, em vez de “aprendizado com professor”.

⁵³ Neste contexto, é interessante lembrar a *Lei do Efeito*, desenvolvido por Thorndike, apud Braga, Carvalho e Ludermir (2000), que diz: “quanto maior a satisfação obtida com uma certa experiência em um animal, maiores as chances dele aprender”.

Figura 2.6.2 - Aprendizado por reforço.



Fonte: Braga, Carvalho e Ludermir (2000)

Na seção seguinte, será apresentado o método de correção de erros que é amplamente utilizado para o aprendizado supervisionado.

2.6.1.1 Correção de erros

De acordo com Cardon e Müller (2000) e Braga, Carvalho e Ludermir (2000), a adaptação por correção de erros procura minimizar a diferença entre a soma ponderada das entradas pelos pesos (saída calculada pela rede) e a saída desejada, ou seja, o erro da resposta atual da rede. O termo $e(t)$ do erro deve ser escrito como: $e(t) = d(t) - y(t)$, onde $d(t)$ é a saída desejada e $y(t)$ é a resposta atual (calculada) no instante de tempo t . A forma genérica para alteração dos pesos por correção de erros é apresentada na equação 2.6.1.1.1:

$$w_i(t+1) = w_i(t) + \eta e(t) x_i(t) \quad (2.6.1.1.1)$$

onde η é a taxa de aprendizado e $x_i(t)$ é a entrada para o neurônio i no tempo t .

Segundo a equação 2.6.1.1.1, o ajuste dos pesos deve ser proporcional ao produto do erro pelo valor de entrada da sinapse naquele instante de tempo⁵⁴.

⁵⁴ Esta expressão aparece tanto no algoritmo de treinamento do perceptron (Rosenblat (1958)), quanto no algoritmo para treinamento do ADALINE (Windrow e Holf (1960)), e posterior generalização para o algoritmo back-propagation (Rumelhart, Hinton e Williams (1986)).

A dedução destas equações envolve a minimização da soma dos erros quadráticos das saídas, conforme apresentado na equação 2.6.1.1.2:

$$F(w) = 1/2 \sum_{i=0}^k (d_i - y_i(w))^2 \quad (2.6.1.1.2)$$

onde k é o número de nodos de saída da rede, d_i é a saída desejada para o nodo i e y_i , a saída corrente da rede.

Com relação à superfície de erro obtida através da equação 2.6.1.1.2, dependendo do tipo de unidade de processamento utilizada para construir a rede, pode-se identificar duas situações diferentes:

- A rede ser formada inteiramente por unidades de processamento lineares; nesse caso, a superfície do erro é dada exatamente pela função quadrática dos pesos da rede, o que quer dizer que esta possui um único mínimo.

- A rede ser formada por unidades de processamento não-lineares. Neste caso, a superfície do erro poderá ter, além do mínimo global, um ou mais mínimos locais.

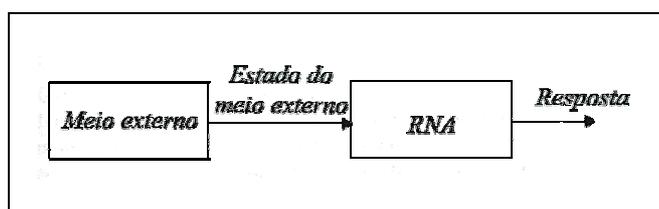
Em ambas as situações, o objetivo deste método de aprendizado é partir de um ponto arbitrário da superfície movendo-se até o mínimo global. Na primeira situação só existe um único mínimo global, já que se trata de uma superfície de erro quadrática. Este mínimo é facilmente atingido a partir de qualquer ponto inicial sobre a superfície. Na segunda situação, nem sempre o mínimo global é alcançado, já que saídas não-lineares geram superfícies de erro irregulares, podendo levar a rede a se estabilizar em um mínimo local indesejado.

2.6.2 Aprendizado não supervisionado

No aprendizado não-supervisionado, como o próprio nome sugere, não há um professor ou supervisor para acompanhar o processo de aprendizado. Este método está ilustrado na figura 2.6.2.1. Apesar da semelhança entre o aprendizado supervisionado e o aprendizado dos seres humanos, muitos dos sistemas biológicos ocorrem através de aprendizado não-supervisionado, como por exemplo os estágios iniciais dos sistemas de

visão e audição. Para estes algoritmos, somente os padrões de entrada estão disponíveis para a rede, ao contrário do aprendizado supervisionado, cujo conjunto de treinamento possui pares de entrada e saída. A partir do momento em que a rede estabelece uma harmonia com as regularidades estatísticas da entrada de dados, desenvolve-se nela uma habilidade de formar representações internas para codificar características da entrada e criar novas classes ou grupos automaticamente.

Figura 2.6.2.1 - Aprendizado não-supervisionado.



Fonte: Braga, Carvalho e Ludermir (2000)

A estrutura do sistema de aprendizado não-supervisionado pode adquirir uma variedade de formas diferentes. Ela pode, por exemplo, consistir em uma camada de entrada, uma camada de saída, conexões *feedforward* da entrada para a saída e conexões laterais entre os neurônios da camada de saída. Um outro exemplo é uma rede *feedforward* com múltiplas camadas, em que a livre organização procede na base de camada pra camada. Nestes dois exemplos, o processo de aprendizado consiste em modificar repetidamente o peso sináptico de todas as conexões do sistema em resposta às entradas.

Dentre os vários métodos para implementação do aprendizado não supervisionado, destacam-se o Aprendizado Hebbiano, o Modelo de Linsker, a Regra de Oja, a Regra de Yuille e o aprendizado por competição⁵⁵.

2.6.3 Aprendizado de redes neurais artificiais e o processo de validação

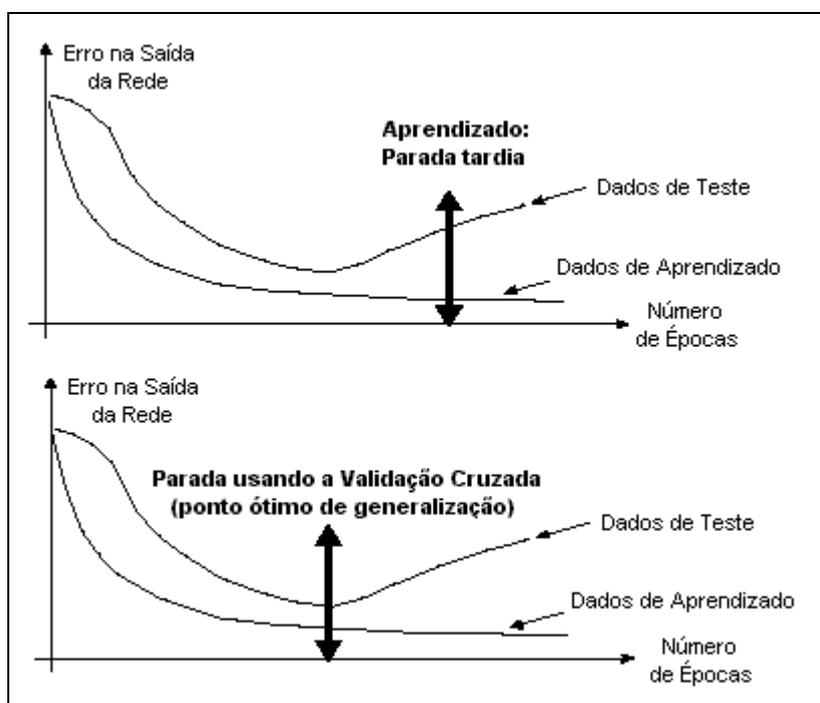
As redes neurais artificiais (RNA's) para realizarem o aprendizado precisam agrupar os dados em uma base de aprendizado. No entanto, de acordo com a técnica de aprendizado utilizada, outros conjuntos de dados podem também ser necessários,

⁵⁵ Uma discussão detalhada de cada um destes métodos pode ser encontrada em Braga, Carvalho e Ludermir (2000) e Haykin (2001).

principalmente para que se possa medir a validade do aprendizado realizado pela rede. Este conjunto de dados complementar é usualmente chamado de “conjunto de teste de generalização ou validação”. A figura 2.6.3.1 apresenta um gráfico típico da evolução do erro durante o aprendizado de uma rede neural, comparando a curva do erro (aprendizado supervisionado), referente à base de aprendizado, com a curva do erro da base de teste de generalização.

Segundo Osório (1992, 1999), a generalização representa a capacidade de um modelo de aprendizado responder corretamente aos exemplos que lhe são apresentados, sendo que estes exemplos não devem estar presentes na base de aprendizado. Um modelo que tem uma boa generalização é aquele modelo que responde corretamente aos exemplos contidos na base de aprendizado, mas também a outros exemplos diferentes daqueles da base de aprendizado, e que estão contidos em uma base de teste. A capacidade de generalizar é a principal capacidade buscada nas tarefas que envolvem aprendizado.

Figura 2.6.3.1 - Aprendizado: erro em relação ao conjunto de aprendizado e de teste



Fonte: Osório (1999)

Segundo Reed (1993) e Osório (1999), uma rede pode se especializar demasiadamente em relação aos exemplos contidos na base de aprendizado. Este tipo de comportamento mostra um problema de aprendizado conhecido como superaprendizado (*over-training/over-fitting*). Normalmente, o *over-fitting* pode ser detectado/evitado através do uso do procedimento acima que encontra o ponto de parada do aprendizado no momento anterior a subida do erro da base de teste.

O aprendizado de um conjunto de dados pode ser realizado de diferentes formas, a partir da alimentação dos dados na rede:

a) Aprendizado instantâneo: o conjunto de dados de aprendizado é analisado uma única vez e com isto o conjunto de pesos da rede é determinado de maneira imediata em uma única passagem da base de exemplos. Este modo de aprendizado também é conhecido como: *one single epoch learning / one shot learning*.

b) Aprendizado por pacotes: o conjunto de dados de aprendizado é apresentado à rede várias vezes, de modo que se possa otimizar a resposta da rede, reduzindo os erros da rede e minimizando o erro obtido na saída desta. Este modo de aprendizado é caracterizado por trabalhar com uma alteração dos pesos para cada época, ou seja, para cada passagem completa de todos os exemplos da base de aprendizado. O algoritmo de aprendizado deve reduzir pouco à pouco o erro de saída, o que é feito ao final de cada passagem (análise) da base de exemplos de aprendizado.

c) Aprendizado contínuo: o algoritmo de aprendizado leva em consideração continuamente os exemplos que lhe são repassados. Se o conjunto de dados é bem delimitado, chama-se este método de aprendizado on-line, e caso o conjunto de dados possa ir aumentando (sendo adicionados novos exemplos no decorrer do tempo), então chama-se este método de aprendizado incremental. O aprendizado on-line se opõe ao aprendizado por pacotes, pois ao contrário deste, para cada novo exemplo analisado já se realiza uma adaptação dos pesos da rede, com o objetivo de convergir na direção da solução do problema. O aprendizado contínuo incremental deve ser analisado sob o ponto de vista da aquisição dos dados (adição de novos exemplos na base de aprendizado), onde deve-se prestar atenção para não confundir este tipo de aprendizado com o aprendizado

incremental em relação a estrutura da rede (adição de novos neurônios no decorrer da simulação).

d) Aprendizado ativo: este modo de aprendizado assume que o algoritmo de adaptação da rede pode passar de uma posição passiva (apenas recebendo os dados do jeito como lhe são passados) para uma posição ativa. Sendo assim, assume-se que este algoritmo poderá vir a intervir sobre a forma como os dados lhe são repassados. Neste caso, a rede pode intervir e determinar, assim, quais dados que serão considerados ou desconsiderados, além, também, de determinar a ordem em que estes dados deverão ser considerados. A rede pode também vir a solicitar novos dados que julgue necessários para o bom aprendizado do problema proposto. Esta é uma área que vem sendo investigada com mais destaque recentemente.

A adaptação/otimização dos pesos também pode ser implementada por diferentes métodos, segundo o tipo de regra de aprendizado que for empregado⁵⁶. Baseado em Simpson (1990), Caudill e Butler (1992), Jodouin (1994), e Faq (1999), as regras de aprendizado mais usadas são:

- Métodos de correção do erro, tais como a descida de uma superfície de erro baseada no gradiente. Os exemplos de modelos deste tipo são Adaline, Perceptron, Back-Propagation e Cascade-Correlation;

- Métodos de aprendizado por reforço. Os exemplos são Driver-Reinforcement Learning e AHC;

- Métodos de aprendizado por competição ou por auto-organização. Os exemplos: Kohonen Self-Organizing Feature Maps, ART1;

- Métodos de aprendizado através da criação de protótipos ou *clusters*. Os exemplos são RBF, ART1 e ARN2;

- Métodos de aprendizado baseados em memórias associativas (auto-associativas ou hetero-associativas). Os Exemplos mais conhecidos são Modelo de Hopfield e BAM.

⁵⁶ Maiores detalhes sobre a implementação de algoritmos de aprendizado neural podem ser encontradas nas seguintes obras: Osório (1992 e 1998).

- Métodos de aprendizado de seqüências temporais (redes recorrentes). Os exemplos são SRN, BPTT e RTRL.

Segundo Giacometti (1995), existem alguns métodos que podem pertencer a duas categorias ao mesmo tempo. Um exemplo é a rede com aprendizado do tipo ARN2 que inclui neste modelo técnicas de aprendizado não-supervisionado, aprendizado supervisionado, adaptação por competição, e também através do uso de um método de criação de protótipos. De acordo com o objetivo deste trabalho, a análise dos modelos de redes neurais artificiais irá se concentrar nos modelos baseados no Perceptron que possuem aprendizado supervisionado com descida do gradiente⁵⁷.

2.7 Redes multi-layer perceptron (MLP)

Conforme discutido anteriormente, as redes de uma camada resolvem apenas problemas linearmente separáveis. A solução de problemas não linearmente separáveis envolve o uso de redes com uma ou mais camadas intermediárias ou escondidas, onde o objetivo principal passa a ser o treinamento destas redes. Para treinar as redes com mais de uma camada foi proposto um método por Rumelhart, Hinton e Williams (1986) que se baseia em gradiente descendente. A fim de que este método possa ser utilizado, a função de ativação precisa ser contínua, diferenciável e, de preferência, não-decrescente. A função de ativação deve informar os erros cometidos pela rede para as camadas anteriores com a maior precisão possível. A alternativa utilizada para superar os problemas acima citados foi a utilização de funções de ativação do tipo sigmoidal.

2.7.1 Características e funcionalidade das redes MLP

As redes MLP apresentam um poder computacional muito maior do que aquele apresentado pelas redes sem camadas intermediárias⁵⁸. Ao contrário destas redes, MLP's podem tratar com dados que não são linearmente separáveis. Teoricamente, segundo Cybenko (1989), redes com duas camadas intermediárias podem implementar qualquer função, seja ela linearmente separável ou não. A precisão obtida e a implementação da

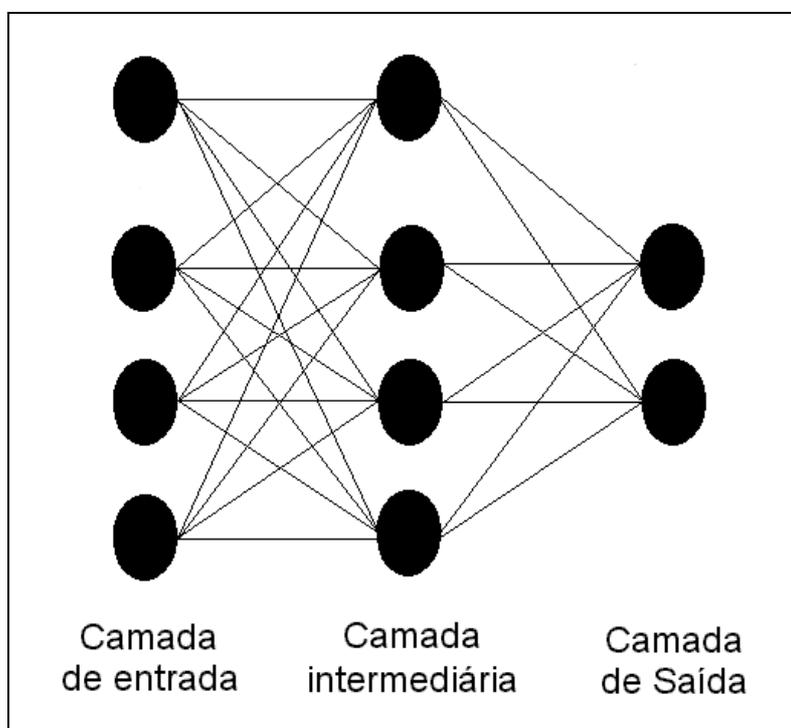
⁵⁷ Para maiores detalhes sobre os outros métodos de aprendizado, ver Arbib (1995), Kovács (1996), Braga, Carvalho e Ludermir (2000) e Haykin (2001).

⁵⁸ Conforme já observado na parte histórica, a inexistência ou desconhecimento de algoritmos para treinar redes com uma ou mais camadas intermediárias foi uma das causas da redução das pesquisas em RNA's na década de 70. Tal problema foi primeiro apontado por Minsky e Papert (1969), e, por representar uma sensível redução no universo de aplicações de RNA's, causou uma diminuição drástica tanto do número de pesquisadores que trabalhavam na área, quanto no financiamento de projetos envolvendo RNA's.

função objetivo dependem do número de nodos utilizados nas camadas intermediárias. A figura 2.7.1 apresenta uma rede MLP típica.

Um dos principais aspectos relacionados ao projeto de redes MLP diz respeito à função de ativação utilizada. Diversas funções de ativação têm sido propostas para redes multicamadas. Estas funções são não-lineares e diferenciáveis. As funções precisam ser diferenciáveis para que o gradiente possa ser calculado, direcionando o ajuste dos pesos. A maioria delas é também não-decrescente. A função de ativação mais utilizada é *sigmoidal* logística⁵⁹.

Figura 2.7.1 - Rede MLP típica com uma camada intermediária.



Fonte: Braga, Carvalho e Ludermir (2000)

Em uma rede multicamadas, o processamento realizado por cada nodo é definido pela combinação dos processamentos realizados pelos nodos da camada anterior que estão conectados a ele. Quando se segue da primeira camada intermediária em direção à camada

⁵⁹ Entretanto, neste trabalho será utilizada a tangente hiperbólica, uma extensão da sigmoidal que varia no intervalo de -1 a $+1$.

de saída, as funções implementadas se tornam cada vez mais complexas. Estas funções definem como é realizada a divisão do espaço de decisão.

No processo de conexão, as unidades intermediárias de uma rede MLP funcionam como detectores de características. Elas geram uma codificação interna dos padrões de entrada, que é então utilizada para a definição da saída da rede. Dado um número suficientemente grande de unidades intermediárias, é possível formar representações internas para qualquer conjunto de padrões de entrada.

Cybenko (1989), além de outros pesquisadores como Hornik, Stinchcombe e White (1989) e Funuhashi (1989), investigaram o número de camadas intermediárias necessárias para a implementação de classes de funções em uma rede neural artificial (RNA). Os resultados obtidos indicam que:

- Uma camada intermediária é suficiente para aproximar qualquer função contínua (Cybenko (1989)).

- Duas camadas intermediárias são suficientes para aproximar qualquer função matemática (Cybenko (1988)).

Deve ser observado, contudo, que em alguns casos a utilização de duas ou mais camadas intermediárias pode facilitar o treinamento da rede. A utilização de um grande número de camadas intermediárias não é recomendada, pois cada vez que o erro medido durante o treinamento é propagado para a camada anterior, ele se torna menos útil ou preciso. A única camada que tem uma noção precisa do erro cometido pela rede é a camada de saída. A última camada intermediária recebe apenas uma *estimativa* sobre o erro. A penúltima camada intermediária, uma *estimativa* da *estimativa*, e assim por diante.

Com relação ao número de nodos nas camadas intermediárias, este é, em geral, definido empiricamente. O número adequado de nodos na camada intermediária depende de vários fatores, como: a) número de exemplos de treinamento; b) quantidade de ruído presente nos exemplos; e c) complexidade da função a ser aprendida.

Existem problemas que necessitam apenas de uma unidade de entrada e uma unidade de saída, e outros que podem precisar de milhares de unidades intermediárias. O

número de unidades intermediárias pode também, em alguns casos, crescer exponencialmente com o número de entradas. A solução neural mais eficiente é aquela em que o número de unidades cresce apenas polinomialmente com o aumento do número de unidades de entrada.

Para a solução de problemas práticos de reconhecimento de padrões aloca-se à rede um número de unidades intermediárias suficientes para a solução do problema. Deve-se ter cuidado para: 1) não utilizar unidades demais, o que pode levar a rede a memorizar os padrões de treinamento, em vez de extrair as características gerais que permitirão a generalização ou o reconhecimento de padrões não vistos durante o treinamento⁶⁰; e 2) não utilizar número muito pequeno, o que pode forçar a rede a gastar tempo em excesso tentando encontrar uma representação ótima⁶¹.

2.7.2 Otimização da topologia

Uma das maiores dificuldades em se definir a estrutura de uma RNA é o fiel dimensionamento de sua topologia. O objetivo da otimização é obter uma topologia de rede que modele com precisão os dados do conjunto de treinamento, e que também alcance uma aproximação com boa capacidade de generalização.

Como na maioria dos casos, o conjunto de treinamento de uma RNA é composto de dados experimentais, que contêm implicitamente erros inerentes aos processos de montagem. Desta forma, a aproximação através de RNA's deve ser feita visando à obtenção de uma estrutura que seja capaz de modelar os dados sem modelar o ruído contido neles.

De acordo com Geman, Bienenstock e Doursat (1992), este é um problema no projeto de RNA's conhecido na literatura como *bias and variance dilemma*, que envolve a obtenção de um modelo que não seja muito rígido a ponto de não modelar fielmente os dados, mas que também não seja excessivamente flexível a ponto de modelar também o ruído.

⁶⁰ Conforme discutido no tópico 2.6.3, este é o problema conhecido como *over-fitting*.

⁶¹ Ou seja, as unidades utilizadas podem ficar sobrecarregadas, tendo que lidar com um elevado número de restrições.

O equilíbrio entre a rigidez e a flexibilidade da rede é o obtido por meio de seu dimensionamento. Quanto maior a sua estrutura, maior o número de parâmetros livres ajustáveis e, conseqüentemente, maior a sua flexibilidade. Porém, quando os dados são apresentados à rede, não se tem real conhecimento de sua complexidade, e daí a dificuldade do problema de dimensionamento.

Conforme visto no tópico de aprendizado e validação, uma forma de se evitar o *over-fitting* é estimar o erro de generalização durante o processo de treinamento. Para isto, o conjunto de dados é dividido em conjunto de treinamento e conjunto de validação. O conjunto de treinamento é utilizado na modificação dos pesos e o conjunto de validação é utilizado para estimar a capacidade de generalização da rede durante o processo de aprendizagem.

De acordo com Reed (1993) e Osório (1999), o treinamento deve ser interrompido quando o erro do conjunto de validação começar a subir, ou seja quando a rede começar a incorporar o ruído presente nos dados, o que causa degradação na sua capacidade de generalização.

2.7.3 Treinamento de redes MLP

Atualmente, existem vários algoritmos para treinar redes MLP. Os mais conhecidos foram desenvolvidos por Rumelhart, Hinton e Williams (1986), Fahlman (1988), Battiti (1991), Pearlmutter (1992) e Riedmiller e Braun (1993). Estes algoritmos são geralmente do tipo supervisionado. De acordo com os parâmetros que eles atualizam, os algoritmos para treinamento de redes do tipo MLP podem ser classificados em estáticos e dinâmicos.

Enquanto os algoritmos estáticos não alteram a estrutura da rede, variando apenas os valores de seus pesos, os algoritmos dinâmicos podem tanto reduzir quanto aumentar o tamanho da rede (número de camadas, número de nodos nas camadas intermediárias e número de conexões). Quando o aprendizado estático é utilizado, a mesma regra de aprendizado é empregada para redes do tipo MLP com diferentes tamanhos e formatos.

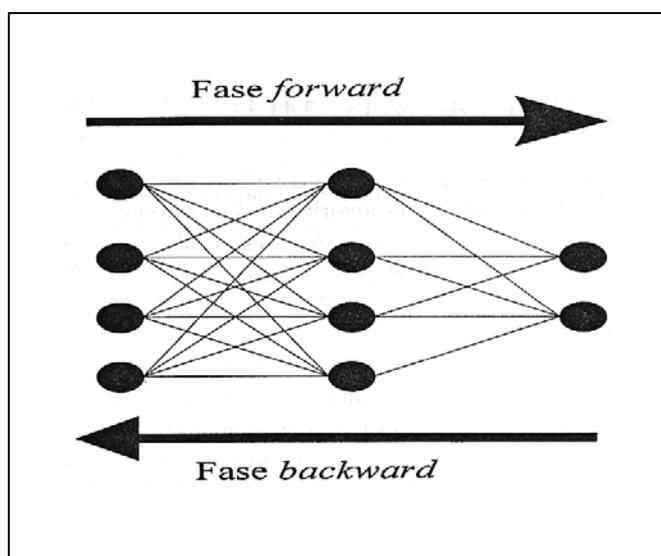
O algoritmo de aprendizado mais conhecido para treinamento destas redes é o algoritmo *back-propagation*, desenvolvido por Rumelhart, Hinton e Willians (1986). A maioria dos métodos de aprendizado para RNA's do tipo MLP utiliza este algoritmo.

Segundo Braga, Carvalho e Ludermir (2000), o algoritmo *back-propagation* é um algoritmo supervisionado que utiliza pares (entrada, saída desejada) para, por meio de um mecanismo de correção de erros, ajustar os pesos da rede. O treinamento ocorre em duas fases, em que cada fase percorre a rede em um sentido. Estas duas fases são chamadas de fase *forward* e fase *backward*. A fase *forward* utiliza a saída da rede para um dado padrão de entrada. A fase *backward* utiliza a saída desejada e a saída fornecida pela rede para atualizar os pesos de suas conexões. A figura 2.7.3.1 ilustra estas duas fases.

A fase *forward* envolve os seguintes passos:

1. A entrada é apresentada à primeira camada da rede, a camada C^0 .
2. Após os nodos da camada C^i ($i > 0$) calcularem seus sinais de saída, estes servem como entrada para a definição das saídas produzidas pelos nodos da camada C^{i+1} .
3. As saídas produzidas pelos nodos da última camada são comparadas às saídas desejadas.

Figura 2.7.3.1 - Fluxo de processamento do algoritmo back-propagation.



Fonte: Carvalho (2001)

Já a fase *backward* envolve as etapas listadas a seguir:

1. A partir da última camada, até chegar na camada de entrada, os nodos da camada atual ajustam seus pesos de forma a reduzir seus erros;
2. O erro de um nodo das camadas intermediárias é calculado utilizando os erros dos nodos da camada seguinte conectados a ele, ponderados pelos pesos das conexões entre eles.

O algoritmo *back-propagation*, que faz uso destas fases, envolve os seguintes passos: a) inicializar pesos e parâmetros; e b) repetir até o erro ser mínimo ou até a realização de um dado número de ciclos.

Além disso, para cada padrão de treinamento X: a) definir saída da rede através da fase *forward*; b) comparar saídas produzidas com as saídas desejadas; e c) atualizar pesos dos nodos através da fase *backward*.

O algoritmo *back-propagation* é baseado na regra delta proposta por Widrow e Hoff (1960) (apresentada no tópico 2.6.1.1), sendo por isto também chamada de regra delta generalizada. Este algoritmo propõe uma forma de definir o erro dos nodos das camadas intermediárias, possibilitando o ajuste de seus pesos. Os ajustes dos pesos são realizados utilizando-se o método do gradiente⁶².

A derivação da regra delta generalizada é simples e semelhante à derivação da regra delta. Similarmente, a função de custo a ser minimizada é uma função de erro, definida pela soma dos erros quadráticos e representada pela equação 2.7.3.1:

$$E = \frac{1}{2} \sum_p \sum_{i=1}^k (d_i^p - y_i^p)^2 \quad (2.7.3.1)$$

⁶² Segundo Bertsekas (1995), na literatura de análise numérica, a regra delta generalizada é conhecida como o “método da bola pesada”.

onde E é a medida de erro total, p é o número de padrões, k é o número de unidades de saída, d_i é a i -ésima saída desejada e y_i é a i -ésima saída gerada pela rede. Esta equação define o erro total cometido pela rede, ou a quantidade em que, para todos os padrões p de um dado conjunto, as saídas geradas pela rede diferem das saídas desejadas.

A regra delta generalizada requer que as funções de ativação utilizadas pelos nodos sejam contínuas, diferenciáveis e, geralmente, não-decrescentes da entrada total recebida pelo nodo.

A equação 2.7.3.2 ilustra o cálculo do valor de ativação.

$$y_j^p = f_j(\text{net}_j^p) \quad (2.7.3.2)$$

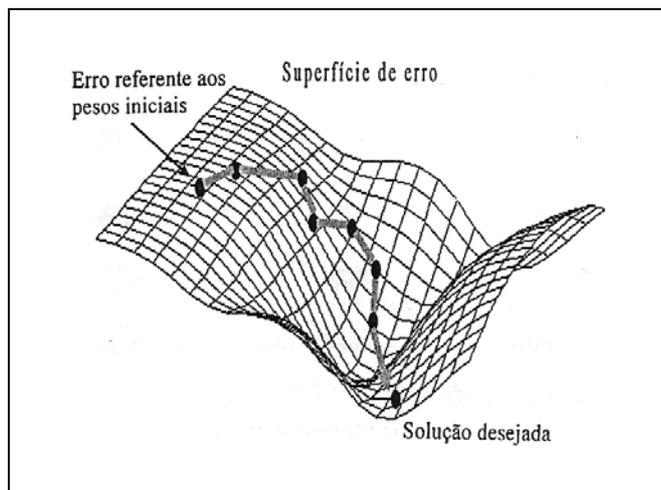
onde,

$$\text{net}_j^p = \sum_{i=1}^n x_i^p w_{ji} \quad (2.7.3.3)$$

em que p representa o número de conexões de entrada do nodo j , e w_{ji} o peso da conexão entre a entrada x_i^p e o nodo j .

Há garantia de convergência se a superfície de erro for simples. Uma forma de visualizar a influência do treinamento da rede no valor do erro é ilustrada pela superfície de erro da figura 2.7.3.2. Esta figura ilustra um caso simples de uma rede com apenas um nodo e duas conexões. Os valores dos pesos da rede definem a coordenada de um ponto da superfície de erro. O erro produzido pela rede para cada combinação de valores de pesos é dado pela altura da superfície naquele ponto. Assim, quanto mais alto for o ponto, maior o erro produzido pela rede.

Figura 2.7.3.2 - Superfície de erro para rede MLP.



Fonte: Carvalho (2001)

2.7.4 Algoritmo back-propagation e a atualização dos pesos

Embora o erro total “E” seja definido pela soma dos erros dos nodos de saída para todos os padrões será considerado, sem perda de generalidade, que a minimização do erro para cada padrão individualmente levará à minimização do erro total. Assim, o erro passa a ser definido pela equação 2.7.4.1:

$$E = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k (d_j - y_j)^2 \quad (2.7.4.1)$$

De acordo com Braga, Carvalho e Ludermir (2000), a regra delta sugere que a variação dos pesos seja definida de acordo com o gradiente descendente do erro com relação ao *epso*, ou seja, que a variação do peso para um dado padrão seja definida pela equação 2.7.4.2:

$$\Delta w_{ji} \propto - \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} \quad (2.7.4.2)$$

Agora é necessário definir como cada um dos pesos de cada nodo da rede deve ser ajustado de forma a diminuir o erro total gerado pela rede. Utilizando a regra da cadeia, tem-se que:

$$\frac{\partial E}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial E}{\partial net_j} \frac{\partial net_j}{\partial w_{ji}} \quad (2.7.4.3)$$

onde, $net_j = \sum_{i=1}^n x_i w_{ji}$. A segunda derivação, $\frac{\partial net_j}{\partial w_{ji}}$, é simples de calcular:

$$\frac{\partial net_j}{\partial w_{ji}} = \frac{\partial \sum_{l=1}^n x_l w_{jl}}{\partial w_{ji}} = x_i \quad (2.7.4.4)$$

A primeira derivada, aquela do lado direito da igualdade da equação 2.7.4.3, mede o erro do nodo j , e geralmente é abreviada para δ_j .

$$\delta_j = \frac{\partial E}{\partial net_j} \quad (2.7.4.5)$$

O cálculo desta derivada também pode ser definido pela regra da cadeia:

$$\delta_j = \frac{\partial E}{\partial net_j} = \frac{\partial E}{\partial y_j} \frac{\partial y_j}{\partial net_j} \quad (2.7.4.6)$$

A segunda derivada da equação 2.7.4.6, $\frac{\partial y_j}{\partial net_j}$, é facilmente definida:

$$\frac{\partial y_j}{\partial net_j} = \frac{\partial f(net_j)}{\partial net_j} = f'(net_j) \quad (2.7.4.7)$$

Já o cálculo da primeira derivada, $\frac{\partial E}{\partial y_j}$, que utiliza o erro, vai depender da camada onde o nodo j se encontra. Se o nodo estiver na última camada, o seu erro pode ser facilmente definido utilizando a equação 2.7.4.1. Assim,

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = \frac{\partial \left(\frac{1}{2} \sum_{i=1}^k (d_i - y_j)^2 \right)}{\partial y_j} = -(d_j - y_j) \quad (2.7.4.8)$$

Esta é a mesma fórmula da regra delta original. Substituindo os dois termos do lado direito da equação 2.7.4.6, obtém-se:

$$\delta_j = (d_j - y_j)f(\text{net}_j) \quad (2.7.4.9)$$

Caso o nodo j não seja um nodo de saída, a regra da cadeia é utilizada para escrever:

$$\frac{\partial E}{\partial y_j} = \sum_{l=1}^M \frac{\partial E}{\partial \text{net}_l} \frac{\partial \text{net}_l}{\partial y_j} = \sum_{l=1}^M \frac{\partial E}{\partial \text{net}_l} \frac{\partial \sum_{i=1}^n w_{li}y_i}{\partial y_j} = \sum_{l=1}^M \frac{\partial E}{\partial \text{net}_l} w_{jl} \quad (2.7.4.10)$$

onde,

$$\sum_{l=1}^M \frac{\partial E}{\partial \text{net}_l} w_{jl} = \sum_{l=1}^M \delta_l w_{jl} \quad (2.7.4.11)$$

Substituindo mais uma vez os dois termos do lado direito da equação 2.7.4.6, obtém-se que, para os nodos das camadas intermediárias, o erro é definido por:

$$\delta_j = f(\text{net}_j) \sum_l \delta_l w_{lj} \quad (2.7.4.12)$$

Pode-se, assim, generalizar a fórmula de ajuste de pesos proposta na equação 2.7.4.2 para:

$$\Delta w_{ji} = \eta \delta_j x_i \quad (2.7.4.13)$$

ou,

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta \delta_j(t) x_i(t) \quad (2.7.4.14)$$

Se o nodo for de saída, o erro δ_j será dado pela equação 2.7.4.12.

Para uma melhor compreensão do processo de aprendizado, pode-se supor, por exemplo, que cada combinação de pesos e limiares corresponda a um ponto na superfície

de solução. Considerando que a altura de um ponto é diretamente proporcional ao erro associado a este ponto, a solução está nos pontos mais baixos da superfície.

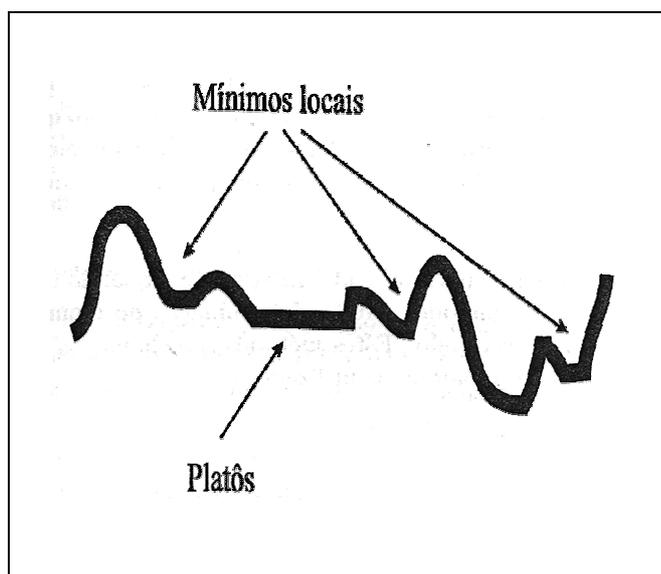
O algoritmo *back-propagation* procura minimizar o erro obtido pela rede ajustando pesos e limiares para que eles correspondam às coordenadas dos pontos mais baixos da superfície de erro. Para isto, ele utiliza um método de gradiente descendente.

O gradiente de uma função está na direção e sentido em que a função tem taxa de variação máxima. Isto garante que a rede caminha na superfície na direção que vai reduzir mais o erro obtido. Para superfícies simples, este método certamente encontra a solução com erro mínimo. Para superfícies mais complexas, esta garantia diminui, podendo levar o algoritmo a convergir para mínimos locais. O algoritmo *back-propagation* fornece uma aproximação da trajetória no espaço de pesos calculado pelo método do gradiente descendente. Estes pontos ou áreas podem incluir platôs, mínimos locais ou arestas. A figura 2.7.4.1 ilustra mínimos locais e platôs.

Um dos problemas enfrentados no treinamento de redes MLP diz respeito à definição de seus parâmetros. A seleção dos parâmetros de treinamento do algoritmo *back-propagation* é um processo tão pouco compreendido que é muitas vezes chamado de “caixa preta”.

Uma dúvida que surge naturalmente diz respeito a quando parar de treinar a rede. Existem vários métodos para a determinação do momento em que o treinamento deve ser encerrado. Estes métodos são chamados de “critérios de parada” e estão de acordo com o processo de validação apresentado no tópico 2.6.3. Os critérios de parada mais utilizados são: a) encerrar o treinamento após N ciclos; b) encerrar o treinamento após o erro quadrático médio ficar abaixo de uma constante α ; c) encerrar o treinamento quando a porcentagem de classificações corretas estiver acima de uma constante α (mais indicado para saídas binárias); e d) combinação dos métodos anteriores.

Figura 2.7.4.1 - Exemplo de mínimos locais e platôs em uma superfície de erro.



Fonte: Braga, Carvalho e Ludermir (2000)

Em termos de dificuldades, o algoritmo *back-propagation* apresenta uma série de deficiências que desestimulam uma maior disseminação de seu uso. O principal problema diz respeito à lentidão do algoritmo para superfícies mais complexas, o que pode levar a outro problema que é a convergência para mínimos locais. Mínimos locais são pontos na superfície de erro que apresentam uma solução estável, embora não sejam o melhor resultado. Algumas técnicas são utilizadas tanto para acelerar o algoritmo *back-propagation* quanto para reduzir a incidência de mínimos locais: a) utilizar taxa de aprendizado decrescente; b) adicionar nós intermediários; e c) utilizar um termo *momentum*.

Entre as várias técnicas utilizadas para acelerar o processo de treinamento e evitar mínimos locais, a adição de um termo *momentum*, desenvolvida por Rumelhart e McClelland (1986), é uma das mais freqüentes. Sua grande utilização é influenciada por ser uma técnica simples e efetiva. O termo *momentum* é representado pela equação 2.7.4.15.

$$\omega = \alpha(w_{ji}(t) - w_{ji}(t-1)) \quad (2.7.4.15)$$

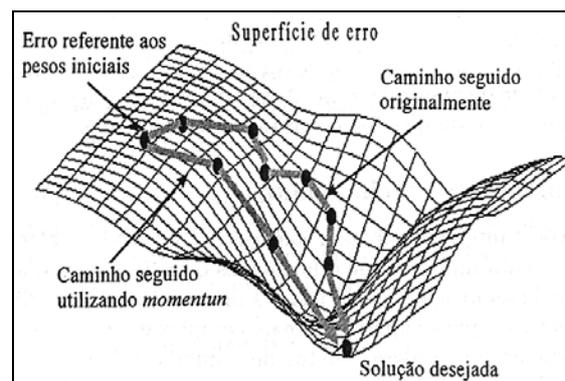
A fórmula completa de ajuste de pesos utilizando o termo *momentum* passa então a ser:

$$w_{ji}(t+1) = w_{ji}(t) + \eta \delta_j(t) x_i(t) + \alpha(w_{ij}(t) - w_{ij}(t-1)) \quad (2.7.4.16)$$

A inclusão do termo *momentum* na fórmula de ajuste dos pesos aumenta a velocidade de aprendizado (aceleração), reduzindo o perigo de instabilidade.

O termo *momentum* pode acelerar o treinamento em regiões muito planas da superfície de erro. Além disso, ele suprime a oscilação de pesos em vales e ravinas, o que é importante no ganho de tempo do processamento. A figura 2.7.4.2 ilustra o efeito da utilização do termo *momentum* no caminho seguido pela rede durante seu aprendizado.

Figura 2.7.4.2 - Influência do termo *momentum*.



Fonte: Carvalho (2001)

Outro problema que ocorre durante o treinamento de redes MLP é a possível ocorrência de *over-fitting*. Conforme já discutido anteriormente, o *over-fitting* ocorre quando, após um certo ciclo do treinamento, a rede, em vez de melhorar, começa a piorar a sua taxa de acertos para padrões diferentes daqueles utilizados para o ajuste dos pesos. Diz-se então que a rede memorizou os padrões de treinamento, gravando suas peculiaridades e *ruidos*. Isto tem como resultado uma piora na capacidade de generalização da rede, o que pode inviabilizar um processo de aprendizado de novos padrões.

Outro problema enfrentado por RNA's de um modo geral é o problema do “esquecimento catastrófico”, quando, ao aprender novas informações, a rede esquece informações previamente aprendidas.

Para superar estes principais problemas uma série de extensões do algoritmo *back-propagation* tem sido propostas, visando tanto a acelerar seu tempo de treinamento, como a melhorar seu desempenho na classificação de padrões. Dentre elas, destacam-se duas: o algoritmo *Quickprop*, desenvolvido por Fahlman (1988) e o algoritmo *Rprop*, desenvolvido por Riedmiller e Braun (1993)⁶³.

2.7.5 Algoritmo *Quickprop*

O algoritmo *back-propagation* utiliza a primeira derivada parcial do erro total referente a cada peso para ajustar cada um dos pesos. Esta informação possibilita realizar um gradiente descendente no espaço de pesos. A descida do gradiente utilizando passos infinitesimais garante a chegada a um mínimo local que, para vários problemas, pode ser um mínimo global ou uma solução aceitável. O problema é o tempo que o treinamento pode levar para convergir.

O treinamento de uma rede MLP pode ser acelerado se for utilizada informação sobre a curvatura da superfície de erro. O algoritmo *Quickprop*, que foi desenvolvido por Fahlman (1988), é um método de segunda ordem que utiliza uma heurística baseada no método de Newton, que foi utilizado, posteriormente, por Battiti (1991). A principal diferença em relação ao *back-propagation* padrão é que, para cada peso, independentemente, são utilizadas as inclinações anterior e atual do erro. *Quickprop* considera que a superfície de erro é localmente quadrática (formando uma parábola) e procura saltar da posição atual na superfície para o ponto de mínimo da parábola.

A equação para ajuste dos pesos é ilustrada na equação 2.7.5.1:

$$\delta w(t) = \frac{S(t)}{S(t) - S(t-1)} \delta w(t-1) \quad (2.7.5.1)$$

⁶³ Outras variações utilizadas são o *back-propagation* com *momentum*, desenvolvido por Rumelhart e McClelland (1986), *momentum* de segunda ordem, trabalhado por Pearlmutter (1992), e Newton, desenvolvido por Battiti (1991). Uma discussão sobre estes métodos pode ser encontrada em Arbib (1995) e Haykin (2001).

onde $S(t)$ e $S(t-1)$ são os valores atuais e passados de $\frac{\partial E}{\partial w}$, respectivamente. Como pode ser observado, o cálculo é muito simples e precisa apenas da informação local do peso a ser reajustado. Embora o valor calculado seja apenas uma aproximação para o valor ótimo do peso, segundo Fahlman (1988), este algoritmo funciona bem.

Utilizando a equação 2.7.5.1, se a inclinação atual for menor que a inclinação anterior, mas na mesma direção, o peso será ajustado na mesma direção. O tamanho do ajuste depende de quanto a inclinação foi reduzida no ajuste anterior. Se a inclinação atual for na direção oposta à inclinação associada ao ajuste anterior, isto significa que o aprendizado passou por um ponto de mínimo e que o aprendizado está no lado oposto do vale. Neste caso, o próximo ajuste será para uma posição entre a posição anterior e a posição atual. Para um último caso, quando a inclinação atual estiver na mesma direção que a inclinação do ajuste anterior, mas com uma inclinação maior ou igual à inclinação anterior, Fahlman (1988) sugere a utilização de um limite para o ajuste de pesos. Assim, o ajuste de um dado peso não pode ser maior que o seu último ajuste multiplicado por uma constante. Maiores detalhes do algoritmo *Quickprop* podem ser encontrados em Fahlman (1988) e Haykin (2001).

2.7.6 Algoritmo Rprop

O algoritmo Rprop, de *resilient back-propagation*, foi desenvolvido por Riedmiller e Braun (1993) e é um algoritmo de adaptação global que realiza treinamento supervisionado em redes do tipo MLP. Este algoritmo procura eliminar a influência negativa do valor da derivada parcial na definição do ajuste dos pesos. Esta influência negativa ocorre porque, quando a saída de um nodo for próxima de 0 (ou 1) e a saída desejada for 1 (ou 0), a derivada será próxima de 0, fazendo com que os pesos deste nodo recebam um ajuste mínimo, quase igual a 0.

O algoritmo Rprop elimina este problema utilizando apenas o sinal da derivada, e não o seu valor. O sinal indica a direção do ajuste dos pesos (aumentar ou diminuir o peso anterior). O tamanho do ajuste dos pesos é dado por um “valor de atualização” Δ'_{ji} , conforme indicado pela equação 2.7.6.1.

$$\Delta w_{ji} = \begin{cases} -\Delta_{ji}, & \text{se } \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} > 0 \\ +\Delta_{ji}, & \text{se } \frac{\partial E}{\partial w_{ji}} < 0 \\ 0, & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.7.6.1)$$

O valor de atualização Δ_{ji} é definido por um processo de adaptação que depende do sinal da derivada do erro com relação ao peso a ser ajustado. Assim,

$$\Delta_{ji}(t) = \begin{cases} \eta^+ \Delta_{ji}(t-1), & \text{se } \frac{\partial E(t-1)}{\partial w_{ji}} \frac{\partial E(t)}{\partial w_{ji}} > 0 \\ \eta^- \Delta_{ji}(t-1), & \text{se } \frac{\partial E(t-1)}{\partial w_{ji}} \frac{\partial E(t)}{\partial w_{ji}} < 0 \\ \Delta_{ji}(t-1), & \text{caso contrário} \end{cases} \quad (2.7.6.2)$$

onde $0 < \eta^- < 1 < \eta^+$.

Segundo a regra de adaptação utilizada por Rprop, quando a derivada parcial do erro em relação a um peso w_{ji} mantém o seu sinal, o que indica que seu último ajuste reduziu o erro cometido, o valor de atualização Δ_{ji} é aumentado pelo fator η^+ , acelerando a convergência do treinamento. Quando a derivada parcial muda de sinal, o que indica que o seu último ajuste foi grande demais, o valor de atualização Δ_{ji} é reduzido pelo fator η^- , mudando a direção do ajuste.

2.8 Aplicações

De acordo com Osório (1999), as RNA's podem ser aplicadas a diferentes tipos de tarefas, tais como: o reconhecimento de padrões (reconhecimento de faces humanas e de imagens), a classificação (reconhecimento de caracteres), a transformação de dados (compressão de informações), a composição musical, a identificação de sinais de radar, a verificação de assinaturas, a segurança em transações com cartão de crédito, a previsão (previsão de séries temporais, como as cotações da bolsa de valores, ou, também, uso para

o diagnóstico médico), o controle de processos e a aproximação de funções (aplicações na área da robótica e estimações de funções)⁶⁴.

De maneira geral, estas tarefas podem ser reagrupadas em dois grupos principais, segundo o tipo de saída fornecida pela rede neural e o comportamento que é buscado. Estes dois grupos são:

- **Redes para a aproximação de funções:** estes tipos de redes devem ter uma saída com valores contínuos e usualmente são empregadas para realizar aproximações de funções. Neste tipo de aplicações, as funções são representadas por um conjunto de casos. Este tipo de rede é capaz de aprender uma função de transformação (ou de associação) de valores de entrada em valores de saída, usualmente estimando por interpolação as respostas para os casos que não aparecem na base de exemplos. Este tipo de problema de aprendizado neural de funções é conhecido por ser uma aplicação de um “problema de regressão”. Em geral, as funções a serem aprendidas pelas redes possuem tanto as entradas como as saídas indicadas através de valores contínuos (variáveis não discretas).

- **Redes para a classificação de padrões:** este tipo de rede deve atribuir para cada exemplo que lhe é fornecido uma classe ao qual este exemplo pertence. Portanto, a saída da rede é a classe associada ao exemplo e, por consequência, as classes são valores discretos e não contínuos. A classificação é um caso particular da aproximação de funções onde o valor de saída da rede é discretizado e pertence a um conjunto finito de classes. No caso do aprendizado supervisionado, o conjunto de classes é bem definido e conhecido antes de ser iniciado o processo de aprendizado. Uma rede utilizada para fins de classificação deve possuir saídas discretas, ou então deve implementar métodos de discretização de suas saídas (isto é, aplicação de um limiar de discriminação – *activation threshold*). As entradas da rede podem ser tanto contínuas, como também podem ser discretas, o que não deve interferir no fato desta rede ser usada para uma classificação.

Seria muito simplificada a classificação de todos os diferentes modelos de redes neurais em apenas uma destas duas classes descritas acima. No entanto, a maioria dos modelos pode ser adaptado para ser utilizado em um ou em outro tipo de aplicação.

⁶⁴ Atualmente, encontram-se outros modelos matemáticos como a lógica fuzzy e os algoritmos genéticos, que também contribuem para aplicações que exigem uma certa margem de complexidade para serem executadas.

2.9 Conclusão

As redes neurais artificiais (RNA's), também conhecidas como métodos conexionistas, são inspiradas nos estudos da maneira como se organiza e funciona o cérebro humano. Este tipo de método possui características peculiares de representação e de aquisição de conhecimentos. A representação de conhecimentos nas redes conexionistas, como diz o próprio nome, é fortemente ligada à noção de conexão entre neurônios (elementos processadores de informação) que interagem uns com os outros através destas ligações. O modelo conexionista possui sua origem numa grande simplificação das estruturas do cérebro humano.

O conhecimento de uma rede neural artificial (RNA) está codificado na estrutura da rede, na qual se destacam as conexões (sinapses) entre as unidades (neurônios) que a compõe. Nestas redes artificiais obtidas por simulação em computadores, associa-se a cada conexão um peso sináptico (valor numérico) que caracteriza a força da conexão entre dois neurônios. O aprendizado em uma RNA é realizado por um processo de adaptação dos seus pesos sinápticos.

Através da conexão entre os neurônios, a informação é processada, quer de maneira linear, quer de maneira não-linear, com a introdução de camadas intermediárias no modelo. Atenção deve ser dada ao processo de validação para que a rede não perca capacidade de generalização e, assim, consiga reconhecer dados que não foram apresentados previamente.

Com a reativação das pesquisas sobre RNA's, a partir da década de 80, intensificaram-se os esforços para desenvolver o aprendizado do neurocomputador em relação ao processamento e aquisição de conhecimento do seu ambiente externo. Dentre os diversos métodos que procuraram superar as limitações do problema XOR, discutido na década de 60 e 70, onde o conjunto de dados era não linearmente separável, o algoritmo *back-propagation*, desenvolvido por Rumelhart, Hinton e Williams (1986) é o mais utilizado. Ele se destaca por utilizar um mecanismo de correção de erros, onde a rede, através de um processo de aprendizado de tentativa e erro e com a incorporação de um processamento não-linear nas camadas intermediárias, consegue encontrar, com significativa eficácia, um padrão de relacionamento entre os dados de entrada e os dados

de saída da rede. Entretanto, devido a algumas limitações, sobretudo para resolução de problemas em regiões mais complexas, onde mínimos locais existem, várias extensões deste algoritmo tem sido propostas, como o algoritmo Quickprop e Rprop. Ambos procuram acelerar e dar maior confiabilidade na minimização do erro da rede, com vistas a encontrar o mínimo global.

A capacidade de aprender através de exemplos e de generalizar a informação aprendida é, sem dúvida, o atrativo principal da solução de problemas através de RNA's. A generalização, que está associada à capacidade da rede aprender através de um conjunto reduzido de exemplos e, posteriormente, dar respostas coerentes para dados não-conhecidos é uma demonstração de que a capacidade das RNA's vai muito além do que simplesmente mapear relações de entrada e saída. As RNA's são capazes de extrair informações não-apresentadas de forma explícita através dos exemplos. Não obstante, as RNA's são capazes de atuar como mapeadores universais de funções multivariáveis, com custo computacional que cresce apenas linearmente com o número de variáveis. Outra característica importante é a capacidade de auto-organização e de processamento temporal, que, aliada àquelas citadas anteriormente, faz das RNA's uma ferramenta computacional extremamente poderosa e atrativa para a solução de problemas complexos.

Através da aplicação das redes neurais artificiais para aproximação de funções, o objetivo deste trabalho é realizar estimativas não-lineares para funções de comércio exterior do Brasil. A metodologia para a operacionalização deste objetivo é apresentada no próximo capítulo.



CAPÍTULO 3 MODELOS DE REGRESSÃO NÃO-LINEARES PARA FUNÇÕES DE COMÉRCIO EXTERIOR E REDES NEURAIS ARTIFICIAIS

A partir da introdução da metodologia de redes neurais artificiais (RNA's) à economia, tem crescido o volume de trabalhos publicados, objetivando a estimação de relações não-lineares entre variáveis econômicas⁶⁵. A grande vantagem na utilização de RNA está na flexibilidade da especificação da função não-linear a ser utilizada. Na estimação por mínimos quadrados não-lineares, deve-se, primeiramente, especificar uma certa forma funcional $f(x,\theta)$ para então obter as estimativas do vetor de parâmetros θ . Em outras palavras, o que se deseja é obter o membro da família de funções $f(x,\theta)$ que fornece o melhor ajuste aos dados. Utilizando-se RNA, ganha-se muito, em termos de flexibilidade, na especificação da família de funções $f(x,\theta)$, conhecida neste contexto como função de saída da rede.⁶⁶ Na verdade, a busca de uma forma funcional mais adequada para $f(x,\theta)$ pode ser feita simplesmente através da variação no número de camadas ocultas da rede e do número de neurônios alocados em cada camada.

Conforme visto anteriormente, as Redes Neurais Artificiais (RNA's) funcionam conceitualmente de forma similar ao cérebro humano, tentando reconhecer regularidades e padrões de dados. As RNA's são capazes de aprender com a experiência e fazer generalizações baseadas no seu conhecimento previamente acumulado. Embora biologicamente inspiradas, as RNA's encontraram aplicações em diferentes áreas científicas. Neste capítulo, explora-se a habilidade das RNA's em gerar estimativas de possíveis relações não-lineares entre as equações de comércio exterior.

Explora-se ainda a ligação entre RNA's e os modelos econométricos tradicionais, e procura-se mostrar que as RNA's são, basicamente, equivalentes ao problema de

⁶⁵ Ver, por exemplo, Soto (1996) e Duffy McNelis (1997).

⁶⁶ Para maiores detalhes, ver Portugal e Fernandes (1996).

ajustamento de uma função não-linear a um conjunto de dados, onde a forma desta função não-linear é dada pela arquitetura da rede.

3.1 Redes neurais artificiais e modelos não-lineares

Ao contrário do que possa parecer à primeira vista, as RNA's têm vários pontos de contato com os modelos estatísticos e econométricos tradicionais. Estas ligações acabam embotadas pelo uso de jargões técnicos distintos. Na tabela 3.1.1 fornece-se um dicionário reduzido, com o objetivo de facilitar a comunicação entre economistas/econometristas e conexionistas. Além deste dicionário, no anexo A, também encontra-se um comparativo entre outros termos e conceitos utilizados em redes neurais e estatística tradicional.

Tabela 3.1.1 - Dicionário de redes neurais e econometria

Termos de RNA	Termos de Econometria
Redes Neurais	Estatística
Pesos	Parâmetros
Conjunto de treinamento	Amostra
Entradas	Variáveis exógenas
Saídas	Variáveis endógenas
Retropropagação	Aproximação estocástica
Treinamento ou aprendizado	Estimação
Sinal de entrada	Valor das variáveis exógenas
Sinal de saída	Valor estimado
Alvo	Valor da variável endógena

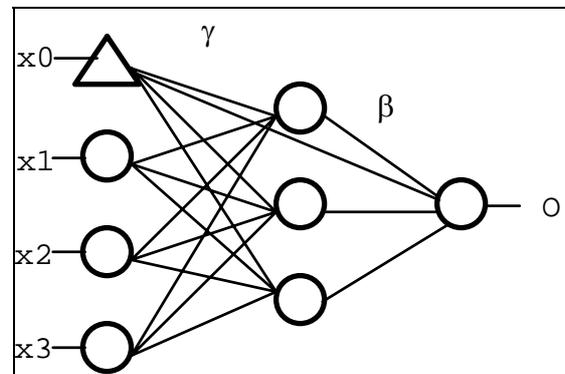
Fonte: SAS Institute (<ftp://ftp.sas.com/pub/neural/jargon>)

De maneira a simplificar a linguagem, uma RNA pode ser definida como uma forma de mapear um grupo de entradas $(x_1, x_2, x_3 \dots x_r)$ em um grupo de saídas $(o_1, o_2, o_3, \dots, o_p)$. Para simplificar, imagine que $p = 1$, isto é, existe apenas um neurônio na camada de saída (Figura 3.1.2).

Em cada neurônio j da camada oculta, a entrada corresponde a uma soma ponderada representada por:

$$\sum_{i=0}^r \gamma_{ji} x_i = \gamma_{j0} + \gamma_{j1} x_1 + \gamma_{j2} x_2 + \dots + \gamma_{jr} x_r$$

Figura 3.1.1 - Representação gráfica de uma RNA



Fonte: Elaborado pelo autor

O primeiro elemento da soma pode ser visto como o "viés", que aparece em função da existência de um neurônio ligado a todos os demais neurônios da rede, cujo sinal de saída é sempre igual a unidade ($x_0 = 1$). Assim, após a aplicação da função de ativação G , que pode ser uma função de distribuição acumulada, como a sigmóide, tem-se a saída de cada neurônio j da camada oculta dada por

$$h_j = G\left(\sum_{i=0}^r \gamma_{ji} x_i\right)$$

Assumindo-se a existência de q neurônios na camada oculta e fazendo $h_0 = 1$, tem-se então a entrada do neurônio da camada de saída representada por

$$\sum_{j=0}^q \beta_j h_j = \beta_0 + \beta_1 h_1 + \beta_2 h_2 + \dots + \beta_q h_q$$

Neste sentido, o sinal de saída da RNA pode ser obtido como

$$O = G\left(\sum_{j=0}^q \beta_j h_j\right)$$

ou, simplesmente,

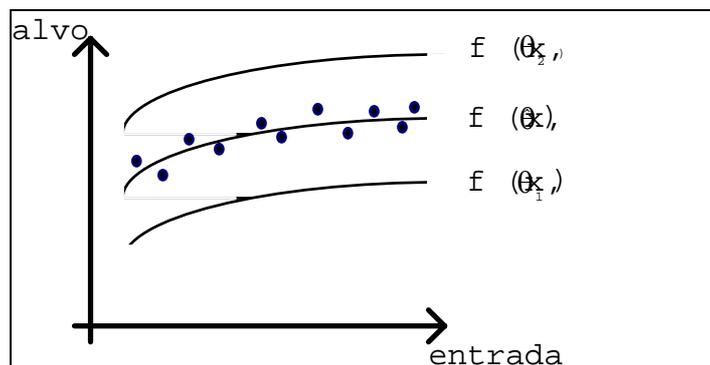
$$O = G\left[\sum_{j=0}^q \beta_j \cdot G\left(\sum_{i=0}^r \gamma_{ji} x_i\right)\right] = f(x, \theta) \quad (3.1.1)$$

Na figura 3.1.1, tem-se a representação gráfica de uma RNA com quatro neurônios na camada de entrada, onde o triângulo representa o "viés", três neurônios na camada intermediária ou oculta e um neurônio na camada de saída. O vetor de pesos γ estabelece as ligações entre as camadas de entrada e oculta, enquanto o vetor β estabelece as ligações entre as camadas oculta e de saída. Na equação (3.1.1) observa-se a saída da RNA como uma função das entradas da rede e dos diversos pesos. Pode-se escrever resumidamente $f(x, \theta)$, onde x representa o vetor de entradas e θ é o vetor que representa os pesos γ 's e β 's. A função f pode ser chamada de "função de saída da rede", e sua forma vai depender da arquitetura usada na rede. Neste sentido, pode-se dizer que a procura por uma arquitetura ótima para uma RNA resume-se à procura da forma funcional f apropriada. Existem então duas questões a serem resolvidas: a escolha da forma funcional f , que está associada à arquitetura da rede, isto é, ao número de camadas da rede e ao número de neurônios em cada camada; e a estimação do vetor de parâmetros θ , que é feita pela utilização do método de retropropagação, em consonância com o processo de generalização, discutido no capítulo 2.⁶⁷

Considere agora o problema econométrico usual de estimar uma regressão não-linear. Em uma regressão não-linear, a expressão $f(x, \theta)$, na qual x é o vetor de variáveis exógenas e θ é o vetor de parâmetros, representa uma família de curvas cuja forma funcional é definida *a priori*, e o problema consiste em obter-se o estimador $\hat{\theta}$ ótimo, isto é, aquele que minimiza a soma dos quadrados dos resíduos. Em outras palavras, o problema consiste em obter um membro específico desta família de curvas $f(x, \hat{\theta})$, que apresenta o melhor ajuste aos dados (Figura 3.1.2).

⁶⁷ Além do capítulo dois, detalhes sobre o método de retropropagação e os vários tipos de algoritmos de retropropagação podem ser obtidos em Wasserman (1989), Freeman e Skapura (1992), Schiffmann, Joost e Werner (1995) e Riedmiller e Braun (1993), Arbib (1995) e Haykin (2001).

Figura 3.1.2 - Ajuste de mínimos quadrados não-lineares



Fonte: Elaborado pelo autor

Em White (1992), é mostrado que o estimador de mínimos quadrados não-lineares ($\hat{\theta}$) tende assintoticamente para os pesos ótimos aprendidos pela RNA (θ^*). É neste sentido que pode-se afirmar que a grande novidade introduzida pelas RNA's consiste em focalizar a atenção na forma funcional f . As RNA's têm se mostrado extremamente úteis na resolução de problemas de reconhecimento de padrões, classificação, previsão, entre outros, pois elas possuem a propriedade de serem "aproximações universais". Vale dizer, uma RNA, com um número suficiente de neurônios na camada oculta e uma função de ativação tipo logística, consegue aproximar, com o grau de precisão desejado, qualquer mapa de um espaço dimensional finito em um outro espaço dimensional finito qualquer⁶⁸. Já os procedimentos de aprendizagem utilizados para obter os pesos consistem em um processo de estimação usual em estatística. Nas palavras de White (1992): "*neural networks procedures are inherently statistical techniques*". O algoritmo de retropropagação é utilizado simplesmente para determinar o mínimo local da superfície de erros.

Robbins e Monro (1951), *apud* White (1992), propuseram um procedimento para estimar o vetor $\hat{\theta}$ que resolve a equação $E(m(Z_t, \theta)) = 0$, onde E representa a esperança matemática, θ é um vetor de parâmetros e $m(Z_t, \theta)$ é uma quantidade aleatória, cuja aleatoriedade advém da presença da variável aleatória Z_t . A única informação conhecida para obter-se $\hat{\theta}$ é apenas uma realização da variável aleatória Z_t , para $t=1, 2, \dots, n$. Robbins

⁶⁸ A prova pode ser encontrada em White (1992), capítulo 3.

e Monro (1951), *apud* White (1992), propuseram estimar θ de forma recursiva pela equação

$$\theta_t = \theta_{t-1} + \eta_t \cdot m(Z_t, \theta_{t-1}) \quad \text{para } t=1, 2, \dots, n$$

onde θ_0 é escolhido aleatoriamente. Fazendo-se

$$\eta_t = \eta$$

$$m(Z_t, \theta_{t-1}) = \nabla f(x_t, \theta_{t-1}) \cdot (y_t - f(x_t, \theta_{t-1}))$$

$$Z_t = (x_t, y_t)$$

obtem-se

$$\theta_t = \theta_{t-1} + \eta \cdot \nabla f(x_t, \theta_{t-1}) \cdot (y_t - f(x_t, \theta_{t-1}))$$

que é, na verdade, uma forma genérica de escrever o algoritmo de retropropagação.

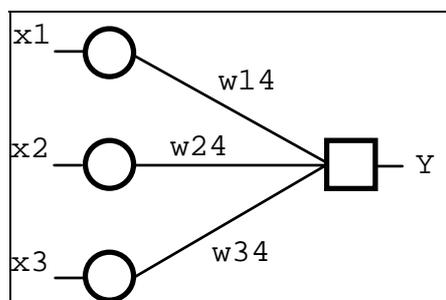
3.2 Representação da regressão como uma RNA e análise de sensibilidade

No caso do modelo de regressão, por exemplo, tem-se uma variável dita endógena sendo explicada por diferentes variáveis exógenas. Nas RNA's, as variáveis exógenas podem ser vistas como os sinais que entram nos neurônios da camada de entrada, enquanto que a variável endógena é representada pelo sinal de saída desejável para a rede. Em outras palavras, a variável endógena é o padrão que é objeto do aprendizado da RNA. Na verdade, uma RNA que tenha apenas uma camada de entrada e outra de saída (*perceptron*) pode ser facilmente relacionada ao modelo de regressão linear.

Neste caso, o vetor de pesos da RNA da figura 3.2.1 (w_{14}, w_{24}, w_{34}), que não tem nenhuma camada oculta, nada mais é que o vetor de parâmetros do modelo de regressão. Eles indicam, assim como os parâmetros da regressão, a importância de cada sinal de entrada no que diz respeito a explicação do padrão de saída. Contudo, quando utiliza-se uma camada oculta (*perceptron multi-camada*), como é comum na literatura de RNA,

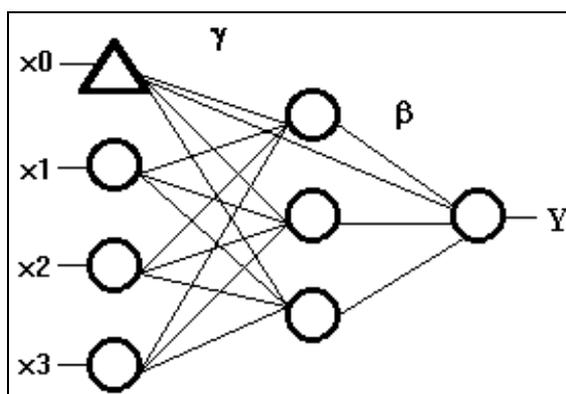
introduz-se não-linearidades na relação entre as entradas x_1, x_2, x_3 e a saída y . Portanto, a relação entre as variáveis exógenas e a variável endógena deixa de ser linear, e a comparação, então, tem de ser feita com modelos de regressão não-lineares.

Figura 3.2.1 – Modelo linear



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 3.2.2 - Modelo de RNA não-linear para as equações de comércio exterior



Fonte: Elaborado pelo autor

A figura 3.2.2 mostra uma relação não-linear entre as entradas x_1, x_2, x_3 e a saída y . Neste caso, os parâmetros que medem os impactos de variações nas variáveis exógenas sobre as variáveis endógenas são uma combinação dos parâmetros γ e β . Para obter estes valores, pode-se gerar um impulso nas variáveis exógenas e medir seu impacto na variável endógena. A obtenção explícita de elasticidades em um modelo de redes neurais artificiais é de difícil implementação, em função do elevado grau de não-linearidade que pode surgir da rede. Neste sentido, uma alternativa viável é o cálculo dado a dado e por pontos representativos de grupos da amostra da análise de sensibilidade da saída da rede a

estímulos sobre as camadas de entrada. Para efeitos deste trabalho, dentro da análise de sensibilidade, calculam-se também as elasticidades médias, a partir de uma análise do tipo funções de impulso-resposta.

No caso das equações de demanda por importações brasileiras, o ponto de partida são as funções f abaixo,

$$\begin{aligned}M_t &= f(Y_t, E_t, U_t) \\M_{BIt} &= f(Y_t, E_{BIt}, U_t) \\M_{MEt} &= f(Y_t, E_{MEt}, U_t)\end{aligned}$$

onde: M_t = volume de importações totais;

M_{BIt} = volume de importações dos bens intermediários;

M_{MEt} = volume de importações de materiais elétricos;

Y_t = produto interno bruto;

E_t = taxa de câmbio real, utilizando o índice geral de preços como preço interno e o índice de preços de importação total como preço externo;

E_{BIt} = taxa de câmbio real, utilizando o índice geral de preços como preço interno e o índice de preços de importação de bens intermediários como preço externo;

E_{MEt} = taxa de câmbio real, utilizando o índice do setor de material elétrico como preço interno e o índice de preços de importação de material elétrico como preço externo;

U_t = UCP = taxa de utilização da capacidade produtiva;

Para o caso das equações de oferta e demanda por exportações brasileiras, a notação é representada pelas funções g , a seguir,

$$\begin{aligned}X_t &= g(Y_t^{*D}, E_t^S, U_t^S, IC_t^D) \\X_{Mt} &= g(Y_t^{*D}, E_{Mt}^S, U_t^S, IC_{Mt}^D) \\X_{MEt} &= g(Y_t^{*D}, E_{MEt}^S, U_t^S, IC_{MEt}^D) \\X_{Ct} &= g(Y_t^{*D}, E_{Ct}^S, U_t^S, IC_{Ct}^D)\end{aligned}$$

onde: X_t = volume de exportações totais;

X_{Mt} = volume de exportações de manufaturados;

X_{MEt} = volume de exportações de material elétrico;

X_{Ct} = volume de exportações de calçados;

E_t^S (variável da oferta de exportação) = taxa de câmbio real, utilizando o índice geral de preços como preço interno e o índice de preços de exportação total como preço externo;

E_{Mt}^S (variável da oferta de exportação) = taxa de câmbio real, utilizando o índice geral de preços como preço interno e o índice de preços da exportação de manufaturados como preço externo;

E_{MEt}^S (variável da oferta de exportação) = taxa de câmbio real, utilizando o índice geral de preços como preço interno e o índice de preços da exportação de material elétrico como preço externo;

E_{Ct}^S (variável da oferta de exportação) = taxa de câmbio real, utilizando o índice geral de preços como preço interno e o índice de preços da exportação de calçados como preço externo;

U_t^S (variável da oferta de exportação) = UCP = taxa de utilização da capacidade produtiva;

$YW_t = Y_t^{*D}$ = (variável da demanda por exportação) = renda mundial;

IC_t^D (variável da demanda por exportação) = índice de competitividade, dado por $\frac{PX_t}{PXW_t}$, que representa o índice de preços da exportação total dividido pelo índice de preços da exportação mundial;

IC_{Mt}^D (variável da demanda por exportação) = índice de competitividade, dado por $\frac{PX_{Mt}}{PXW_t}$, que representa o índice de preços da exportação de manufaturados dividido pelo índice de preços da exportação mundial;

IC_{MEt}^D (variável da demanda por exportação) = índice de competitividade, dado por $\frac{PX_{MEt}}{PXW_t}$, que representa o índice de preços da exportação de material elétrico dividido pelo índice de preços da exportação mundial;

IC_{Ct}^D (variável da demanda por exportação) = índice de competitividade, dado por $\frac{PX_{Ct}}{PXW_t}$, que representa o índice de preços da exportação de calçados dividido pelo índice de preços da exportação mundial;

De acordo com a teoria econômica, os sinais esperados do relacionamento entre as variáveis dependentes e independentes, tanto para as importações, quanto para as exportações, é apresentado nos Quadros 3.2.1 e 3.2.2, respectivamente.

Quadro 3.2.1 – Relações funcionais para a demanda por importação brasileira

<p>Y_t = produto interno bruto;</p> <p>$E_t = \frac{PX_t \times e_t}{P_t}$ = taxa de câmbio real;</p> <p>U_t = taxa de utilização da capacidade produtiva;</p> <p>M_t = volume de importações.</p>	<p>RELAÇÕES FUNCIONAIS</p> <p>$\uparrow U_t \rightarrow \uparrow M_t \oplus$</p> <p>$\uparrow \frac{PX_t \times e_t}{P_t} \rightarrow \downarrow M_t \ominus$</p> <p>$\uparrow Y_t \rightarrow \uparrow M_t \oplus$</p>
--	---

Fonte: Elaborado pelo autor

Quadro 3.2.2 – Relações funcionais entre as variáveis de oferta e demanda por exportações brasileiras

<p>X_t = quantum de exportações para X_t, XM_t, XME_t, XC_t;</p> <p>P_t = índice de preços domésticos;</p> <p>PX_t = preço das exportações para X_t, XM_t, XME_t, XC_t;</p> <p>e_t = taxa de câmbio nominal;</p> <p>PXW_t = Preço mundial das exportações;</p> <p>U_t = taxa de utilização da capacidade produtiva;</p> <p>YW_t = PIB mundial</p> <p>$\frac{PX_t \times e_t}{P_t} = E_t = \text{tr}$ (taxa de câmbio real)</p> <p>$\frac{PX_t}{PXW_t} = \text{Índice competitividade para } X_t, XM_t, XME_t \text{ e } XC_t$</p>	<p>RELAÇÕES FUNCIONAIS</p> <p>$\uparrow U_t \rightarrow \downarrow X_t^s \ominus$</p> <p>$\uparrow \frac{PX_t \times e_t}{P_t} \rightarrow \uparrow X_t^s \oplus$</p> <p>$\uparrow YW_t \rightarrow \uparrow X_t^D \oplus$</p> <p>$\uparrow \frac{PX_t}{PXW_t} \rightarrow \downarrow X_t^D \ominus$</p>
--	---

Fonte: Elaborado pelo autor

De outra maneira, pode-se expressar as relações funcionais das funções de comércio exterior como:

Quadro 3.2.3 – Relações funcionais das funções de comércio exterior

Modelo de Importação	Modelo de Exportação
<p>RELAÇÕES FUNCIONAIS</p> $M_t^D = f \left(\overset{\oplus}{Y_t}, \overset{\ominus}{\frac{PX_t \times e_t}{P_t}}, \overset{\oplus}{U_t} \right)$	<p>RELAÇÕES FUNCIONAIS</p> $X_t^S = g \left(\overset{\oplus}{\frac{PX_t \times e_t}{P_t}}, \overset{\ominus}{U_t} \right)$ $X_t^D = g \left(\overset{\ominus}{\frac{PX_t}{PXW_t}}, \overset{\oplus}{YW_t} \right)$

Fonte: Elaborado pelo autor

A partir das relações funcionais, amparadas na literatura, a questão passa a ser então a procura pela forma funcional mais adequada para as funções f e g , que será feita através de variações no número de neurônios e de camadas ocultas a serem utilizadas⁶⁹. As informações têm periodicidade trimestral, totalizando 88 observações trimestrais compreendidas entre o primeiro trimestre de 1978 e o quarto trimestre de 1999. Todos os dados foram obtidos perante a Fundação de Comércio Exterior (FUNCEX), o Instituto de Pesquisa Econômica e Aplicada (IPEA), o Banco Central do Brasil (BACEN), o Fundo Monetário Internacional (FMI), a Fundação Getúlio Vargas (FGV) e o Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística (IBGE), e tiveram como base o último trimestre de 1994 igual a 100⁷⁰.

Neste sentido, para a importação, os neurônios da camada de entrada podem ser representados pelas variáveis exógenas relevantes, a saber, a taxa de câmbio real, o PIB e a taxa de utilização da capacidade produtiva. Já para as exportações, os neurônios da camada de entrada podem ser representados pelas variáveis exógenas relevantes, a saber, a taxa de câmbio real, a taxa de utilização da capacidade produtiva, o PIB mundial e o índice de competitividade.

⁶⁹ Conforme visto no capítulo um, a maioria dos trabalhos realizados para as funções de comércio exterior acabaram por limitar sua análise a particularidades ao longo dos períodos estudados. Assim, na grande maioria das vezes chega-se a conclusão de que os choques pelos quais passou a economia durante a década de 80 e 90 acabam por introduzir comportamentos que dificilmente são passíveis de tratamento pelos métodos lineares, convencionalmente utilizados para estimação das relações econômicas.

⁷⁰ Uma apresentação mais detalhada das variáveis e fontes utilizadas para as importações e exportações brasileiras encontra-se no anexo B. Já os dados e programas desenvolvidos para realização das estimações das funções de comércio exterior encontram-se no disquete, que está anexado a esta tese.

A determinação do número de camadas ocultas e o número de neurônios em cada camada oculta é, basicamente, uma questão empírica. Novamente, pode-se fazer uma analogia com o modelo de regressão, no qual a teoria econômica é usada para identificar as variáveis exógenas envolvidas, mas a determinação das relações dinâmicas entre estas e a variável endógena é uma questão empírica. Para a obtenção de uma arquitetura adequada para a RNA deve-se utilizar algum critério de seleção. Assim como ocorre no modelo de regressão, em que se aplica o procedimento *general to specific ou specific to general*⁷¹ para o estabelecimento de relações dinâmicas, também nas RNA's é usual começar-se com uma rede "grande", que sofre um processo sucessivo de poda⁷², ou uma rede "pequena", em que se vai acrescentando neurônios, até que se atinja a arquitetura ideal.

3.3 Redes neurais artificiais e o problema de simultaneidade

Diferentemente dos estudos sobre importação em que o Brasil é considerado um país pequeno e não afeta o mercado internacional, os estudos sobre exportações procuram incorporar a hipótese que o volume de exportação brasileira pode afetar as variáveis que regulam o comportamento do mercado internacional, em especial a formação do preço dos produtos. Assim, é necessário na modelagem de um país pequeno inserido num contexto de concorrência monopolística, considerar tanto a oferta como a demanda por exportação sendo influenciadas por variáveis distintas⁷³. Em modelos de regressão, uma complicação que surge neste tipo de análise é a possível simultaneidade existente entre o ruído de uma regressão e a presença de variáveis endógenas do lado direito da equação. Dentre vários métodos, o erro de simultaneidade, como é conhecido pode ser resolvido por um processo conhecido como método de mínimos quadrados de 2 estágios, onde: 1) no primeiro estágio procura-se retirar a influência do erro sobre a variável endógena; e 2) no segundo estágio utiliza-se a variável endógena estimada (sem influência do erro), do primeiro passo, como variável independente para explicar a variável dependente em estudo.

Para o caso das funções de exportação, em estudo, o problema de simultaneidade surge como decorrência da presença do índice de preço de exportação para todas as séries

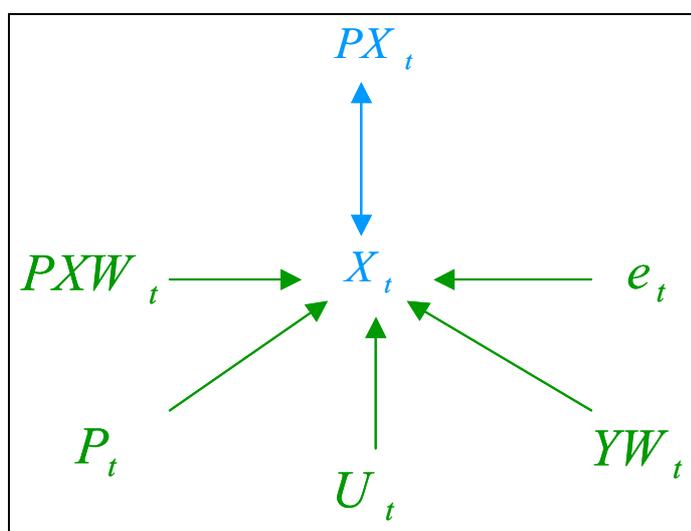
⁷¹ Para maiores detalhes, ver Hendry (1995).

⁷² O processo de poda consiste em eliminar aquelas ligações que mostrem pouca contribuição para a capacidade de generalização da RNA.

⁷³ Ou seja, considera-se a participação e impacto do Brasil no mercado internacional concorrendo com outros países exportadores em produtos levemente diferenciados. A curva de demanda, neste sentido, não é mais horizontal, como no caso das importações, visto que não se tem mais uma perfeita elasticidade.

analisadas. Este índice compõe parte das variáveis taxa de câmbio real e índice de competitividade, as quais afetam o volume exportado pelo Brasil. Mais especificamente, tem-se uma simultaneidade entre esta variável, índice de preço das exportações (PX_t), e a variável dependente, volume exportado (X_t). Na medida em que PX_t afeta X_t , ocorre também uma influência de X_t sobre PX_t , caracterizando, assim, uma dupla causalidade entre as variáveis (Figura 3.3.1).

Figura 3.3.1 – Impacto bidirecional da variável PX_t e X_t nos modelos de exportação

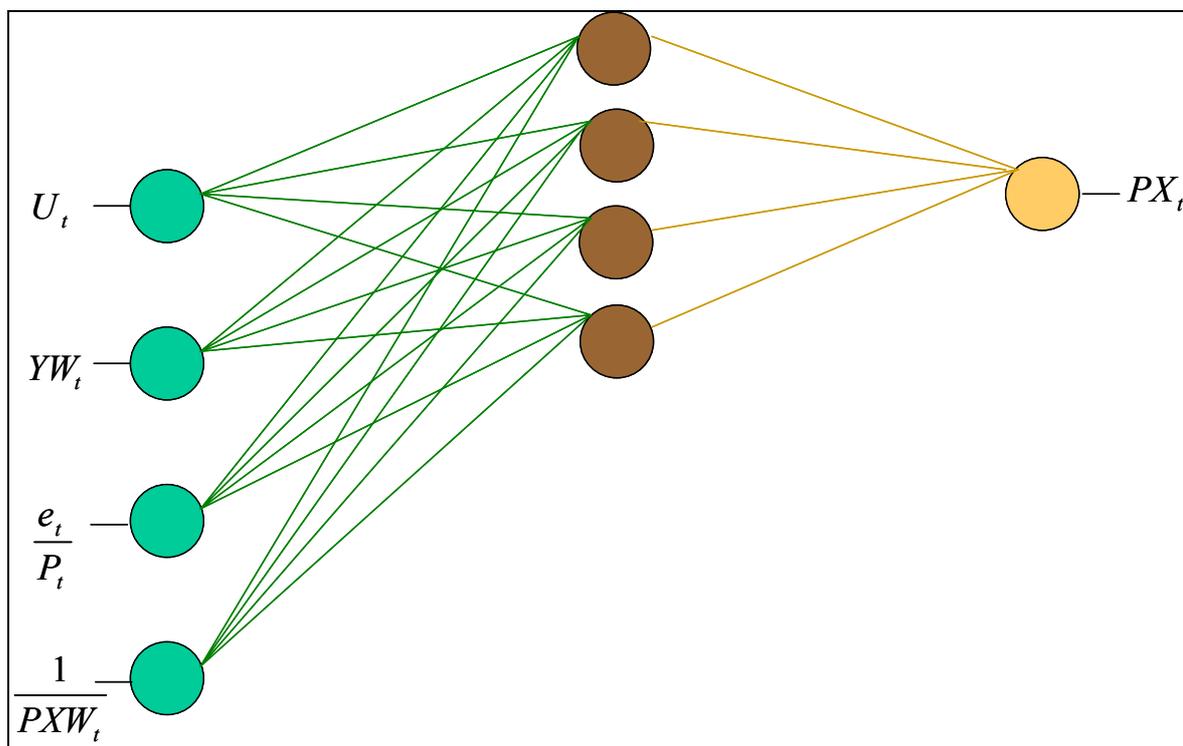


Fonte: Elaborado pelo autor

O viés de simultaneidade, como é conhecido, caracteriza-se por este impacto bidirecional entre variáveis. Segundo Griffiths, Hill e Judge (1999) e Gujarati (2000), com a existência deste viés, os parâmetros alcançados pelas estimações serão inconsistentes, não eficientes e tendenciosos, o que implicará que a amostra não reflete com fidedignidade o comportamento da população.

De maneira similar aos modelos de regressão e levando-se em conta a presença de simultaneidade nas equações de oferta e demanda por exportação, diante da variável endógena independente PX_t (para X_t , XM_t , XME_t e XC_t), os modelos de redes neurais, para as quatro séries de exportações, serão desenvolvidos segundo o esquema apresentado nas figuras 3.3.2 e 3.3.3, a seguir.

Figura 3.3.2 – Modelo de regressão, via redes neurais, do PX_t em relação as variáveis exógenas do modelo de exportações brasileiras.



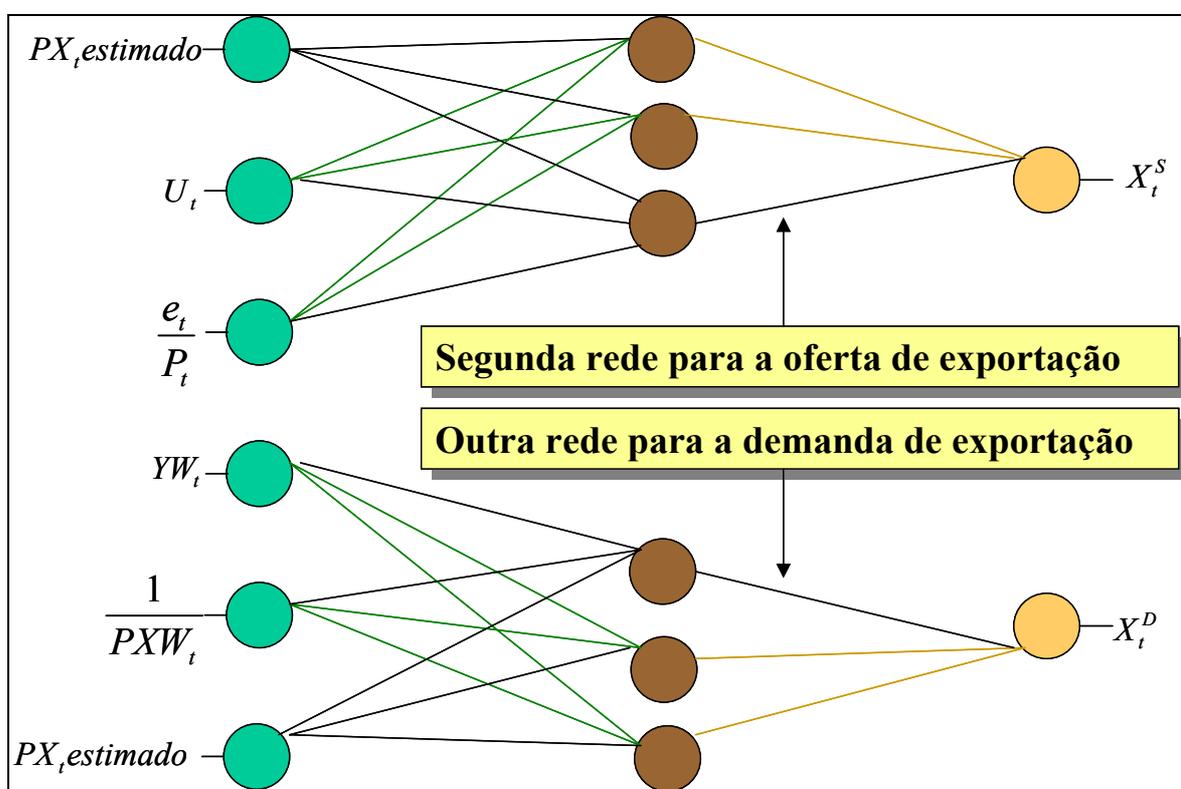
Fonte: Elaborado pelo autor

Assim como no mínimo quadrado de dois estágios, o primeiro passo para modelagem dos dados sobre exportações brasileiras consiste na confrontação da variável endógena explicativa PX_t com as outras variáveis exógenas. Esta etapa consiste na tentativa de retirada do ruído que está incorporado em PX_t . O objetivo é encontrar um PX_t estimado que tenha apenas influência das variáveis exógenas e não mais da variável dependente X_t .

A partir da estimação do preço de exportação total do Brasil feito pela rede neural, usa-se o preço de exportação estimado junto com a taxa de câmbio nominal dividido pelo índice de preços internos (tcn/p_t ou e_t/p_t) e taxa de utilização da capacidade produtiva (UCP) para representar as 3 séries de entrada que, enfim, tentarão explicar a saída que é a oferta de exportações (X_t). Para a demanda por exportações, raciocínio similar será válido. Pega-se o preço de exportação (PX_t) estimado, o qual juntamente com a série de PIB mundial (YW_t) e um dividido pelo índice de preço externo ($1divPXW_t$) procurarão explicar o comportamento da saída que é a demanda por exportações brasileiras (Figura 3.3.3).

Portanto, o PX_t estimado será usado para as duas redes neurais que visarão estimar a oferta e demanda por exportação total do Brasil que está na saída da rede. Para a oferta de exportação total as entradas da rede serão PX_t estimado, tcn/p_t (ou e_t/p_t) e UCP, e a saída será o X_t . Já para a demanda por exportação total as entradas serão PX_t estimado, $1/divPXW_t$ e YW_t , e a saída será o X_t . O mesmo raciocínio será válido para as séries de exportação de manufaturados, de material elétrico e de calçados.

Figura 3.3.3 – Modelos de redes neurais para oferta e demanda por exportações do Brasil



Fonte: Elaborado pelo autor

3.4 Conclusão

As redes neurais artificiais distinguem-se de outros métodos de aproximação de funções, em virtude da sua capacidade de adaptação e flexibilidade de operacionalização ao problema proposto. Através do processo de aprendizado de uma RNA é possível, à luz do que acontece no cérebro humano, “aprender”, via um mecanismo de correção de erros, e, assim, encontrar o melhor ajuste para o comportamento dos dados de um fenômeno, sem perda de generalização dos mesmos.

A utilização de Redes Neurais Artificiais na área de robótica e para o reconhecimento de padrões, aproximação de funções, previsões, etc. tem-se mostrado com um elevado desempenho nos mais diversos segmentos científicos como Física, Economia, Biologia, Química, etc⁷⁴. No cenário econômico, a grande maioria dos estudos tem se mostrado mais veemente no campo das previsões, onde os resultados dos modelos de Redes Neurais Artificiais, comparativamente a outros modelos como os estruturais, ARIMA, mínimos quadrados não-lineares, bayesianos, tem-se mostrado satisfatórios e de fácil operacionalização⁷⁵. Entretanto, muitas vezes torna-se importante no conteúdo da análise realizar estimações que demonstrem o grau de relacionamento entre as variáveis econômicas. Para os modelos de Redes Neurais Artificiais, isto pode ser feito através da análise de sensibilidade dado a dado e pelo agrupamento de dados, via formação de clusters⁷⁶.

Baseado no pressuposto de não-linearidade das séries de importação e exportação brasileira e na hipótese de país pequeno para as importações, e de país pequeno num contexto de concorrência monopolística para as exportações, este capítulo apresentou a metodologia para geração de estimações não-lineares da demanda de importação e oferta e demanda por exportação brasileira. Para as importações, as variáveis selecionadas são o PIB interno (Y_t), a taxa de câmbio real ($PX_t * e_t / p_t$) e a taxa de utilização da capacidade produtiva (UCP). Já para as exportações, diante da simultaneidade das equações, estas estimações, via redes neurais artificiais, são realizadas, a partir de uma adaptação do método dos mínimos quadrados de dois estágios (MQ2E), que procura, num primeiro passo, extrair a correlação da variável endógena com o ruído da regressão não-linear; e num segundo passo, com a inclusão desta variável estimada, obter a verdadeira relação de causalidade entre as entradas da rede e a saída composta pela série de exportação selecionada⁷⁷.

Portanto, a partir da metodologia adotada, que procura utilizar os modelos de redes neurais artificiais e o método de retirada do ruído das equações de exportação, através de

⁷⁴ Ver, por exemplo, Anderson (1991), Haykin e Li (1993), Bishop (1995) e Lacerda e Carvalho (1998).

⁷⁵ Dois exemplos disto envolvem os trabalhos de Corrêa (1998) e Viana (2000).

⁷⁶ Isto ocorre através do impacto de 1% sobre as entradas da rede escolhida no processo de validação, com vistas a verificar a sensibilidade da saída às entradas da rede.

⁷⁷ As variáveis selecionadas para as exportações foram o PIB mundial (YW_t), o índice de competitividade (PX_t / PXW_t), como variáveis de demanda, e a taxa de câmbio real ($PX_t * e_t / p_t$) e taxa de utilização da capacidade produtiva (UCP), como variáveis de oferta.

um processo de 2 estágios, os próximos capítulos procuram implementar os modelos de RNA's e apresentar os principais resultados alcançados para as funções de comércio exterior, em estudo.



CAPÍTULO 4 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E A DEMANDA DE IMPORTAÇÕES BRASILEIRAS NO PERÍODO DE 1978 A 1999

As redes neurais artificiais (RNA's), como extratora de características de comportamento dos dados, tem sido utilizada nas mais diversas áreas do conhecimento como física, biologia, química, etc... Face ao processo de adaptação e aprendizado, via correção de erros, as redes neurais artificiais têm a capacidade de resolver problemas complexos, dada a sua característica de modelar comportamentos não-lineares.

Os processos de aprendizado implícitos nos modelos de redes neurais artificiais garantem a aproximação de qualquer função contínua, o que permite realizar estimações e generalização de comportamento dos dados. Através deste comportamento funcional das RNA's pode-se realizar uma análise de causa efeito, onde o inter-relacionamento entre variáveis dependentes e independentes é facilmente modelado, a luz dos resultados de modelos lineares e não-lineares clássicos da literatura econômica.

A ampla gama de redes disponíveis e a fácil operacionalização e flexibilidade na modelagem das redes estimulam o uso desta metodologia e a resolução dos problemas econômicos, que basicamente podem ser interpretados com a variação do número de camadas e neurônios da rede diante de um processo de generalização bem estruturado.

Baseada na literatura econômica, tradicionalmente variáveis como PIB, utilização da capacidade produtiva e taxa de câmbio real tem mostrado grande poder explicativo do comportamento das importações brasileiras. Este capítulo propõe realizar uma análise não-linear da demanda de importações brasileiras através da metodologia das redes neurais artificiais e análise de sensibilidade para o período de 1978.1 a 1999.4.

Especificamente, este capítulo divide-se em cinco tópicos. O primeiro realiza uma análise de não-linearidade das séries através de uma confrontação entre um modelo linear e um não-linear e também através de um teste de linearidade proposto por Terasvita, Lin e Granger (1993). O segundo utiliza a teoria de redes neurais artificiais para realizar as

estimações das funções de importação e, assim, encontrar as topologias e pesos ótimos que explicam o comportamento das séries de importação total, de bens intermediários e de material elétrico. O terceiro tópico mostra os resultados da análise de sensibilidade com o impacto e relevância das variáveis de entrada da rede sobre a variável de saída importação. Semelhante medida de sensibilidade é apresentada no quarto tópico pela análise de clusters, onde é feito um agrupamento dos dados para o período de 1978.1 a 1999.4. Por fim, o último tópico traz as principais conclusões deste capítulo.

4.1 Análise de não-linearidade das séries de importações

Antes de se passar diretamente à estimação das equações de demanda de importações com aplicação de RNA's, deve-se destacar que a simples visualização acerca da presença de não-linearidades certamente não é condição suficiente para garantir que a estimação de um modelo não-linear, qualquer que seja a sua especificação, deva apresentar resultados mais adequados do que os obtidos por meio de um modelo linear. Na verdade, o procedimento mais adequado consiste sempre na aplicação preliminar de um teste sobre os dados, com o intuito de verificar se a hipótese de linearidade pode ser rejeitada no caso sob foco de análise. Além disso, neste trabalho procurou-se, também, apresentar os resultados de uma regressão linear e uma rede linear contra um modelo não-linear através da aplicação de RNA's, com vistas a verificar a soma do quadrado dos resíduos. Isto porque, na presença de não-linearidade nos dados, espera-se uma grande redução do erro.

Segundo Diaz e Araújo (1998), “a literatura sobre esta categoria de testes tem se desenvolvido nos últimos anos, especialmente na direção de incorporar conceitos da teoria de redes neurais”. A este respeito vale citar Lee, White e Granger (1992) e Teräsvirta, Lin e Granger (1993). Este último, em particular, trabalha com um teste do tipo Multiplicador de Lagrange, que corresponde a uma alternativa superior ao proposto por Lee, White e Granger. Diaz e Araújo (1998) ressaltam que “a conclusão acerca desta superioridade foi baseada em resultados obtidos a partir de experimentos de Monte Carlo”.

Aplicando-se o teste proposto por Teräsvirta, Lin e Granger (1993) encontram-se três resultados básicos. Inicialmente estima-se uma regressão básica entre o vetor da variável explicada, no caso M_t , e a matriz de explicativas. A seguir, estima-se a regressão auxiliar entre o vetor dos resíduos gerados na regressão básica e a matriz de explicativas

acrescida de j regressores auxiliares, que representam, neste caso, as combinações de termos não-lineares e, finalmente, calcula-se a estatística do teste, a partir da soma de quadrados de resíduos obtida tanto na regressão básica como na auxiliar.

Outra maneira consiste na realização do teste de não-linearidade, partindo de uma definição de modelo univariado. Sendo assim, na matriz de explicativas constata-se apenas a variável dependente (M_t) com dois níveis de defasagens, ou seja, M_{t-1} , M_{t-2} .

Seguindo os passos de Diaz e Araújo (1998), este teste foi realizado inicialmente, conforme sugerem Teräsvirta, Lin e Granger (1993), a partir da definição acima, dada a inexistência de uma forma de especificação não-linear prévia. Através de uma adaptação do teste optou-se, também, por considerar na regressão básica a variável dependente contra as combinações não-lineares das variáveis explicativas PIB, utilização da capacidade produtiva e taxa de câmbio, substitutas da variável dependente defasada. Os resumos para o teste proposto (artigo) e para o teste adaptado são apresentados no quadro 4.1.1 (importação total), quadro 4.1.2 (bens intermediários) e quadro 4.1.3 (material elétrico); e na tabela 4.1.1 (importação total), tabela 4.1.2 (bens intermediários) e tabela 4.1.3 (material elétrico) encontram-se os resultados dos testes para a presença de linearidade.

Quadro 4.1.1 – Regressores auxiliares para os testes da presença de não-linearidades para a série de importação total

Teste	Regressores Auxiliares
Original	M_{t-1}^2 $M_{t-1}M_{t-2}$ M_{t-2}^2 M_{t-1}^3 $M_{t-1}^2M_{t-2}$ $M_{t-1}M_{t-2}^2$ M_{t-2}^3
Adaptado	PIB^2 $PIB * TxCâmbio$ $PIB * CAPPRODUTIVA$ $TxCâmbio^2$ $TxCâmbio * CAPPRODUTIVA$ $CAPPRODUTIVA^2$ PIB^3 $PIB^2 * TxCâmbio$ $PIB^2 * CAPPRODUTIVA$ $PIB * TxCâmbio^2$ $PIB * TxCâmbio * CAPPRODUTIVA$ $PIB * CAPPRODUTIVA^2$ $TxCâmbio^3$ $TxCâmbio^2 * CAPPRODUTIVA$ $TxCâmbio * CAPPRODUTIVA^2$ $CAPPRODUTIVA^3$

Fonte: Elaborado pelo autor

Quadro 4.1.2 – Regressores auxiliares para os testes da presença de não-linearidades para a série de bens intermediários

Teste	Regressores Auxiliares
Original	M_{t-1}^2 $M_{t-1}M_{t-2}$ M_{t-2}^2 M_{t-1}^3 $M_{t-1}^2M_{t-2}$ $M_{t-1}M_{t-2}^2$ M_{t-2}^3
Adaptado	PIB^2 $PIB * TxCâmbio$ $PIB * CAPPRODUTIVA$ $TxCâmbio^2$ $TxCâmbio * CAPPRODUTIVA$ $CAPPRODUTIVA^2$ PIB^3 $PIB^2 * TxCâmbio$ $PIB^2 * CAPPRODUTIVA$ $PIB * TxCâmbio^2$ $PIB * TxCâmbio * CAPPRODUTIVA$ $PIB * CAPPRODUTIVA^2$ $TxCâmbio^3$ $TxCâmbio^2 * CAPPRODUTIVA$ $TxCâmbio * CAPPRODUTIVA^2$ $CAPPRODUTIVA^3$

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 4.1.1 – Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de importação total

Cálculo da Estatística do Teste	Teste Adaptado	Teste Artigo
SQRE – BASE	34727.54	9767.25
SQRE – LIMITADA	2932.58	5813.29
Regressores – j	16	7
Total de elementos	88	86
Número de Explicativas	3	2
Graus de liberdade do numerador	16	7
Graus de liberdade do denominador	68	76
Estatística do teste – F	46.07	7.39
Hipótese nula: coeficientes quadráticos e cúbicos = 0 ⇒ presença de linearidade		
Critério de Decisão	Rejeição de H0 a 1%	Rejeição de H0 a 1%

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 4.1.2 – Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de bens intermediários

Cálculo da Estatística do Teste	Teste Adaptado	Teste Artigo
SQRE – BASE	26681.69	10924.63
SQRE – LIMITADA	3735.622	6146.994
Regressores – j	16	7
Total de elementos	88	86
Número de Explicativas	3	2
Graus de liberdade do numerador	16	7
Graus de liberdade do denominador	68	76
Estatística do teste – F	26.11	8.84
Hipótese nula: coeficientes quadráticos e cúbicos = 0 ⇒ presença de linearidade		
Critério de Decisão	Rejeição de H0 a 1%	Rejeição de H0 a 1%

Fonte: Elaborado pelo autor

Quadro 4.1.3 – Regressores auxiliares para os testes da presença de não-linearidades para a série de material elétrico

Teste	Regressores Auxiliares
Original	M_{t-1}^2 $M_{t-1}M_{t-2}$ M_{t-2}^2 M_{t-1}^3 $M_{t-1}^2M_{t-2}$ $M_{t-1}M_{t-2}^2$ M_{t-2}^3
Adaptado	PIB^2 $PIB * Tx\text{Câmbio}$ $PIB * CAPPRODUTIVA$ $TxC\text{âmbio}^2$ $TxC\text{âmbio} * CAPPRODUTIVA$ $CAPPRODUTIVA^2$ PIB^3 $PIB^2 * Tx\text{Câmbio}$ $PIB^2 * CAPPRODUTIVA$ $PIB * Tx\text{Câmbio}^2$ $PIB * Tx\text{Câmbio} * CAPPRODUTIVA$ $PIB * CAPPRODUTIVA^2$ $TxC\text{âmbio}^3$ $TxC\text{âmbio}^2 * CAPPRODUTIVA$ $TxC\text{âmbio} * CAPPRODUTIVA^2$ $CAPPRODUTIVA^3$

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 4.1.3 – Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de material elétrico

Cálculo da Estatística do Teste	Teste Adaptado	Teste Artigo
SQRE – BASE	76654.91	24328.20
SQRE – LIMITADA	16563.22	15930.26
Regressores – j	16	7
Total de elementos	88	86
Número de Explicativas	3	2
Graus de liberdade do numerador	16	7
Graus de liberdade do denominador	68	76
Estatística do teste – F	15.42	5.72
Hipótese nula: coeficientes quadráticos e cúbicos = 0 \Rightarrow presença de linearidade		
Critério de Decisão	Rejeição de H0 a 1%	Rejeição de H0 a 1%

Fonte: Elaborado pelo autor

Verifica-se que, em ambos os testes, não se pode aceitar a hipótese nula de presença de linearidade, considerando, inclusive, níveis de significância inferiores a 1%. Fica, deste modo, justificada a estimação de um modelo não-linear, e conforme já destacado, anteriormente, dadas as vantagens da teoria de redes neurais, será este o modelo a ser estimado no tópico 4.2. Aliado a estes resultados indicativos de não-linearidade observa-se, também, que na presença de uma rede linear contra uma não-linear, a queda significativa do MSE (*mean squared error*) fortalece a caracterização de não-linearidade nas séries de dados analisadas (Tabela 4.1.4).

Tabela 4.1.4 – Resultados das redes lineares contra redes não-lineares

REDES	MSE		
	Importação Total	Bens Intermediários	Material Elétrico
Linear (Standarizado)	0.281689	0.180565	0.307812
Não-Linear 3-3-1	0.02277	0.02343	0.05726
Não-Linear 3-6-1	0.02117	0.02054	0.04724

Fonte: Elaborado pelo autor

Como forma de introduzir o próximo tópico, com os resultados alcançados pelas redes, cabe destacar, a princípio, que a elaboração e estimação de uma rede neural, dada a relativa complexidade da relação existente entre as variáveis, dificulta a utilização de um software padronizado. Para tanto, vários foram os passos para realizar as estimações dos dados, a validação dos mesmos e a análise de sensibilidade. Para a estimação, utilizou-se o software SNNS (*Stuttgart Neural Network Simulator*), juntamente com o sistema operacional LINUX. O algoritmo de treinamento escolhido foi o RProp, que se assemelha ao algoritmo de retropropagação, com a vantagem de reduzir a amplitude de pulso do erro

perante um mínimo local e, assim, alcançar mais rapidamente o mínimo da função⁷⁸, ou seja, ele tem excelentes qualidades em termos de sensibilidade, adaptando-se aos parâmetros de treinamento, à medida que o treinamento decorre.

Para a validação dos dados e a análise da sensibilidade, dadas as características específicas de cada processo, foram utilizados softwares específicos para obtenção dos resultados, intitulados *pattern.cc*, *report.cc*, *plot.cc*, e *cubo.cc*⁷⁹. A validação procurou identificar o número de camadas ocultas associadas com o número de épocas ou ciclos necessários para o treinamento da rede com 88 observações *vis-à-vis* com um processo gerador que incorporasse apenas 90% dos dados em 10 experimentos. Para a análise de sensibilidade, discutida no próximo tópico, tornou-se de extrema relevância a imposição de pequenos choques nas variáveis de entrada, uma vez que isto permitiu dar uma visão acerca do impacto de cada variável de entrada sobre a variável de saída. Ainda dentro da sensibilidade trabalhou-se com a análise de *clusters*, com vistas a agrupar os dados de entrada em grupos com características semelhantes ou homogêneas. O objetivo centrou-se em identificar pontos centrais ou representativos do grupo de entrada que pudessem sofrer os estímulos e, assim, demonstrar a sensibilidade da variável de saída. Vista de uma outra forma, a análise de *cluster* procurou identificar pontos centrais dos grupos onde a rede seria colocada, com vistas a efetuar a análise de sensibilidade. O método utilizado foi o de *K-Means*, onde a idéia básica é relacionar os dados das variáveis de entrada e, assim, formar grupos, onde o ponto central de cada grupo ou *cluster* tenha a menor distância entre os pontos pertencentes ao grupo e a maior distância entre os pontos centrais pertencentes aos outros *clusters*.

4.2 RNA e a estimação da demanda de importações brasileiras

Para realizar as estimações das equações de demanda de importações brasileiras, foram estimadas várias versões de redes multi-nível, a fim de partir de um modelo geral para alcançar um modelo específico e consistente com o comportamento dos dados das séries. Essencialmente, a distinção entre as redes estava no número de camadas e no número de neurônios da(s) camada(s) oculta(s). A função de ativação escolhida foi a

⁷⁸ Na verdade, o RPROP assemelha-se ao *momentum* do BACKPROP que procura amenizar os desvios ocorridos por parte dos dados durante a procura dos mínimos locais.

⁷⁹ Os dados e os programas desenvolvidos para realizar as estimações para a demanda por importações estão no disquete, que está anexado a esta tese.

sigmóide, em função do melhor ajustamento dos resultados obtidos⁸⁰. Segundo Cechin (1998), esta função de ativação, conhecida também como S-shape apresenta-se de diversos modelos. Uma das funções sigmoidais mais importantes e utilizada neste trabalho é a tangente hiperbólica ($\tanh(x)$).

Um outro ponto que merece destaque é o pré-processamento dos dados. Dentre os vários métodos de pré-processamento dos dados optou-se pela padronização dos mesmos. Segundo Diaz e Araújo (1998), “algum tipo de transformação dos dados é inevitável quando as entradas apresentam ordens de grandeza discrepantes. Se não houvesse uma transformação, os efeitos numéricos gerados pelos valores maiores iriam polarizar a rede, “apagando” totalmente os valores pequenos”. Dentre as várias formas de transformação e padronização dos dados que não eliminam a variação relativa do instante t para o instante $t+1$ da série tem-se a normalização pelo desvio padrão da série.

Assim, a partir das entradas da rede no instante t , dadas por $x_t^1, x_t^2, x_t^3, x_t^4$ ($x_t^4 = 1, \forall t$) faz-se uma padronização dos dados. A fórmula para isto é dada por: $X_t^i = (x_t^i - \mu) / \sigma$ para $i = 1, 2, 3$ e $X_t^4 = 1$ para qualquer t , sendo X_t^i igual a entrada padronizada pelo desvio padrão e X_t^4 representando a constante ou o *bias* que dispara o sinal 1 para a camada intermediária e de saída.

Deve-se mencionar, também, que o treinamento da rede incorporou o processo de validação, onde não foram utilizadas todas as observações da amostra para determinar o melhor modelo. Embora o objetivo deste artigo não seja realizar previsões sobre valores futuros da variável de saída, nota-se de extrema relevância a utilização da validação⁸¹, com vistas a identificar o número de épocas adequado no processo de treinamento que forneça uma boa capacidade de generalização da rede.

A validação foi feita da seguinte forma. Após a padronização dos dados rodou-se o *pattern.cc*. Através dele fez-se 10 extrações com 8 *patterns* (três entradas mais uma saída de dados), a fim de serem utilizados para a validação da rede. Os outros 80 *patterns* foram

⁸⁰ Cabe observar que em todas as especificações e iniciações da rede os pesos sinápticos foram gerados aleatoriamente.

⁸¹ O processo de validação visa impedir que a rede “decore os dados” e com isto perca capacidade de generalização. Não utilizar a validação seria o mesmo que gerar uma superparametrização (*over-fitting*) em um modelo econométrico.

utilizados para o treinamento. Em seguida rodou-se o programa *report.cc* que treinou, para cada topologia, 10 redes verificando o erro quadrático médio ou *mean squared error* (MSE) de validação, época a época ou ciclo a ciclo. Estes passos serviram para verificar a rede com maior número de épocas. Durante o processo de treinamento, a rede com menor MSE foi salva, juntamente com o seu número de ciclos (época). Após as 10 redes terem sido treinadas, verificou-se a rede com maior número de épocas. Por fim, utilizando a rede inicial padrão, treinou-se os 88 *patterns*, com o maior número de épocas escolhido, alcançando-se os resultados que são apresentados na tabela 4.2.1, 4.2.2 e 4.2.3 para as séries de importação total, de bens intermediários e de material elétrico, respectivamente.

Como critério para a seleção do modelo mais adequado utilizou-se a minimização de uma função erro, expressa por:

$$\text{MSE} = \sum_{i=1}^T (y_i - y_i^*)^2,$$

onde y_i representa o valor observado da variável explicada e y_i^* o valor gerado pela rede.

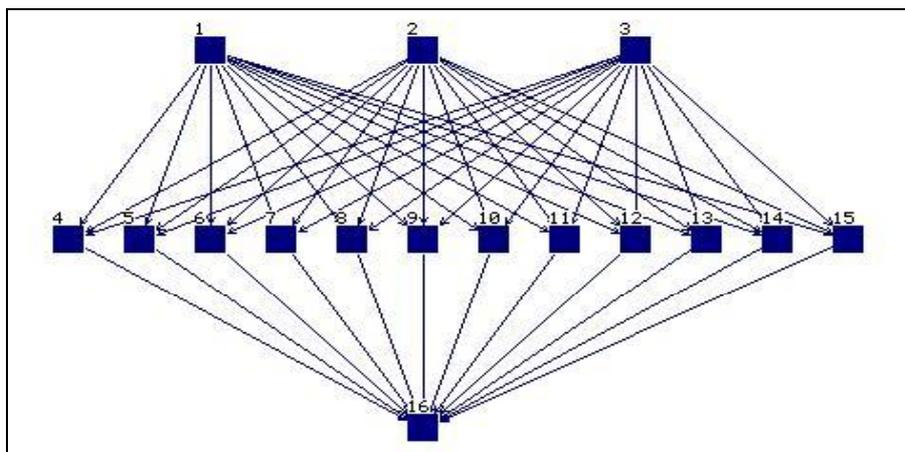
Após a validação com a identificação do número de épocas, os melhores modelos foram: Importação Total 3-12-1, Bens Intermediários 3-3-1 e Material Elétrico 3-6-1. Nas tabelas 4.2.1, 4.2.2 e 4.2.3 e figuras 4.2.1, 4.2.2 e 4.2.3 são mostradas as matrizes de pesos das redes escolhidas, juntamente com sua topologia de rede.

Tabela 4.2.1 – Matriz de pesos da importação total

Da camada de entrada –input – para a camada oculta							
Pib	Cap. Produtiva	Tx de Cambio	Bias				
0.61734	-1.19928	0.36637	-3.71598	Da camada de input para o neur. 1 da camada 2			
-0.53985	0.06437	0.95846	1.23768	Da camada de input para o neur. 2 da camada 2			
-0.07809	0.97577	-0.29991	-1.04948	Da camada de input para o neur. 3 da camada 2			
2.69194	-0.23458	-0.61937	-1.04438	Da camada de input para o neur. 4 da camada 2			
0.21278	0.98115	-0.62599	-0.26011	Da camada de input para o neur. 5 da camada 2			
0.58482	-0.08258	-0.78495	0.54335	Da camada de input para o neur. 6 da camada 2			
0.65473	-0.40048	0.63210	-0.16378	Da camada de input para o neur. 7 da camada 2			
0.76366	1.70425	0.92461	2.24112	Da camada de input para o neur. 8 da camada 2			
0.07300	0.07344	0.89034	-0.76973	Da camada de input para o neur. 9 da camada 2			
0.25041	0.55801	0.38973	-0.09560	Da camada de input para o neur. 10 da camada 2			
0.60966	-0.00672	0.31286	0.31617	Da camada de input para o neur. 11 da camada 2			
-0.51561	0.55821	0.64273	0.08638	Da camada de input para o neur. 12 da camada 2			
Da camada oculta para a camada de saída							
-0.32142	0.99327	-0.60910	0.62789	0.34879	0.85303	0.18533	Da camada oculta para o neurônio de saída
-0.62689	-0.13334	-0.70460	0.76512	0.57591	-0.76343	(bias)	

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.2.1 – Topologia de rede utilizada para importação total



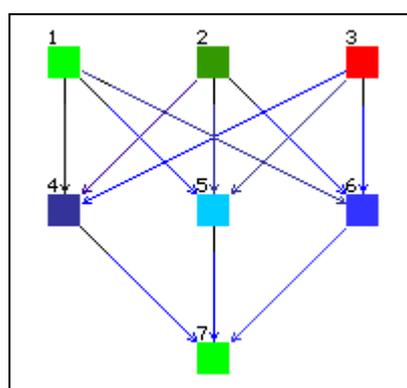
Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 4.2.2 – Matriz de pesos dos bens intermediários

Da camada de entrada –input – para a camada oculta				
Pib	Cap. Produtiva	Tx De Cambio	Bias	
0.10962	-0.70601	0.31922	0.40361	Da camada de input para o neur. 1 da camada 2
-1.07261	0.15612	0.60924	-0.75196	Da camada de input para o neur. 2 da camada 2
-0.39512	0.60967	-1.12782	-0.06311	Da camada de input para o neur. 3 da camada 2
Da camada oculta para a camada de saída				
-0.34207	-1.59650	0.31110	0.95028 (bias)	Da camada oculta para o neurônio de saída

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.2.2 – Topologia de rede utilizada para bens intermediários

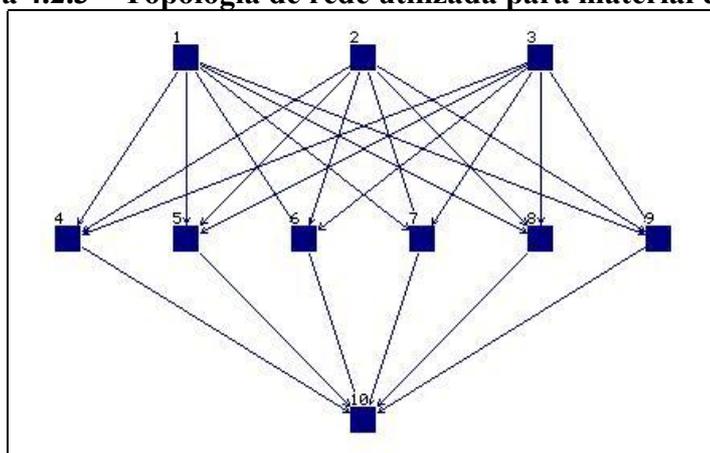


Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 4.2.3 – Matriz de pesos do material elétrico

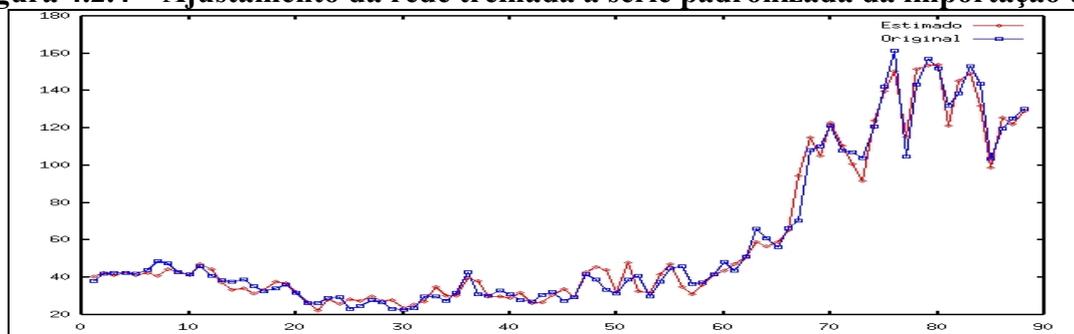
Da camada de entrada –input – para a camada oculta							
Pib	Cap. Produtiva	Tx de Cambio	Bias				
-2.37730	0.14413	0.11304	2.43920	Da camada de input para o neur. 1 da camada 2			
0.69845	2.36555	-0.24848	0.41533	Da camada de input para o neur. 2 da camada 2			
1.38824	-1.09366	-0.96646	-0.11631	Da camada de input para o neur. 3 da camada 2			
5.43581	-61.05274	1.43087	-0.84517	Da camada de input para o neur. 4 da camada 2			
-5.98507	-1.63005	2.01362	0.54675	Da camada de input para o neur. 5 da camada 2			
-0.65420	0.41217	-0.50343	-0.39849	Da camada de input para o neur. 6 da camada 2			
Da camada oculta para a camada de saída							
-1.5578	0.3368	0.1569	0.1975	0.2036	0.2250	0.2082 (bias)	Da camada oculta para o neur. de saída

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.2.3 – Topologia de rede utilizada para material elétrico

Fonte: Elaborado pelo autor

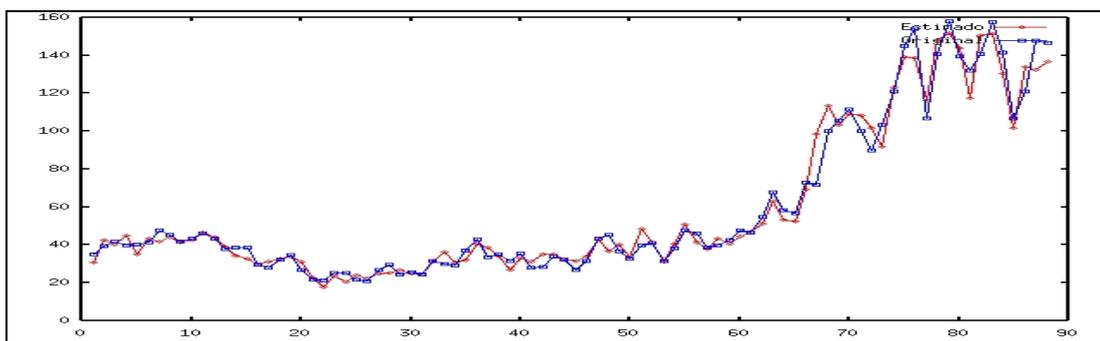
Na figura 4.2.4 é possível verificar o ajustamento da rede treinada à série padronizada da importação total. O mesmo é visualizado na figura 4.2.5 para a série padronizada da importação de bens intermediários. Já na figura 4.2.6 está a série de material elétrico que apresentou menor ajuste em comparação com as duas anteriores⁸².

Figura 4.2.4 – Ajustamento da rede treinada à série padronizada da importação total

Fonte: Elaborado pelo autor

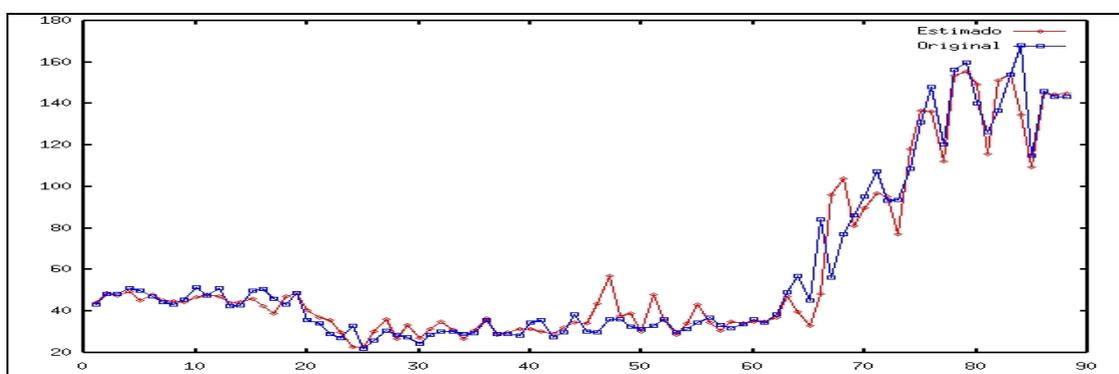
⁸² Para os resultados alcançados foram também realizados testes de erros de especificação, os quais não indicaram, para um nível de significância de 5%, a presença de não normalidade dos resíduos, heterocedasticidade e autocorrelação serial.

Figura 4.2.5 - Ajustamento da rede treinada à série padronizada de bens intermediários



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.2.6 - Ajustamento da rede treinada à série padronizada de material elétrico



Fonte: Elaborado pelo autor

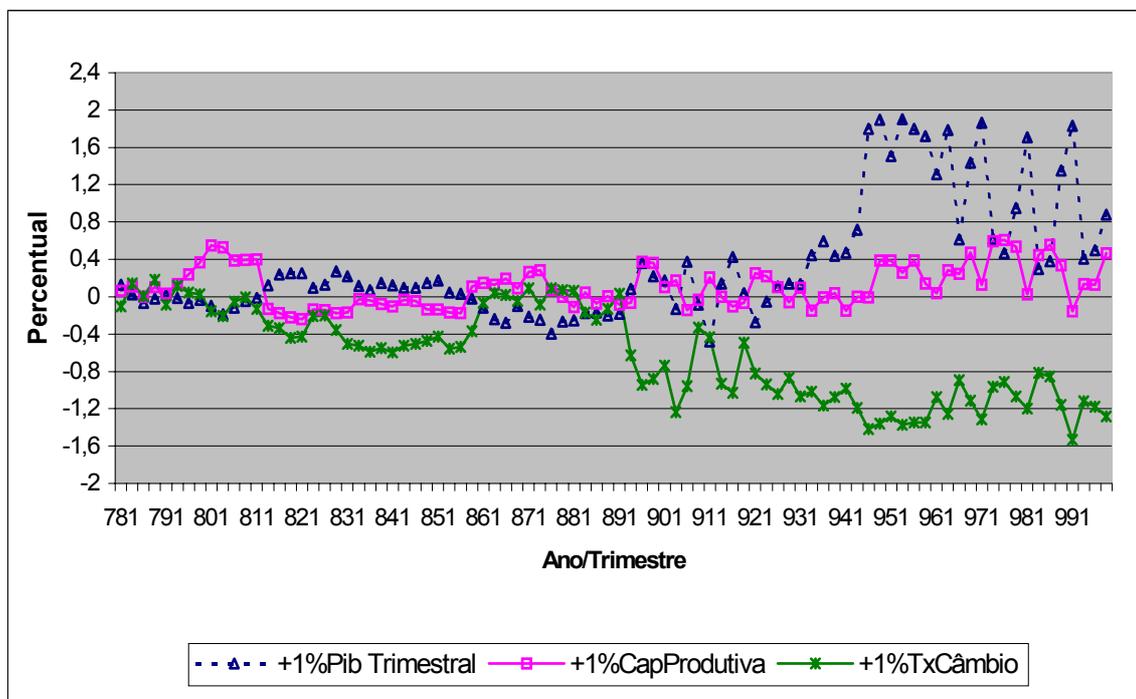
Dada a complexidade de relações existentes em uma rede neural artificial, os pesos gerados pela rede não podem ser interpretados diretamente como sinalizadores do impacto e grau de importância das variáveis de entrada sobre a variável de saída. Isto porque os pesos representam estímulos e não um conceito de derivada parcial da variável explicada em relação às explicativas⁸³. Uma opção válida, no entanto, é a análise de sensibilidade que, conforme discutida anteriormente, implica verificar o efeito sobre os resultados da saída da rede, decorrentes de variações de 1% em cada uma das variáveis de entrada.

Em relação aos resultados da análise de sensibilidade, vale ressaltar que a influência de alterações no nível de renda, utilização da capacidade produtiva e taxa de câmbio ocorre de maneira diferenciada e em momentos distintos ao longo do período

⁸³ Para se fazer esta análise seria necessário conhecer e montar a função que relaciona as variáveis explicativas e a explicada. Dado a complexidade de relações existentes em uma rede neural artificial, isto se torna extremamente difícil.

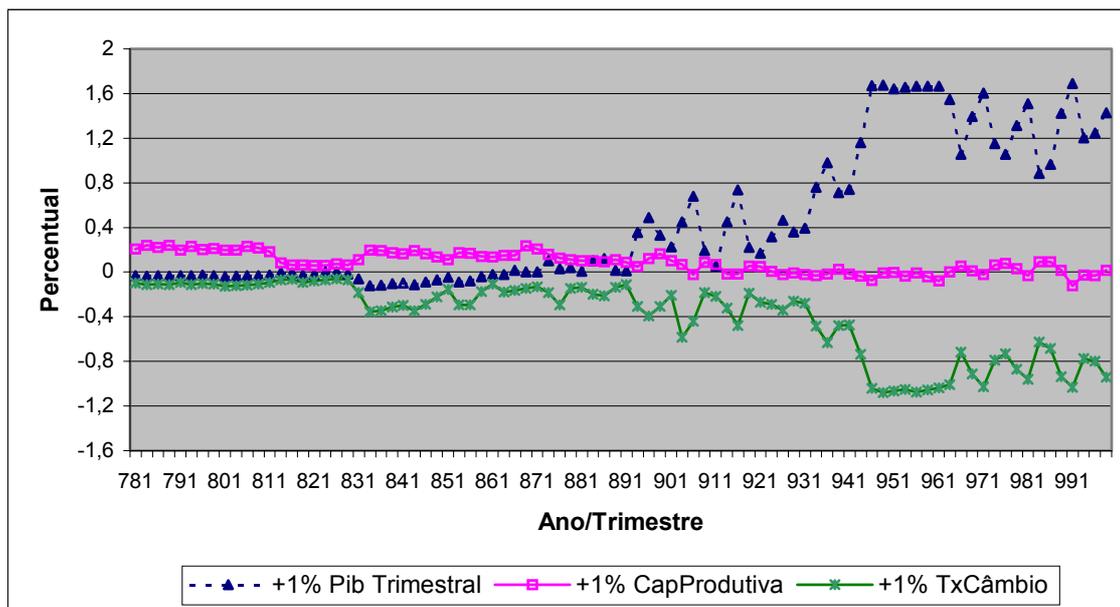
analisado. Isto pode ser melhor visualizado nas figuras 4.2.7, 4.2.8 e 4.2.9 que mostram uma visão clara acerca da magnitude e importância dos referidos impactos.

Figura 4.2.7 - Sensibilidade da importação total a acréscimos de 1% em cada entrada



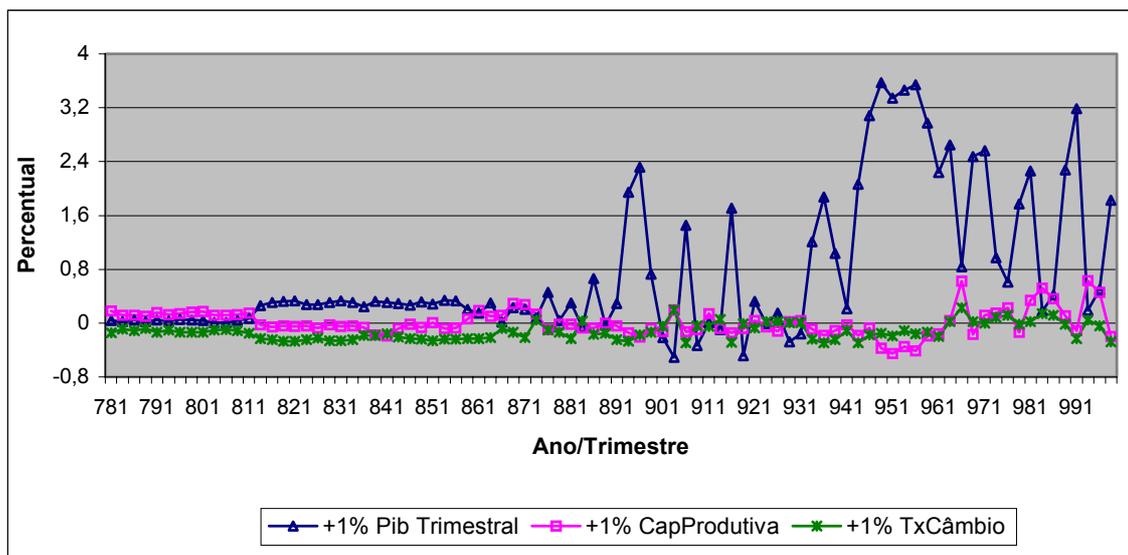
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.2.8 - Sensibilidade dos bens intermediários a acréscimos de 1% em cada entrada



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.2.9 - Sensibilidade do material elétrico a acréscimos de 1% em cada entrada



Fonte: Elaborado pelo autor

4.3 Resultados da análise de sensibilidade

Para se fazer uma análise mais detalhada dos resultados optou-se por dividir o período de análise em três sub-períodos de maior relevância: do primeiro trimestre de 1978 ao quarto trimestre de 1989, do primeiro trimestre de 1990 ao segundo trimestre de 1994 e, finalmente, do terceiro trimestre de 1994 ao quarto trimestre de 1999⁸⁴. A escolha destes sub-períodos pode ser visualizada pela representação gráfica apresentada anteriormente que indica as mudanças estruturais ocorridas mais fortemente, ao longo do período 1978.1 a 1999.4.

Como pode ser percebido para as três séries de entrada, o impacto destas sobre as séries de importações, apresentadas no primeiro período, é muito reduzido. Basicamente para o período de 1978.1 até 1989.3 não parece haver uma importância elevada das séries do PIB, da utilização da capacidade produtiva e da taxa de câmbio. Com relação à importação total e aos bens intermediários, as duas variáveis que demonstram um maior poder explicativo são a utilização de capacidade produtiva e a taxa de câmbio, enquanto o PIB, ao longo deste período, basicamente não tem uma influência considerável sobre estas

⁸⁴ Com vistas a proporcionar um comparativo com os resultados de outros trabalhos será feito um cálculo do impacto médio das sensibilidades dos dados de entrada para os períodos analisados, e mais adiante um impacto individual de um ponto representativo dos dados, em cada período, através de uma análise de clusters.

duas séries de saída. A exceção ocorre para a série de material elétrico onde, a partir do segundo trimestre de 1981, o PIB acentua-se, discretamente, como variável de maior relevância frente às outras duas de entrada na explicação do comportamento das importações de material elétrico. No segundo período verifica-se uma mudança qualitativa relevante nas variáveis PIB e taxa de câmbio, seguida da utilização de capacidade com um menor poder explicativo, sobretudo para a série de bens intermediários⁸⁵. A característica principal deste período é o processo de abertura econômica iniciado em 1989, antecedendo o governo Collor, dando uma maior liberdade de influência das variáveis de entrada sobre as importações brasileiras.

Por fim, o último sub-período destaca-se como o de maior relevância na resposta das séries de importações às variáveis de entrada. Tanto para o PIB, quanto para a taxa de câmbio, a sensibilidade é extremamente elevada, comparativamente com os outros dois sub-períodos. A exceção, mais uma vez, está na série de material elétrico, onde a taxa de câmbio não demonstra ser uma variável importante⁸⁶. Já a utilização de capacidade, apresenta-se como entrada irrelevante, sobretudo para a série de bens intermediários e material elétrico. Um efeito mais positivo é encontrado na série de importações totais com um patamar médio de 0,29%; no entanto, ainda aquém do aumento alcançado pelas outras entradas. Neste período, a concretização do processo de abertura econômica, como bem salienta Azevedo e Portugal (1998), surge como dinamizadora do aumento de compras no exterior, seja via aumento da renda, seja via mecanismo cambial.

Analisando individualmente cada uma das entradas e suas influências têm-se algumas observações interessantes. Em relação ao PIB, sem dúvida alguma, o seu poder de influência pode ser dividido em dois sub-períodos: um anterior ao período de 1989.4 e outro a partir de 1990, com o início do processo de abertura econômica. Separadamente, em relação aos resultados obtidos para as três séries de importações até o início da década de 80, o PIB tem um impacto próximo a zero. Esta falta de relevância irá permanecer ao

⁸⁵ Os impactos negativos, ou seja contrários ao esperado, das variáveis de entrada sobre a de saída para as duas séries de importações não se mostram relevantes, dada a sua pequena magnitude.

⁸⁶ Na verdade, a possível explicação para a menor relevância da série de material elétrico ao longo de todos os passos do processo de estimação é a incorporação do índice de preços do próprio setor de material elétrico e não o IGP-DI, como foi feito para as outras duas séries de importações no cálculo da taxa de câmbio real. Este índice de preço interno do setor, analisado comparativamente, apresentou valores bem abaixo dos outros índices, o que elevou consideravelmente o patamar da taxa de câmbio real e distorceu o processo de estimação. Inclusive, como pode ser observado na análise de sensibilidade dado a dado e em clusters, atingiu-se valores positivos no ano de 1999, o que contradiz a teoria que relaciona inversamente importações e taxa de câmbio.

longo dos anos subsequentes, inclusive com alguns impactos negativos, mas não relevantes, ao longo do período anterior a 1989.3. A explicação para isto reside, como bem destacam Portugal (1992), Ferreira (1994), Azevedo e Portugal (1998) e Resende (2000), nos inúmeros instrumentos tarifários, não tarifários e controle, via licença de importações, que restringiam o acesso aos produtos importados. Com isto, o crescimento da renda doméstica era direcionado para o mercado interno, tendo pouco efeito sobre a compra de bens produzidos no exterior.

No entanto, a partir do terceiro trimestre de 1989, com a continuidade do processo de redução do grau de intervencionismo do regime comercial, iniciado timidamente em 1988, elevou-se significativamente a parcela da renda destinada a compras externas. Isto se dá, segundo Azevedo e Portugal (1998), via, sobretudo, dispensa do cumprimento de prazos mínimos para pagamentos de financiamentos para as importações de bens de capital e intermediários destinados às indústrias de máquinas, produtos têxteis e de confecções. Neste período, as importações atingiram um patamar de 4,48% do PIB⁸⁷. Portanto, a partir de 1990, os resultados demonstram que, com a intensificação do processo de liberalização comercial iniciado ainda em 1988, ocorre uma mudança estrutural no impacto da variável PIB sobre as importações. Esta elevação da elasticidade-renda mantém-se, na média, em torno de 0,18%, 0,49% e 0,45% para as séries de importação total, bens intermediários e material elétrico, respectivamente. Para o terceiro sub-período sugerido na análise, ou seja, 1994.3 a 1999.4 fica nítida a supremacia do PIB como dinamizadora da demanda de importações brasileiras, frente à intensificação e consolidação do processo de abertura econômica. Os patamares de resposta a estímulos de 1%, atingidos pelas redes neurais, situaram-se, na média, em torno de 1,23%, 1,41% e 2,04% para as séries de importações totais, bens intermediários e material elétrico, respectivamente. Isto corrobora com os resultados alcançados pelos outros autores, e apresentados no capítulo um, que identificam o PIB como variável de extrema relevância no período posterior ao início do plano real. Destaque deve ser dado para Azevedo e Portugal (1998) e Resende (2000) que alcançaram coeficientes de 2,106 e 3,31 para importações totais e 3,47 (Resende 2000) para bens intermediários, respectivamente.

⁸⁷ Ou seja, o desempenho das importações, durante esta primeira fase do processo de liberalização comercial, está extremamente relacionado com o início da flexibilização das restrições comerciais e com o desempenho macroeconômico verificado no período.

Importância semelhante foi alcançada pelas séries de taxas de câmbio estendida para toda a amostra. Especificamente, do primeiro trimestre de 1978 ao terceiro trimestre de 1989, a taxa de câmbio mostrou-se relevante e coerente com os sinais tradicionalmente apresentados pelos modelos teóricos. Embora não sejam tão expressivos, estes resultados sinalizam o que vai se tornar visível, sobretudo na década de 90: uma evolução contínua e crescente desta variável em estimular o aumento das importações brasileiras. O valor da elasticidade-preço eleva-se, portanto, para as séries de importações totais e de bens intermediários e reduz-se para a série de material elétrico, aproximando-se de $-1,3\%$, $-1,0\%$ e $-0,3\%$ no final do período amostral⁸⁸. De maneira geral, o patamar médio situou-se em torno de $-1,2\%$, $-0,9\%$ e $-0,04\%$ ao longo do período pós-plano real. Com relação ao material elétrico, observa-se que não somente no final do período, mas ao longo de toda a amostra ocorre uma estacionariedade do impacto da taxa de câmbio.

Por fim, a utilização de capacidade produtiva mostrou-se de pouca importância na explicação do comportamento das importações com patamares que, no máximo, atingiram $0,6\%$, $0,3\%$ e $0,6\%$ para as séries de importações totais, de bens intermediários e de material elétrico.⁸⁹ Com relação ao primeiro sub-período não é possível identificar um padrão de importância contínua desta variável, dada suas oscilações frequentes e seus valores muito baixos para as importações totais e de material elétrico. Os resultados mais expressivos encontram-se nos bens intermediários, com todos os sinais de acordo com o esperado e com um valor médio de $0,2\%$. Já para os outros dois sub-períodos compreendendo, sobretudo, o período do plano Collor e Real, a pouca relevância desta variável persiste, sendo praticamente zero para a série de bens intermediários e de material elétrico até o ano de 1996. A maior capacidade de resposta só acentua-se a partir de 1995 e 1996 para as séries de importações totais e de material elétrico; no entanto, ainda com patamares ínfimos que se situam em torno de $0,3\%$ e $0,2\%$.

Em parte, estes resultados gerais da utilização de capacidade produtiva podem ser explicados pelas distintas orientações da política de importações seguidas nos anos 80 e 90.

⁸⁸ Resultados semelhantes são alcançados pelos autores citados, com destaque para Azevedo e Portugal (1998) e Resende (2000) que encontraram elasticidades-preço de longo prazo de $-0,58\%$ e $-1,39\%$ para as importações totais, respectivamente.

⁸⁹ Na verdade a série de utilização capacidade produtiva mostrou-se diferenciada diante dos resultados alcançados pelos outros autores, com exceção de Resende (2000). De maneira geral, tem-se identificado a utilização de capacidade como principal variável explicativa do comportamento das importações brasileiras, a qual, neste trabalho, demonstrou-se relevante apenas para o primeiro sub-período (1978.1 a 1989.3) da série de bens intermediários e terceiro sub-período (1994.3 a 1999.4) da série de importações totais.

Durante os anos 80, segundo Azevedo e Portugal (1998), face ao momento recessivo da indústria nacional, as políticas de restrições não tarifárias, a preocupação com o aspecto de controle inflacionário e ao próprio volume de bens importados da economia brasileira, observou-se uma certa estagnação do comportamento da utilização de capacidade em estimular as importações, inclusive com momentos de impactos negativos como os percebidos na série de importações totais no período de 1981 a 1986. Com a eliminação das restrições não-tarifárias, a partir de 1989, aumenta o poder explicativo das outras variáveis e a utilização de capacidade, sobretudo para a série de bens intermediários, passa a ter uma influência praticamente nula. Somente a partir de 1995, para a série de importações totais, e 1996, para a série de material elétrico, começa a acontecer uma nova e pequena escalada da utilização de capacidade, possivelmente explicada pela nova fase de flexibilização da política de importações do Plano Real.

Uma outra explicação reside nas séries analisadas que são novas e, portanto, diferentes dos períodos até então analisados⁹⁰; e, também, no aspecto não-linear trabalhado pelas redes neurais⁹¹.

Uma última explicação estaria no tipo de dado analisado. Dada a padronização dos dados, retira-se qualquer disparidade de amplitude dos dados ao longo da amostra. Isto difere dos outros estudos que, tendo alcançado resultados satisfatórios e coerentes, apresentam-se com diferenças nos seus desvios padrões, perdendo, portanto, um certo grau de comparação.

Como forma de visualizar melhor os resultados das elasticidades médias alcançadas para cada período mais relevante e para as séries de importações brasileiras apresenta-se, a seguir, as tabelas 4.3.1, 4.3.2 e 4.3.3.

⁹⁰ Nota-se que, em estudos como o de Azevedo e Portugal (1998), as estimativas alcançadas para as importações totais não consideraram petróleo e trigo no somatório do quantum, procedimento que diverge do adotado neste trabalho. Paralelamente a isto, Resende (2000), com a inclusão destas duas variáveis em sua série obteve, semelhantemente a este trabalho, coeficientes próximos a zero para a variável utilização de capacidade produtiva.

⁹¹ Isto porque, como pode ser percebido ao longo de todo o período da série de utilização de capacidade, não existem variações muito relevantes, o que faz com que esta série, comparativamente às outras, possa ser analisada de forma linear.

Tabela 4.3.1 – Elasticidades médias da série de importação total, alcançadas para os períodos 1978.1/1989.3, 1989.4/1994.2 e 1994.3/1999.4.

Importação Total	Elasticidades Médias		
	1978.1 a 1989.3	1989.4 a 1994.2	1994.3 a 1999.4
PIB	-0.006097	0.179801	1.227445
Capacidade Produtiva	0.050331	0.04423	0.290725
Taxa de Câmbio	-0.225738	-0.90537	-1.175467

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 4.3.2 – Elasticidades médias da série de bens intermediários, alcançadas para os períodos 1978.1/1989.3, 1989.4/1994.2 e 1994.3/1999.4.

Bens Intermediários	Elasticidades Médias		
	1978.1 a 1989.3	1989.4 a 1994.2	1994.3 a 1999.4
PIB	-0.00546	0.49522	1.41413
Capacidade Produtiva	0.15147	0.02308	-0.0006
Taxa de Câmbio	-0.17100	-0.37772	-0.91990

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 4.3.3 – Elasticidades médias da série de material elétrico, alcançadas para os períodos 1978.1/1989.3, 1989.4/1994.2 e 1994.3/1999.4.

Material Elétrico	Elasticidades Médias		
	1978.1 a 1989.3	1989.4 a 1994.2	1994.3 a 1999.4
PIB	0.27659	0.45711	2.04055
Capacidade Produtiva	0.02389	-0.05690	0.04257
Taxa de Câmbio	-0.17534	-0.09517	-0.04113

Fonte: Elaborado pelo autor

4.4 Análise de clusters

Conforme descrito anteriormente, a análise de cluster é um procedimento multivariado para detectar grupos nos dados. Através da clusterização dos dados pode-se classificar um conjunto de objetos dentro de grupos ou categorias⁹². Dentre os diversos métodos, utilizados para isto, destaca-se o clássico método de *K-Means*. Este método consiste em usar os valores dos primeiros n casos em um arquivo de dados, como estimativas temporárias das médias dos k clusters, onde k é o número de clusters especificado pelo usuário⁹³. Assim, o centro do cluster inicial é formado para cada caso em torno dos dados mais próximos e, então, comparados com os pontos mais distantes e os

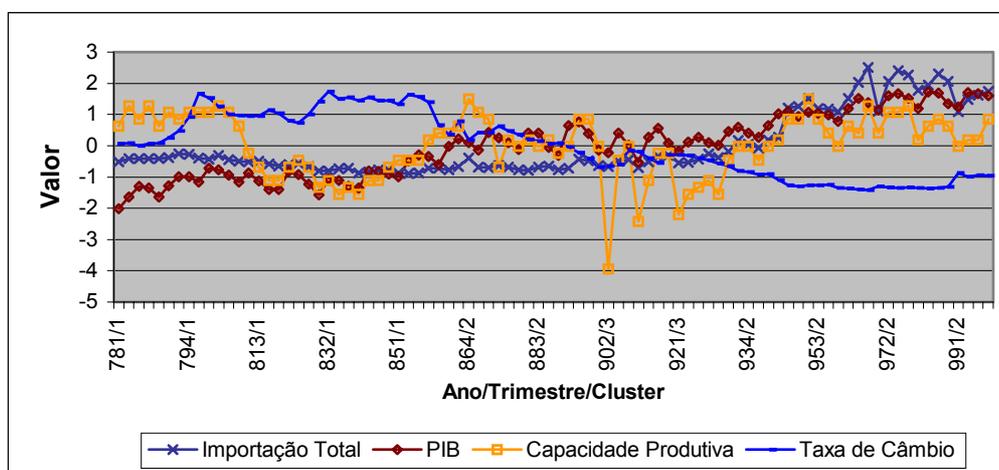
⁹² Entre outros benefícios, a clusterização dos dados é uma boa técnica para ser usada na exploração de uma amostra em que você suspeita não existir homogeneidade.

⁹³ Apesar das inúmeras técnicas que procuram selecionar o número de *clusters* ótimos para os valores de entrada da rede neural destaca-se, ainda, como agente fundamental de decisão, o conhecimento do pesquisador com relação a mudança no padrão dos dados, ocorrida ao longo da amostra.

outros clusters formados. A partir daí, dentro de um processo de atualização contínua e de um processo iterativo, encontram-se os centros dos clusters finais.

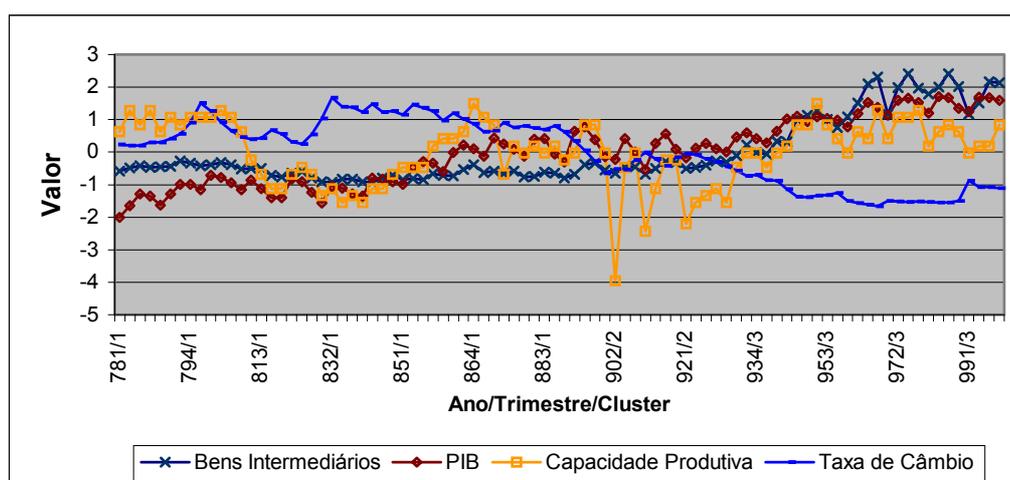
Em face da imposição do número de clusters pelo pesquisador, aliado ao conhecimento do período analisado e o comportamento das variáveis de entrada e saída, o número de clusters que melhor representou o período amostral da série de importações foi três. A divisão dos grupos para as três séries de importações pode ser visualizada nas figuras 4.4.1, 4.4.2 e 4.4.3.

Figura 4.4.1 – Formação de clusters para importação total



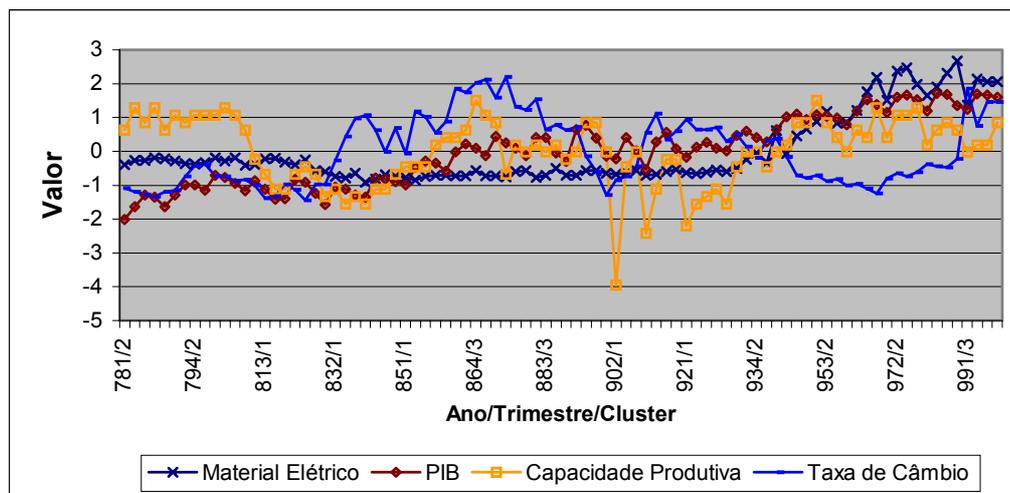
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.4.2 – Formação de clusters para bens intermediários



Fonte: Elaborado pelo autor

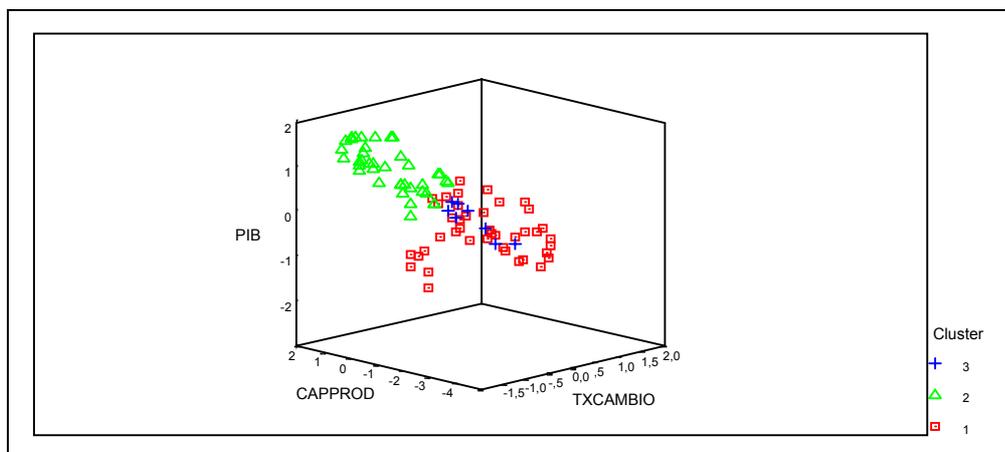
Figura 4.4.3 – Formação de clusters para material elétrico



Fonte: Elaborado pelo autor

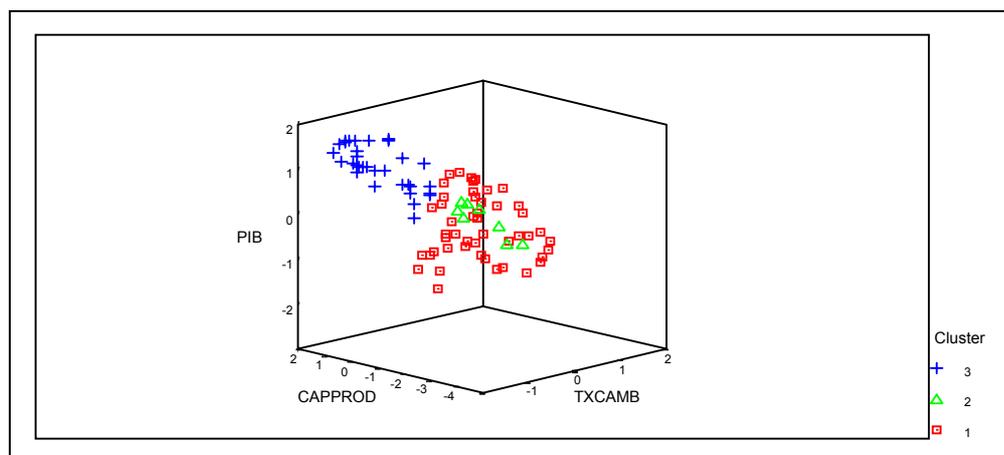
Estes dados, também, podem ser vistos dentro de um cubo, dado pelas 3 variáveis de entrada, onde, comparativamente com as figuras 4.4.1, 4.4.2 e 4.4.3, fica visível, dentro da economia brasileira, a mudança de comportamento das importações no período que antecede o governo Collor e que advém do Plano Real. De maneira geral, visualizado no cubo, fica perceptível uma mudança qualitativa mais forte dos dados do padrão 1 para o 2 na série de importação total (figura 4.4.4) e do padrão 1 para o padrão 3 na série de bens intermediários (figura 4.4.5) e uma alternância de padrões na série de material elétrico (figura 4.4.6), difícil de ser identificada imediatamente.

Figura 4.4.4 - Cubo das entradas de importação total associado ao número de clusters



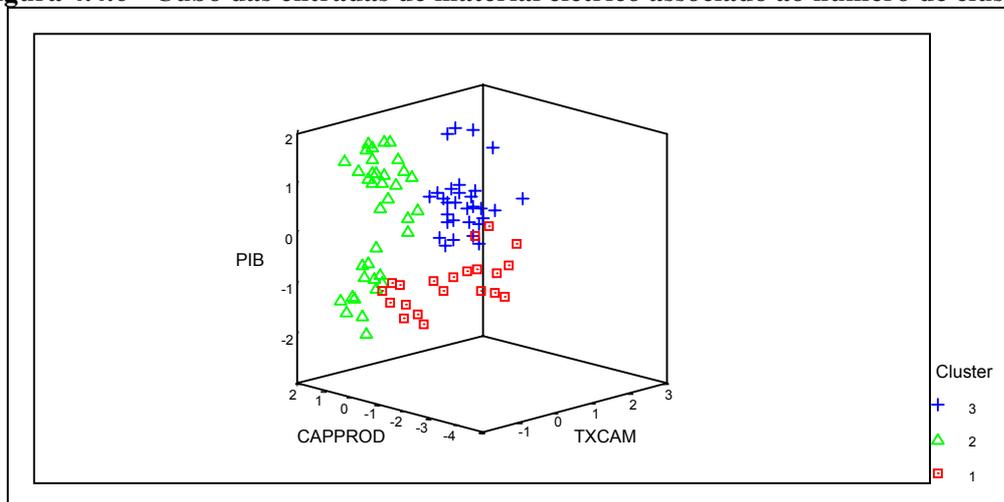
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.4.5 - Cubo das entradas de bens intermediários associado ao número de clusters



Fonte: Elaborado pelo autor

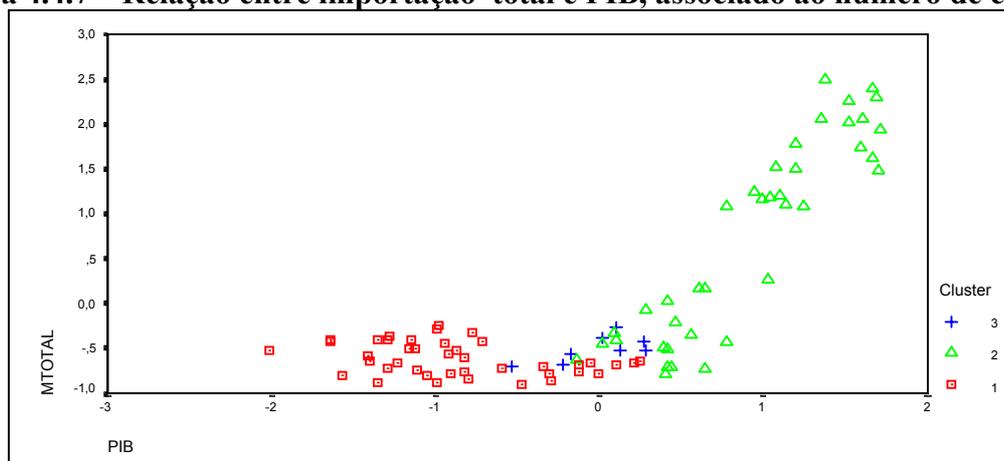
Figura 4.4.6 - Cubo das entradas de material elétrico associado ao número de clusters



Fonte: Elaborado pelo autor

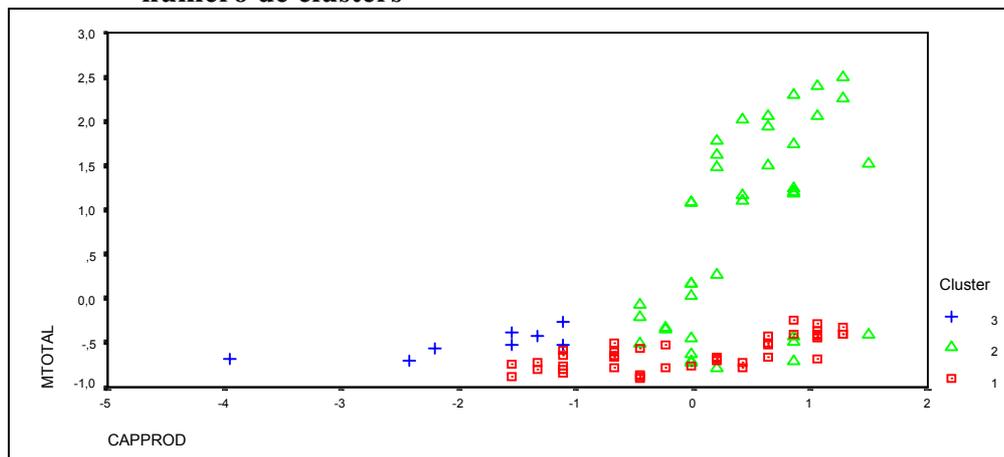
Dois a dois, os resultados apresentados nas figuras 4.4.7 a 4.4.15 corroboram com as afirmações feitas. Para o PIB, conforme pode ser visto nas figuras 4.4.7, 4.4.10 e 4.4.13, torna-se visível a importância da inclinação desta variável, frente às séries de importações totais, bens intermediários e material elétrico para a década de 90. Quanto à taxa de câmbio, mostrada nas figuras 4.4.9, 4.4.12 e 4.4.15, esta, também, mostra-se relevante em quase toda a amostra, com inclinação mais relevante no período final da amostra que representa a década de 90. A exceção ocorre para a série de material elétrico apresentada na figura 4.4.15, onde percebe-se uma baixa inclinação negativa da taxa de câmbio e uma dispersão elevada dos dados, frente a importação de material elétrico. Por fim, a utilização da capacidade produtiva, também com baixa inclinação, mostrou-se pouco relevante.

Figura 4.4.7 – Relação entre importação total e PIB, associado ao número de clusters



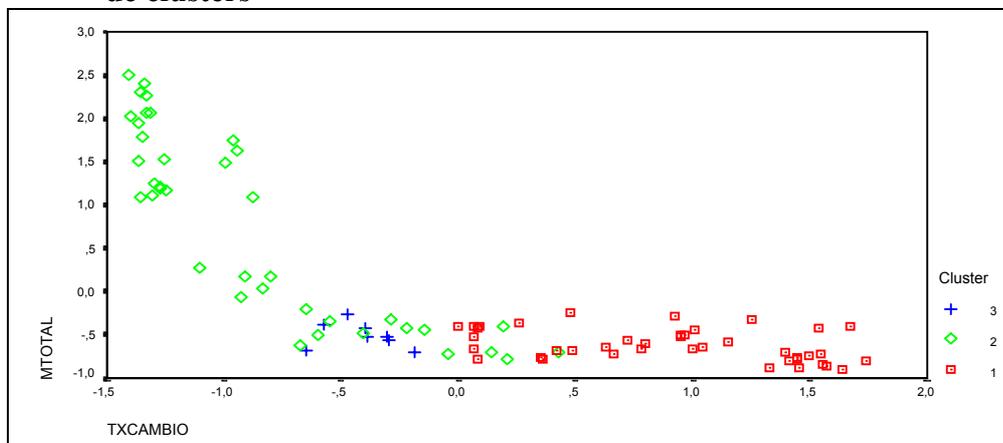
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.4.8 – Relação entre importação total e capacidade produtiva, associado ao número de clusters



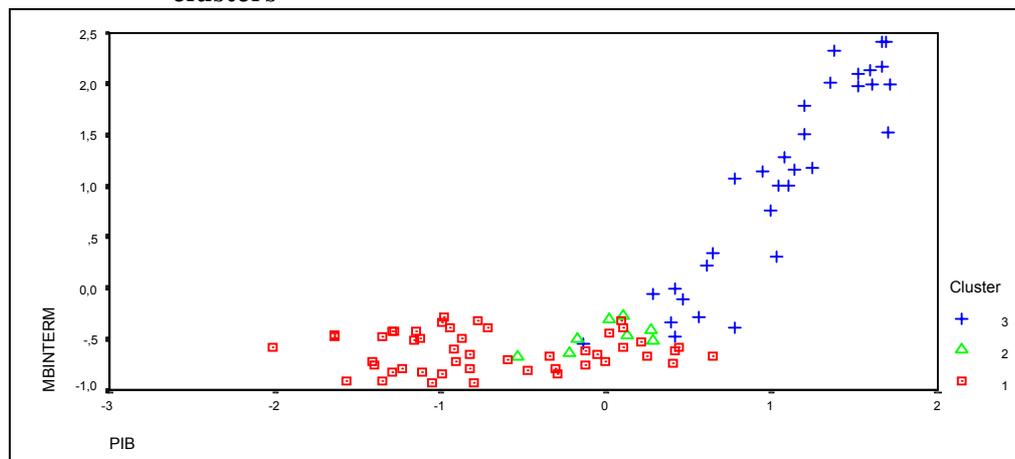
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.4.9 – Relação entre importação total e taxa de câmbio, associado ao número de clusters



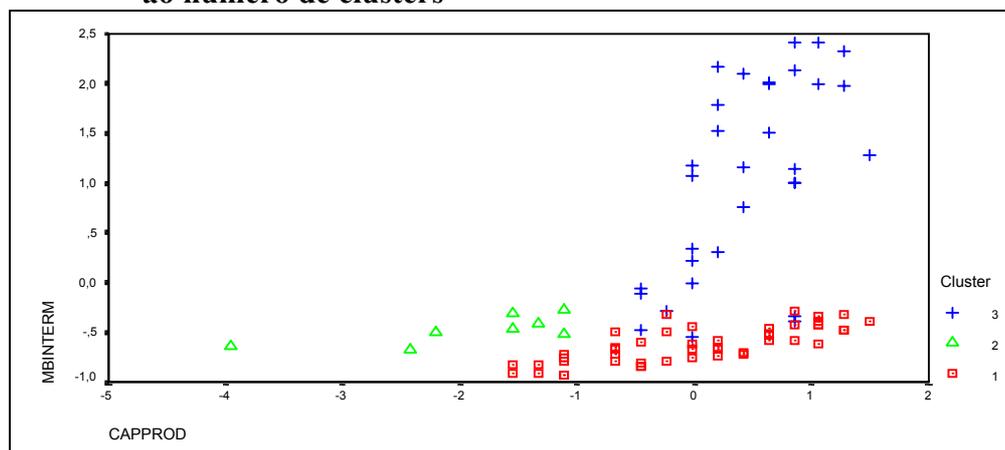
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.4.10 – Relação entre bens intermediários e PIB, associado ao número de clusters



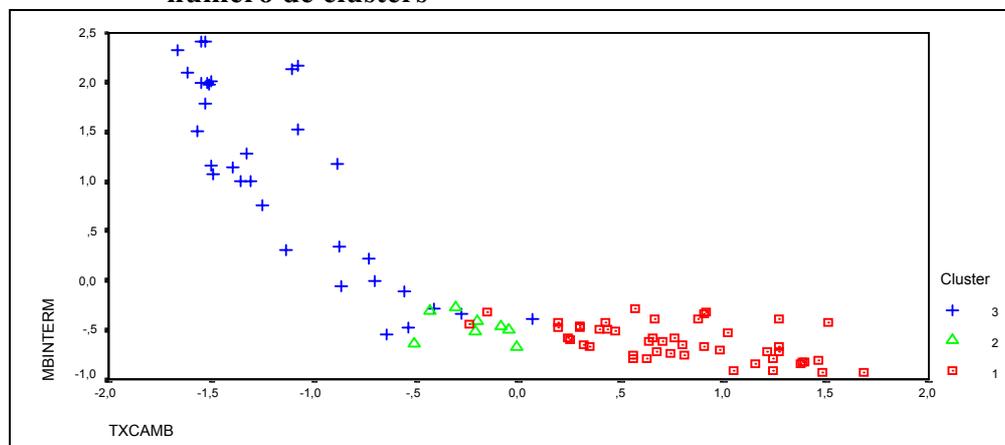
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.4.11 – Relação entre bens intermediários e capacidade produtiva, associado ao número de clusters



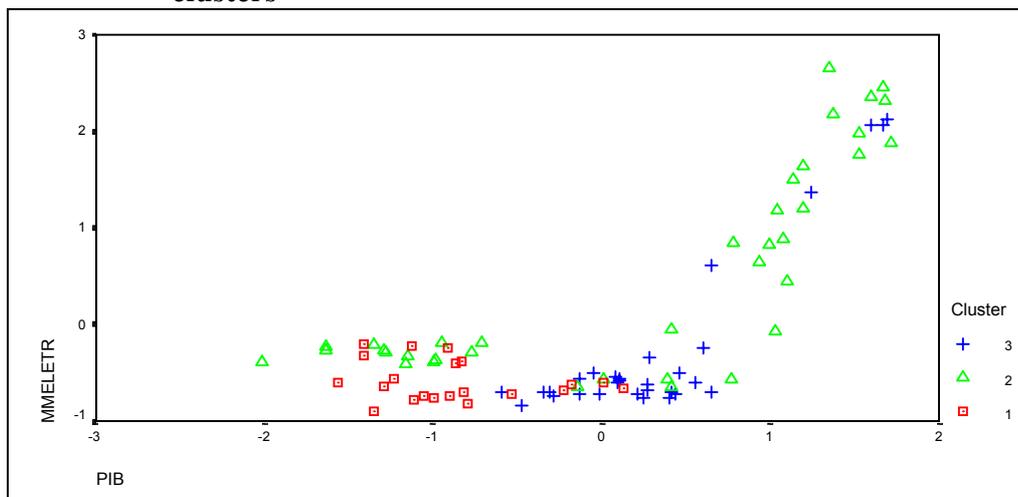
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.4.12 – Relação entre bens intermediários e taxa de câmbio, associado ao número de clusters



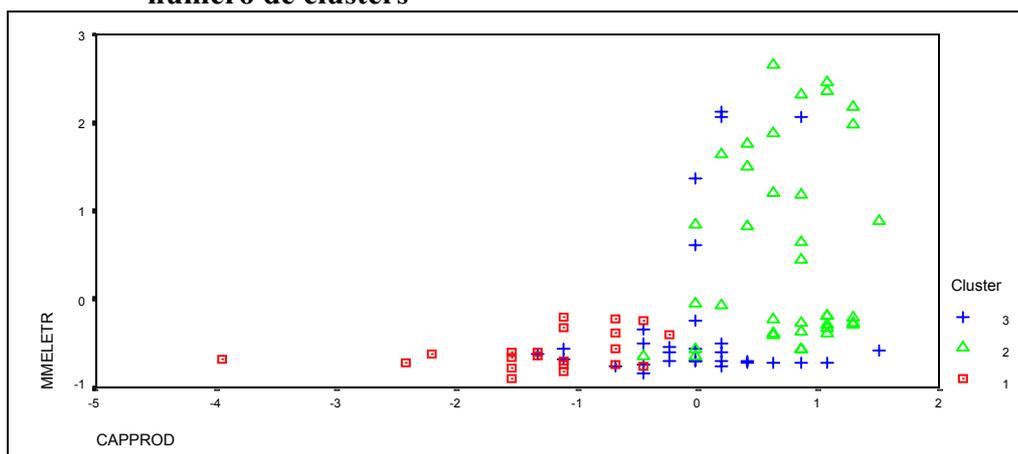
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.4.13 – Relação entre material elétrico e PIB, associado ao número de clusters



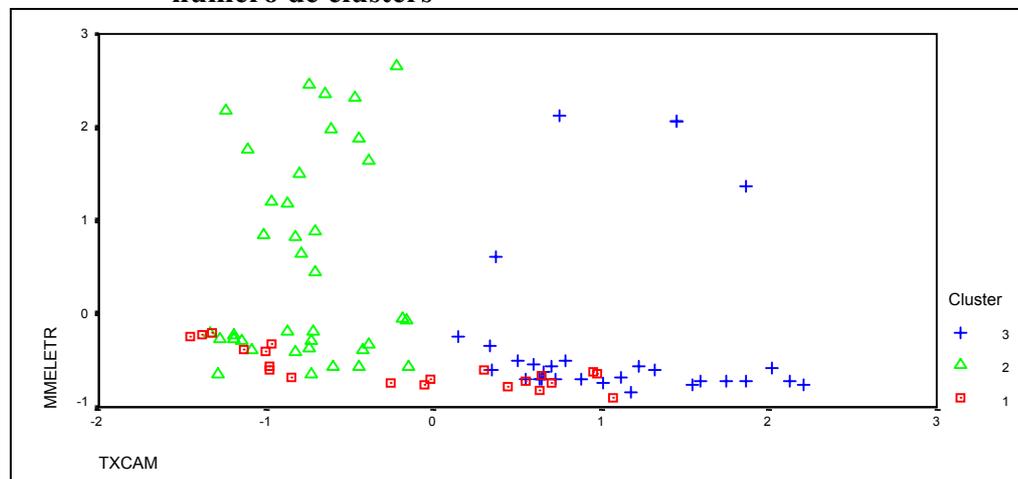
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.4.14 – Relação entre material elétrico e capacidade produtiva, associado ao número de clusters



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.4.15 – Relação entre material elétrico e taxa de câmbio, associado ao número de clusters



Fonte: Elaborado pelo autor

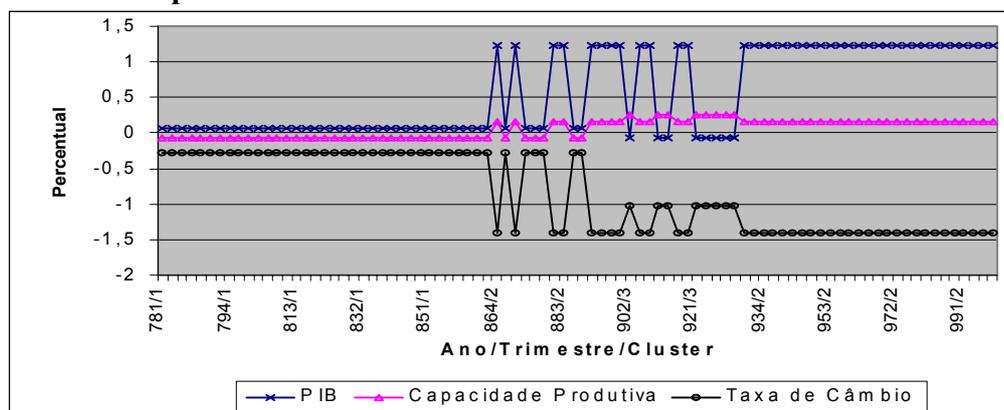
A seguir, com vistas a quantificar estas afirmações, extraídas da análise gráfica, procedeu-se a pequenos choques ou estímulos de 1% sobre os pontos representativos das variáveis de entrada para as três séries de importações. Ou seja, para cada uma das séries de importações, e dada a existência de três clusters, obteve-se três coeficientes estimados que representam a elasticidade alcançada para aquele período de abrangência do cluster.

Conforme pode ser visto nas figuras 4.4.16, 4.4.17 e 4.4.18, e nas tabelas 4.4.1, 4.4.2 e 4.4.3, os coeficientes alcançados refletem, de maneira aproximada, as observações feitas anteriormente, quando da implementação da análise de sensibilidade dado a dado⁹⁴. Ou seja, obteve-se coeficientes de elasticidade média que permitem identificar uma ruptura no padrão das importações brasileiras no período envolvendo o Plano Collor e o Plano Real, sendo esta mais forte e perceptível no Plano Real⁹⁵. Novamente, a exceção fica para a série de material elétrico, que se apresentou atípica diante das outras séries. A possível explicação para isto, conforme já salientado, está na escolha do índice de preços interno que compõe o cálculo da taxa de câmbio real e na dinâmica própria deste setor em responder ao comportamento da economia brasileira.

⁹⁴ Deve-se destacar que não é possível comparar diretamente as tabelas 4.3.1, 4.3.2 e 4.3.3 com as tabelas 4.4.1, 4.4.2 e 4.4.3. Os sub-períodos analisados para as elasticidades médias nas tabelas 4.3.1, 4.3.2 e 4.3.3 são diferentes dos sub-períodos analisados para as elasticidades médias, associadas aos clusters, nas tabelas 4.4.1, 4.4.2 e 4.4.3. Somente em alguns aspectos mais gerais, como os momentos de menor ou maior ruptura do padrão das importações envolvendo o Plano Collor e, sobretudo, o início do Plano Real, a comparação fica mais perceptível. Para as três primeiras tabelas, usando o conhecimento e fatos econômicos de todo o período analisado, optou-se por dividir e analisar as elasticidades médias em três sub-períodos: 1) 1980-1989, englobando o período anterior ao plano Collor, onde se iniciou o processo de abertura econômica; 2) 1989-1994, representando o período pré-plano real; e 3) 1994-1999, mostrando o processo de consolidação da abertura da economia brasileira. Já as análises de clusters, observadas nas três últimas tabelas 4.4.1, 4.4.2 e 4.4.3, referem-se a resultados estatísticos, onde os sub-períodos encontrados baseiam-se em padrões de proximidade dos dados, de tal forma a agrupá-los, ou seja formar os clusters.

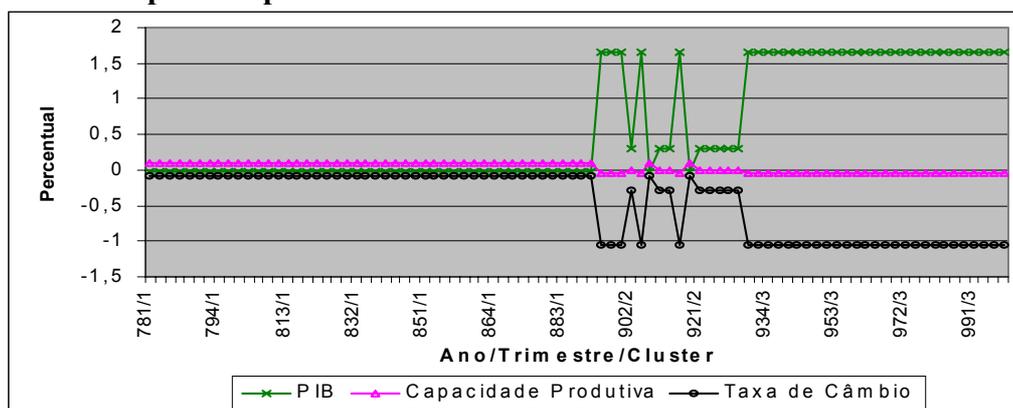
⁹⁵ Com a execução de uma série de planos econômicos, a partir de 1986, observa-se uma grande oscilação no padrão de resposta dos dados para a série de importações totais. Dado que as importações totais, neste trabalho, incorporam o Petróleo e o Trigo, é previsível que os choques econômicos, iniciados em 1986, tivessem impactos sobre o padrão de comportamento dos dados, gerando respostas diferenciadas para vários clusters na presença de mudanças estruturais na economia. No entanto, ainda assim, fica visível a maior importância do período envolvendo o Plano Collor e o Plano Real, uma vez que há uma maior continuidade das respostas neste período. Já para os bens intermediários, este processo de heterogeneidade dos dados se dá de forma mais amena, devido a maior estabilidade e autonomia da política de importação de bens intermediários, frente aos choques econômicos. Claramente, fica perceptível a ruptura no padrão dos dados no período 1988-1990 (início do processo de abertura econômica e de medidas liberalizantes) e no período do Real (consolidação deste processo de abertura), de maneira mais intensa.

Figura 4.4.16 - Sensibilidade da importação total a acréscimos de 1% em cada ponto representativo dos clusters



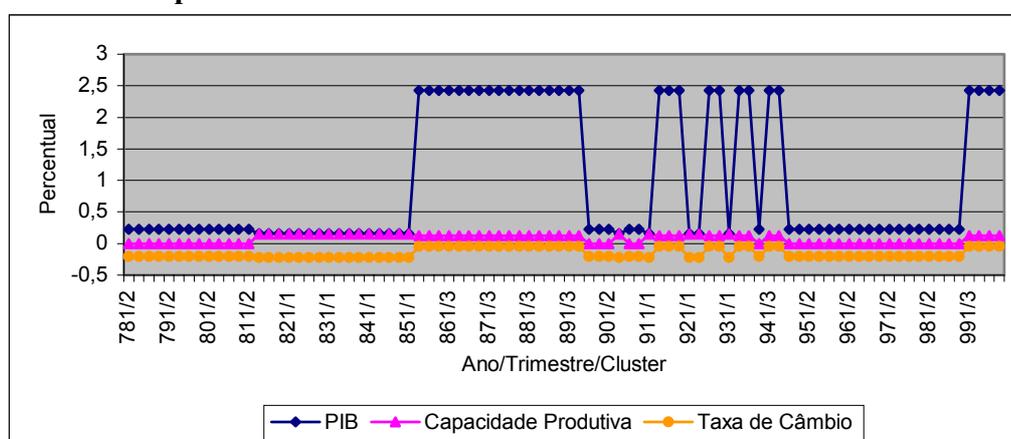
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.4.17 - Sensibilidade dos bens intermediários a acréscimos de 1% em cada ponto representativo dos clusters



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 4.4.18 - Sensibilidade do material elétrico a acréscimos de 1% em cada ponto representativo dos clusters



Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 4.4.1 – Elasticidades médias para a série de importação total, associadas à seleção de 3 clusters

Importação Total	Elasticidades Médias		
	1978.1-1986.3; 1987.3-1988.1; 1988.4-1989.1	1986.4-1987.2; 1988.2-1988.3; 1989.2-1990.1; 1990.3-1990.4; 1993.2-1999.4	1990.2; 1991.3-1991.2; 1992.1-1993.1
	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
PIB	0.061813	1.223692	-0.07532
Capacidade Produtiva	-0.0602	0.16239	0.247269
Taxa de Câmbio	-0.28404	-1.41919	-1.0239

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 4.4.2 – Elasticidades médias para a série de bens intermediários, associadas a seleção de 3 clusters

Bens Intermediários	Elasticidades Médias		
	1978.1-1989.2; 1990.4; 1991.4	1990.2; 1991.1-1991.2; 1992.1-1993.1	1989.3-1990.1; 1990.3; 1991.3; 1993.2-1999.4
	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
PIB	-0.01518	0.309588	1.657073
Capacidade Produtiva	0.10366	0.005635	-0.04284
Taxa de Câmbio	-0.09258	-0.28048	-1.05168

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 4.4.3 – Elasticidades médias para a série de material elétrico, associadas a seleção de 3 clusters

Material Elétrico	Elasticidades Médias		
	1981.3-1985.1; 1990.2; 1991.1; 1992.1-1992.2; 1993.1	1978.1-1981.1; 1989.3-1990.1; 1990.3-1990.4; 1993.4; 1994.3-1998.4	1985.2-1989.2; 1991.2-1991.4; 1992.3-1992.4; 1993.2-1993.3; 1994.1-1994.2; 1999.1-1999.4
	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
PIB	0.160314	0.22263	2.426097
Capacidade Produtiva	0.146661	0.000958	0.125017
Taxa de Câmbio	-0.22478	-0.20178	-0.04812

Fonte: Elaborado pelo autor

4.5 Conclusão

As redes neurais artificiais (RNA's) distinguem-se de outros métodos de aproximação de funções em virtude da sua capacidade de adaptação e flexibilidade de operacionalização ao problema proposto. Através do processo de aprendizado de uma rede neural artificial é possível, à luz do que acontece no cérebro humano, “aprender”, via um mecanismo de correção de erros, e, assim, encontrar o melhor ajuste para o comportamento dos dados de um fenômeno, sem perda de generalização dos mesmos.

A inconstância do comportamento das séries econômicas, sempre sujeitas a choques exógenos e endógenos, como políticas econômicas internas e externas, além de fatores políticos, culturais, sociais, caracterizam um ambiente de relativa complexidade na análise das variáveis econômicas de comércio exterior. Diante de um cenário de abertura econômica, esta complexidade se avoluma, pois as influências internas são fortalecidas por fatores externos, donde o comportamento das variáveis tende a se tornar mais não-linear e a influência de variáveis explicativas sobre as explicadas se alteram significativamente, gerando uma ruptura no comportamento linear dos dados.

Face a este processo de abertura comercial e de medidas liberalizantes da economia brasileira durante a década de 80 e, principalmente, na década de 90 ocorreu uma mudança no padrão de comportamento das importações brasileiras⁹⁶.

A aplicação dos testes de não-linearidade sobre as séries demonstraram que as importações totais, de bens intermediários e de material elétrico responderam não linearmente aos movimentos do PIB, utilização da capacidade produtiva e taxa de câmbio para o período sob análise.

O processo de validação das redes, juntamente com os testes de erros de especificação, mostrou-se satisfatório, implicando na escolha das topologias 3-12-1 para a importação total, 3-3-1 para bens intermediários e 3-6-1 para as importações de material elétrico. As variáveis independentes utilizadas foram relevantes, mostrando coerência nos sinais e alto grau de ajustamento das séries de importações em relação as variáveis independentes⁹⁷. Em ordem decrescente, o PIB, a taxa de câmbio e a utilização da capacidade produtiva mostraram maior relevância.

Em relação ao PIB, com a abertura de mercado, a defasagem tecnológica e a demanda reprimida da economia brasileira, o aumento de renda proporcionado pelo controle do processo inflacionário e a instituição do Brasil como mercado emergente

⁹⁶ As mudanças estruturais intensificaram-se, sobretudo, a partir da década de 90, quando face às medidas liberalizantes, iniciadas no Plano Collor e intensificadas no Plano Real, as variáveis explicativas elevaram sua influência sobre o comportamento das importações brasileiras.

⁹⁷ Ressalva deve ser feita para a série de material elétrico que apresentou menor ajuste em comparação com as séries de importação total e de bens intermediários.

fortaleceram o aumento das importações para atender as maiores necessidades do mercado interno e a maior capacidade de investimento interno e externo⁹⁸.

Já a taxa de câmbio teve uma evolução contínua e ascendente ao longo do tempo, sendo que, para todo o período estudado, foi a variável de maior relevância. A competitividade do Brasil, via taxa de câmbio real, sempre foi usada como mecanismo de estímulo às exportações e controle das importações, face ao resultado esperado para o patamar da balança comercial brasileira. Com a menor parcela de entrada de capitais e a elevação dos serviços da dívida externa e interna brasileira na década de 80 e, em menor escala, na década de 90 (dívida externa) maiores foram os esforços para fortalecer a balança comercial, via política cambial.

Por fim, a utilização da capacidade produtiva mostrou-se com pouca relevância ao longo de todo o período. Recessão, políticas de restrição tarifária e inflação na década de 80, mais abertura comercial, aspecto linear da utilização da capacidade produtiva, dentre outros aspectos são as possíveis explicações para tal fato.

Por períodos, as mudanças estruturais mais relevantes ocorreram de 1989.4 a 1994.3 e 1994.4 a 1999.4. Para 1978.1 a 1989.3, marcado pelo fechamento da economia brasileira ao exterior e problemas estruturais e conjunturais internos e externos, somente a taxa de câmbio mostrou maior poder explicativo, enquanto que o PIB e a utilização da capacidade produtiva tiveram influência praticamente nula.

Por fim, para a análise de cluster, resultados parecidos foram encontrados para as séries de importações brasileiras. Usando a metodologia de agrupamento de dados, pelo método de *K-means*, com a escolha de três grupos principais, encontrou-se uma forte mudança do comportamento dos dados de 1989.3 a 1994.3 e 1994.4 a 1999.4. Semelhantemente à análise de sensibilidade dado a dado, feita no tópico 4.3, a sensibilidade por cluster mostrou maior dinâmica de influência da variável PIB e taxa de câmbio na década de 90; e, também, que as quebras estruturais coincidiram com o processo de abertura comercial instituído no Plano Collor e fortalecido no Plano Real, o que corrobora com os resultados obtidos pelos testes de não-linearidade.

⁹⁸ Tal característica não foi marca da década de 80, face ao processo de incerteza, queda da atividade produtiva, aumento do endividamento interno e externo, aumento da inflação, choques exógenos, etc...

CAPÍTULO 5 REDES NEURAIS ARTIFICIAIS E AS EXPORTAÇÕES BRASILEIRAS NO PERÍODO DE 1978 A 1999

Dentre as diversas aplicações das redes neurais artificiais (RNA's) aos mais diversos ramos do conhecimento humano destaca-se a adaptação das mesmas ao fenômeno sobre análise. Através da variação do número de neurônios e de camadas da rede adotada é possível aproximar qualquer função contínua de maneira não-linear. Conforme visto no capítulo dois, a facilidade de operacionalização e o processo de aprendizado pelo método de correção de erros das RNA's têm-se constituído nos últimos anos como uma alternativa viável e eficiente ao método dos mínimos quadrados não-lineares que precisa de uma especificação prévia da função não-linear sobre estudo. As redes neurais artificiais tem se constituído em um dos campos de maior pesquisa nas últimas décadas, com vistas a explicar problemas e fenômenos das mais variadas áreas, entre elas a economia⁹⁹. Em especial, este capítulo estende esta capacidade de modelagem das RNA's para o objetivo de realizar estimações não-lineares para o comportamento das equações de oferta e demanda por exportações brasileiras.

Diante das distintas orientações de política econômica adotadas pelo governo brasileiro, as exportações sempre foram fundamentais para o fechamento do balanço de pagamentos e na captação de recursos que permitissem o gerenciamento do câmbio e das principais variáveis econômicas do setor externo. Estudos sobre as principais variáveis que afetam o comportamento das exportações brasileiras são de grande relevância, na medida que busquem analisar o maior ou menor grau de interdependência dos produtos brasileiros às condições internas e externas. Nos últimos anos, diversos estudos, realizados de forma linear, tem sido desenvolvidos, com vistas a identificar e medir o impacto das variáveis taxa de câmbio real, utilização da capacidade produtiva, PIB mundial e índice de competitividade sobre o comportamento das exportações.

⁹⁹ A maioria dos estudos tem sido voltados para o aspecto de previsão de séries econômicas, sobretudo financeiras.

Este capítulo apresenta, com base nestas principais variáveis utilizadas pelos autores do capítulo um, uma análise de sensibilidade, realizada de maneira não-linear, para as séries de exportações totais, de bens manufaturados, de material elétrico e de calçados¹⁰⁰. Para tanto, cinco tópicos são apresentados. No primeiro realizam-se testes de linearidade para as séries de exportação, via resultados do teste proposto por Terasvita, Lee e Granger (1993) e via o erro quadrático médio de uma rede linear contra uma rede não-linear. O segundo procura apresentar a metodologia de tratamento e análise dos dados, os programas utilizados, os ajustes das séries para o primeiro e segundo passo da simultaneidade das equações de oferta e demanda por exportações, as topologias e matrizes de pesos escolhidas. O terceiro mostra os principais resultados alcançados pelas redes na análise de sensibilidade, juntamente com as elasticidades médias alcançadas para as séries de exportação. O quarto tópico trata da análise de clusters, com a identificação dos pontos representativos dos grupos ao longo da amostra e das principais variáveis de impacto da análise de sensibilidade. O último tópico apresenta as principais conclusões deste capítulo.

5.1 Análise de não-linearidade das séries de exportações

Com base no teste original, desenvolvido por Teravista, Lee e Granger (1993), e adaptado, utilizado no capítulo quatro, é possível comprovar se uma série, em estudo, apresenta ou não um comportamento linear em relação a si mesma e às variáveis explicativas. Basicamente, estes testes procuram definir, previamente, combinações não-lineares da própria variável e, também, numa adaptação deste teste, cruzamentos não-lineares das variáveis independentes. A partir deste teste é possível aceitar ou rejeitar a hipótese de linearidade considerada na análise.

No teste original estima-se uma regressão básica entre a série de exportação, X_t , e as séries de explicativas. Com base nos erros gerados pela regressão estima-se uma regressão auxiliar destes erros contra combinações da própria variável dependente defasada. Por fim, calcula-se a estatística de teste, a partir da soma dos quadrados dos resíduos.

Seguindo um modelo univariado, as combinações não-lineares adotadas para as variáveis explicativas estendem-se a dois níveis de defasagens para a variável dependente

¹⁰⁰ Ao longo da discussão sobre a sensibilidade, este capítulo procurará ligar os resultados obtidos com as políticas econômicas implementadas no Brasil e com os fatos e eventos nacionais e internacionais.

X_t (Quadro 5.1.1). Já o teste adaptado, baseado em Diaz e Araújo (1998), considera uma regressão básica da variável dependente contra as combinações não-lineares das variáveis explicativas das exportações brasileiras. Para a oferta de exportações, o possível comportamento não-linear envolve as séries de utilização da capacidade produtiva e taxa de câmbio real. Já para a demanda por exportações, as variáveis são o PIB mundial e o índice de competitividade, dado pelo preço de exportação do produto brasileiro dividido pelo preço de exportação mundial.

A estruturação, assim como os resultados dos testes original e adaptado, para as séries de oferta e demanda por exportação total, de bens manufaturados, de material elétrico e de calçados, encontram-se no Quadro 5.1.1 e 5.1.2 e nas Tabelas 5.1.1. a 5.1.8, respectivamente.

Quadro 5.1.1 – Regressores auxiliares para os testes da presença de não-linearidades para as séries de oferta de exportação

Teste	Regressores Auxiliares
Original	X_{t-1}^2 $X_{t-1}X_{t-2}$ X_{t-2}^2 X_{t-1}^3 $X_{t-1}^2X_{t-2}$ $X_{t-1}X_{t-2}^2$ X_{t-2}^3
Adaptado	UCP^2 $UCP \cdot TxCâmbio$ $TxCâmbio^2$ UCP^3 $UCP^2 \cdot TxCâmbio$ $UCP \cdot TxCâmbio^2$ $TxCâmbio^3$

Fonte: Elaborado pelo autor

Quadro 5.1.2 – Regressores auxiliares para os testes da presença de não-linearidades para as séries de demanda por exportação

Teste	Regressores Auxiliares
Original	X_{t-1}^2 $X_{t-1}X_{t-2}$ X_{t-2}^2 X_{t-1}^3 $X_{t-1}^2X_{t-2}$ $X_{t-1}X_{t-2}^2$ X_{t-2}^3
Adaptado	$PIBmundial^2$ $PIBmundial \cdot PXtdivPXWt$ $PXtdivPXWt^2$ $PIBmundial^3$ $PIBmundial^2 \cdot PXtdivPXWt$ $PIBmundial \cdot PXtdivPXWt^2$ $PXtdivPXWt^3$

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.1.1 – Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de oferta de exportação total

Cálculo da Estatística do Teste	Teste Adaptado	Teste Artigo
SQRE – BASE	26.98852	14.51243
SQRE – LIMITADA	20.21917	12.92754
Regressores – j	7	7
Total de elementos	88	86
Número de Explicativas	2	2
Graus de liberdade do numerador	7	7
Graus de liberdade do denominador	78	76
Estatística do teste – F	3.73	1.33
Hipótese nula: coeficientes quadráticos e cúbicos = 0 \Rightarrow presença de linearidade		
Critério de Decisão	Rejeição de H0 a 1%	Aceitação de H0 a 1%

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.1.2 – Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de oferta de exportação de manufaturados

Cálculo da Estatística do Teste	Teste Adaptado	Teste Artigo
SQRE – BASE	32.79955	10.88704
SQRE – LIMITADA	23.83024	9.848802
Regressores – j	7	7
Total de elementos	88	86
Número de Explicativas	2	2
Graus de liberdade do numerador	7	7
Graus de liberdade do denominador	78	76
Estatística do teste – F	4.1940	1.1445
Hipótese nula: coeficientes quadráticos e cúbicos = 0 ⇒ presença de linearidade		
CrITÉrio de Decisão	Rejeição de H0 a 1%	Aceitação de H0 a 1%

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.1.3 – Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de oferta de exportação de material elétrico

Cálculo da Estatística do Teste	Teste Adaptado	Teste Artigo
SQRE – BASE	17.15598	7.647411
SQRE – LIMITADA	13.56041	7.152909
Regressores – j	7	7
Total de elementos	88	86
Número de Explicativas	2	2
Graus de liberdade do numerador	7	7
Graus de liberdade do denominador	78	76
Estatística do teste – F	2.95	0.7501
Hipótese nula: coeficientes quadráticos e cúbicos = 0 ⇒ presença de linearidade		
CrITÉrio de Decisão	Rejeição de H0 a 1%	Aceitação de H0 a 1%

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.1.4 – Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de oferta de exportação de calçados

Cálculo da Estatística do Teste	Teste Adaptado	Teste Artigo
SQRE – BASE	52.42555	13.23066
SQRE – LIMITADA	37.50952	11.71997
Regressores – j	7	7
Total de elementos	88	86
Número de Explicativas	2	2
Graus de liberdade do numerador	7	7
Graus de liberdade do denominador	78	76
Estatística do teste – F	4.4311	1.40
Hipótese nula: coeficientes quadráticos e cúbicos = 0 ⇒ presença de linearidade		
CrITÉrio de Decisão	Rejeição de H0 a 1%	Aceitação de H0 a 1%

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.1.5 – Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de demanda por exportação total

Cálculo da Estatística do Teste	Teste Adaptado	Teste Artigo
SQRE – BASE	19.80947	14.51243
SQRE – LIMITADA	15.04682	12.92754
Regressores – j	7	7
Total de elementos	88	86
Número de Explicativas	2	2
Graus de liberdade do numerador	7	7
Graus de liberdade do denominador	78	76
Estatística do teste – F	3.52	1.33
Hipótese nula: coeficientes quadráticos e cúbicos = 0 ⇒ presença de linearidade		
Critério de Decisão	Rejeição de H0 a 1%	Aceitação de H0 a 1%

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.1.6 – Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de demanda por exportação de manufaturados

Cálculo da Estatística do Teste	Teste Adaptado	Teste Artigo
SQRE – BASE	19.24351	10.88704
SQRE – LIMITADA	13.22792	9.848802
Regressores – j	7	7
Total de elementos	88	86
Número de Explicativas	2	2
Graus de liberdade do numerador	7	7
Graus de liberdade do denominador	78	76
Estatística do teste – F	5.07	1.1445
Hipótese nula: coeficientes quadráticos e cúbicos = 0 ⇒ presença de linearidade		
Critério de Decisão	Rejeição de H0 a 1%	Aceitação de H0 a 1%

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.1.7 – Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de demanda por exportação de material elétrico

Cálculo da Estatística do Teste	Teste Adaptado	Teste Artigo
SQRE – BASE	16.52899	7.647411
SQRE – LIMITADA	12.86253	7.152909
Regressores – j	7	7
Total de elementos	88	86
Número de Explicativas	2	2
Graus de liberdade do numerador	7	7
Graus de liberdade do denominador	78	76
Estatística do teste – F	3.17	0.75
Hipótese nula: coeficientes quadráticos e cúbicos = 0 ⇒ presença de linearidade		
Critério de Decisão	Rejeição de H0 a 1%	Aceitação de H0 a 1%

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.1.8 – Resultados dos testes da presença de linearidade para a série de demanda por exportação de calçados

Cálculo da Estatística do Teste	Teste Adaptado	Teste Artigo
SQRE – BASE	28.47158	13.23066
SQRE – LIMITADA	22.29807	11.71997
Regressores – j	7	7
Total de elementos	88	86
Número de Explicativas	2	2
Graus de liberdade do numerador	7	7
Graus de liberdade do denominador	78	76
Estatística do teste – F	3.08	1.40
Hipótese nula: coeficientes quadráticos e cúbicos = 0 \Rightarrow presença de linearidade		
Critério de Decisão	Rejeição de H0 a 1%	Aceitação de H0 a 1%

Fonte: Elaborado pelo autor

A partir dos resultados obtidos, observa-se que, para o teste original, aceita-se a hipótese de linearidade a 1% de significância, o que implica dizer que as séries de exportação podem ser explicadas linearmente pelos seus movimentos em períodos anteriores¹⁰¹. Já a hipótese nula de linearidade para o teste adaptado, que considera as variáveis explicativas, é rejeitada a 1% de significância para todas as séries de oferta e demanda por exportações brasileiras¹⁰². Disto decorre o estímulo à estimação de um modelo não-linear através das redes neurais, que conforme discutido no capítulo três apresenta diversas vantagens em relação ao método dos mínimos quadrados não-lineares. Em conformidade com este teste de linearidade, realizou-se, também, um teste de linearidade de redes lineares contra redes não-lineares. Os resultados, que estão apresentados na tabela 5.1.9 mostram uma queda significativa do MSE da rede não-linear, comparativamente com os resultados obtidos nas redes lineares. Dada a proposta de realizar uma regressão não-linear das séries de exportação contra as variáveis independentes, tradicionalmente utilizadas na literatura, e a partir dos resultados dos testes de linearidade, fica, deste modo, justificada a estimação de um modelo não-linear, e conforme já destacado, anteriormente, dadas as vantagens da teoria de redes neurais, será este o modelo a ser estimado no tópico 5.2.

¹⁰¹ Isto fortalece a utilização de modelos univariados, como um método adequado para explicar o comportamento das exportações brasileiras.

¹⁰² Isto permite concluir que para um modelo univariado poder-se-ia usar a especificação linear, mas para a equação de regressão melhor seria usar um modelo não-linear.

Tabela 5.1.9 – Resultados das redes lineares contra redes não-lineares

MSE	REDES		
	Linear (estandarizado)	Não-Linear 3-3-1	Não-Linear 3-6-1
Oferta Xt	0.306718	0.171918	0.110925
Demanda Xt	0.180889	0.166986	0.163334
Oferta Xtm	0.363175	0.200262	0.17793
Demanda Xtm	0.210208	0.132774	0.111639
Oferta Xtme	0.178713	0.124933	0.0938357
Demanda Xtme	0.158994	0.145479	0.136517
Oferta Xtc	0.449723	0.348827	0.288627
Demanda Xtc	0.322731	0.27695	0.24238

Fonte: Elaborado pelo autor

5.2 RNA e a estimação da oferta e demanda por exportações brasileiras

Assim como para as importações, a complexidade das relações existentes em uma rede neural e sua modelagem envolve uma série de passos no tratamento, análise, estimação, validação dos dados e realização da análise de sensibilidade dado a dado e por clusters.

Inicialmente, o tratamento dos dados partiu de um pré-processamento dos mesmos com a transformação dos dados originais para dados padronizados. Isto foi feito através da normalização dos dados pelo desvio padrão da série. Dada as entradas da rede no instante t como $x_t^1, x_t^2, x_t^3, x_t^4$ ($x_t^4 = 1, \forall t$), utilizou-se a fórmula $X_t^i = (x_t^i - \mu) / \sigma$, onde $i = 1, 2, 3$ e $X_t^4 = 1$ para qualquer t . O X_t^i é igual a entrada padronizada pelo desvio padrão e X_t^4 representa a constante ou o *bias* que dispara o sinal 1 para a camada intermediária e de saída.

Para as estimações, utilizou-se o sistema operacional LINUX e o software de redes neurais SNNS (*Stuttgart Neural Network Simulator*)¹⁰³. Tanto para a oferta como para a demanda por exportações brasileiras várias versões de redes *multi-layer* perceptron (MLP) foram geradas, a fim de identificar a melhor topologia de rede, via validação dos dados, que fosse consistente com o comportamento das séries em estudo. Basicamente, este processo de estimação procurou gerar aleatoriamente os pesos sinápticos das redes e variar

¹⁰³ Este software foi o principal programa para a confecção, estimação das redes e geração dos resultados que serão utilizados para análise de impacto das entradas da rede sobre a saída dado a dado e por análise de clusters.

o número de neurônios na camada oculta e treinar as redes época a época. A função de ativação utilizada e que melhor ajustamento mostrou para as séries de exportação foi a tangente hiperbólica que é uma função sigmóide ou função do tipo *S-Shape*, tradicionalmente usada na área de redes neurais.

No treinamento das redes, o algoritmo *Rprop* foi escolhido, tendo em vista sua maior rapidez em otimizar os parâmetros de treinamento e, com isto, reduzir os erros de se atingir mínimos locais.

A validação dos dados, aliada à escolha das melhores redes, análise de sensibilidade dado a dado e por clusters foi realizada através de uma série de passos, em que se utilizaram executáveis e desenvolveram softwares específicos para geração dos resultados¹⁰⁴. Genericamente, para a validação foram utilizados os programas e executáveis `conf.c`, `tfdpat3.c`, `separamed.c`, `nomes.c`, `datpat2.sh`, `separaest.sh`, `res2plot.sh`, `supermain.sh`, `ff-bignet`, `bat.bat`. O objetivo da validação foi encontrar a melhor topologia de rede, juntamente com o maior número de épocas ou ciclos que explicasse o fenômeno sob estudo, sem perda de generalização dos dados. Isto foi feito para o treinamento de redes com 88 observações dentro de um processo gerador de 10 experimentos que dividisse estes dados em 90% para base de treinamento e 10% para base de teste. Já para a análise de sensibilidade dado a dado e por análise de clusters que serão discutidos nos próximos tópicos, os programas utilizados foram `configur.c`, `senjj.c`, `gerente.sh` e `cluster.c`. Dada a utilização das melhores redes encontradas no processo de validação, a análise de sensibilidade dado a dado ou por clusters envolveu a imposição de pequenos choques de 1% sobre as variáveis de entrada ou pontos representativos dos clusters, com vistas a analisar o impacto das variáveis independentes sobre a variável de saída da rede (oferta ou demanda por exportação brasileira)¹⁰⁵.

¹⁰⁴ Uma descrição resumida de cada programa é apresentada no Anexo C. Os dados e os programas completos estão no disquete anexado a esta tese.

¹⁰⁵ A análise de clusters envolveu a utilização do método de *K-means*. Através deste método, com a geração dos grupos através de um processo iterativo, o ponto central de cada grupo ou cluster tem a menor distância entre os pontos pertencentes ao grupo e a maior distância entre os pontos centrais pertencentes aos outros clusters. O objetivo desta análise centrou-se em agrupar os dados das séries de exportação em relação as variáveis de entrada da rede, com vistas a encontrar características semelhantes ou homogêneas no comportamento dos dados e, assim, gerar pequenos choques de 1% sobre os pontos representativos dos clusters.

Especificamente, após a padronização dos dados pelo desvio-padrão das séries de entrada e saída da rede, a validação, através do programa `tfdpat3.c`, procurou gerar 10 experimentos com uma separação dos 88 dados em 80 para treinamento e 8 para teste, com vistas a encontrar a melhor topologia de rede que estivesse aliada ao maior número de épocas e ao menor MSE de generalização da rede. Entretanto, dada uma visualização de grande instabilidade na minimização do erro da rede e no distanciamento do mesmo em relação ao número de épocas, optou-se pela utilização do processo de validação conhecido na área de RNA como *ten fold validation*. Através deste processo, calcula-se o valor médio dos 10 treinamentos época a época, dado o processo de separação dos dados, com vistas a identificar, na média, o ponto de parada da rede, onde encontra-se a maior época e o menor MSE que melhor generaliza o comportamento da rede ou das séries de dados.

Este processo de validação foi realizado para todas as séries de exportação, a partir da metodologia descrita nos capítulos dois e três. Conforme discutido, a hipótese de país pequeno, num cenário de concorrência monopolística, caracteriza a presença de simultaneidade do erro de uma regressão nas estimações das funções de exportação. A correlação existente entre a variável endógena X_t e a variável endógena PX_t pode ser resolvida através do método tradicional em Econometria, conhecido como mínimos quadrados de dois estágios (MQ2E). Neste método dois passos são realizados: 1) numa primeira regressão, estima-se a variável endógena em função apenas das variáveis exógenas¹⁰⁶; e 2) no segundo passo, estima-se a variável dependente em função das variáveis exógenas e da variável endógena estimada no primeiro passo.

Estendendo esta metodologia para aplicação de estimações não-lineares, via redes neurais, vários foram os passos para execução e modelagem das redes¹⁰⁷. No primeiro passo, utilizando os programas desenvolvidos dentro de um diretório chamado “redes primeiro passo”, estimou-se a variável PX_t , em função das exógenas utilização da capacidade produtiva (UCP), taxa de câmbio nominal dividido pelos preços internos ($tendivp_t$ ou e_t/p_t), PIB mundial (YW_t) e um dividido por PXW_t ($umdivPXW_t$). O objetivo foi encontrar o maior número de épocas, a topologia e o menor MSE médio de dez

¹⁰⁶ Este passo procura eliminar o erro de simultaneidade gerado pela correlação entre PX_t e X_t . Ele pode ser melhor visualizado na figura 3.3.2, apresentada no capítulo três.

¹⁰⁷ Para corroborar a adoção do método de dois estágios para as redes neurais artificiais, foram, também, geradas redes em um estágio, utilizando o PX_t original como entrada da rede. Os resultados estão reportados na descrição do terceiro passo da estimação e tiveram, de maneira geral, um valor do MSE pior que o obtido por este método de dois estágios.

treinamentos e validações realizados para os PX_{ts} . Os resultados para cada série de exportação foram salvos em um diretório, com sua topologia e o número de épocas referente ao menor MSE encontrado.

Depois de encontrada a topologia e o número de épocas, referente ao menor MSE médio, estas informações foram para um diretório chamado “rede completa”, onde foram inseridas na configuração de dados das redes. A partir daí, realizou-se o treinamento das redes de exportações, a fim de encontrar os PX_{ts} estimados sem ruído.

Com o PX_t estimado descoberto sem ruído no processo de regressão não-linear, este é colocado como entrada da rede para formar a taxa de câmbio real e o índice de competitividade e, assim, procurar explicar o comportamento da saída da rede que são as exportações. Neste passo, o processo de configuração e os programas do primeiro passo são utilizados. O objetivo é encontrar a melhor topologia e o número de épocas, referente ao menor MSE médio, só que agora para as séries de exportação que estão na saída da rede.

Com as topologias escolhidas, estas informações foram inseridas na configuração de dados para estimação do diretório “rede completa”, a fim de serem encontrados os pesos e o valor estimado das séries de exportação para o número de épocas escolhido no passo anterior.

Em termos de resultados, no primeiro passo dos PX_{ts} , em função das exógenas, o número de épocas, topologia e MSE são apresentados na tabela 5.2.1. Para todas as redes observa-se uma grande redução do erro, com topologias que variaram de 8 a 32 neurônios na camada escondida.

Tabela 5.2.1 – Dados de configuração obtidos no primeiro passo da estimação

	Dados de configuração obtidos pelas redes para a saída PX_t		
Séries	Topologia	Épocas	MSE
X_t	4-16-1	3450	0.1898
X_{tm}	4-16-1	1290	0.1180
X_{tme}	4-8-1	2284	0.0365
X_{tc}	4-32-1	442	0.0972

Fonte: Elaborado pelo autor

No segundo passo, as informações da tabela 5.2.1 foram configuradas, a fim de gerar o PX_t estimado em função das variáveis exógenas do modelo de oferta e demanda por exportação. As séries como um todo apresentaram um bom ajuste com coeficientes percentuais de 96%, 97%, 98% e 93% para a exportação total, exportação de manufaturados, exportação de material elétrico e exportação de calçados, respectivamente.

Para o terceiro passo, a inclusão das séries de preço de exportação (PX_t) estimado sem ruído, compôs a totalidade das variáveis independentes dos modelos de RNA's para as séries de oferta e demanda por exportação. A oferta ficou composta pela utilização da capacidade produtiva (UCP) e pela taxa de câmbio real (tcr) desmembrada em PX_t estimado e taxa de câmbio nominal dividido pelo preço interno; e a demanda pelo PIB mundial (YW_t) e pelo índice de competitividade, dado pelo PX_t estimado e por um dividido pelo preço de exportação do resto do mundo ($umdivPXW_t$)¹⁰⁸. Após as gerações das redes, pelo processo de validação, identificou-se as topologias e o número de épocas, referente aos menores erros quadráticos médios (MSE) para as séries de exportação: a) oferta e demanda por exportação total (X_{ts} e X_{td}); b) oferta e demanda por exportação de manufaturados (X_{tms} e X_{tmd}); c) oferta e demanda por exportação de material elétrico (X_{tmes} e X_{tmed}); e d) oferta e demanda por exportação de calçados (X_{tcs} e X_{tcd})¹⁰⁹. Os resultados encontram-se na tabela 5.2.2¹¹⁰. Paralelamente a isto, deve-se destacar, que, também, foram feitas redes sem esta metodologia de dois estágios para as séries selecionadas de exportação total e de manufaturados. Usando o PX_t original como entrada da rede, os resultados, de maneira geral, foram piores em relação aos apresentados na tabela 5.2.2. Os MSE's encontrados para as diversas redes, juntamente com as topologias foram: a) para a oferta de exportação total, 0.2043 para uma rede 4-8-1; b) para a demanda por exportação total, 0.1625 para uma rede 3-12-1; para a oferta de exportação de manufaturados, 0.2319 para uma rede 3-12-1; e d) para a demanda por exportação de

¹⁰⁸ A taxa de câmbio real para a oferta não pôde ser formada diretamente pela multiplicação dos preços de exportação estimados e taxa de câmbio nominal dividido pelos preços internos. Uma vez que os preços de exportação estimados pelas redes são valores estandarizados, não é possível reverter o processo de normalização da série. Isto ocorre em virtude do desconhecimento da média e do desvio padrão da série estimada pela rede. Para a demanda, o índice de competitividade, em uma única variável, formado pela multiplicação do preço de exportação estimado e $umdivPXW_t$ também não é possível pelo mesmo motivo.

¹⁰⁹ Para as séries de oferta de exportação total e demanda por exportação de material elétrico foram utilizadas variáveis *dummies* como uma entrada adicional. Isto ocorreu em virtude da observação de pontos de grandes erros nos resultados das redes originais. A utilização de variáveis *dummies* procurou isolar este efeito gerado pelas redes que basicamente concentrou-se no período do Plano Collor.

¹¹⁰ Dadas as várias topologias adotadas nos quatro passos de estimação das séries de exportação foram treinadas aproximadamente 12.000 redes até a obtenção dos melhores modelos apresentados na tabela 5.2.2.

manufaturados, 0.1545 para uma rede 3-6-1¹¹¹. Juntos, estes resultados são indicativos do melhor ajuste obtido, quando da implementação de um processo em dois estágios que procure eliminar o ruído presente na relação entre as séries X_t (exportação) e PX_t (preço de exportação).

Por fim, o quarto passo incorporou os dados de configuração encontrados previamente. Através destas informações foram geradas as redes finais para caracterizar o relacionamento existente entre as variáveis independentes e dependente para as séries de oferta e demanda por exportação. Os melhores modelos, com a matriz de pesos e a topologia obtida são apresentados nas tabelas 5.2.3 a 5.2.10 e figuras 5.2.1 a 5.2.8.

Tabela 5.2.2 – Dados de configuração obtidos no terceiro passo da estimação

Séries	Dados de Configuração Obtidos pelas Redes para as Saídas de X_t		
	Topologia	Épocas	MSE
Oferta (X_t s)	4-8-1*	2383	0.2023
Demanda (X_t d)	3-12-1	278	0.1602
Oferta (X_t ms)	3-12-1	1072	0.2042
Demanda (X_t md)	3-6-1	2389	0.1641
Oferta (X_t mes)	3-6-1	549	0.1171
Demanda (X_t med)	4-8-1 ^{&}	381	0.1192
Oferta (X_t cs)	3-24-1	472	0.2628
Demanda (X_t cd)	3-12-1	3567	0.1664

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota: # : *dummies* em 1981.1, 1985.1 e 1990.1

& : *dummy* em 1990.1

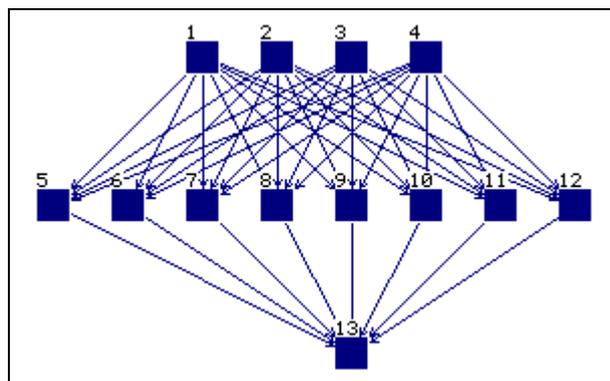
Tabela 5.2.3 – Matriz de pesos da oferta de exportação total

Da camada de entrada –input – para a camada oculta					
UCP	<i>dummy</i>	$tcndivp_t$	PX_t	Bias	
0.18122	-2.30044	-1.26064	-0.75923	-0.76584	Da camada de input para o neur. 1 da camada 2
-2.00077	0.33152	-3.47400	-1.27291	0.68337	Da camada de input para o neur. 2 da camada 2
7.81567	0.38206	7.47738	9.11532	13.95658	Da camada de input para o neur. 3 da camada 2
2.48440	-1.47908	0.61979	-0.70277	-2.61662	Da camada de input para o neur. 4 da camada 2
-2.16152	-0.37743	-0.04882	-1.50495	-1.24955	Da camada de input para o neur. 5 da camada 2
-0.54856	0.00043	1.18629	0.34674	0.98334	Da camada de input para o neur. 6 da camada 2
0.91022	-0.03717	-1.12788	-0.69708	0.14970	Da camada de input para o neur. 6 da camada 2
0.26470	-0.22388	-0.26081	-0.70437	-0.71322	Da camada de input para o neur. 6 da camada 2
Da camada oculta para a camada de saída					
1.32199	-0.91197	-0.58581	0.48822	0.86655	Da camada oculta para o neurônio de saída
0.71076	-2.21045	-0.78606	-0.15711	(bias)	

Fonte: Elaborado pelo autor

¹¹¹ Para a série de demanda por exportação de manufaturados observou-se um MSE um pouco menor que o obtido pelo método de dois estágios. Entretanto, dados os resultados piores obtidos para as outras séries e a hipótese de presença de simultaneidade entre as séries PX_t e X_t , procurou-se, também, utilizar esta metodologia de dois estágios para a série de demanda por exportação de manufaturados. Para as séries de exportação de material elétrico e de calçados não foi utilizada a metodologia de um estágio, devido aos resultados ruins obtidos no processo de estimação.

Figura 5.2.1 - Topologia de rede utilizada para oferta de exportação total



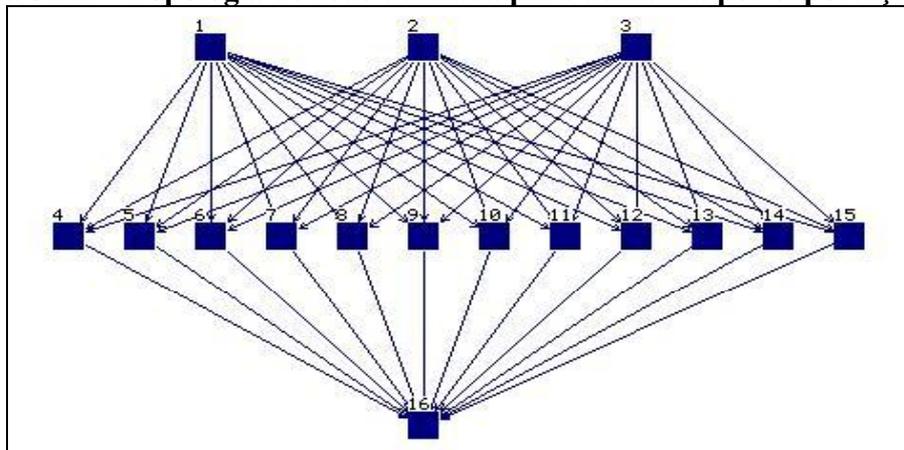
Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.2.4 – Matriz de pesos da demanda por exportação total

Da camada de entrada –input – para a camada oculta						
Pibmundial	umdivPXW _t	PX _t	Bias			
0.47671	-1.10914	-0.59550	-0.09131	Da camada de input para o neur. 1 da camada 2		
0.26033	-0.52364	0.24145	-0.82364	Da camada de input para o neur. 2 da camada 2		
0.60547	0.05611	0.41052	0.24279	Da camada de input para o neur. 3 da camada 2		
0.82085	-0.41340	-0.46455	0.29837	Da camada de input para o neur. 4 da camada 2		
0.60621	-0.34586	-0.94758	-0.94686	Da camada de input para o neur. 5 da camada 2		
0.43480	0.19616	-2.59549	-0.23698	Da camada de input para o neur. 6 da camada 2		
0.43320	-0.13494	0.38806	0.89646	Da camada de input para o neur. 7 da camada 2		
-1.74903	-0.32646	0.54190	0.81503	Da camada de input para o neur. 8 da camada 2		
1.00910	0.04772	0.81400	1.46968	Da camada de input para o neur. 9 da camada 2		
-1.36893	0.67072	-7.13109	-1.83893	Da camada de input para o neur. 10 da camada 2		
0.61914	-0.28808	-0.20102	0.42046	Da camada de input para o neur. 11 da camada 2		
0.43830	-0.39663	-0.22565	1.22593	Da camada de input para o neur. 12 da camada 2		
Da camada oculta para a camada de saída						
-0.54383	0.62351	0.19267	0.70726	0.73420	-0.51738	Da camada oculta para o neurônio de saída
1.00211	-0.95003	0.17501	0.54843	-0.68811	0.40899	

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.2.2 – Topologia de rede utilizada para demanda por exportação total

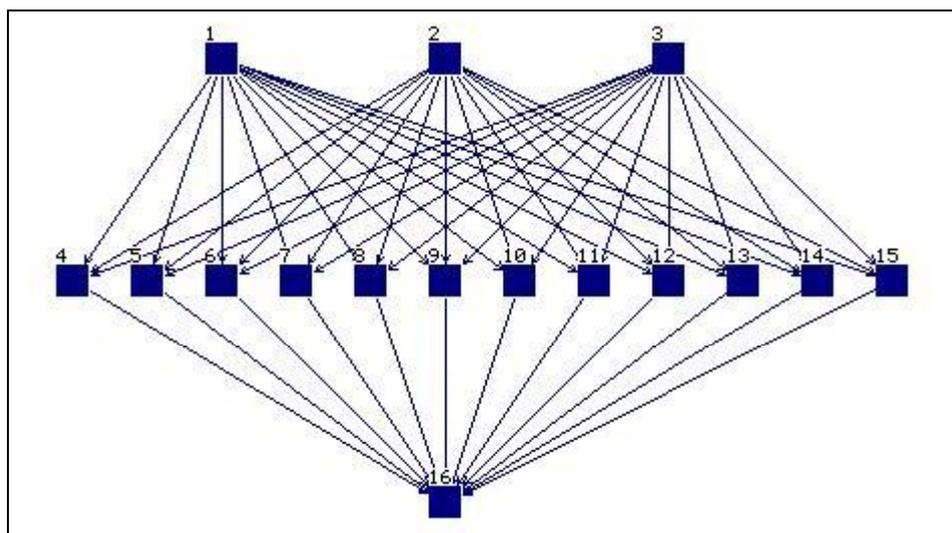


Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.2.5 – Matriz de pesos da oferta de exportação de manufaturados

Da camada de entrada –input – para a camada oculta							
UCP	tendivp _t	PX _t	Bias				
0.58194	0.96791	0.38369	-0.48103	Da camada de input para o neur. 1 da camada 2			
0.30465	0.76304	0.00127	-0.50156	Da camada de input para o neur. 2 da camada 2			
0.29304	-0.17582	-1.65689	-1.17442	Da camada de input para o neur. 3 da camada 2			
0.00856	-1.66998	0.42702	-2.80022	Da camada de input para o neur. 4 da camada 2			
1.388878	-0.29895	-0.29996	1.03035	Da camada de input para o neur. 5 da camada 2			
0.30827	0.29923	5.22076	0.84446	Da camada de input para o neur. 6 da camada 2			
0.64915	0.43264	0.67941	-0.48612	Da camada de input para o neur. 7 da camada 2			
0.92237	0.31534	-0.87480	-1.92271	Da camada de input para o neur. 8 da camada 2			
-0.27334	0.71244	-0.23983	0.83653	Da camada de input para o neur. 9 da camada 2			
-1.72430	-0.06974	-1.63745	0.38481	Da camada de input para o neur. 10 da camada 2			
-1.35746	7.84223	0.38007	1.24948	Da camada de input para o neur. 11 da camada 2			
0.06422	0.63423	1.56260	-0.99922	Da camada de input para o neur. 12 da camada 2			
Da camada oculta para a camada de saída							
2.52939	1.13985	-1.07128	1.43752	0.72317	0.94865	-0.66973 (bias)	Da camada oculta para o neurônio de saída
-0.24257	-1.83034	-0.36155	1.95504	-0.67463	-1.34179		

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.2.3 – Topologia de rede utilizada para oferta de exportação de manufaturados

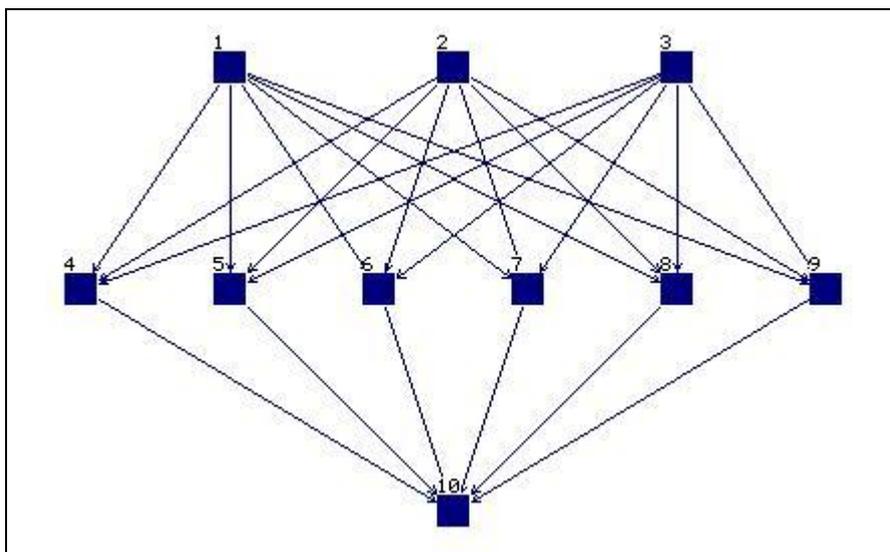
Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.2.6 – Matriz de pesos da demanda por exportação de manufaturados

Da camada de entrada –input – para a camada oculta							
Pibmundial	umdivPXW _t	PX _t	Bias				
2.61798	-0.33875	-0.37606	0.89287	Da camada de input para o neur. 1 da camada 2			
2.75516	-2.427309	-2.71942	-2.097596	Da camada de input para o neur. 2 da camada 2			
-0.59263	-0.95018	-1.49180	-1.34858	Da camada de input para o neur. 3 da camada 2			
-3.30301	0.22115	2.08035	1.48216	Da camada de input para o neur. 4 da camada 2			
5.115501	-2.440145	3.519880	-3.582278	Da camada de input para o neur. 5 da camada 2			
-0.67856	-0.11576	-1.34878	0.60317	Da camada de input para o neur. 6 da camada 2			
Da camada oculta para a camada de saída							
1.0832	0.2992	-2.0178	-1.0037	0.4276	2.1203	-0.745(bias)	Da camada oculta para o neur. de saída

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.2.4 - Topologia de rede utilizada para demanda por exportação de manufaturados



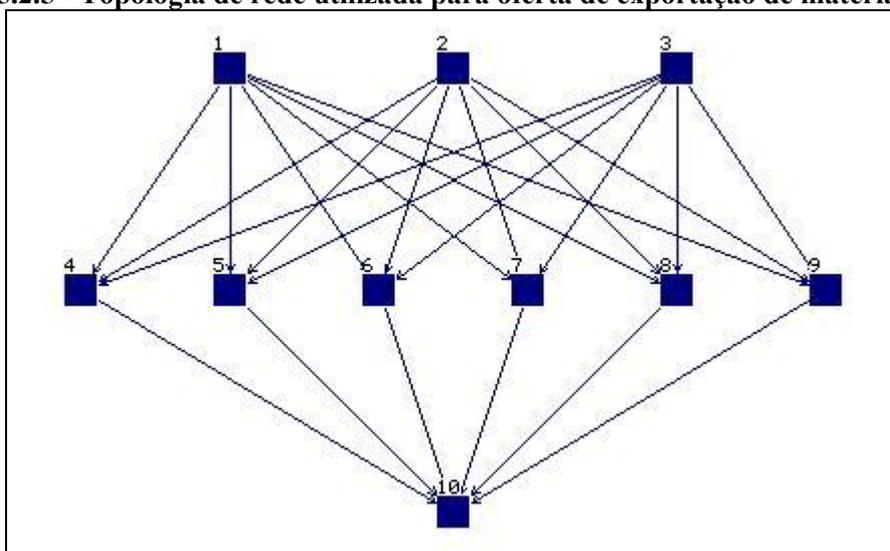
Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.2.7 – Matriz de pesos da oferta de exportação de material elétrico

Da camada de entrada –input – para a camada oculta							
UCP	tendiv _t	PX _t	Bias				
-3.28454	-2.57956	-6.09710	-1.75083	Da camada de input para o neur. 1 da camada 2			
-6.449939	-6.399329	11.407875	2.95134	Da camada de input para o neur. 2 da camada 2			
-0.58161	-0.88234	-2.04872	0.70415	Da camada de input para o neur. 3 da camada 2			
-0.53304	0.35805	1.07796	-0.82530	Da camada de input para o neur. 4 da camada 2			
0.07778	-2.59161	0.18835	0.17713	Da camada de input para o neur. 5 da camada 2			
1.18615	1.52601	3.05509	-0.58462	Da camada de input para o neur. 6 da camada 2			
Da camada oculta para a camada de saída							
0.8465	-0.1093	0.7935	-1.0931	1.7159	1.2954	-0.197(bias)	Da camada oculta para o neur. de saída

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.2.5 - Topologia de rede utilizada para oferta de exportação de material elétrico



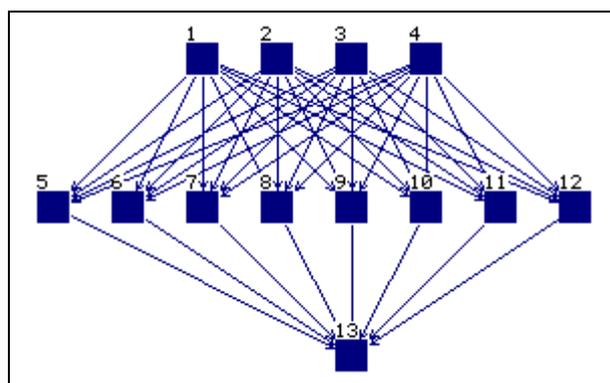
Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.2.8 – Matriz de pesos da demanda por exportação de material elétrico

Da camada de entrada –input – para a camada oculta					
Pibmund	<i>dummy</i>	umdivPXW _t	PX _t	Bias	
-1.64227	0.81519	-2.80912	8.79115	-2.09441	Da camada de input para o neur. 1 da camada 2
1.08707	0.94393	1.10538	0.00848	-0.77196	Da camada de input para o neur. 2 da camada 2
0.48974	-0.08826	1.59807	-0.31905	-2.64666	Da camada de input para o neur. 3 da camada 2
-0.89391	0.61915	-1.01668	1.67153	-2.05487	Da camada de input para o neur. 4 da camada 2
1.17503	0.22084	-1.40092	0.33322	-3.14037	Da camada de input para o neur. 5 da camada 2
-1.32171	-0.47834	0.88677	-11.3741	4.36381	Da camada de input para o neur. 6 da camada 2
0.90725	-1.18300	-45.8348	-18.7425	-5.23908	Da camada de input para o neur. 6 da camada 2
-2.89193	-0.20324	-0.45924	0.72722	0.27755	Da camada de input para o neur. 6 da camada 2
Da camada oculta para a camada de saída					
1.56680	-2.46583	0.86650	-1.14735	1.34296	Da camada oculta para o neurônio de saída
1.46502	1.27428	-0.29511	-1.65520	(bias)	

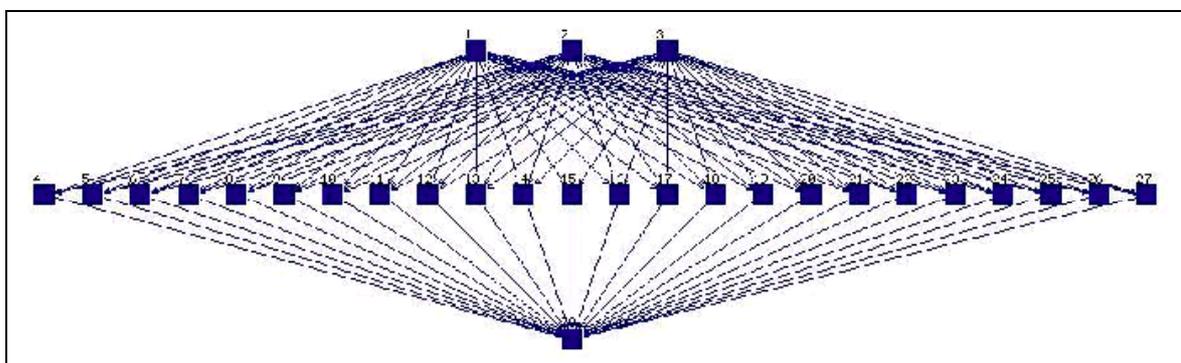
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.2.6 – Topologia de rede utilizada para demanda por exportação de material elétrico



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.2.7 – Topologia de rede utilizada para oferta de exportação de calçados



Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.2.9 – Matriz de pesos da oferta de exportação de calçados

Da camada de entrada –input – para a camada oculta							
UCP	tendivp _t	PX _t	Bias				
4.60264	-1.94650	-2.91609	0.36740	Da camada de input para o neur. 1 da camada 2			
-1.11346	0.19013	0.26185	0.11256	Da camada de input para o neur. 2 da camada 2			
4.02562	-3.94427	0.87834	1.24376	Da camada de input para o neur. 3 da camada 2			
-1.00452	0.82123	-0.46225	-0.92674	Da camada de input para o neur. 4 da camada 2			
-1.25714	0.24824	0.46068	-0.99847	Da camada de input para o neur. 5 da camada 2			
230.93774	1.20152	1.22065	17.28901	Da camada de input para o neur. 6 da camada 2			
1.46590	-0.07190	-0.92846	-1.46535	Da camada de input para o neur. 7 da camada 2			
0.10612	0.16801	0.74659	-0.70047	Da camada de input para o neur. 8 da camada 2			
-0.44555	0.90132	-0.23859	0.64952	Da camada de input para o neur. 9 da camada 2			
0.44247	-1.73155	-1.02965	-0.75839	Da camada de input para o neur. 10 da camada 2			
0.86212	-0.19793	0.43467	-0.50298	Da camada de input para o neur. 11 da camada 2			
1.14858	0.35874	0.97304	1.39375	Da camada de input para o neur. 12 da camada 2			
-0.87275	0.03166	-0.44240	0.76733	Da camada de input para o neur. 13 da camada 2			
16.65199	-191.63924	143.14217	10.40297	Da camada de input para o neur. 14 da camada 2			
-0.91223	1.10523	-1.12864	0.42155	Da camada de input para o neur. 15 da camada 2			
0.85217	-0.94335	-0.93809	-0.03527	Da camada de input para o neur. 16 da camada 2			
-0.37101	1.22771	0.30218	0.88021	Da camada de input para o neur. 17 da camada 2			
-0.69050	-0.95920	0.32473	0.75442	Da camada de input para o neur. 18 da camada 2			
1.69386	-0.67841	-0.23417	0.15829	Da camada de input para o neur. 19 da camada 2			
0.58432	0.23967	1.54844	0.19228	Da camada de input para o neur. 20 da camada 2			
0.77396	-0.95582	-0.00814	-0.96693	Da camada de input para o neur. 21 da camada 2			
0.97132	0.78632	-1.85792	-0.74285	Da camada de input para o neur. 22 da camada 2			
-0.72972	0.64333	0.38896	-0.54467	Da camada de input para o neur. 23 da camada 2			
-0.61480	0.13322	-0.93596	0.82823	Da camada de input para o neur. 24 da camada 2			
Da camada oculta para a camada de saída							
0.39915	-0.20872	0.35926	-0.13875	-0.84677	0.74125	0.22272 (bias)	Da camada oculta para o Neurônio de saída
-1.26196	-0.82967	-1.00132	1.21445	0.35413	0.62851		
-0.73363	0.57328	2.01647	-0.04701	-0.77648	0.78165		
-3.81476	0.60696	1.36535	1.35757	0.46445	-0.25427		

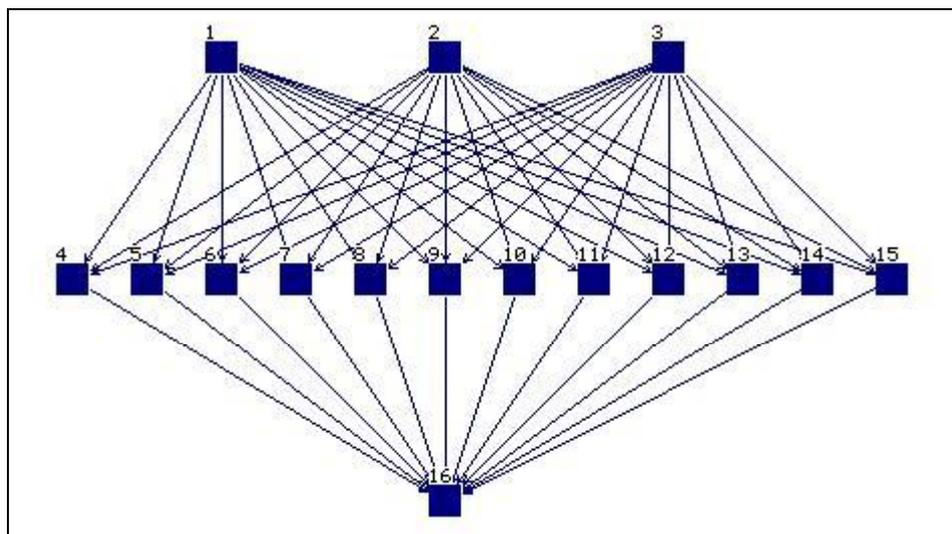
Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.2.10 – Matriz de pesos da demanda por exportação de calçados

Da camada de entrada –input – para a camada oculta							
Pibmundial	umdivPXW _t	PX _t	Bias				
0.98978	0.12043	0.18224	2.06188	Da camada de input para o neur. 1 da camada 2			
7.17742	-3.49517	4.29376	12.62994	Da camada de input para o neur. 2 da camada 2			
-1.81782	0.04469	-1.41708	4.48386	Da camada de input para o neur. 3 da camada 2			
-158.46043	115.59616	-165.75171	57.02306	Da camada de input para o neur. 4 da camada 2			
-0.57198	-0.02517	-0.80890	-0.27773	Da camada de input para o neur. 5 da camada 2			
22.88237	-0.25133	4.89337	-11.63358	Da camada de input para o neur. 6 da camada 2			
-2.51765	-7.08290	-0.04778	3.18640	Da camada de input para o neur. 7 da camada 2			
2.39748	-1.18723	1.21149	-1.61223	Da camada de input para o neur. 8 da camada 2			
-0.43085	-0.83569	1.00625	0.22635	Da camada de input para o neur. 9 da camada 2			
-5.55153	-7.89515	-14.79504	1.14710	Da camada de input para o neur. 10 da camada 2			
-0.48552	0.35461	-0.90202	0.19325	Da camada de input para o neur. 11 da camada 2			
0.55592	0.66543	1.91632	-0.59870	Da camada de input para o neur. 12 da camada 2			
Da camada oculta para a camada de saída							
0.89691	0.70900	-1.94243	0.48077	-2.24639	-1.49165	0.04104 (bias)	Da camada oculta para o neurônio de saída
-1.12301	2.80441	2.17587	-0.67920	1.78761	-3.63392		

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.2.8– Topologia de rede utilizada para demanda por exportação de calçados

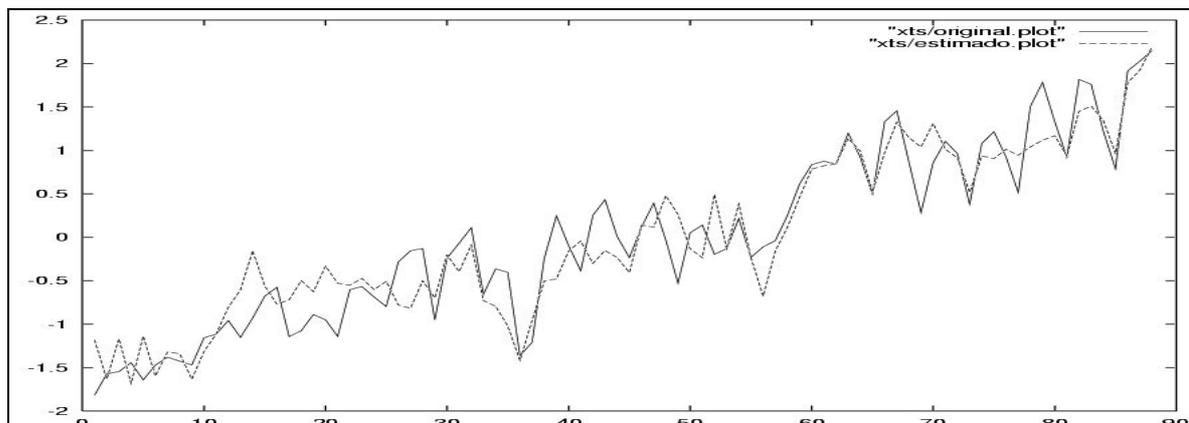


Fonte: Elaborado pelo autor

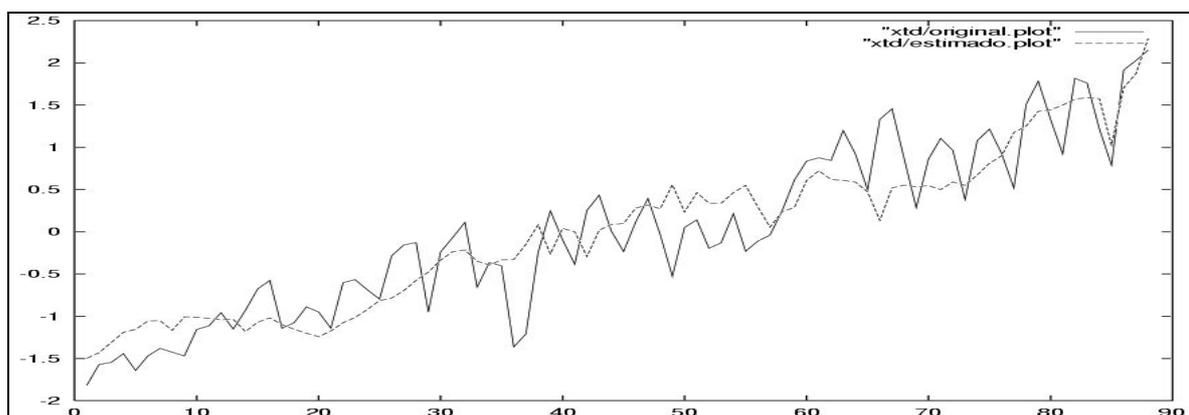
O grau de ajustamento das séries de exportação geradas pelas redes neurais pode ser visualizado nas figuras 5.2.9 a 5.2.16. De maneira geral, o ajuste mostrou-se moderado¹¹². Especificamente, para as séries de oferta e demanda por exportação houve um ajuste de 65% (X_{ts}), 62% (X_{td}), 67% (X_{tms}), 69% (X_{tmd}), 67% (X_{tmes}), 69% (X_{tmed}), 57% (X_{tcs}) e 67% (X_{tcd})¹¹³.

¹¹² As explicações para o razoável ajuste das séries estimadas em relação às séries originais podem estar ligadas aos seguintes motivos: 1) diferentemente da metodologia adotada nos estudos citados no capítulo 1, a variável taxa de câmbio real não foi formada pelos subsídios, concedidos pelo governo brasileiro, ao longo do período analisado. Tudo indica que esta variável é de grande relevância na composição do câmbio. Entretanto, a indisponibilidade desta série para o período posterior ao ano de 1988 inviabilizou sua utilização; 2) Os dados PXW_t e YW_t são fortemente associados aos movimentos globais da economia mundial e não a movimentos específicos dos setores. Isto, sem dúvida, deve ter afetado o entendimento das redes com relação às séries de oferta e demanda por exportação de material elétrico e de calçados que possuem uma dinâmica própria e especificidade na composição das variáveis que influenciam as exportações. Além disso, o comportamento destas duas séries está também ligado a fatores locais e regionais que envolvem um maior conhecimento do setor e das variáveis que, ao longo do tempo, mais caracterizaram a dinâmica destes setores; 3) a variável exportação total engloba tanto produtos primários quanto secundários. A variável UCP utilizada nas entradas das redes é mais adequada para o setor industrial e não para o setor agrícola; 4) neste trabalho optou-se pela utilização de um modelo de equilíbrio para as séries de oferta e demanda por exportação, tendo em vista os principais estudos que trabalharam com esta hipótese. Entretanto, movimentos de desequilíbrio podem estar presentes na dinâmica das exportações. Dado o elevado custo operacional de geração das redes e aplicação da análise de sensibilidade e de clusters (no apanhado dos dados, tabulação, formatação e normalização dos dados, na confecção de programas específicos para as séries analisadas em termos das entradas, camadas ocultas, número de neurônios, saídas, número de épocas, processo de validação e análise da sensibilidade e de clusters dos melhores modelos escolhidos) optou-se pela utilização das variáveis tradicionalmente usadas para analisar o comportamento da oferta e demanda por exportações brasileiras. No entanto, salienta-se que estas informações serão incluídas na formulação teórica e empírica de outros trabalhos futuros que envolvam a análise do comportamento das funções de comércio exterior.

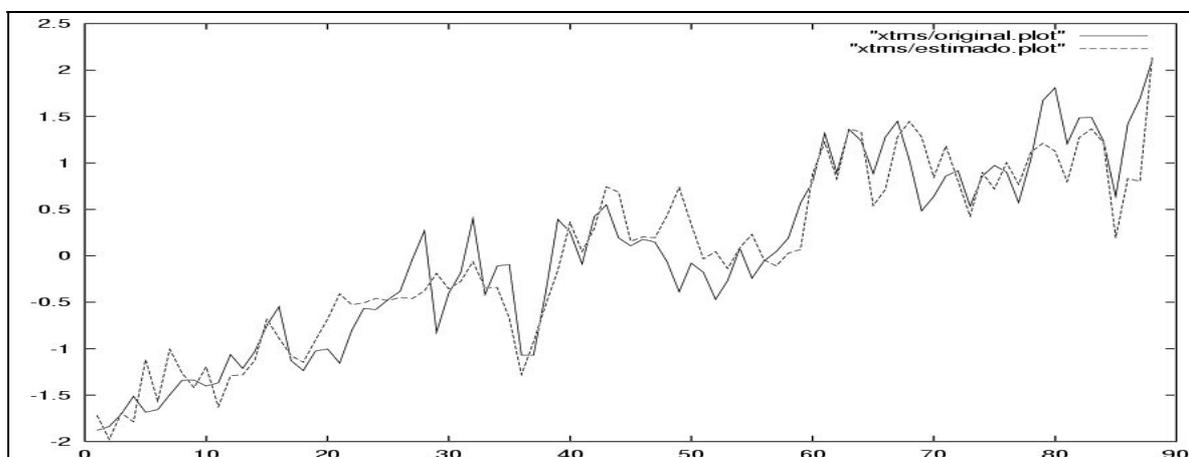
¹¹³ Para os resultados alcançados foram também realizados testes de erros de especificação, os quais não indicaram, para um nível de significância de 5%, a presença de não normalidade dos resíduos, heterocedasticidade e autocorrelação serial.

Figura 5.2.9 – Ajustamento da rede treinada à série oferta de exportação total

Fonte: Elaborado pelo autor

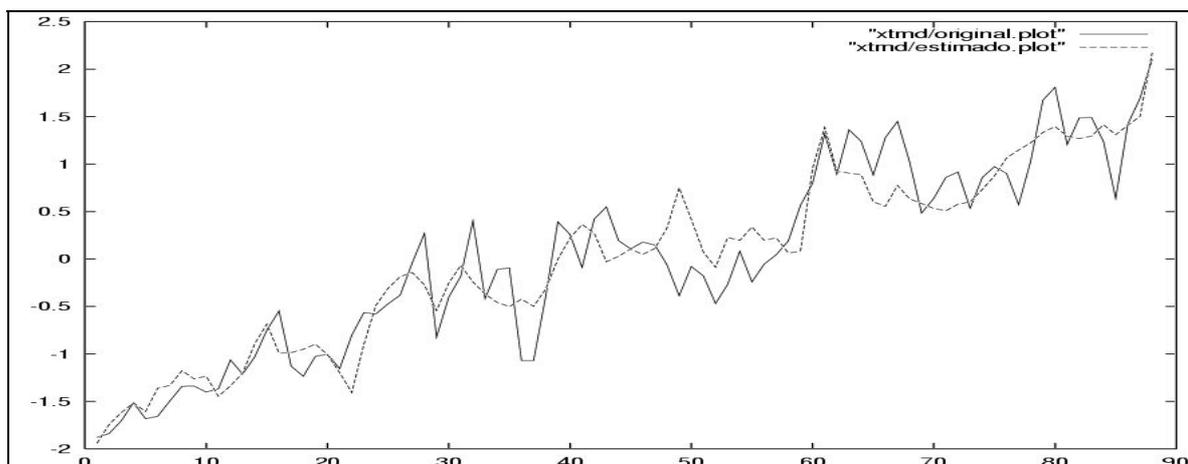
Figura 5.2.10– Ajustamento da rede treinada à série demanda por exportação total

Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.2.11 – Ajustamento da rede treinada à série oferta de exportação de manufaturados

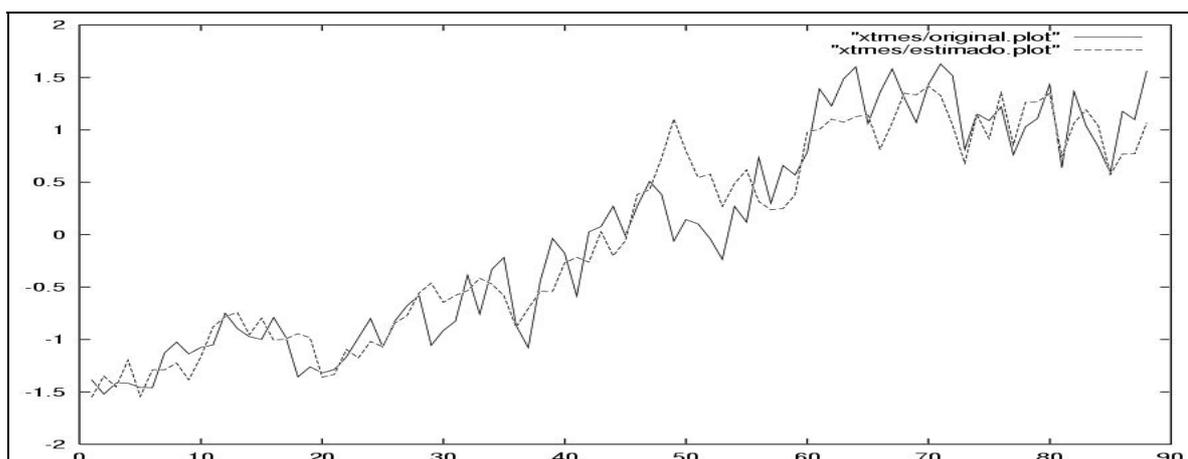
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.2.12 – Ajustamento da rede treinada à série demanda por exportação de manufaturados



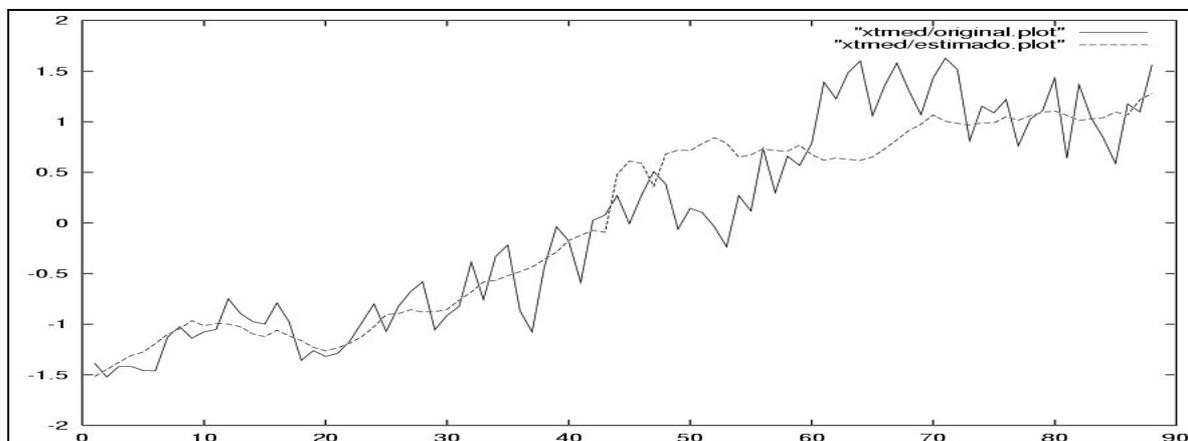
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.2.13 – Ajustamento da rede treinada à série oferta de exportação de material elétrico



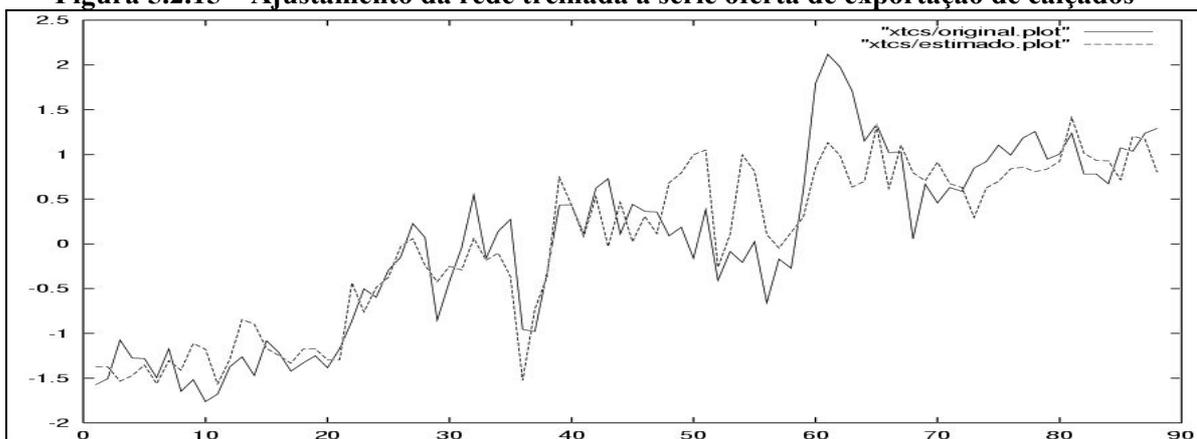
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.2.14 – Ajustamento da rede treinada à série demanda por exportação de material elétrico



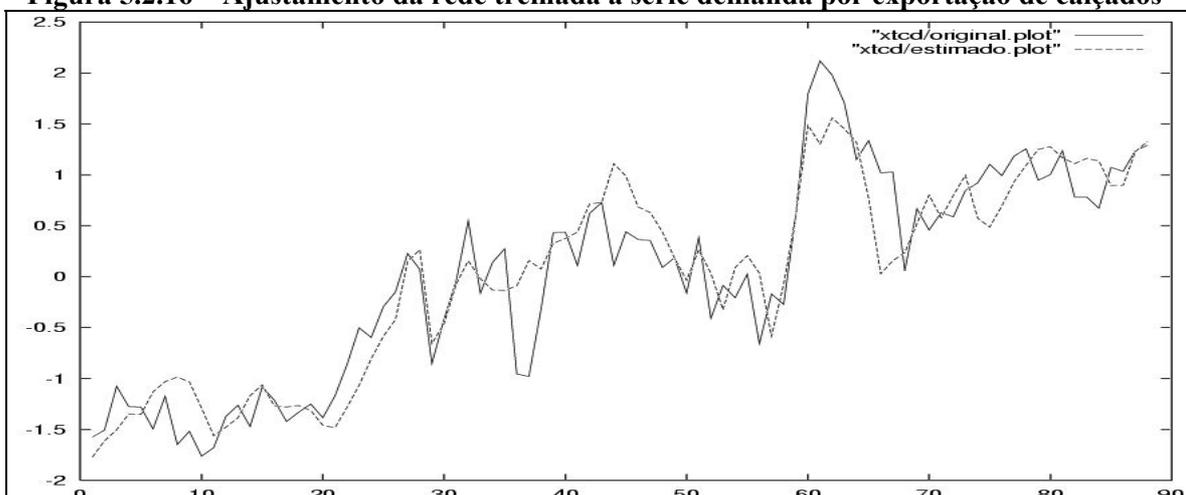
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.2.15 – Ajustamento da rede treinada à série oferta de exportação de calçados



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.2.16 – Ajustamento da rede treinada à série demanda por exportação de calçados



Fonte: Elaborado pelo autor

Tendo em vista a dificuldade de extração do conhecimento, gerado em uma rede neural artificial (RNA), a análise dos pesos, gerados de maneira não-linear, não pode ser interpretada diretamente como uma relação de causa e efeito entre as variáveis. Uma alternativa viável e desenvolvida neste trabalho é a análise de sensibilidade que procura medir a resposta da saída da rede a impactos de 1% em cada uma das variáveis de entrada¹¹⁴. É o que será visto no próximo tópico.

¹¹⁴ Para as séries de oferta de exportação, o impacto de 1% será dado individualmente para a série UCP, controlando as demais variáveis; e simultaneamente para as séries taxa de câmbio nominal dividido pelo preço interno ($tcndiv_t$) e preço de exportação estimado (PX_t), com vistas a representar a influência da taxa de câmbio real sobre a saída da rede. O mesmo raciocínio é válido para a demanda por exportação, onde o impacto individual é feito para a renda mundial (YW_t) e o impacto simultâneo para as séries um dividido pelo preço de exportação mundial ($umdivPXW_t$) e preço de exportação estimado (PX_t). Estas duas últimas séries compõem o índice de competitividade.

5.3 Resultados da análise de sensibilidade

A partir da geração das redes no quarto passo da estimação foi realizada a análise de sensibilidade para as séries de exportação¹¹⁵.

As influências das variáveis de oferta e demanda por exportações mostraram-se diferenciadas, tanto em termos de impacto, como por período analisado. Como um todo, os resultados de ajuste e de sensibilidade obtidos para as demandas por exportação foram mais satisfatórios, demonstrando a maior relevância das variáveis de entrada utilizadas. Isto pode ser melhor visualizado na tabela 5.3.1 que apresenta as elasticidades médias relevantes alcançadas para o período total, ou seja de 1978.1 a 1999.4.

Tabela 5.3.1 – Elasticidades médias das séries de exportação alcançadas para o período 1978.1/1999.4.

Exportações	Elasticidades Médias			
	UCP	TCR	PIB Mundial	Ind. Competitividade
Xts	-0.15393	0.676774	-	-
Xtms	-0.3346	0.566321	-	-
Xtmes	N.S.	0.180935	-	-
Xtcs	N.S.	0.049883	-	-
Xtd	-	-	1.360194	-0.000095
Xtmd	-	-	1.517047	-0.683543
Xtmed	-	-	0.724320	-0.244596
Xtcd	-	-	0.900708	-

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota: - : valores não relevantes, próximos a zero.

De maneira geral, para a oferta, a variável de maior impacto para todas as séries foi a taxa de câmbio real, com um patamar médio de sensibilidade em torno de 0,55% para as séries de exportação total e de manufaturados e 0,11% para as séries de material elétrico e de calçados¹¹⁶. Para todas as séries, conjuntamente, o patamar médio foi de aproximadamente 0,33%, o que indica um baixo ajuste da série taxa de câmbio real na

¹¹⁵ Os programas usados para a análise de sensibilidade foram: 1) conf.c, para gerar a configuração necessária para o impacto de 1% das entradas sobre a saída; 2) o executável do SNNS (SNNS2C), que transforma a rede escolhida gerada pelo SNNS em código C; e 3) o script gerente.sh que captura os dados do arquivo gerado pelo conf.c, executa o programa sensij.c que gera o impacto de 1% sobre as entradas da rede e, por fim, salva os resultados da análise de sensibilidade.

¹¹⁶ Para alguns períodos, as séries de material elétrico e de calçados apresentaram sinais contraditórios e com patamares muito reduzidos comparativamente às outras duas séries analisadas. Isto possivelmente ocorreu em função do pouco ajuste obtido pelas redes no processo de modelagem e também pelos motivos apresentados no rodapé 112. Em virtude disto, ressalta-se que para fins da análise dos resultados da sensibilidade serão apresentados os melhores valores obtidos.

explicação do comportamento da oferta de exportação¹¹⁷. A utilização da capacidade mostrou-se com pouca importância para a série de exportação total, com influência praticamente nula¹¹⁸. O patamar mais satisfatório foi obtido para a série de exportação de manufaturados com 0,33% de impacto das entradas sobre a saída¹¹⁹.

Já para a demanda, a variável mais relevante foi o PIB mundial, com uma elasticidade média para todo o período e para todas as séries de aproximadamente 1,13%. Para as séries de exportação total e de manufaturados, que apresentaram melhor ajuste, o patamar médio alcançado foi de 1,44% e para as séries de material elétrico e de calçados foi de 0,81%¹²⁰. A variável índice de competitividade, embora com menor impacto, também mostrou-se relevante para as séries de exportação de manufaturados e para a série de material elétrico com um patamar médio de 0,68% e 0,24%. Já as séries de exportação total e de calçados não mostraram-se relevantes¹²¹.

Os resultados relevantes da análise de sensibilidade para as séries de exportação com os impactos médios para todo o período são apresentados na tabela 5.3.1. Já a visualização da sensibilidade das saídas de exportações a impactos de 1% nas entradas de oferta e demanda por exportação estão nas figuras 5.3.1 a 5.3.5¹²², a seguir.

Feita a inspeção gráfica, observa-se que vários são os períodos para as séries de exportações em que ocorrem mudanças significativas. Analisando individualmente cada uma das séries de exportação selecionadas, algumas relações e comportamentos são percebidos.

¹¹⁷ Mais uma vez, a não inclusão da variável subsídio pode não só ter prejudicado o ajuste da rede, como também a análise de sensibilidade. Além disso, o período de 1978.1 a 1999.4 envolve vários programas e políticas econômicas determinadas pelo governo e pelo mercado, o que dificulta análise para todo o período. Em vista disto, o passo seguinte consiste em realizar uma análise por períodos, com vistas a identificar os movimentos das variáveis de maneira mais condizente no tempo.

¹¹⁸ A inclusão do setor agrícola, juntamente com outras atividades que não estão diretamente ligadas ao setor industrial, mais sensível às variáveis de entrada utilizadas, pode ter levado a este aspecto.

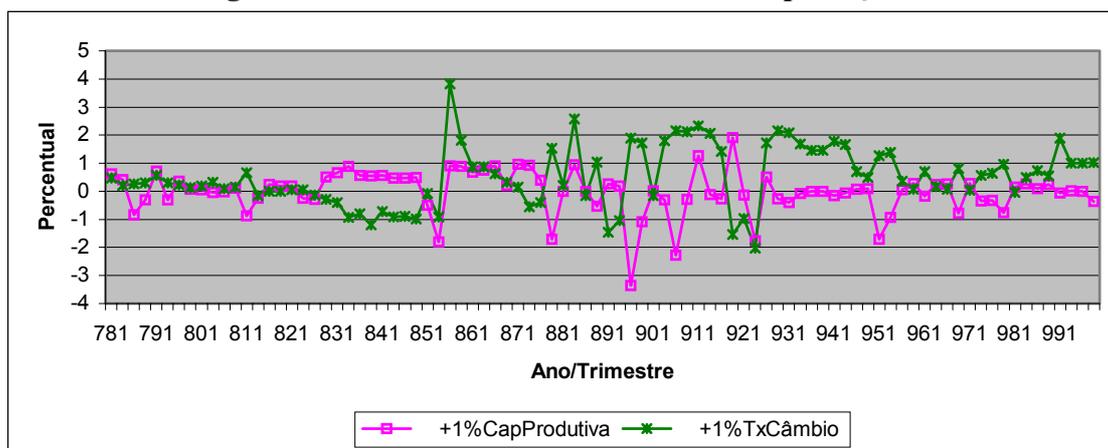
¹¹⁹ Para as séries de exportação de material elétrico e de calçados os resultados da análise de sensibilidade para todo o período foram contraditórios e, portanto, não passível de interpretação econômica. Mais adiante será feita uma análise por períodos o que permite identificar subperíodos onde a análise de sensibilidade teve resultados melhores.

¹²⁰ Isto demonstra a maior aderência da rede e dos modelos estatísticos e econométricos, em geral, a dados agregados, uma vez que setores mais específicos estão sujeitos a especificidades, nem sempre passíveis de tratamento e análise estatística.

¹²¹ A exportação total, por conta da agregação de outros setores na análise e a exportação de calçados, em virtude da não inclusão de outros variáveis e informações do setor como salários dos trabalhadores, aspecto tecnológico, localização do parque calçadista, mercados atingidos, etc. ...

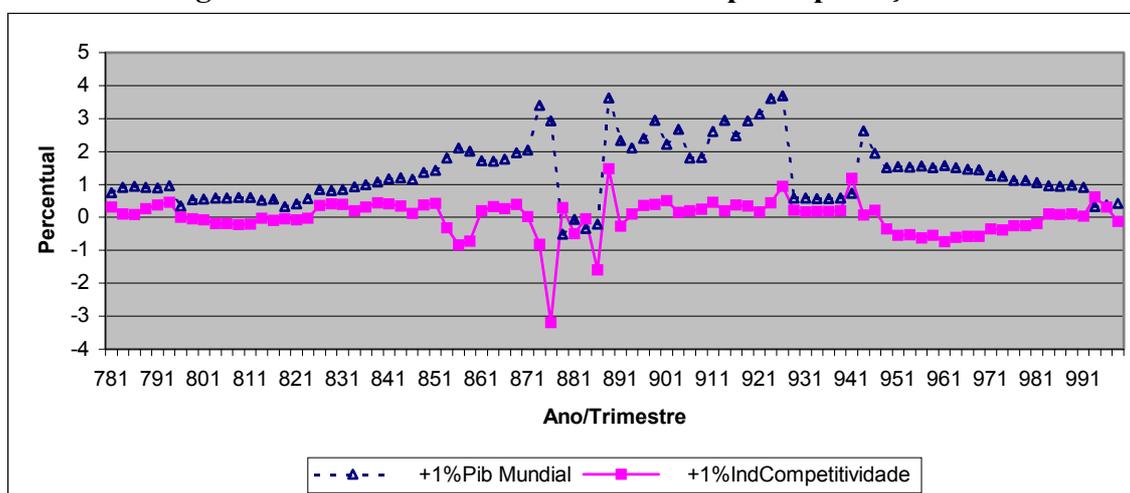
¹²² Cabe destacar a não apresentação das figuras para as séries de oferta de exportação de material elétrico e de calçados e demanda por exportação de calçados, em virtude da sensibilidade destas séries não ter sido representativa para todo o período da análise.

Figura 5.3.1 - Sensibilidade da oferta de exportação total



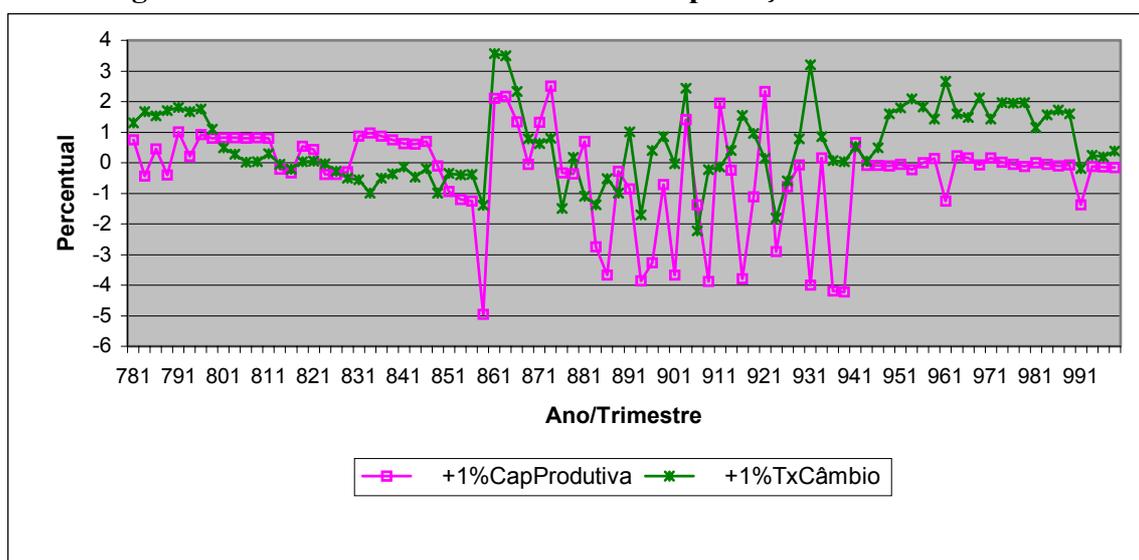
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.3.2 - Sensibilidade da demanda por exportação total



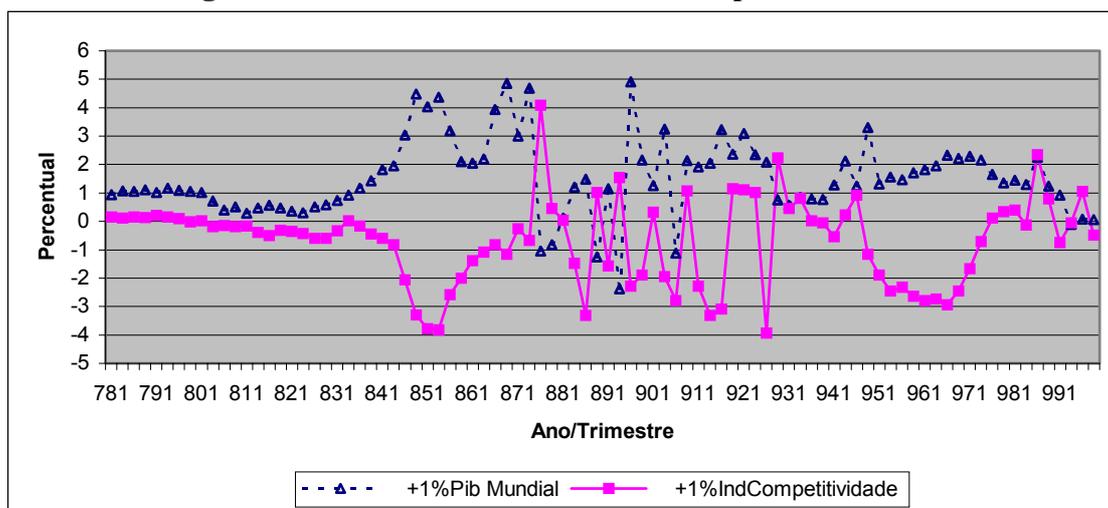
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.3.3 - Sensibilidade da oferta de exportação de manufaturados



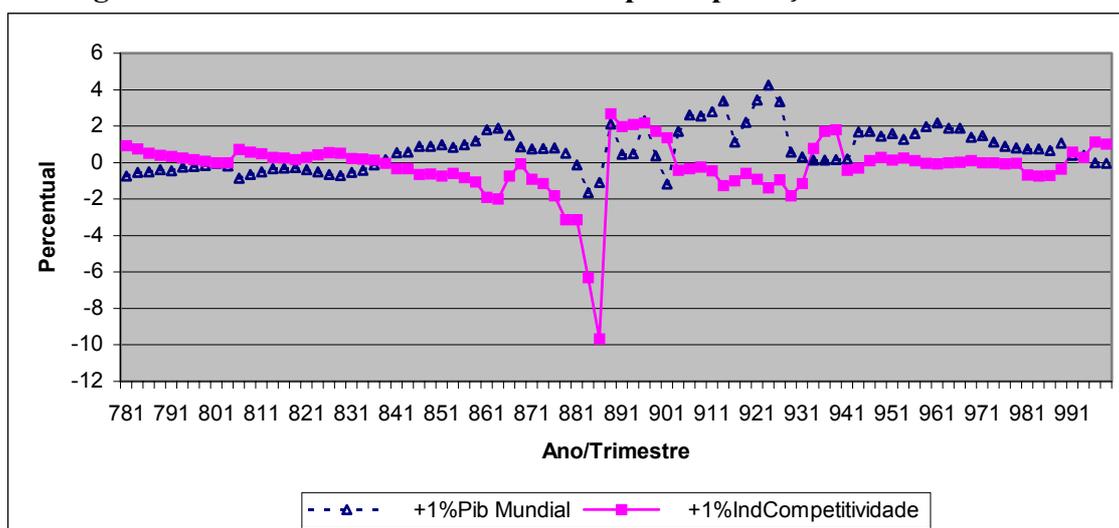
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.3.4 - Sensibilidade da demanda por manufaturados



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.3.5 - Sensibilidade da demanda por exportação de material elétrico



Fonte: Elaborado pelo autor

Para a série de exportação total há uma supremacia do modelo de demanda por exportação em relação aos resultados do modelo de oferta na explicação do comportamento das exportações. Isto porque as variáveis PIB mundial e índice de competitividade mostram-se mais relevantes em relação à utilização da capacidade produtiva e a taxa de câmbio real¹²³.

Mais especificamente, para a série de oferta de exportação observa-se, com exceção de alguns anos, um movimento reduzido das duas séries de entrada em influenciar a

¹²³ O mesmo irá acontecer com os outros modelos selecionados.

exportação. A partir de 1985, como consequência da crise e moratória da dívida externa implementada pelo Brasil e o consequente esforço de exportação, para cumprir e honrar com os prazos e metas estipulados pelo FMI, começa a ocorrer uma elevação da sensibilidade, a qual irá ter uma média de 0,64% para a taxa de câmbio real e -0,05% para a UCP até o início de Plano Collor em 1990. Com o processo de abertura econômica iniciado, timidamente, em 1988 e implementado em 1990, via redução de tarifas, quotas de importação e grau de intervencionismo, eleva-se moderadamente a influência da taxa de câmbio real para uma média de 1,20% até o início do Plano Real. A partir de 1995, em face da valorização do câmbio e adoção do sistema de bandas cambiais, diminui a influência da taxa de câmbio sobre as exportações, só voltando a recuperar-se no início de 1999, como consequência da adoção da taxa de câmbio flutuante.

No início da abertura econômica, a UCP mantém sua influência baixa, e, assim, com exceção de parte do período Collor, do ano de 1995 e parte de 1997 e 1998 mostra impacto baixo, com uma representatividade que se situa em torno de -0,13% para a década de 90. Esta menor influência da UCP surge possivelmente face ao processo de abertura, onde com o surgimento de novos mercados existe um maior interesse em direcionar parte da produção para o exterior, mesmo diante de um quadro de aquecimento do mercado interno. Face ao processo inflacionário, característico da década de 80 e a economia fechada, dificultava-se este tipo de comportamento, dada a questão do dimensionamento do investimento no médio e longo prazo e o cálculo do retorno deste investimento. Além disso, com a abertura da economia houve um incentivo para uma melhor alocação dos recursos e diversificação da pauta de exportações, o que incentivou as exportações, sem que fosse necessário um aumento do parque produtivo. Outro aspecto envolve a questão agrícola. Dada a importância de *commodities* na pauta de exportação brasileira, a UCP, como uma variável mais apropriada para o setor industrial, não representaria bem os movimentos da exportação total. Vale, também, lembrar a questão da linearidade presente na série da UCP e a estandarização realizada sobre os dados.

Para a demanda por exportação total, os resultados foram mais satisfatórios. Tanto o PIB mundial quanto o índice de competitividade mostraram-se de acordo com o sinal

esperado para quase todo o período¹²⁴. Em termos das variáveis, observa-se uma influência moderada da variável PIB mundial (0,78%) e um impacto reduzido do índice de competitividade (0,13%) até o ano de 1984/1985. A partir daí estas duas séries elevam sua influência sobre as exportações, o que demonstra, face ao esforço de exportação realizado pelo governo, a maior competitividade, em termos de preço, do produto brasileiro (via redução de tarifas, subsídios, desvalorização do câmbio) e a maior disposição das principais economias mundiais em elevar suas compras de *commodities* do Brasil. Este processo reduz-se parcialmente em 1988 e retorna em 1989, de maneira a elevar, novamente, a influência do PIB mundial sobre as exportações. Com o início da abertura econômica, em 1990, a influência do PIB mundial eleva-se e mantém-se na média em torno de 2,72% até 1992. Novamente, o PIB mundial, principalmente face ao processo de *impeachment* do governo Collor e instabilidade econômica, reduz significativamente sua influência, quando então, em 1994, no início do Plano Real, eleva de novo sua influência, porém a patamares inferiores e decrescentes aos observados no Plano Collor. É interessante observar a diminuição da influência do PIB mundial ao longo do Plano Real, quando diante da crise asiática, da crise da Rússia, da desvalorização do Real em 1999, o cenário internacional fica desfavorável ao fortalecimento das relações comerciais.

Com o processo de abertura econômica, iniciado em 1990, o índice de competitividade perde influência e mantém-se praticamente nulo até o início do Plano Real, quando então aumenta timidamente o seu impacto; porém, assim como o PIB mundial, vai perdendo influência até atingir um efeito praticamente nulo no final da série. Especificamente para este período pós-90, no Plano Collor, a queda de preços internos, aliada a um maior incentivo às exportações, não mostrou um sinal coerente com a literatura ou com o esperado. O bloqueio da liquidez e o ambiente de recessão, a falta de capacidade de investimento para gerar produtos exportáveis e incerteza nas relações comerciais com o Brasil são as possíveis explicações para a baixa sensibilidade do índice de competitividade.

A série de exportação de manufaturados também apresentou melhores resultados para a demanda por exportação comparativamente aos obtidos pelo modelo de oferta de exportação. Como pode ser percebido na figura 5.3.4, os movimentos da saída da rede às variáveis de entrada é semelhante ao obtido pela demanda por exportação total. Também

¹²⁴ Como pode ser percebido na figura 5.3.2, os pontos em que se observam sinais contraditórios apresentam-se com baixa magnitude, de tal forma que seu impacto é praticamente nulo.

para o início da série percebe-se uma menor influência das séries de entrada sobre a saída. Isto é principalmente visível no início dos anos 80, quando diante do segundo choque do petróleo, elevação das taxas de juros dos Estados Unidos (para atrair mais capitais e gerar uma modernização do seu parque produtivo) e conseqüente cenário de recessão mundial diminui a sensibilidade das exportações aos movimentos do PIB mundial e do índice de competitividade. A diferença mais relevante entre a oferta de exportação total e de manufaturados acontece no final da década de 80 e início da década de 90 quando as influências do PIB mundial, e, sobretudo, do índice de competitividade se tornam diferenciadas, ora elevada, ora reduzida. Isto ocorreu, possivelmente, face ao processo de abertura, conjugada com o ambiente político e de incerteza da política econômica neste período, tenha ocorrido esta intensidade de oscilações. As redes neurais, diante de grandes oscilações de variáveis exógenas que procuram encontrar o melhor ponto de ajuste, tem dificuldades em representar um fenômeno que está sujeito a uma grande margem de erro e que, por conta disto, não representa sucesso na política adotada. Daí o porquê do entendimento da maior estabilidade de aprendizado da rede no início e, sobretudo, no final da série, envolvendo o Plano Real.

Para a segunda metade da década de 80, o patamar médio do PIB mundial e do índice de competitividade situa-se em torno de 2,0% e -1,05%. No Plano Collor e transição para o Real este patamar fica em torno de 1,65% e -0,53%. E no Plano Real situa-se em 1,52% e -0,87%, respectivamente¹²⁵. Para a oferta de exportação de manufaturados, que apresentou resultados inferiores à demanda, em termos de relevância das entradas, percebe-se, também, uma certa semelhança com a oferta de exportação total. A mais significativa ocorre até o início da década de 90, quando os coeficientes alcançados são próximos (Tabela 5.3.2 e 5.3.4). Dado que, antes da década de 90, o Brasil era um país “fechado” ao comércio exterior isto dificultava a exportação de produtos industrializados brasileiros, de tal forma que o grande volume de produtos agrícolas e *commodities* exportados, aliado a um baixo nível de qualidade e competitividade dos produtos industrializados brasileiros explica a semelhança de elasticidades alcançadas para a exportação total e de manufaturados.

¹²⁵ Cabe destacar que de todas as séries de exportação analisadas, a que demonstrou maior sensibilidade ao comportamento das variáveis exógenas utilizadas foi a de manufaturados, seguida da exportação total, da exportação de material elétrico e da exportação de calçados.

Com o início da abertura econômica, a variável utilização da capacidade assume maior relevância na explicação do comportamento das exportações e atinge uma influência de -1,32%, enquanto que a taxa de câmbio mostra-se com uma influência mais reduzida, de 0,33%. Já no Plano Real este cenário se inverte, com a taxa de câmbio assumindo um impacto de 1,41% e a UCP de apenas -0,14%. Face ao ambiente recessivo e de capacidade ociosa, promovida pelo Plano Collor, e dada a característica de representatividade da UCP para o setor industrial, fica perceptível o maior direcionamento da produção brasileira para o mercado internacional. Já para o Plano Real, o raciocínio é semelhante, uma vez que o aquecimento da economia interna desestimula o aumento das exportações.

A demanda por exportação de material elétrico também mostrou-se relevante na sensibilidade realizada com valores coerentes e sinais de acordo com a teoria econômica para a maioria dos períodos. Alguns pequenos momentos apresentam sinais contrários, porém, em face da sua baixa magnitude, não são relevantes. Isto é visível, sobretudo, para o período anterior a 1984, nos anos de 1988 e 1989 e, também no ano de 1993. Ou seja, basicamente no período de eleição presidencial e posse de novo governo.

Assim como para as outras séries de demanda por exportação analisadas, até 1984 existe um baixo efeito do PIB mundial e do índice de competitividade em incentivar as exportações. Com a economia fechada, o baixo investimento em pesquisa para o desenvolvimento de componentes eletrônicos e o baixo nível de importação deste setor, entende-se a menor dinâmica das variáveis de entrada em explicar o comportamento das exportações de material elétrico. Em 1985 e 1986 a influência se eleva (0,79% para o PIB mundial e -1,32% para o índice de competitividade), de forma a ditar os superávits deste setor na balança comercial, os quais vão se acelerar a partir de 1988 e durar até o início do Plano Real, como consequência do processo de abertura comercial. Tanto o PIB mundial quanto o índice de competitividade mostram-se relevantes até o início do Plano Real. A partir daí o PIB mundial passa a ditar o comportamento das exportações, enquanto que o índice de competitividade fica com um efeito praticamente nulo. O PIB mundial, até 1996, mantém uma média de 1,70% e declina, a partir daí, como consequência do desaquecimento e crises em algumas economias desenvolvidas e emergentes (Tigres Asiáticos, Rússia, etc...). A média do índice de competitividade para todo o Plano Real fica em torno de 0,05%, praticamente nulo. A baixa capacidade de geração de tecnologia para

componentes eletrônicos e o preço menos competitivo, em comparação com países intensivos na geração deste fator de produção, é uma possível resposta para este comportamento num ambiente de globalização.

Por fim, para se fazer uma análise mais resumida da resposta da saída das exportações a estímulos de 1% nas entradas da rede neural, dividiu-se o período de estudo em 3 sub-períodos, mais característicos da economia brasileira. O primeiro envolvendo o período anterior ao Plano Collor ou pré-abertura comercial (1978.1 a 1989.4), o período do Plano Collor e transição para o Plano Real (1990.1 a 1994.2) e o período do Plano Real (1994.3 a 1999.4). Nas tabelas 5.3.2 a 5.3.6 são apresentadas as elasticidades médias alcançadas para estes períodos e para as séries de exportação selecionadas.

Tabela 5.3.2 – Elasticidades médias da série de oferta de exportação total, alcançadas para os períodos 1978.1/1989.4, 1990.1/1994.2 e 1994.3/1999.4.

Exportação Total (Xts)	Elasticidades Médias		
	1978.1 a 1989.4	1990.1 a 1994.2	1994.3 a 1999.4
Capacidade Produtiva	0.0834	-0.1338	-0.1539
Taxa de Câmbio	0.1954	1.1785	0.6768

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.3.3 – Elasticidades médias da série de demanda por exportação total, alcançadas para os períodos 1978.1/1989.4, 1990.1/1994.2 e 1994.3/1999.4.

Exportação Total (Xtd)	Elasticidades Médias		
	1978.1 a 1989.4	1990.1 a 1994.2	1994.3 a 1999.4
PIB mundial	1.1911	2.0103	1.1973
Índice de Competitividade	-0.0246	-	-0.2325

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota: -: valores próximos a zero

Tabela 5.3.4 – Elasticidades médias da série de oferta de exportação de manufaturados, alcançadas para os períodos 1978.1/1989.4, 1990.1/1994.2 e 1994.3/1999.4.

Exportação Manufaturados (Xtms)	Elasticidades Médias		
	1978.1 a 1989.4	1990.1 a 1994.2	1994.3 a 1999.4
Capacidade Produtiva	-0.0493	-1.3221	-0.1492
Taxa de Câmbio	0.2671	0.3303	1.4123

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.3.5 – Elasticidades médias da série de demanda por exportação de manufaturados, alcançadas para os períodos 1978.1/1989.4, 1990.1/1994.2 e 1994.3/1999.4.

Exportação Manufaturados (Xtmd)	Elasticidades Médias		
	1978.1 a 1989.4	1990.1 a 1994.2	1994.3 a 1999.4
PIB mundial	1.4626	1.6528	1.5246
Índice de Competitividade	-0.6562	-0.5274	-0.8710

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.3.6 – Elasticidades médias da série de demanda por exportação de material elétrico, alcançadas para os períodos 1978.1/1989.4, 1990.1/1994.2 e 1994.3/1999.4.

Exportação de Material Elétrico (Xtmed)	Elasticidades Médias		
	1978.1 a 1989.4	1990.1 a 1994.2	1994.3 a 1999.4
PIB mundial	0.1882	1.6362	1.1466
Índice de Competitividade	-0.3583	-0.3101	0.0570

Fonte: Elaborado pelo autor

De 1978.1 a 1989.4, as séries de entrada para oferta apresentaram uma baixa influência sobre as saídas de exportação total e de manufaturados, com um efeito praticamente nulo da UCP e fraco da taxa de câmbio. Já para a demanda, a maior sensibilidade é percebida para o PIB mundial que apresenta valores superiores a 1 para as séries exportação total e de manufaturados. A série de material elétrico comporta-se moderadamente com um coeficiente reduzido e igual a 0,18%. O índice de competitividade mantém-se baixo para as três séries, sendo que sua maior influência acontece para a série de manufaturados, com um patamar de -0,65%. De maneira geral, os resultados mais importantes são encontrados para exportação de manufaturados e exportação total, com especial destaque para a equação de demanda que apresentou uma superioridade sobre a equação de oferta, dada sua maior homogeneidade nos resultados da sensibilidade para este período.

Entrando no período do Plano Collor e da fase de transição para o Plano Real eleva-se e mantém-se a sensibilidade para todas as séries, demonstrando a maior dinâmica gerada pelo processo de abertura da economia, desenvolvido no final da década de 80 e início dos

anos 90. Para as séries de oferta há uma diferenciação na sensibilidade de resposta da exportação total e de manufaturados às variáveis de entrada. Enquanto a exportação total é mais influenciada pela taxa de câmbio que apresenta uma influência de 1,18%, para os manufaturados a UCP determina os maiores movimentos da exportação com um impacto de aproximadamente -1,32%. Na verdade, isto se faz sentir em função do maior estímulo, para o período 1990.1-1994.2, da taxa de câmbio em alavancar as exportações brasileiras totais que possuem em sua composição *commodities* que são altamente sensíveis às variações na taxa de câmbio. Já para os manufaturados, com a queda da atividade econômica, sobretudo sentida durante o Plano Collor, e como consequência do bloqueio da liquidez, maiores foram os esforços dos empresários nacionais em tentar ganhar participação no mercado internacional para aproveitar sua capacidade ociosa. Isto é claro, dada a perspectiva de captação de recursos para investimento e o repasse de parte da produção interna para o mercado internacional.

Na demanda por exportação, o PIB mundial para todas as séries eleva sua influência com patamares superiores a 1,5% e igual a 2,01% para a série de manufaturados. Com a abertura da economia melhora a explicação do PIB, embora isto se dê a luz de uma maior oscilação, em virtude dos vários pacotes econômicos implementados neste período e também da instabilidade política gerada pelo *impeachment* do Presidente Fernando Collor de Mello e o processo de transição que levaria ao Plano Real. O índice de competitividade mantém seu baixo poder explicativo, com uma pequena redução para a série de exportação de manufaturados que fica em -0,53% e de material elétrico que fica em -0,31%. Para a série de exportação total esta variável não foi relevante. De modo geral, houve uma maior instabilidade das redes de oferta de exportação em gerar os impactos das variáveis de entrada sobre a saída da rede, comparativamente às redes de demanda. Isto possivelmente está ligado a não inclusão da variável subsídio na composição da taxa de câmbio real, ao maior grau de artificialidade na determinação da taxa de câmbio real, sobretudo durante os Planos Econômicos e os períodos de maior necessidade de divisas estrangeiras, e a caracterização da variável UCP como mais indicativa da atividade do setor industrial.

O último período, compreendendo o Plano Real, é o que apresenta maior estabilidade nos resultados gerados. Isto ocorre não somente por conta dos valores gerados, coerentes com a literatura, mas também em função da maior homogeneidade dos dados.

Isto demonstra a relevância do ambiente de estabilidade, da credibilidade e da transparência na execução da política econômica, com vistas a promover e desenvolver o maior intercâmbio com o mercado internacional. Para a oferta, a variável mais importante foi a taxa de câmbio com patamares que situaram-se em torno de 0,67% e 1,41% para as séries de exportação total e de manufaturados, respectivamente. É interessante notar que para a série de exportação total houve uma redução da influência do câmbio em relação ao período anterior, enquanto que para a exportação de manufaturados ocorreu o contrário. Isto demonstra que o ambiente de valorização, e gradual desvalorização, ocorrido durante o Plano Real, até 1999, influenciou mais negativamente as exportações totais do país do que as exportações de manufaturados. Isto envolve a questão de maior incentivo e investimento em produtos com maior valor agregado, menos suscetíveis aos movimentos do câmbio. Já a UCP mostrou-se com uma influência baixa e uma relevância de aproximadamente 0,15% para as duas séries. As redes de demanda, que, também para este período, apresentaram um comportamento mais estável na resposta da sensibilidade, tiveram a variável PIB mundial como de maior influência. Os valores alcançados foram superiores a um, porém com patamares inferiores aos observados no período anterior. Já o índice de competitividade, com exceção da série de material elétrico, mostrou-se, também, relevante com uma elevação da sua influência: -0,23% para a série de exportação total e -0,87% para a série de manufaturados. Conjuntamente, percebe-se pelos gráficos de sensibilidade gerados que tanto a variável PIB mundial quanto o índice de competitividade possuem uma tendência de influência declinante, a qual se aproxima de zero no final do período. As crises econômicas assistidas a partir de 1997 (Ásia, Rússia, Brasil) são explicativas para este comportamento.

Por fim, em termos de todos os períodos e variáveis utilizadas, cabe destacar a performance das redes de exportação de manufaturados. Tanto para a oferta quanto para a demanda houve um melhor ajuste e análise da sensibilidade da variável de saída às variáveis de entrada.

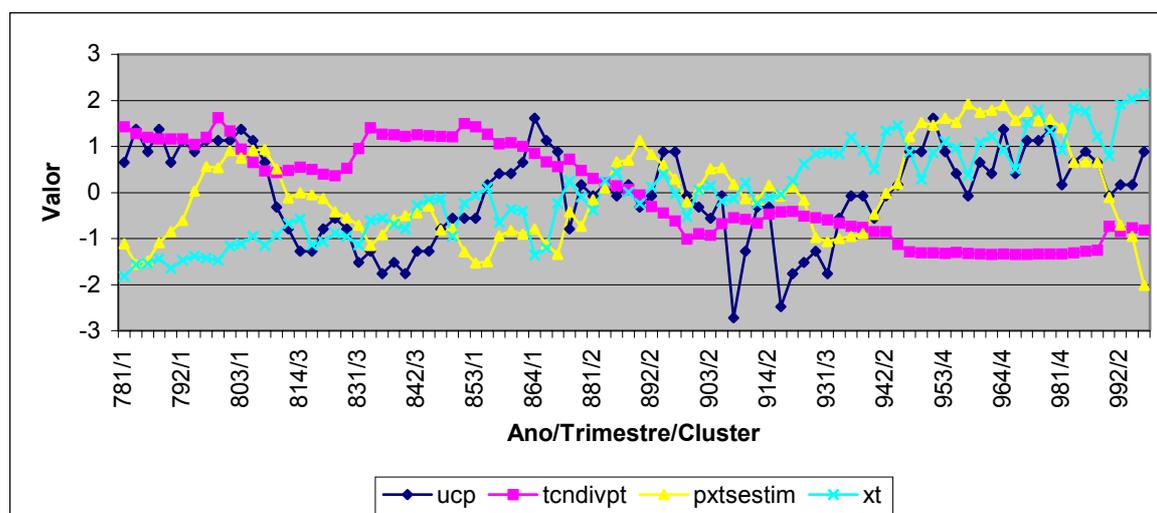
5.4 Análise de clusters

Enquanto a análise de sensibilidade dado a dado procura realizar um estudo individualizado do comportamento dos dados, a análise de sensibilidade por clusters procura identificar o grau de influência das variáveis de entrada sobre a saída da rede

agrupadas em clusters. A formação destes clusters ocorre por um método iterativo e de atualização contínua, onde, partindo de um cluster inicial, procura-se encontrar o melhor grau de aproximação de dados, de tal maneira a gerar no cluster final pontos representativos que possuam a menor distância entre os pontos do cluster a que pertencem, e a maior distância em relação aos outros clusters existentes. Um dos métodos mais tradicionais utilizados em estatísticas, e desenvolvidos neste trabalho, é o de *K-means* que procura, face ao número de clusters especificados pelo pesquisador, encontrar os pontos representativos para a entrada da rede neural. Estes pontos são, então, utilizados como sinalizadores do grupo ao qual pertencem, e com o impacto de 1% representam o grau de influência da variável de entrada sobre a variável de saída.

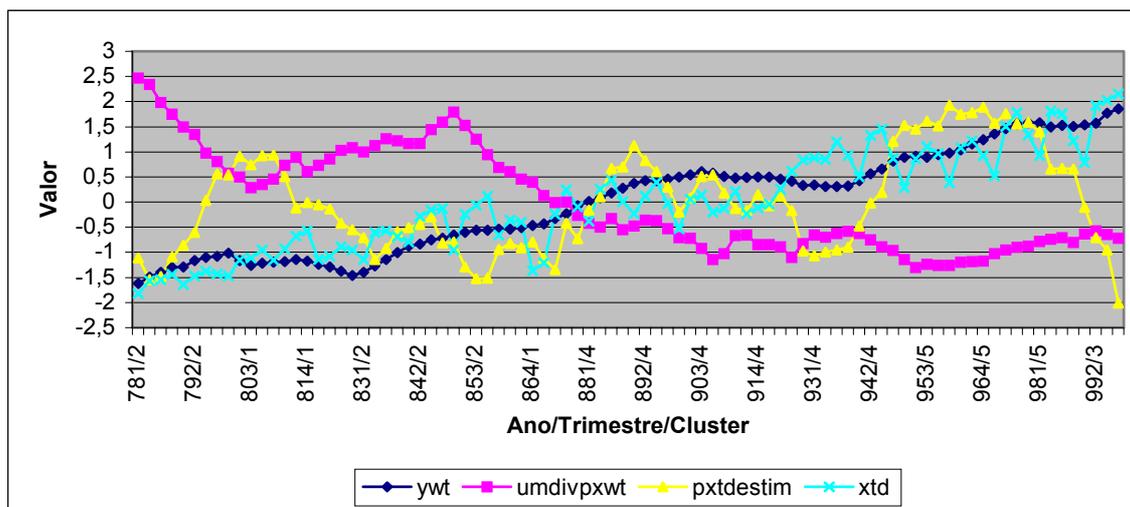
A partir do conhecimento do período analisado e do comportamento das variáveis de entrada e saída, o número de clusters que melhor representou o período amostral para as séries de exportação selecionadas foi quatro para a oferta de exportação total e de manufaturados, cinco para a demanda por exportação total e três para a demanda por manufaturados e de material elétrico. Assim como para a análise de sensibilidade dado a dado, os resultados alcançados pelas redes neurais artificiais só foram relevantes para as séries de oferta e demanda por exportação total e de manufaturados e para a série de demanda por exportação de material elétrico. A divisão dos grupos para as séries selecionadas pode ser visualizada nas figuras 5.4.1 a 5.4.5.

Figura 5.4.1 – Formação de clusters para oferta de exportação total



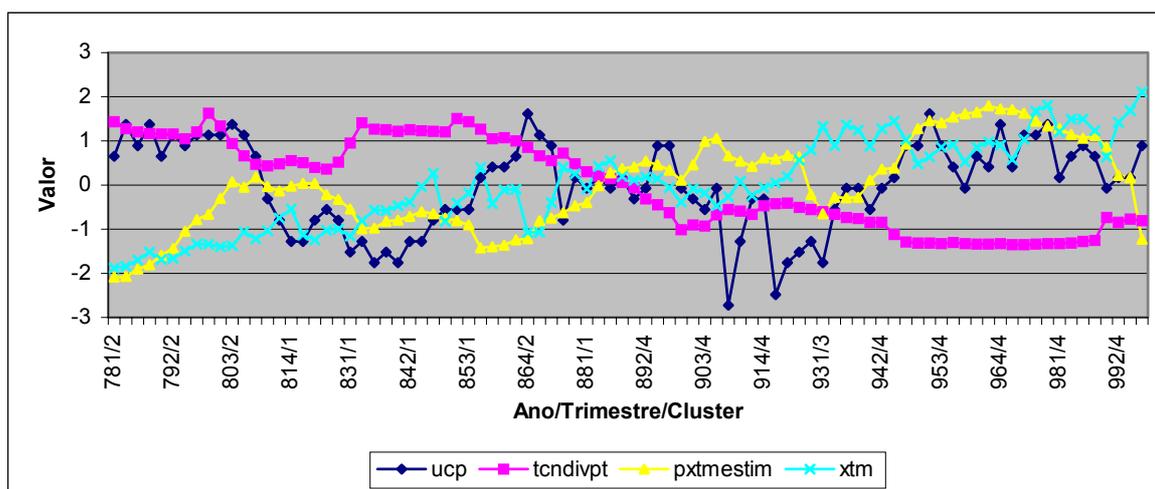
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.4.2 – Formação de clusters para demanda por exportação total



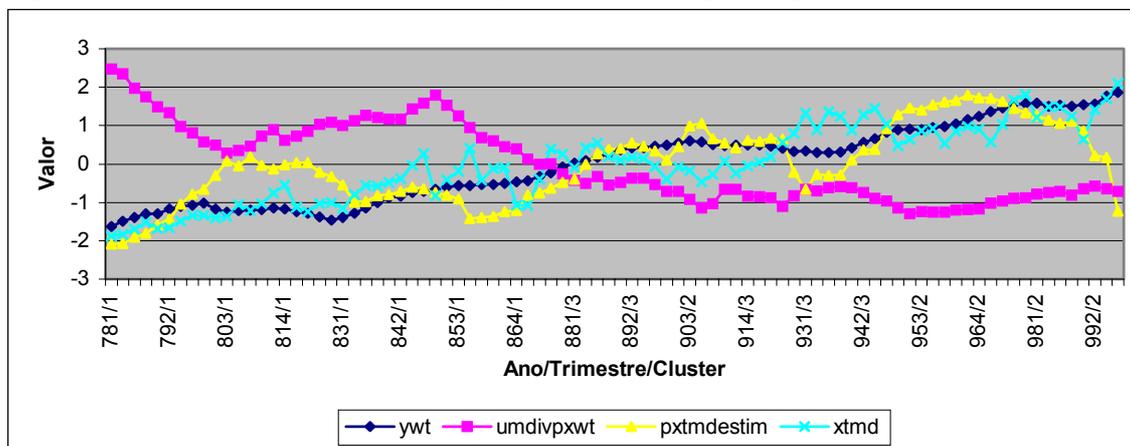
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.4.3 – Formação de clusters para oferta de exportação de manufaturados



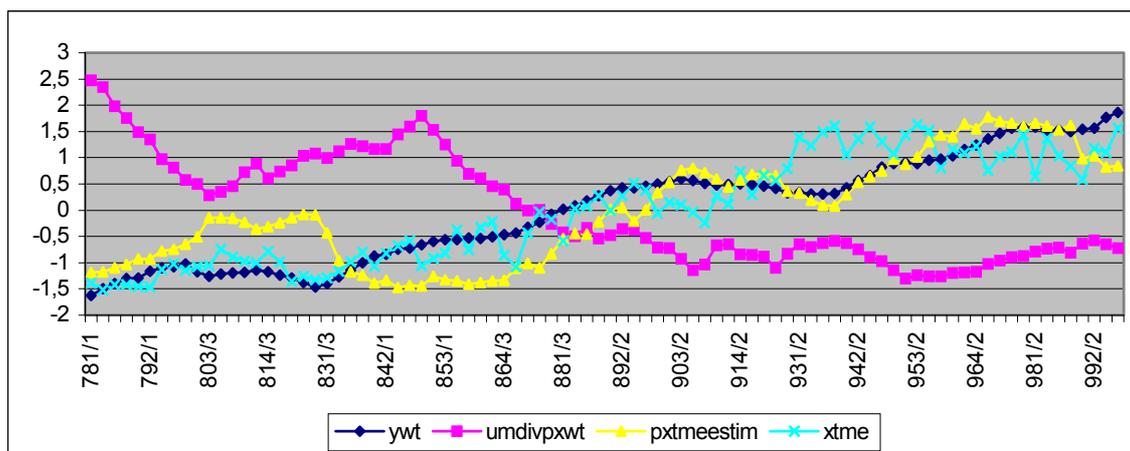
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.4.4 – Formação de clusters para demanda por exportação de manufaturados



Fonte: Elaborado pelo autor

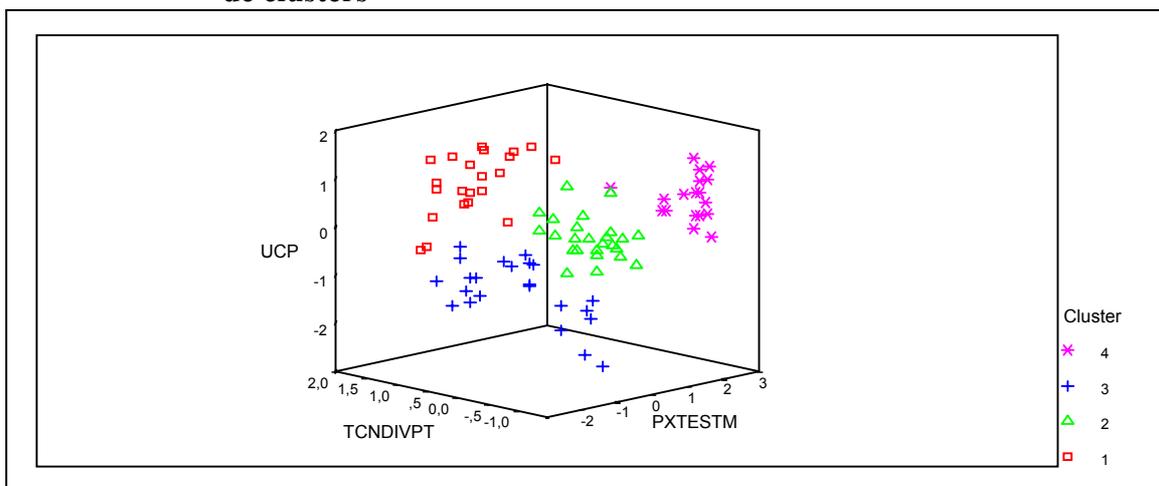
Figura 5.4.5 – Formação de clusters para demanda por exportação de material elétrico



Fonte: Elaborado pelo autor

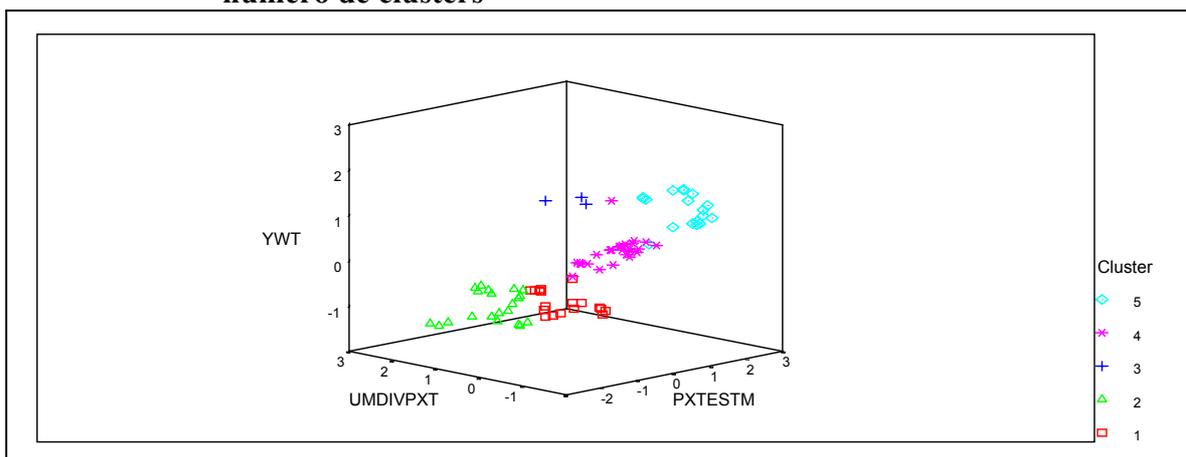
De outra forma, os resultados dos clusters para as exportações podem ser vistos, nas figuras, a seguir, em cubos dados pelas 3 variáveis de entrada. Comparativamente com as figuras 5.4.1 a 5.4.5, observa-se uma mudança de padrão do comportamento dos dados em momentos específicos da economia brasileira. Sobretudo, destacam-se os períodos que antecedem o governo Collor e o período posterior ao início do Plano Real. De maneira geral, nos cubos fica visível uma mudança qualitativa mais forte dos dados do padrão 1 e 3 para o padrão 2 e depois para o padrão 4 na série de oferta de exportação total (figura 5.4.6); do padrão 1 e 2 para o padrão 4, principalmente, na série de oferta de exportação de manufaturados (figura 5.4.7); do padrão 1 e 2 para o padrão 4 e depois para o padrão 5 na série de demanda por exportação total (figura 5.4.8); do padrão 1 para o padrão 3 e, na seqüência, para o padrão 2 na série de demanda por exportação de manufaturados (figura 5.4.9); e do padrão 1 e 3 para o padrão 2 na série de demanda por exportação de material elétrico (figura 5.4.10).

Figura 5.4.6 - Cubo das entradas da oferta de exportação total associado ao número de clusters



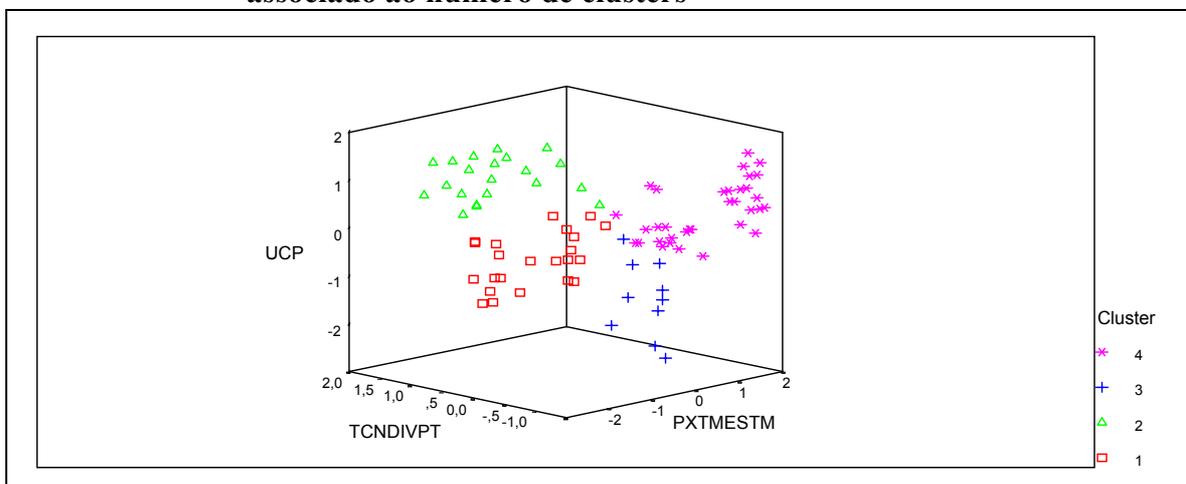
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.4.7 - Cubo das entradas da demanda por exportação total associado ao número de clusters



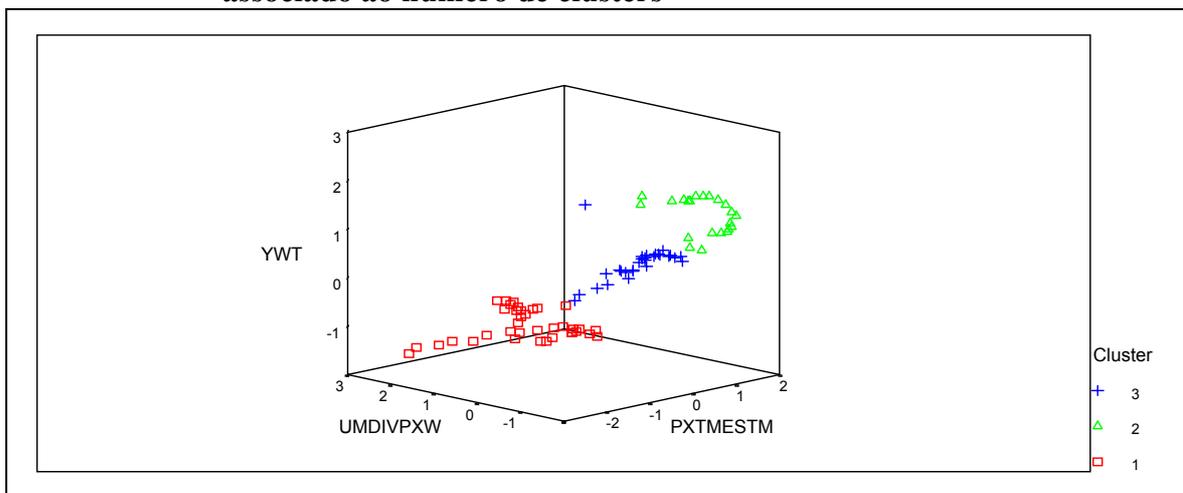
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.4.8 - Cubo das entradas da oferta de exportação de manufaturados associado ao número de clusters



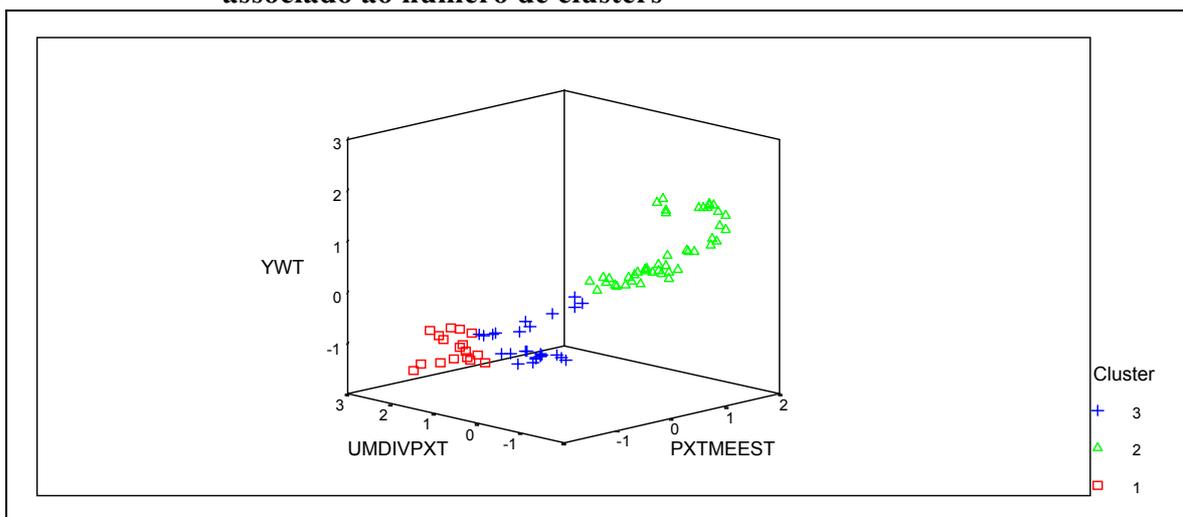
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.4.9 - Cubo das entradas da demanda por exportação de manufaturados associado ao número de clusters



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.4.10 - Cubo das entradas da demanda por exportação de material elétrico associado ao número de clusters

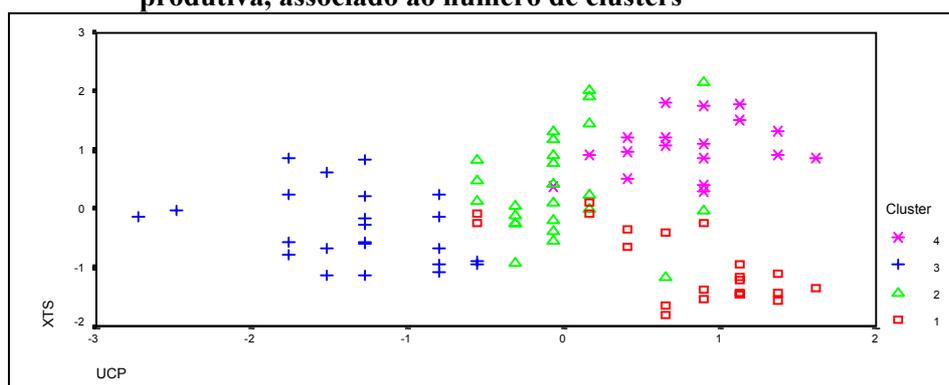


Fonte: Elaborado pelo autor

Um outro aspecto de destaque é o comportamento de semelhança dos dados de oferta versus os de demanda. Enquanto para a oferta tem-se uma maior oscilação e disparidade no comportamento dos clusters, para a demanda observa-se uma maior homogeneidade na manutenção do padrão e do cluster associado ao período histórico. Em especial, cabe destacar o período do Plano Real, onde para todas as séries, de maneira geral, observa-se a maior homogeneidade na manutenção do padrão do cluster. Já o período de maior instabilidade está para as séries de oferta e para o período 1987.1 a 1994.2, que envolve o período dos planos econômicos, antecede o início do processo de abertura econômica e prepara a transição para o Plano Real.

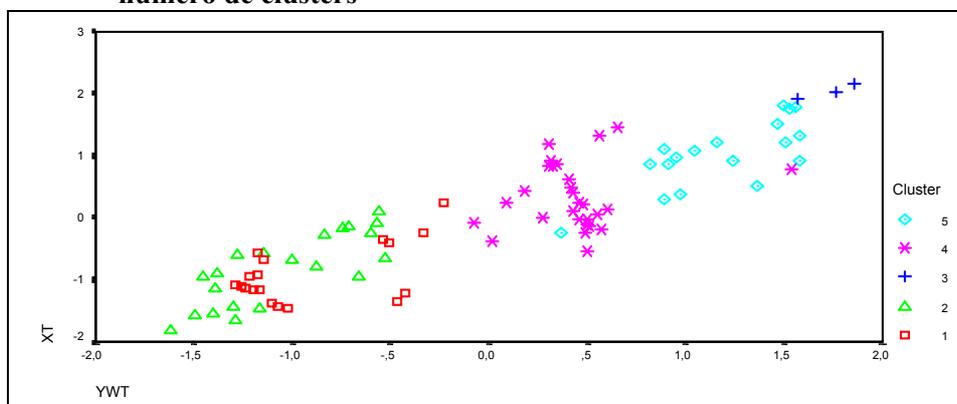
Os resultados da clusterização, também, podem ser vistos dois a dois, através da confrontação dos dados estandarizados da exportação versus o comportamento da variável independente¹²⁶. Para a UCP, da oferta de exportação, conforme pode ser visto nas figuras 5.4.11 e 5.4.13, a maior relevância, embora não elevada, pode ser vista pela inclinação desta variável para a série de exportação de manufaturados, em detrimento da série de exportação total, onde ocorre uma grande disparidade dos dados e baixa relevância na explicação do comportamento da oferta de exportação. Já para a Renda Mundial (PIB mundial) observa-se uma maior importância, com forte inclinação para todas as séries de demanda por exportação, com especial destaque para a demanda por exportação de manufaturados que apresenta maior inclinação na década de 90. Destaca-se, também, a maior concentração dos dados nos clusters e a melhor visualização de um comportamento seqüencial no padrão dos dados.

Figura 5.4.11 – Relação entre oferta de exportação total e utilização da capacidade produtiva, associado ao número de clusters



Fonte: Elaborado pelo autor

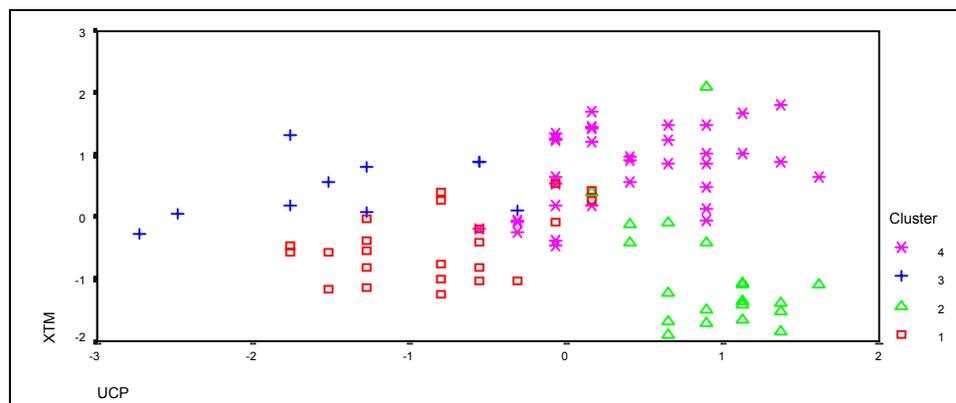
Figura 5.4.12 – Relação entre demanda por exportação total e renda mundial, associado ao número de clusters



Fonte: Elaborado pelo autor

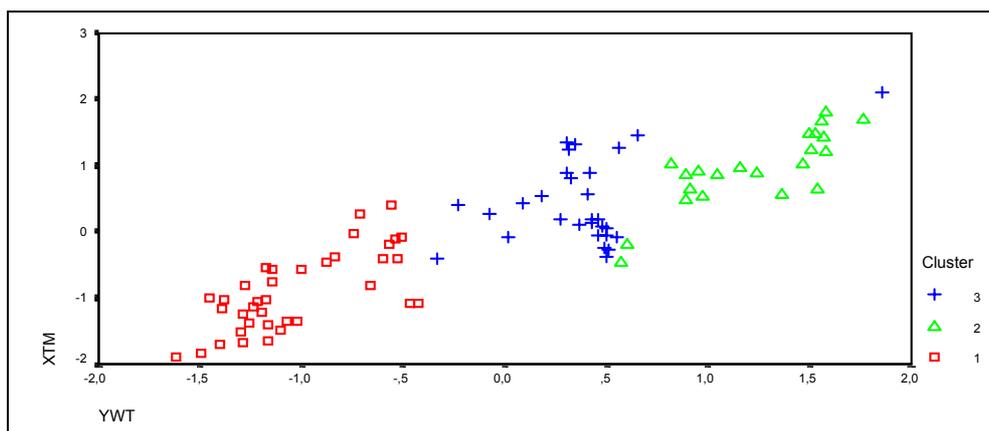
¹²⁶ Dada a impossibilidade de compor a taxa de câmbio real e o índice de competitividade, através da multiplicação do preço de exportação estimado vezes a $tcndivp_t$ e $umdivPXW_t$, as relações entre as variáveis de exportação dependentes somente serão relacionadas com as variáveis independentes UCP e YW_t.

Figura 5.4.13 – Relação entre oferta de exportação de manufaturados e utilização da capacidade produtiva, associado ao número de clusters



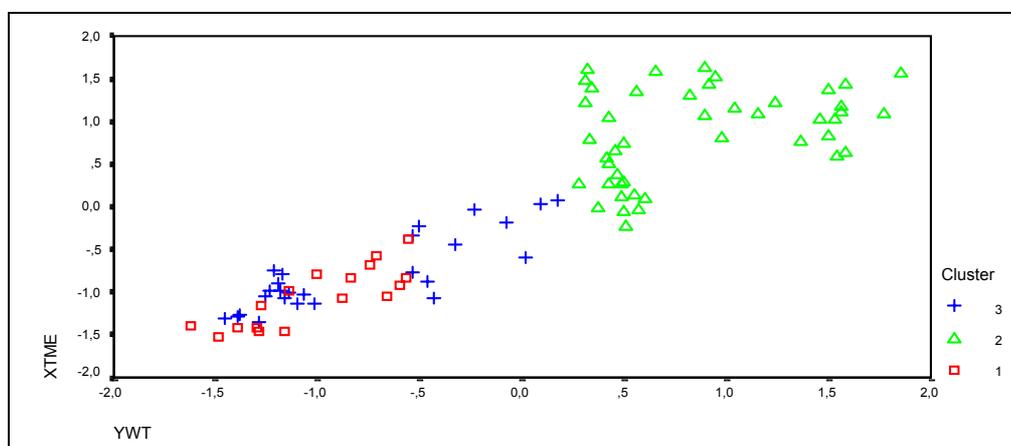
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.4.14 – Relação entre demanda por exportação de manufaturados e renda mundial, associado ao número de clusters



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.4.15 – Relação entre demanda por exportação de material elétrico e renda mundial, associado ao número de clusters



Fonte: Elaborado pelo autor

Com vistas a quantificar estas afirmações extraídas da análise gráfica são apresentados os resultados da análise de sensibilidade para os pontos representativos dos clusters obtidos previamente. Ou seja, esta análise de sensibilidade envolve o impacto ou estímulo de 1% sobre os pontos representativos das variáveis de entrada para as séries de oferta e demanda por exportação selecionadas. Assim, para as séries de oferta (Xts e Xtms), com 4 clusters, obteve-se 4 coeficientes estimados que representam a elasticidade alcançada para o período de abrangência do cluster¹²⁷. O mesmo raciocínio é válido para a demanda por exportação total com 5 clusters e para a demanda por exportação de manufaturados e de material elétrico com 3 clusters.

Conforme pode ser visto nas figuras 5.4.16 a 5.4.19 e nas tabelas 5.4.1 a 5.4.5, os coeficientes alcançados refletem, de maneira aproximada, as observações feitas, anteriormente, quando da implementação da análise de sensibilidade dado a dado¹²⁸. Os coeficientes de elasticidade média permitem identificar uma ruptura no padrão das exportações brasileiras, no final da década de 80, para as séries de oferta de exportação de manufaturados e para a demanda por exportação total e de material elétrico. O novo padrão de comportamento dos dados inicia-se em 1988, quando da implementação das primeiras medidas liberalizantes de comércio exterior, que irão culminar com o início do processo de abertura econômica no Plano Collor.

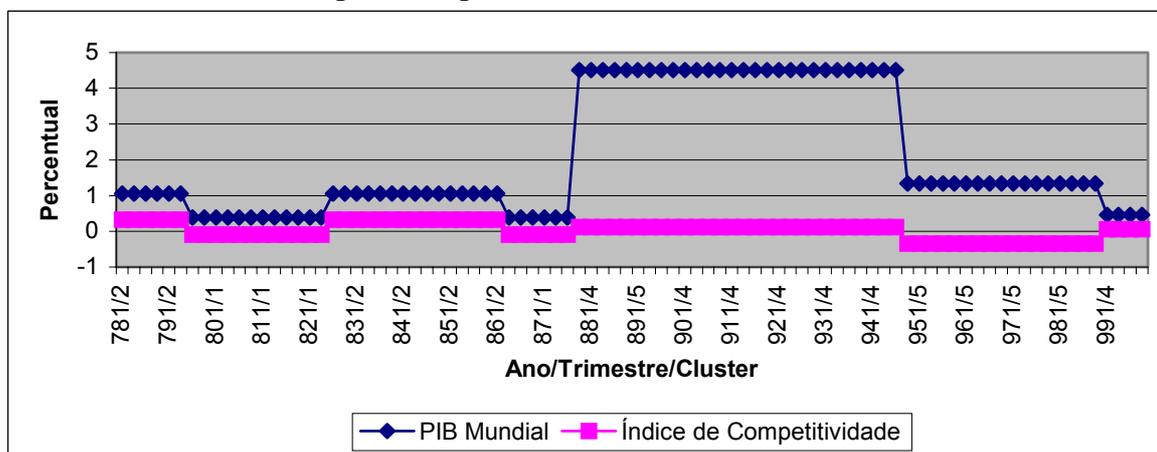
Para a série de demanda por exportação de manufaturados, que apresentou o melhor ajuste e manutenção da sensibilidade, observa-se uma mudança do padrão no período envolvendo o Plano Collor e o Plano Real, sendo esta mais forte e visível no Plano Real, tanto para a renda mundial, quanto para o índice de competitividade. Novamente, os

¹²⁷ Para a oferta de exportação total, os resultados da análise de sensibilidade para o cluster, via UCP e a taxa de câmbio, só foram relevantes para a taxa de câmbio no período de 1978.1 a 1987.4 e para o período do Plano Real. Assim, as elasticidades relevantes alcançadas não serão mostradas nas figuras a seguir, mas somente na tabela das elasticidades que será apresentada mais adiante. Cabe ressaltar que a pouca relevância da sensibilidade da exportação total está ligada as mesmas explicações assinaladas no rodapé 112.

¹²⁸ Deve-se destacar que não é possível comparar diretamente as tabelas 5.3.2 a 5.3.6 com as tabelas 5.4.1 a 5.4.5. Os subperíodos analisados para as elasticidades médias nas tabelas 5.3.2 a 5.3.6 são diferentes dos subperíodos analisados para as elasticidades médias associadas aos clusters nas tabelas 5.4.1 a 5.4.5. Somente em alguns aspectos, mais gerais, como os momentos de menor ou maior ruptura do padrão das exportações, envolvendo a década de 90, o Plano Collor e, sobretudo, o início do Plano Real, a comparação fica mais perceptível. Para as tabelas do tópico 5.3, usando o conhecimento e fatos econômicos de todo o período analisado, optou-se por dividir e analisar as elasticidades médias em três subperíodos: 1) 1978-1989, englobando o período anterior ao plano Collor, onde se iniciou o processo de abertura econômica; 2) 1989-1994, representando o período pré-plano real; e 3) 1994-1999, mostrando o processo de consolidação da abertura da economia brasileira. Já as análises de clusters, observadas nas tabelas 5.4.1 a 5.4.5, referem-se a resultados estatísticos, onde os subperíodos encontrados baseiam-se em padrões de proximidade dos dados, de tal forma a agrupa-los, ou seja formar os clusters.

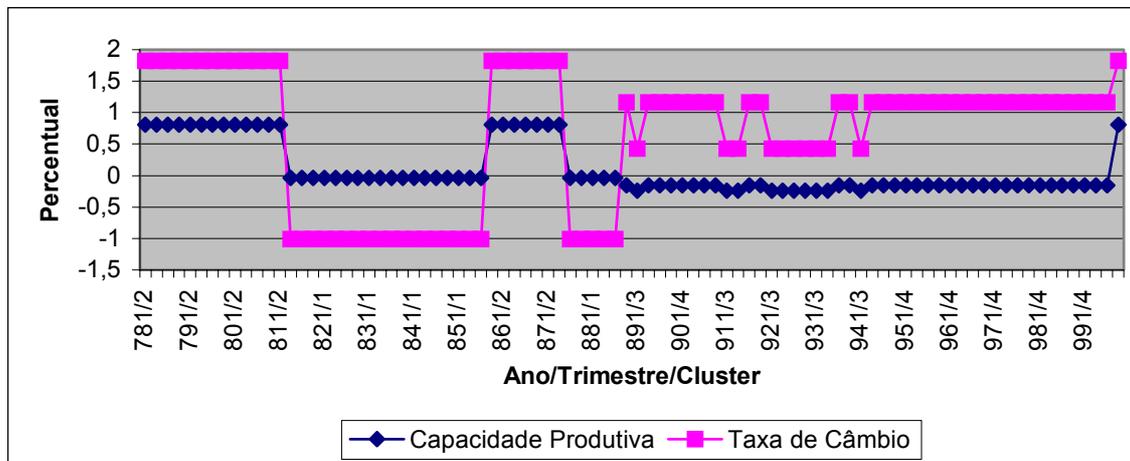
melhores resultados são obtidos para as séries de demanda por exportação, dada sua maior homogeneidade no padrão dos dados e importância das variáveis escolhidas.

Figura 5.4.16 - Sensibilidade da demanda por exportação total a acréscimos de 1% em cada ponto representativo dos clusters



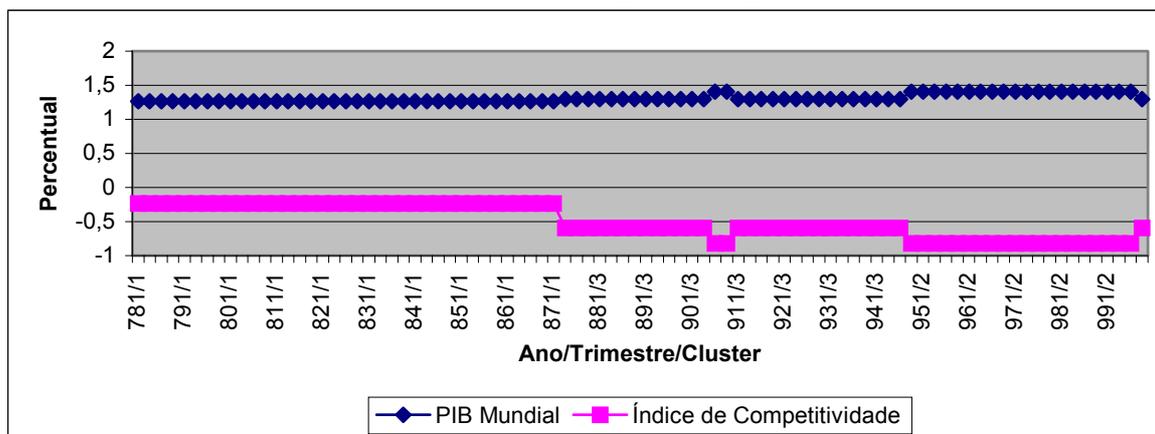
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.4.17 - Sensibilidade da oferta de exportação de manufaturados a acréscimos de 1% em cada ponto representativo dos clusters



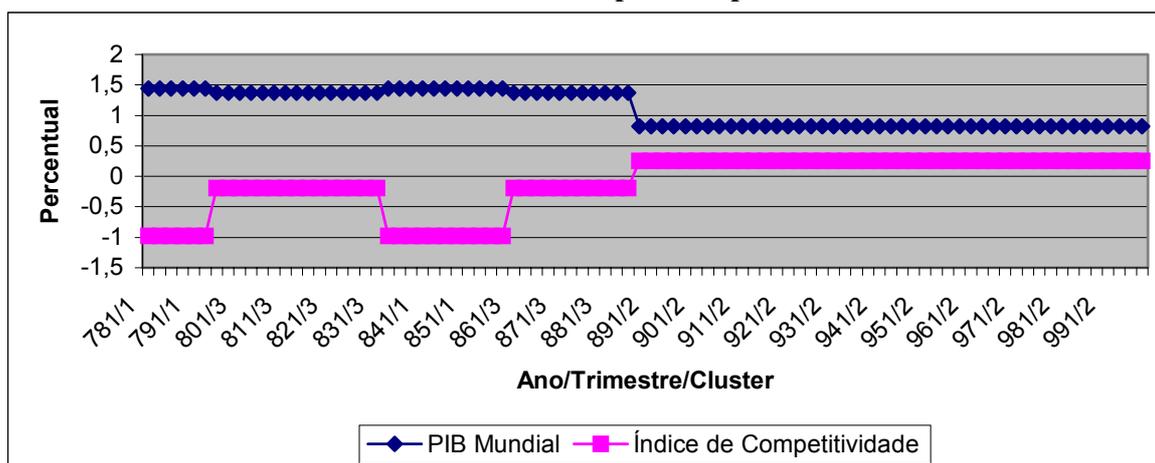
Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.4.18 - Sensibilidade da demanda por exportação de manufaturados a acréscimos de 1% em cada ponto representativo dos clusters



Fonte: Elaborado pelo autor

Figura 5.4.19 - Sensibilidade da demanda por exportação de material elétrico a acréscimos de 1% em cada ponto representativo dos clusters



Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.4.1 – Elasticidades médias para a série de oferta de exportação total, associadas à seleção de 4 clusters

Xts	Elasticidades Médias			
	1978.1-1980.4; 1985.2-1987.2; 1987.4	1981.1-1981.2; 1988.1-1989.2; 1989.4-1990.4; 1991.3-1991.4; 1993.2-1994.3; 1991.2-1994.2	1981.3-1985.1; 1987.3; 1991.1-1991.2; 1992.1-1993.1	1994.4-1998.4
	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
Capacidade Produtiva	-	-	-	-
Taxa de Câmbio	0.10488	-	-	0.30442

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota: -: valores próximos a zero ou contrários ao esperado

Tabela 5.4.2 – Elasticidades médias para a série de demanda por exportação total, associadas à seleção de 5 clusters

Xtd	Elasticidades Médias				
	1979.3-1982.2; 1986.2-1987.3;	1978.1-1979.2; 1982.3-1986.1;	1999.2-1999.4;	1987.4-1988.4; 1989.2-1994.3; 1999.1	1989.1; 1994.4- 1998.4
	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4	Cluster 5
PIB Mundial	0.38863	1.05191	0.45316	4.50249	1.34026
Índice de Competitividade	-0.09564	-	0.05209	-	-0.35036

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota: -: valores próximos a zero ou contrários ao esperado

Tabela 5.4.3 – Elasticidades médias para a série de oferta de exportação de manufaturados, associadas à seleção de 4 clusters

Xtms	Elasticidades Médias			
	1981.2-1985.3; 1987.3-1988.3;	1978.1-1981.1; 1985.4-1987.2; 1999.4	1989.1 1991.1-1991.2; 1992.1-1993.2; 1994.1	1988.4; 1989.2-1990.4; 1991.3-1991.4; 1993.3-1993.4; 1994.2-1999.3
	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3	Cluster 4
Capacidade Produtiva	-0.03666	-	-0.23981	-0.15269
Taxa de Câmbio	-	1.82078	0.42748	1.16194

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota: -: valores próximos a zero ou contrários ao esperado

Tabela 5.4.4 – Elasticidades médias para a série de demanda por exportação de manufaturados, associadas à seleção de 3 clusters

Xtmd	Elasticidades Médias		
	1978.1-1987.1	1990.3-1990.4; 1994.4-1999.3	1987.2-1990.2; 1991.1-1994.3; 1999.4
	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
PIB Mundial	1.26595	1.40876	1.30038
Índice de Competitividade	-0.23665	-0.82276	-0.59621

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela 5.4.5 – Elasticidades médias para a série de demanda por exportação de material elétrico, associadas à seleção de 3 clusters

Xtmed	Elasticidades Médias		
	1978.1-1979.2; 1983.2-1985.4;	1988.4-1999.4	1979.3-1983.1; 1986.1-1988.3
	Cluster 1	Cluster 2	Cluster 3
PIB Mundial	1.44360	0.82147	1.36760
Índice de Competitividade	-0.97869	-	-0.18689

Fonte: Elaborado pelo autor

Nota: -: valores próximos a zero ou contrários ao esperado

5.5 Conclusão

O estudo das funções de comércio exterior do Brasil fornece grande subsídio ao entendimento da dinâmica de influência de variáveis macroeconômicas sobre o comportamento das exportações brasileiras. Isto permite delinear a adoção de políticas públicas e privadas que incentivem a competitividade do setor brasileiro e gerem maiores ganhos de mercado e investimento interno e externo nas relações comerciais.

Através de um mecanismo de correção de erros, as redes neurais artificiais, semelhantemente ao processo de aprendizado observado no cérebro humano, conseguem aproximar qualquer função contínua e, assim, ajustar-se ao problema proposto, de forma a explicar o fenômeno de maneira não-linear, sem perda da capacidade de generalização do mesmo. Para isto, além da definição das variáveis de entrada e saída, deve-se variar o número de neurônios e de camadas da rede, a fim de obter o melhor ajuste.

As séries de exportação utilizadas para o processo de estimação não-linear foram a oferta e demanda por exportação total, de manufaturados, de material elétrico e de calçados. A visualização dos comportamentos das séries e os resultados dos testes de linearidade demonstraram a presença de não-linearidade destas séries aos movimentos das variáveis explicativas de oferta (utilização da capacidade produtiva e taxa de câmbio) e de demanda (PIB mundial e índice de competitividade).

Para o ajuste das redes das séries de exportação, a metodologia utilizada consistiu na padronização dos dados e na adaptação do modelo de mínimos quadrados de dois estágios às redes neurais artificiais, onde para a variável PX_t (preço de exportação da série selecionada) e X_t (série de exportação selecionada) foram desenvolvidos dois passos: 1) estimou-se, através de uma RNA, a variável PX_t somente em função das variáveis exógenas do modelo de oferta e demanda por exportação, usados como instrumentos, de forma a tentar resolver o problema de correlação entre o ruído da regressão não-linear e a variável endógena PX_t ; e 2) estimou-se a variável X_t em função das variáveis exógenas do modelo de oferta e demanda por exportação, acrescido da variável PX_t estimada.

A partir do processo de treinamento e validação dos dados das exportações obteve-se as melhores redes, que tiveram como processo de escolha a minimização do MSE de validação. As validações das redes, juntamente com os testes de erros de especificação

mostraram-se satisfatórias para algumas séries de exportação. Em ordem crescente, o melhor ajuste e resultados mais relevantes foram obtidos para as seguintes topologias: demanda por exportação de manufaturados (3-6-1), demanda por exportação total (3-12-1), demanda por exportação de material elétrico (4-8-1¹²⁹), oferta de exportação de manufaturados (3-12-1) e oferta de exportação total (4-8-1¹³⁰).

De maneira geral, para as séries de oferta de exportação, a maior relevância das variáveis foi observada a partir de 1985, como consequência do esforço de exportação realizado internamente e a maior recuperação da economia brasileira frente a maior demanda do mercado internacional. Conforme descrito ao longo do capítulo, a menor sensibilidade para as funções de comércio exterior observada no período anterior a 1985 pode ser explicada pelo ambiente de recessão mundial e incerteza, oriundo de fatores como o segundo choque do petróleo e a elevação das taxas de juros nos Estados Unidos. A variável mais importante para a oferta de exportação foi a taxa de câmbio real que elevou sua influência, a partir da década de 90, sendo esta mais forte sobre a série de manufaturados. A variável utilização da capacidade produtiva, com exceção do período do Plano Collor para a série de manufaturados, apresentou baixa influência sobre as saídas da rede. Os principais fatores explicativos para esta baixa relevância foram associados à falta de horizonte do retorno do investimento na década de 80, a diversificação do potencial exportador do Brasil, a abertura de novos mercados consumidores como a China, por exemplo, e países do Leste Europeu, o fortalecimento comercial com os países tradicionalmente compradores dos produtos brasileiros como EUA, Canadá, países europeus e Japão, a melhor adequação da variável UCP para a atividade industrial, a inclusão de *commodities* agrícolas na análise da exportação total, a grande capacidade ociosa gerada no Plano Collor frente ao ambiente recessivo e bloqueio da liquidez, o aquecimento interno da economia brasileira no Plano Real, a linearidade presente na série de utilização da capacidade produtiva e a padronização dos dados.

Para as séries de demanda por exportação também observou-se maior relevância das séries no período posterior a 1985, sendo esta mais forte na década de 90. A maior elasticidade foi obtida para a variável PIB mundial que, na média, para quase todo o período, alcançou resultados superiores a um, principalmente para as séries de exportação

¹²⁹ Quatro entradas, devido à inclusão de uma variável *dummy* em 1990.1.

¹³⁰ Quatro entradas, devido à inclusão de variáveis *dummies* em 1981.1, 1985.1 e 1990.1.

total e de manufaturados até o ano de 1997. Em especial, a abertura da economia e surgimento de novos mercados, além dos outros fatores citados ao longo do capítulo, fortalecem o maior poder explicativo desta variável no comportamento das exportações brasileiras. De outro lado, as menores sensibilidades foram conjugadas com períodos de tempo onde houve queda da atividade econômica internacional (início da década de 90, 1992 e 1993, por exemplo) ou cenário de incerteza ou falta de credibilidade, como a crise dos Tigres Asiáticos, Rússia, México, etc... O índice de competitividade, com menor elasticidade para todo o período de análise, mostrou-se relevante para as séries de manufaturados e de material elétrico, principalmente no período do Plano Collor e transição para o Real, e mais fortemente para a série de manufaturados no início do Plano Real¹³¹.

Para a análise por períodos, que se baseou em momentos mais característicos da economia brasileira, as mudanças estruturais e respostas mais importantes das saídas da rede às entradas ocorreram de 1990.1 a 1994.3 e de 1994.4 a 1999.4, sendo que, para este último período, observou-se uma maior estabilidade nos valores de sensibilidade obtidos. O período de 1978/1 a 1989/4, caracterizado pelo segundo choque do petróleo, ambiente de recessão interna e externa, moratória da dívida externa, falta de legislação adequada para o setor externo, protecionismo, processo inflacionário, incerteza no retorno do investimento, dentre outros fatores estruturais e conjunturais, ocasionou uma menor sensibilidade das exportações brasileiras às variáveis de entrada. Dentre estas, somente o PIB mundial para X_{td} e X_{tmd} , a taxa de câmbio real para X_{ts} e X_{tms} e o índice de competitividade para X_{tmd} apresentaram uma elasticidade mais elevada. Assim como na análise por série, a variável PIB mundial, com valores superiores a um, para quase todo o período, seguida da variável taxa de câmbio real, foram as variáveis mais relevantes na explicação do comportamento da demanda e oferta de exportação.

Na análise de cluster, resultados semelhantes foram obtidos para as séries de exportação selecionadas. Baseado no método estatístico de *K-means*, que visa agrupar os dados em clusters, obteve-se quatro grupos principais para a oferta de exportação total e de

¹³¹ Para a exportação total, o índice de competitividade não foi muito relevante por conta da agregação de outros setores, o que dificulta a formação de um índice de competitividade global e uma análise de competitividade de vários produtos diferenciados e homogêneos que possuem características específicas com relação aos mercados onde estão inseridos. Como exemplos, tem-se os incentivos, subsídios governamentais, facilidades logísticas, seguros, fretes, acordos em blocos, taxações, impostos e outros fatores que, além do preço, compõem a competitividade do produto de um país.

manufaturados, cinco para a demanda por exportação total e três para a demanda por exportação de manufaturados e de material elétrico. Na observação dos clusters gerados e nas elasticidades alcançadas, a partir dos pontos representativos dos clusters, foram identificadas mudanças no comportamento dos dados no final da década de 80 para todas as séries. E, também, no período posterior ao início do Plano Real para as séries de demanda por exportação total e de manufaturados, o que coaduna-se com os resultados obtidos nos testes de linearidade observados. Semelhantemente à análise de sensibilidade dado a dado, a análise por cluster, via pontos representativos, apresentou uma maior dinâmica de influência das variáveis PIB mundial e taxa de câmbio real no comportamento da demanda e oferta das exportações brasileiras.

Como um todo, tanto na análise de sensibilidade dado a dado, como por clusters, as equações de demanda em relação às de oferta apresentaram uma maior estabilidade no comportamento dos dados e homogeneidade nos resultados da sensibilidade¹³². Isto se torna perceptível principalmente no Plano Real, onde, face ao cenário de maior estabilidade econômica, credibilidade e transparência na execução da política econômica, houve uma maior coerência, relevância e padronização do movimento das elasticidades alcançadas.

¹³² Isto ocorre mais fortemente para a demanda por exportação de manufaturados, o que está de acordo com a hipótese de participação do Brasil no mercado internacional dentro de um contexto de concorrência monopolística.

CONCLUSÃO

As funções de comércio exterior do Brasil têm sido alvo de diversos estudos ao longo das últimas décadas, por inúmeros pesquisadores. A execução destas pesquisas permitem, não somente entender a dinâmica presente no setor externo brasileiro, como também assinalar as variáveis mais relevantes e seus impactos na explicação do comportamento passado, presente e futuro das importações e exportações brasileiras. Atualmente, existe uma vasta literatura que procura: 1) entender as principais variáveis que caracterizam o comportamento das importações e exportações; 2) prever cenários e desdobramentos futuros; e 3) realizar estimações que demonstrem o grau de casualidade existente entre as variáveis explicativas e explicadas do setor externo brasileiro analisado¹³³. A maioria destes trabalhos procura realizar estimativas lineares sobre os movimentos das importações e exportações do Brasil¹³⁴. Até então, nestes estudos, as principais variáveis explicativas trabalhadas foram: 1) o PIB, a taxa de câmbio real e a utilização da capacidade produtiva, para as importações brasileiras; 2) a utilização da capacidade produtiva e a taxa de câmbio real para a oferta de exportação do Brasil; e 3) o PIB mundial e o índice de competitividade, para a demanda por exportação do Brasil.

A inconstância do comportamento das séries econômicas, sempre sujeitas a choques exógenos e endógenos, decorrentes de políticas econômicas internas e externas, além de fatores políticos, econômicos, culturais, sociais, caracterizam um ambiente de relativa complexidade na análise das variáveis econômicas de comércio exterior¹³⁵. Diante de um cenário de abertura econômica, esta complexidade se avoluma, pois as influências internas são fortalecidas por fatores externos, donde o comportamento das variáveis tende

¹³³ Para as importações têm-se os trabalhos de Zini Junior (1988), Portugal (1992), Portugal (1993), De Castro e Cavalcanti (1998), Azevedo e Portugal (1998) e Resende (2000). Já para as exportações, observa-se os estudos realizados por Braga e Markwald (1983), Zini Junior (1988), Portugal (1993) e De Castro e Cavalcanti (1998).

¹³⁴ Os modelos lineares, até então existentes, envolveram previsões e estimações, via utilização de regressões, modelos de equações simultâneas, modelos univariados, modelos ARIMA, modelos VAR, modelos estruturais, etc...

¹³⁵ Como exemplos de trabalhos, que tratam de mudança estrutural e de parâmetros que variam no tempo, tem-se Portugal (1993), Ferreira (1994), De Castro e Cavalcanti (1998) e Resende (2000).

a se tornar mais não-linear, e a influência das variáveis explicativas sobre as explicadas se altera significativamente, gerando uma ruptura no comportamento linear dos dados.

Em face deste processo de abertura comercial e de medidas liberalizantes da economia brasileira, durante a década de 80 e, principalmente, na década de 90, ocorreu uma mudança no padrão de comportamento das funções de comércio exterior do Brasil.

Portanto, de maneira diferenciada dos outros estudos realizados, a contribuição deste trabalho envolve uma estimação não-linear da demanda de importações brasileiras e da oferta e demanda por exportações brasileiras, utilizando a análise de sensibilidade, dado a dado e por formação de clusters, via arquitetura das redes neurais artificiais. Envolve, também, a aplicação de uma forma diferenciada de visualização de mudanças estruturais no comportamento dos dados e a atualização das estimativas de comércio exterior do Brasil. Por último, diante de um problema de simultaneidade nas equações das exportações brasileiras, uma outra contribuição é a adaptação do método dos mínimos quadrados de dois estágios para as redes neurais artificiais, a fim de gerar as estimações para a oferta e demanda por exportação.

As redes neurais artificiais são modelos computacionais baseados na estrutura e no funcionamento do sistema nervoso humano, e têm-se mostrado eficientes na resolução de problemas de difícil solução para a computação convencional. Ao contrário dos modelos computacionais e métodos de estimação comumente utilizados, as redes neurais aprendem a resolver problemas através da sua interação com o meio externo, de maneira semelhante à que ocorre no aprendizado de seres humanos. Comparativamente à opção de se utilizar mínimos quadrados não-lineares, a grande vantagem desta categoria de modelos é a de permitir a estimação de parâmetros, sem a imposição de qualquer tipo de restrição acerca da forma funcional não-linear utilizada. Além disso, com a incorporação de processos seletivos de grupos, como clusterização dos dados que procuram encontrar padrões de homogeneidade dos dados, fica mais fácil visualizar os possíveis pontos de rupturas existentes no comportamento das séries estudadas. Isso facilita, também, a percepção da importância do impacto médio destes grupos sobre as variáveis de saída, tendo em vista a localização de pontos centrais ou representativos, que são submetidos à análise de sensibilidade.

Através de um mecanismo de correção de erros, as redes neurais artificiais, semelhantemente ao processo de aprendizado observado no cérebro humano, conseguem, através da variação do número de neurônios e camadas da rede, aproximar qualquer função contínua. O ajustamento é realizado de forma a explicar o fenômeno sob análise, de maneira não-linear, através de um processo de validação que explique adequadamente o período estudado na amostra, e possibilite a generalização do mesmo.

A partir dos testes de não-linearidade, empregados para as séries selecionadas de importação (demanda por importação total, de bens intermediários e de material elétrico) e exportação (oferta e demanda por exportação total e de manufaturados e demanda por exportação de material elétrico), observou-se a existência de uma não-linearidade em seus movimentos ao longo do período 1978.1 a 1999.4¹³⁶. Estes resultados, alcançados pelo teste de Terasvirta, Lee e Granger (1993), foram corroborados, também, pelo comparativo do MSE (*Mean Squared Error*) alcançado para modelos lineares e modelos não-lineares, via redes neurais.

Em termos do ajuste, ambos os modelos apresentados para as importações e exportações apresentaram resultados satisfatórios, com percentuais superiores a 60%. Comparativamente às exportações, os resultados das redes para as séries de importação mostraram-se superiores, com ajustes que variaram de 85% a 98%. Isto demonstra a importância das entradas da rede no processo de estimação. No caso da importação, as variáveis PIB, UCP e taxa de câmbio real foram relevantes na explicação do comportamento das importações. Já para as exportações, a inclusão de duas variáveis para explicação da oferta e demanda por exportação, dentro de um processo de simultaneidade, demonstra que mais informações e formulação das variáveis são necessárias para um melhor desempenho das redes na explicação do comportamento das exportações no período de 1978.1 a 1999.4.

Na análise de sensibilidade, dado a dado e por pontos representativos de clusters, foi realizado um impacto de 1% sobre as entradas da rede neural, escolhida no processo de validação, a fim de medir a resposta na saída. O método de impulso-resposta procurou obter, através da sensibilidade da saída às entradas da rede, as elasticidades médias por

¹³⁶ De maneira geral, os dois principais períodos em que fica visível uma mudança de ruptura no comportamento dos dados foram o final da década de 80 e o início do Plano Real.

período, indicando o grau de influência das variáveis independentes sobre as dependentes. Os resultados para a importação demonstraram, em ordem decrescente, uma evolução crescente e contínua da elasticidade para a variável PIB e taxa de câmbio real, no início dos anos 90 e, principalmente, a partir de 1994. As séries mais relevantes e com resultados mais estáveis foram a demanda por importação total e de bens intermediários¹³⁷. Já para as exportações, os resultados para a oferta de exportação total e de manufaturados demonstraram uma maior elasticidade para a variável taxa de câmbio real¹³⁸, em relação a variável utilização da capacidade produtiva, que praticamente, com exceção da série de manufaturados, teve influência muito baixa¹³⁹. Para a demanda houve uma supremacia da variável PIB mundial, com elasticidades superiores a um, na explicação do comportamento das três séries selecionadas das exportações brasileiras¹⁴⁰. Em termos de série, a oferta e demanda por exportação de manufaturados mostrou melhor desempenho. Comparativamente, no todo, as equações de demanda foram superiores às equações de oferta nas análises de sensibilidade¹⁴¹, o que demonstra uma maior relevância das variáveis utilizadas¹⁴². Isto repercutiu, também, nos clusters que mostraram-se mais estáveis para as equações de demanda, representando uma maior homogeneidade dos dados e maior estabilidade dos coeficientes alcançados.

Em termos de método deste trabalho, cabe destacar a capacidade de aprendizado das redes neurais artificiais. De maneira perceptível, observou-se que, tanto para as séries

¹³⁷ No que tange a abrangência do processo, merece destaque a redução das restrições tarifárias e não-tarifárias e o seu impacto no volume e valor das importações brasileiras, ao longo dos últimos anos. Como foi visto, após um período de queda observado entre 1978 e 1988, o valor das séries de importações passou a apresentar uma tendência de crescimento bastante definida.

¹³⁸ Isto ocorreu, sobretudo, de maneira mais forte, a partir da década de 90.

¹³⁹ Sob a hipótese de país pequeno, dentro de um contexto de concorrência monopolística, as equações de oferta e demanda por exportação do Brasil, que incluem a variável endógena preço de exportação como explicativa, apresentam um viés de simultaneidade, o qual, tradicionalmente, pode ser resolvido na literatura econômica pelo método de equações simultâneas conhecido como mínimos quadrados de dois estágios (MQ2E). Além disso, a instabilidade observada no comportamento das funções de exportação brasileira ao longo das duas últimas décadas, quer por motivos políticos, culturais, sociais ou choques internos e externos sobre a economia brasileira, elevaram a complexidade de relacionamento entre as variáveis explicativas e explicadas das exportações brasileiras.

¹⁴⁰ A variável de demanda, índice de competitividade, mostrou-se mais importante e com maior elasticidade para a série de demanda por exportação de manufaturados. Entretanto, em conjunto, os coeficientes alcançados foram inferiores a um, tanto para a análise de sensibilidade dado a dado, quanto por pontos representativos dos clusters, para todas as séries.

¹⁴¹ Isto se torna perceptível, principalmente, para as séries de demanda por exportação de manufaturados e total, em relação às respectivas equações de oferta.

¹⁴² A maior heterogeneidade dos dados, formulação incompleta de algumas variáveis, incerteza e imperfeições na economia brasileira no período estudado, choques internos e externos, incorreções e equívocos na condução da política econômica, artificialidade na construção e no movimento das variáveis macroeconômicas e problemas estruturais e conjunturais são as possíveis explicações para a elevada complexidade de relacionamento entre as variáveis, o razoável ajuste da rede e o moderado desempenho das variáveis de entrada da rede em explicar as exportações brasileiras.

selecionadas de importações brasileiras, quanto para as exportações brasileiras, os resultados alcançados pelas RNA's foram satisfatórios. Sobretudo, para a série de importação total e de bens intermediários e exportação de manufaturados, as redes neurais artificiais foram capazes de ajustar de maneira não-linear o fenômeno proposto, e gerar o aprendizado de casualidade entre as variáveis de comércio exterior, sob estudo¹⁴³. Com isto, foi possível identificar rupturas no comportamento dos dados, o que consolidou-se com os diversos fatos e períodos históricos observados na economia brasileira e que foram descritos ao longo deste trabalho. Em especial, cabe destacar o período do segundo choque do petróleo, de recessão mundial e moratória da dívida externa, observado até meados da década de 80, o período de incerteza e de grande instabilidade econômica, assistido durante os planos econômicos, a preparação para o processo de abertura econômica, que iniciou-se em 1988, fortaleceu-se em 1990 e consolidou-se em 1994, e a fase de estabilidade e manutenção de um ambiente crível durante o Plano Real, sobretudo no período anterior a 1997.

A partir dos resultados alcançados pelas RNA's, algumas observações e cenários futuros podem ser traçados. Com relação às exportações, para o período anterior e posterior ao plano real, é interessante notar que para a série de exportação total houve uma redução da influência do câmbio em relação ao período anterior, enquanto que para a exportação de manufaturados ocorreu o contrário. Isto demonstra que o ambiente de valorização, e gradual desvalorização, ocorrido do início do Plano Real até 1999, influenciou mais negativamente as exportações totais do país do que as exportações de manufaturados. Assim, as políticas públicas e privadas deveriam gerar maior incentivo e investimento em produtos com maior valor agregado. Neste cenário, a incorporação de *não commodities* surge como variável fundamental para dar maior dinâmica às exportações, com geração de produtos com maior valor agregado, sobretudo no ambiente de médias e pequenas empresas. Outra característica passa pelo grande peso do setor agrícola que, embora relevante para a manutenção de bom comportamento da balança comercial, mantém-se refém do comportamento externo das *commodities* agrícolas, caracterizadas por grande oferta e demanda oscilante, face ao comportamento das principais economias

¹⁴³ Na verdade, fica fortalecida a utilização da RNA como método alternativo aos mínimos quadrados não-lineares e outros modelos não-lineares, para explicar os fenômenos econômicos e confrontar com os resultados alcançados com outros estudos. Em face da sua flexibilização (diversas arquiteturas, topologias de rede, funções de ativação, etc), as redes neurais artificiais, segundo as hipóteses previamente estabelecidas e de acordo com o problema proposto, podem se adaptar aos estudos econômicos quantitativos, não somente para a previsão, com extensa bibliografia a respeito, mas também para estimação.

mundiais. Por último, o processo de abertura econômica do Brasil e suas relações econômicas internacionais devem ser corretamente dimensionados. Dada a importância da variável PIB mundial na explicação das exportações, a perspectiva de aquecimento da economia mundial e o atendimento da demanda de mercados emergentes, como a China, devem estar ligados a um esforço de exportação que fortaleça a produção nacional naqueles produtos em que existirem maior vantagem competitiva. Já para as importações, diante de uma perspectiva presente e um cenário futuro de crescimento da tecnologia da informação e auto-suficiência na extração do petróleo, o Brasil deve atentar para o incremento da geração de renda interna e atração de investimentos de médio e longo prazo que valorizem o mercado e a moeda nacional, a fim de que as importações sejam direcionadas para formação de capital interno e não, simplesmente, para o consumo de necessidades da população. Neste cenário, a melhoria do mercado de capitais brasileiros, os incentivos fiscais, a desburocratização e os subsídios são cruciais para uma favorável paridade do câmbio, um aumento do investimento e processo seletivo das importações.

Um outro ponto que se deve assinalar são as restrições deste estudo. Como todo trabalho científico, existem limitações que devem ser apontadas. As limitações deste trabalho, surgidas, principalmente, em virtude do grande esforço operacional para geração das redes, assumem algumas dimensões. Entre elas, destacam-se: 1) para a seleção das variáveis: a) a confecção de algumas séries de maneira incompleta, como a taxa de câmbio real, sem a composição do subsídio em sua formulação, b) a melhor adequação da UCP para o setor industrial, c) a formação do índice de competitividade, baseado no preço de exportação dos países desenvolvidos, quando, na verdade, o melhor seria um índice ponderado para os principais países que comercializam com o Brasil, e d) a falta de outras variáveis e informações, mais específicas, para o funcionamento e melhor explicação dos setores de material elétrico e de calçados; 2) para a formulação do modelo: a não utilização de modelos de desequilíbrio, que desconsideram a igualdade da quantidade exportada demandada e ofertada, e o uso de variável dependente e independente defasadas na entrada da rede; 3) para a comparação com outros modelos: a não comparação dos resultados das RNA's com os de outros modelos alternativos, como regressão não-linear, modelos lineares e métodos de maximização de funções ou otimização; e 4) para os tipos de redes: a não utilização de outros tipos de RNA's, como os modelos de redes recorrentes, de curto circuito, etc...

Baseado nos resultados alcançados e nas limitações apontadas, para futuras pesquisas sugere-se: 1) estudos que contemplem um dimensionamento das variáveis a serem utilizadas e as informações que compõe cada setor analisado. Isto se torna fundamental em estudos mais específicos, onde a agregação envolvida é menor e, portanto, mais sujeita a particularidades¹⁴⁴; 2) utilização dos algoritmos genéticos para seleção das variáveis utilizadas e das entradas mais relevantes da rede¹⁴⁵; 3) adoção do processo de extração de regras, onde, face aos resultados alcançados pela rede, é possível mapear as entradas mais relevantes e entender as regras geradoras do comportamento da rede e do fenômeno analisado ou proposto¹⁴⁶; 4) a implementação de outros modelos não-lineares e lineares para serem confrontados com os resultados alcançados pelas redes neurais artificiais; e 5) a geração de outros modelos de redes para formação de topologias que permitam um comparativo de ajustamento e de análise de sensibilidade alcançado.

Por fim, e de maneira geral, os resultados indicaram que, ao longo do período compreendido entre o primeiro trimestre de 1978 e quarto trimestre de 1999, muitas foram as transformações sobre as importações e exportações brasileiras associadas aos fatos históricos. O bom ajustamento da rede estimada, principalmente para as séries de demanda por importações (totais e intermediários) e demanda por exportações brasileiras (manufaturados e totais), permite concluir que, sobretudo em função do processo de abertura econômica, iniciado no final da década de 80 e intensificado no Plano Real, ocorreram rupturas no padrão estrutural dos dados, não existindo razão para que estas influências possam ser incorporadas de forma linear. Diferentemente disto, as evidências indicam, preferencialmente para as séries mais agregadas, que os efeitos são, na realidade, não-lineares, conforme se verifica pelas oscilações nas elasticidades renda, índice de competitividade, preço e utilização de capacidade, sobretudo no final da década de 80 e, fortemente, no ano de 1994.

Este raciocínio surge porque a implementação de estudos sobre as funções de comércio exterior, conjugada com a utilização de modelos não-lineares, possibilita a maior

¹⁴⁴ Para variáveis dependentes agregadas, como as importações totais, de bens intermediários, exportação total e de manufaturados, estas limitações são menores, uma vez que estudos anteriores, apresentados neste trabalho, consolidaram a utilização de variáveis padrões na explicação do comércio exterior brasileiro.

¹⁴⁵ Dentre outras funções, os algoritmos genéticos consistem no processo de seleção de variáveis, onde, através de combinação das mesmas, sobrevivem, na confrontação, aquelas que são mais fortes e melhor explicam o fenômeno.

¹⁴⁶ Assim como no algoritmo genético, os estudos sobre extração de regras são recentes. Entre os estudos desenvolvidos nesta área, sobretudo no exterior, destacam-se os de Cechin (1998) e Osório (1998).

compreensão das variáveis macroeconômicas chaves (PIB, taxa de câmbio real, utilização da capacidade produtiva, PIB mundial, índice de competitividade, etc...) que influenciam as importações e exportações brasileiras. A aplicação das RNA's, neste sentido, surge como uma aliada a este processo de entendimento do setor externo, uma vez que possibilita uma maior flexibilização (não-linear) na modelagem do comportamento das séries, com fácil custo operacional e com eficiência de ajuste semelhante aos principais modelos existentes na atualidade.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ABREU, M. de P. et al. **A ordem do progresso: cem anos de política econômica brasileira: 1889-1989**. Rio de Janeiro: Campus, 1989.

ABREU, M. P. Equações de demanda de importações revisitadas: Brasil, 1960-1985. Rio de Janeiro: PUC-RJ, **Texto para Discussão**, n. 148, 1987.

ALMEIDA, M., FONTES, R. & ARBEX, M. A. Retrospectiva dos regimes cambiais brasileiros com ênfase em bandas de câmbio. **Ensaio FEE**. Porto Alegre: Fundação de Economia e Estatística, v. 21, n. 1, p. 7-43, 2000.

AMY, B. **Recherches et perspectives dans le domaine des réseaux connexionnistes**. Rapport de Recherche, 1996. (Disponível em: <http://www.leibniz.imag.fr/RESEAUX/public.html> e <ftp://ftp.imag.fr/pub/LEIBNIZ/RESEAUX-D-AUTOMATES/>. Acesso em 14 mar 2000).

ANDERSON, T. R. Speaker independent phoneme recognition with an auditory model and a neural network: a comparison with traditional techniques. **Proceedings of the International Conference On Acoustics, Speech and Signal Processing**, v. 1, p. 149-152, Piscataway, NJ, 1991.

ANDERSON, J. R. **Rules of the mind**. Hillsdale: Ed. Erlbaum, NJ, 1993.

ARBIB, M. A. **The handbook of brain theory and neural networks**. MIT Press, 1995.

ARIDA, P. (org.). **Dívida Externa, Recessão e Ajuste Estrutural**. Rio de Janeiro: Paz e Terra, 1983.

AZEVEDO, A. F. Z. & PORTUGAL, M. S. Abertura comercial brasileira e instabilidade da demanda de importações. Belo Horizonte: **Nova Economia**, v. 8, n. 1, julho, 1998.

AZOFF, E. M. **Neural network time series forecasting of financial markets**. John Wiley & Sons, 1994.

BACCHETA, P. & WINCOOP, E. V. Does exchange rate stability increase trade and capital. Cambridge: Massachusetts, National Bureau of Economic Research, NBER Working Paper, n. 6704, 1998. (Disponível em: http://www.geocities.com/brian_m_doyle/open.html. Acesso em: 17 mai 2001).

BACHA, E. L. Plano Real: uma avaliação preliminar. **Revista do BNDES**, n. 3, p. 3-26, 1995.

BAER, W. **A economia brasileira**. São Paulo: Nobel, 1996.

BAILEY, D. & THOMPSON, D. Developing neural networks applications. **A.I. Expert**, n. 5, p.34-41, 1990.

BARRIONUEVO FILHO, A. A atuação política empresarial frente à abertura comercial. In: **Anais do II Encontro Nacional de Economia Política**. São Paulo: PUC/SP, v.3, p. 60-84, 1997.

BARROS, J. R. M. de & GOLDSTEIN, L. Avaliação do processo de reestruturação industrial brasileiro. **Revista de Economia Política**, n. 66, p. 11-31, 1997.

BATTITI, G. **First and second-order methods for learning: between steepest descent and Newton's method**. Technical report, University of Trento, 1991.

BAUMANN, R. (Ed.). **O Brasil e a economia global**. Rio de Janeiro: Ed. Campus, 1996.

BAUMANN, R. & MOREIRA, H. C. Os incentivos às exportações brasileiras de produtos manufaturados, 1966/85. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 17, p. 471-489, 1987.

BERTSEKAS, D. **Non linear programming**. Athena Scientific, 1995.

BISHOP, C. Classification and regression. In: **Handbook of Neural Computation**, 1997.

BISHOP, C. **Neural networks for pattern recognition**. Oxford Press, 1995.

BISSET, D. L., FILHO, E. & FAIRHURST, M. C. A comparative study of neural network structures for practical application in a pattern recognition environment. In: **Proceedings of the First IEE. International Conference on Artificial Neural Networks**, p. 378-382, London, Uk, 1989.

BRAGA, A. P. **Caracterização e histórico da área de redes neurais artificiais**. 2000. (Disponível em: <http://www.cpdee.ufmg.br/~apbraga/nns/histnn.htm>. Acesso em 23 mar 2001).

BRAGA, A. P., LUDERMIR, T. B. & CARVALHO, A. C. P. L. F. **Redes neurais artificiais: teoria e aplicações**. Rio de Janeiro: LTC, 2000.

BRAGA, H. C. & MARKWALD, R. A. Funções de oferta e de demanda das exportações de manufaturados no Brasil: estimação de um modelo simultâneo. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 13, n. 3, p. 707-744, 1983.

BRILL, F. Z., BROWN, D. E. & MARTIN, W. N. Fast genetic selection of features for neural network classifiers. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 3, n. 2, p. 324-328, 1992.

CARDON, A. & MÜLLER, D. N. **Introdução às redes neurais artificiais**. 2000. (Disponível em: <http://www.ulbra.tche.br/~danielnm/ia>. Acesso em: 25 abr 2001).

CARDOSO, E. Incentivos às exportações de manufaturados: série histórica. **Revista Brasileira de Economia**, v. 34, n. 2, 1980.

CARDOSO, E. & DORNUSCH, R. Uma equação para as exportações brasileiras de manufaturados. **Revista Brasileira de Economia**, v. 34, n. 3, 1980.

CARPENTER, G. & GOVINDARAJAN, K. **Evaluation of speaker normalization methods for vowel recognition using fuzzy artmap and K-nn**. Technical report, CNS-Boston University, 1993.

CARPENTER, G. & GROSSBERG, S. A massively parallel architecture for a self-organizing neural pattern recognition machine. **Computer Vision, Graphics and Image Processing**, v.37, p.54-115, 1983.

CARPENTER, G. A. & GROSSBERG, S. The ART of adaptive pattern recognition by a self-organizing neural network. **Computer**, n. 21, p.77-88, 1988.

CARVALHO, A. L., BRAGA, A. P., BRAGA, C. M. P., GUIMARÃES, T. L. V. & PENA, R. T. Modelagem de um reator piloto de manta de lodo utilizando redes neurais artificiais. In BORGES, D. L. & MARTINS, W. (eds), **IV Simpósio Brasileiro de Redes Neurais**, Goiânia, 1997.

CARVALHO, A. P. L. F. **Redes neurais artificiais**. 2001 (Disponível em: <http://www.icmsc.sc.usp.br/~prico>. Acesso em 10 jan 2001).

CAUDILL, M. & BUTLER, C. **Understanding neural networks - vol.1: basic networks, vol.2: advanced networks**. Bradford Books, MIT Press, 1992

CECHIN, A. L. **Programação avançada em C**. (in mimeo), São Leopoldo: Unisinos, 1999.

CECHIN, A. L. **Programação básica em C**. (in mimeo), São Leopoldo: Unisinos, 1999.

CECHIN, A. L. **The extraction of fuzzy rules from neural networks**. Aachen: Shaker Verlag, Informatik, (Ph.D. Thesis), 1998.

CHIANG, A. **Matemática para economistas**. São Paulo: McGraw-Hill do Brasil, 1982.

CISNEIROS, H. **The linux manual: versão 3.4**. (Apostila). Pernambuco, 1998. (Disponível em: <http://www.netdados.com.br/tlm>. Acesso 06 mar 2000).

CORRÊA, W. L. R. **Previsão em séries de tempo com quebras estruturais: uma análise comparativa entre modelos estruturais e redes neurais artificiais.** Porto Alegre: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Curso de Pós-Graduação em Economia. (Dissertação Mestrado), 1998.

CORRÊA, W. L. R., JACINTO, P. A. & SILVA, A. B. M. Descrição e previsões de séries de preços e índices de produção agrícola no Brasil: uma abordagem através dos modelos estruturais de séries de tempo e redes neurais artificiais. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE ECONOMIA E SOCIOLOGIA RURAL, 37. Piracicaba, ago, 1999. **Anais do XXXVII Congresso de Brasileiro de Economia e Sociologia Rural (SOBER).**

CYBENKO, G. Approximation by superpositions of a sigmoid function. **Mathematics of Control, Signals and Systems**, n. 2, p. 303-314, 1989.

CYBENKO, G. **Continuous valued neural networks with two hidden layers are sufficient.** Technical report, Department of Computer Science, Tufts University, 1988.

DE CASTRO, A. S. & CAVALCANTI, M. A. F. H. Estimação de equações de exportação e importação para o Brasil: 1955-1995. Rio de Janeiro: IPEA, **Texto para Discussão**, n. 469, 1998.

DE GRAUWE, P. Exchange rate variability and the slowdown in growth of international trade. **IMF Staff Papers**, v. 44, n. 1, p. 63-84, 1997.

DIAZ, M. D. M. & ARAÚJO, L. J. S. Aplicação de redes neurais à economia: demanda por moeda no Brasil. São Paulo: **Economia Aplicada**, vol. 2, n.2, p. 271-298, 1998.

DIB, M. F. S. P. **Importações brasileiras: políticas de controle e determinantes da demanda.** Rio de Janeiro: BNDES, 8. prêmio BNDES de Economia, 1987.

DINIZ, H., MENDES FILHO, E. F. & CARVALHO, A. C. P. L. F. de. **SNNS: manual de referência rápida.** (Apostila). São Paulo: USP- Instituto de Ciências Matemáticas de São Carlos, Laboratório de Inteligência Computacional, 2001.

DOORNIK, J. A. & HENDRY, D. F. **Pcgive 8.0 – an interactive econometric modeling system.** Oxford: Institute of Economics and Statistics, Oxford University, 1994.

DUFFY, J. & McNELIS, P. D. Approximating and simulating the real business cycle: parametrized expectations, neural networks and genetic algorithm. **Anais do XIX Encontro Brasileiro de Econometria**, Recife, p. 505-525, 1997.

EDWARDS, S. **The determinants of the choice between fixed and flexible exchange rate regimes.** Cambridge: Massachusetts, National Bureau of Economic Research, NBER Working Paper, n. 5756, 1996. (Disponível em: <http://www.nber.org.br>. Acesso em: 18 mai 2001).

ELMAN, Jeffrey L. Learning and development in neural networks: the importance of starting small. **Cognition**, n. 48, p.71-99, 1993. (Disponível em: <http://crl.ucsd.edu/~elman> e <ftp://crl.ucsd.edu/pub/neuralnets/cognition.ps.Z>. Acesso em 23 mai 2000).

EVIEWS 4.0. **User's guide**. California: Quantitative Micro Software, 2000.

FACHADA, M. S. J. F. **Um estudo econométrico da balança comercial brasileira: 1975-1988**. Rio de Janeiro: PUC-RJ (Dissertação Mestrado), 1990.

FAHLMAN, S. E. **An empirical study of learning speed in back-propagation networks**. Technical Report, Carnegie Mellow University, 1988. (Disponível em: <http://www.cs.cmu.edu/Reports/index.html>. Acesso em 13 mar 2000).

FAHLMAN, S. E. **The recurrent cascade-correlation architecture**. Technical Report, Carnegie-Mellon University, 1991.

FAHLMAN, S. E.; LEBIERE, C. **The cascade-correlation learning architecture**. Technical Report, Carnegie Mellon University, 1990. (Disponível em: <http://www.cs.cmu.edu/Reports/index.html> e <ftp://archive.cis.ohio-state.edu/pub/neuroprose/fahlman.cascor-tr.ps.Z>. Acesso em: 13 mar 2000).

FAQ. **Faq ANN - comp.ai.neural-nets**. 1999. (Disponível em: <http://www.cis.ohio-state.edu/hypertext/faq/usenet/ai-faq/neural-nets/>. Acesso em: 23 mar 2000).

FAQ. **Faq ANN - comp.ai.neural-nets**. *FAQ*, Part 2, 3, 4 of 7: Books, data, etc., 1999. (Disponível em: <http://www.cis.ohio-state.edu/hypertext/faq/usenet/ai-faq/neural-nets/part4/faq-doc-1.html>. Acesso em: 23 mar 2000).

FAUSETT, L. **Fundamentals of neural networks. architectures, algorithms and applications**. Prentice Hall, 1994.

FERNANDES, L. G. F., NAVAUX, P. O. A & PORTUGAL, M. S. Previsão de séries de tempo: redes neurais e modelos estruturais. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 26, n. 2, p. 253-276, 1996.

FERREIRA, A. H. B. Testes de estabilidade para a função demanda de importações. **Revista Brasileira de Economia**, n. 48, 1994.

FIESLER, E. Comparative bibliography of ontogenic neural networks. **Proceedings of the International Conference on Artificial Neural Nets**. Sorrento, Italy, 1994a. (Disponível em: <http://www.idiap.ch/idiap-networks.html> e <ftp://ftp.idiap.ch/pub/papers/neural/fiesler.ontogenic-summary.ps.Z>. Acesso em: 24 mai 2000).

FIESLER, E. Neural networks formalization and classification. **Computer Standard & Interfaces, Special Issue on Neural Networks Standards**, FULCHER, J., ed. Amsterdam: Elsevier Sciences Publishers, v.16, n.3, 1994b. (Disponível em: <http://www.idiap.ch/idiap-networks.html> e <ftp://ftp.idiap.ch/pub/papers/neural/fiesler.formalization.ps.Z>. Acesso em: 24 mai 2000).

FIESLER, E. & BEALE, R. **Handbook of neural computation**. New York: Institute of Physics and Oxford University Press, 1997. (Disponível em: <http://www.idiap.ch/publications/fiesler-96.1.bib.abs.html> or http://www.oup-usa.org/acadref/nc_accs.html. Acesso em 12 fev 2001).

FREEMAN, J. A. & SKAPURA, D. M. **Neural networks: algorithms, applications and programming techniques**. Reading: Addison-Wesley, 1992.

FULLERTON, T. M., JR., W. C. S. & SPRINKLE, R. L. Latin American trade elasticities. **Journal of Economics and Finance**, v. 23, n. 2, p. 143-156, 1999.

FUNUHASHI, K. I. On the approximate realization of continuous mappings by neural networks. **Neural Networks**, n. 2, p.183-192, 1989.

GAGNON, J. E. Exchange rate variability and the level of international trade. **Journal of International Economics**, v. 25, p. 269-287, 1993.

GALLANT, S. I. **Neural network learning and expert systems**. MIT Press, 1993.

GALLANT, S. I. Perceptron based learning algorithms. **IEEE Transactions on Neural Networks**, n. 1, p. 179-192, 1990.

GEMAN, S., BIENENSTOCK, E. & DOURSAT, R. Neural networks and the bias-variance dilemma. **Neural Computation**, n. 4, p.1-58, 1992.

GHOSH, A. R., OSTRY, J. D. & WOLF, H. C. **Does the nominal exchange rate regime matter?** Cambridge: Massachusetts, National Bureau of Economic Research, NBER Working Paper, n. 5874, 1997. (Disponível em: <http://www.nber.org.br>. Acesso em: 18 mai 2001).

GIACOMETTI, A. **ARN2 - a prototype-based incremental neural network**. Workshop on Neural Network Design and Analysis, University of Geneva, 1995.

GREENE, W. H. **Econometric analysis**. Macmillan. 1993.

GRIFFITHS, W. E., HILL, R. C. & JUDGE, G. G. **Learning and practicing econometrics**. New York: John Wiley & Sons, Inc. 1993.

GRIFFITHS, W. E., HILL, R. C. & JUDGE, G. G. **Econometria**. São Paulo: Ed. Saraiva, 1999.

GUAHYBA, A. S. **Utilização de inteligência artificial (redes neurais artificiais) no gerenciamento de reprodutoras pesadas.** Porto Alegre: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, PPGCV-UFRGS. (Tese Doutorado), 2001. (Disponível em: <http://www.guahyba.vet.br>. Acesso em: 13 mai 2002).

GUJARATI, D. N. **Econometria básica.** São Paulo: Makron Books, 2000.

HAMPSON, S. E. **Connectionistic problem solving: computational aspects of biological learning.** Berlin: Birkhauser, 1990.

HASSOUN, M. H. **Fundamentals of artificial neural networks.** Cambridge: MIT Press, 1995.

HAYKIN S, e LI L. **Applications of neural networks to telecommunications.** chapter 16 kb/s adaptive differential pulse code modulation of speech. Lawrence Erlbaum, 1993.

HAYKIN, S. **Neural networks - a comprehensive foundation.** Prentice-Hall, 1994.

HAYKIN, S. **Redes neurais: princípios e prática.** São Paulo: Bookman, 2001.

HEBB, D. O. **The organization of behavior.** Wiley, 1949.

HENDRY, D. F. **Dynamic econometrics.** Oxford: Oxford University Press, 1995.

HINTON, G., SEJNOWSKI, T. & ACKLEY D. **Boltzmann machines: constraint satisfaction networks that learn.** Technical Report, Carnegie-Mellon University, 1984.

HOPFIELD, J. J. Neural networks and physical systems with emergent computational abilities. In: **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v.79, Washington, USA. p.2554-2558, 1982.

HORNIK, K., STINCHCOMBE, M. & WHITE, H. Multilayer feedforward networks are universal approximators. **Neural Networks**, n. 2, p. 359-366, 1989.

HORST, P., PADILHA, T., ROCHA C., REZENDE, S. & CARVALHO, A. Knowledge acquisition using symbolic and connectionist algorithms for credit evaluation. In: SIMPSOM, P., ed., **IEEE World Congress on Computational Intelligence**, Anchorage, EUA, 1998.

JAMSA, K. **Aprendendo C++.** São Paulo: Makron Books, 1999.

JODOUIN, J.-F. **Les réseaux de neurones: principes et définitions.** Paris: Editions Hermès, 1994a.

JODOUIN, J.-F. **Les réseaux neuromimétiques: modèles et applications.** Paris: Editions Hermès, 1994b.

JUDGE, G. G.; GRIFFITHS, W. E., HILL, R. C., LÜTKEPOHL, H & LEE, T. C. **The theory and practice of econometrics**. New York: John Wiley, 1985.

JUDGE, G. G.; GRIFFITHS, W. E., HILL, R. C., LÜTKEPOHL, H & LEE, T. C. **Introduction to the theory and practice of econometrics**. New York: John Wiley, 1988.

JÚNIOR LAUER, W. **Redes neurais artificiais**. 2001 (Disponível em: <http://www.williamlauer.hpg.ig.com.br>. Acesso em: 14 abr 2001).

KENEN, P. B. **Economia Internacional**. Rio de Janeiro: Ed. Campus, 1998.

KOHONEN, T. Correlation matrix memories. **IEEE Transactions on computer**, n. 21, p. 353-359, 1972.

KOHONEN, T. **Self-organization and associative memory**. Springer-Verlag Series in Information Science. 1987.

KOHONEN, T. Self-organized formation of topologically correct feature maps. **Biological Cybernetics**, v.43, p.32-48, 1982.

KOHONEN, T. The 'neural' phonetic typewriter. **Computer**, v. 21, n. 3, p. 11-22, 1988.

KOVÁCS, Z. L. **Redes neurais artificiais: fundamentos e aplicações**. São Paulo: Collegium Cognition, 1996.

KROGH, A. & VEDELSBY, J. Neural network ensembles, cross validation and active learning in NIPS. **Advances in Neural Information Processing Systems**, vol. 7, pp. 231-238, The MIT Press, 1995.

KRÖSE, B. J. & VAN DER SMAGT, P. **An introduction to neural networks**. University of Amsterdam, 1993. (Disponível em: <http://www.fwi.uva.nl/research/ias/> ou <ftp://ftp.wins.uva.nl/pub/computer-systems/aut-sys/reports/neuro-intro/>. Acesso em: 24 mai 2000).

LACERDA, E. & CARVALHO, A. Redes de funes base radial para avalio de risco de credito. In: Antônio de Pádua Braga , editor. In: **SIMPÓSIO BRASILEIRO DE REDES NEURAI**S, 5. Belo Horizonte – MG, 1998. p. 259-64.

LAROUSSE. **Grande enciclopédia Larousse Cultural**. Editora Nova Cultural, 1999.

LECUN, Y. A learning procedure for assymmetric threshold network. In: **Proceedings of Cognitiva** 85, p. 599-604, 1985.

LECUN, Y., BOSER, B., DENKER, J. S., HENDERSON, D. HOWARD, R. E., HUBBARD, W. & JACKEL, L. D. Backpropagation applied to handwritten Zip code recognition. **Neural Computation**, n. 1, p. 541-551, 1989.

LEE, T. H., WHITE, H. & GRANGER, C. W. J. Testing for neglected nonlinearity in time series models: a comparison of neural network methods and alternative tests. **Journal of Econometrics**, 56, p. 269-290, 1993.

LINUX GUARANI. **Manual do usuário: versão 3.0**. São Paulo: Conectiva, 1999.

LOPES, L. M. & VASCONCELLOS, M. A. S. **Manual de Macroeconomia: básico e intermediário**. São Paulo: Ed Atlas, 1998.

MACADAR, B. M. A desvalorização do Real: um teste para o Mercosul. **Indicadores Econômicos FEE**, v. 27, n. 1, p. 119-133, 1999.

MACADAR, B. M., ALMEIDA, M. H. K. & BELLO, T. S. O acordo do GATT, o mercado de câmbio, os movimentos de bens e de capitais e o Mercosul. **Indicadores Econômicos FEE**, v. 21, n. 4, p. 99-126, 1994.

McCULLOCH, W. S. & PITTS, W. A logical calculus of the ideas imminent in nervous activity. **Bulletin of Mathematical Biophysics**, 5, p.115-133, 1943.

MENDEL, J. M. & MCLAREN, R. W. **Adaptive, learning and pattern recognition systems: theory and applications**. New York: Academic Press, p.287-318, 70.

MENDES FILHO, E. & CARVALHO, A. Evolutionary design of mlp neural networks architectures. In BORGES, D. L. & MARTINS, W. (eds), **IV Simpósio Brasileiro de Redes Neurais**, p. 58-65, Goiânia – GO, 1997.

MINSKY, M. **Logical vs. analogical or symbolic vs. connectionist or neat vs. scruffy**. In: Artificial Intelligence at MIT - Expanding Frontiers, WINSTON, P.,ed, vol 1. MIT Press, 1990. (Disponível em: <http://www.ai.mit.edu/people/minsky/minsky.html>. Acesso em 25 mai 2000).

MINSKY, M. **The society of mind**. New York: Simon & Schuster, 1985.

MINSKY, M. & PAPERT, S. **Perceptrons: an introduction to computational geometry**. Cambridge: MIT Press, 1969.

MITCHELL, T. M. **Machine learning**. McGraw-Hill, 1997. (Disponível em: <http://www.cs.cmu.edu/afs/cs.cmu.edu/user/mitchell/ftp/tomhome.html>. Acesso em: 12 jun 2000).

MOGUILLANSKY, G. Determinantes de las exportaciones industriales brasileiras en la decada de 1980. **Anais do XV Encontro Brasileiro de Econometria**, v. 2, 1993.

MOLLER, M. F. **A scaled conjugate gradient algorithm for fast supervised learning**. Technical Report, University of Aarhus, Denmark, 1990. (Disponível em: <ftp://archive.cis.ohio-state.edu/pub/neuroprose/moller.conjugate-gradient.ps.Z>. Acesso em 27 jun 2000).

MOREIRA, M. & CORREA, P. A abertura comercial e a indústria: o que se pode esperar e o que se vem obtendo. **Texto para discussão**, n. 49, BNDES, 1996.

NIKOLOPOULOS, C. **Expert systems – introduction to first and second generation and hybrid knowledge based systems**. Marcel Dekker Inc. Press, 1997.

NILSSON, N. J. **Artificial intelligence: a new synthesis**. Morgan Kaufmann Publishers, 1998. (Disponível em: <http://robotics.stanford.edu/people/nilsson/mlbook.html>. Acesso em: 14 mai 2000).

OBSTFELD, M. & ROGOFF KENNETH. **Foundations of international economics**. Cambridge: MIT Press, 1996.

ORCUTT, G. Measurement of price elasticities in international trade. **Review of Economics and Statistics**, v. 32, p. 117-132, 1950.

ORSIER, B. **Etude et application de systèmes hybrides neurosymboliques**. Thèse en Informatique, Laboratoire LIFIA-IMAG, UJF, Grenoble, 1995. (Disponível em: <http://www-leibniz.imag.fr/RESEAUX/public.html>. e <ftp://ftp.imag.fr/pub/LEIBNIZ/RESEAUX-D-AUTOMATES/orsier.these.ps.gz>. Acesso em: 25 mai 2000).

ORSIER, B., AMY, B., RIALLE, V. & GIACOMETTI, A. **A study of the hybrid system SYNHESYS**. Workshop ECAI-94 (European Conference on Artificial Intelligence) – Combining Connectionist and Symbolic Processing. Amsterdam, 1994.

OSORIO, F. S. Redes neurais - aprendizado artificial. **Forum de I.A.**, Canoas: ULBRA, 1999.

OSORIO, F. S. Simulação de redes neurais artificiais de neurônios com aprendizado supervisionado. **Revista Scientia**, Unisinos. v.3, n.1, p.45-66, 1992.

OSORIO, F. S.. **INSS: Un Système Hybride Neuro-Symbolique pour l'Apprentissage Automatique Constructif**. Laboratoire Leibniz – IMAG / INPG. Grenoble, France, 1998. Thèse de Doctorat (Ph.D.) en Informatique. (Disponível em: <http://www-leibniz.imag.fr/RESEAUX/osorio/These/>. Acesso em: 10 abr 2000).

PARKER, D. **Learning logic: casting the cortex of the human brain in silicon**. Technical report, Center for Computational Research in Economics and Management Science, MIT, 1985.

PASTORE, A. C. & PINOTTI, M. C. A taxa de câmbio real e os saldos comerciais. **Revista de Economia Política**, v. 15, n. 2, p. 138-145, 1995.

PEARLMUTTER, B. Gradient descent: second order momentum and saturation error. In MOODY, J. E., HANSON, S. & LIPPMANN, R. (eds), **Advances in Neural Information Processing Systems 2**, p. 887-894, Morgan Kaufmann, 1992.

PINDYCK, R. S. & RUBINFELD, D. L. **Econometric models and economic forecasts**. Singapore: McGraw-Hill, 1991.

PINKER, S. **Como a mente funciona**. São Paulo: Ed. Companhia das Letras, 1999.

PLAUT, D., NOWLAN, S. & HINTON, G. **Experiments on learning by back-propagation**. Technical report, Department of Computer Science, Carnegie-Mellon University, 1986.

PORTUGAL, M. S. A instabilidade dos parâmetros nas equações de exportações brasileiras. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 23, n.2, p.313-348, 1993.

PORTUGAL, M. S. As políticas brasileiras de comércio exterior - 1947/1988. **Ensaio FEE**, v. 15, n. 1, p. 234-241, 1994.

PORTUGAL, M. S. Neural networks versus time series methods: a forecasting exercise. **Revista Brasileira de Economia**, v. 49, n.4, p.611-629, 1995.

PORTUGAL, M. S. Time varying import demand elasticities: the brazilian case. In MCALEER M. & JAKMAN A. (eds.). **Proceedings of the International Congress on Modelling and Simulation**, University of Western Australia, Perth, Australia, p. 425-430, 1993.

PORTUGAL, M. S. Um modelo de correção de erros para a demanda de importações brasileira. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 22, n.3, p.501-540, 1992.

PORTUGAL, M. S. & AZEVEDO, A. F. Z. Abertura comercial e política econômica no Plano Real, 1994-1999. **Economia Aberta: ensaios sobre fluxos de capitais, câmbio e exportações**. In FONTES, R. & ARBEX, M. A., (eds), Ed. UFV, 2000.

PORTUGAL, M. S. & FERNANDES, L. G. F. Redes neurais artificiais e previsão de série de tempo: uma introdução. **Nova Economia**, vol. 6, n. 1, p. 51-74, 1996.

PORTUGAL, M. S. (org.). **A economia do Real**. Porto Alegre: Ortiz, 1996.

REATEGUI, E. & CAMPBELL, J. A. A classification system for credit card transactions. In KEANE, M., HATON, J. & MANAGO, M., (eds), **Proceedings of The Second European Workshop on Case-Based Reasoning**, p. 167-174, 1994.

REED, R. Pruning algorithms - a survey. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 4, n. 5, p. 740-746, 1993.

REFENES, A. N., AZEMA-BARAC, M., CHEN, L. & KAROUSSOS, S. A. Currency exchange rate prediction e neural network design strategies. **Journal of Neurocomputing & Applications**, 1991.

RESENDE, M. F. C. Crescimento econômico, disponibilidade de divisas e importações totais e por categoria de uso no Brasil: um modelo de correção de erros. Brasília: IPEA, **Texto para Discussão**, n. 714, 2000.

RIEDMILLER, M. & BRAUN, H. A direct adaptative method for faster backpropagation learning: the rprop algorithm. **Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks**. San Francisco, 1993.

RIOS, S. M. C. P. Exportações brasileiras de produtos manufaturados: uma avaliação econométrica para o período 1964/84. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v.17, n.2, p. 299-332, 1987.

RIPLEY, B.D. **Pattern recognition and neural networks**. Cambridge: Cambridge University Press, 1996.

ROMER, D. **Advanced macroeconomics**. New York: The McGraw-Hill Companies, Inc, 1996.

RONCO, E. & GAWTHROP, P. J. **Modular neural networks: a state of the art**. Technical Report, University of Glasgow, 1995. (Disponível em: <http://www.ee.usyd.edu.au/~ericr/pub/techrep.html>. Acesso em: 15 mai 2000).

ROSENBLATT, F. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. **Psychological Review**., n. 65, p. 386-408, 1958.

ROSENBLATT, R. **Principles of neurodynamics**. New York: Spartan Books, 1959.

RUMELHART, D. & MCCLELLAND, J. L. **Parallel Distributed Processing**, volume 1: Foundations. The MIT Press, 1986.

RUMELHART, D., HINTON, G. & WILLIAMS, R. **Learning internal representations by error propagation**. In: Rumelhart & McClelland, *Parallel Distributed Processing - Explorations in the Microstructure of Cognition*, v.1. Cambridge: MIT Press, 1986.

SACHS, J. D. & LARRAIN B., F. **Macroeconomia**. São Paulo: Makron Books do Brasil, 1998.

SACKS, J. & ZINI Jr., A. A inflação brasileira e o Plano Real. **Revista de Economia Política**, n. 58, 1995.

SALVATORE, D. **Economia Internacional**. Rio de Janeiro: LTC Editores, 2000.

SCHIFFMANN, W., JOOST, M. & WERNER, R. **Optimization of the backpropagation algorithm for training multilayer perceptrons**. Technical Report, Deutschland : University of Koblenz, 1995.

SEABRA, F. O modelo de bandas cambiais e a variabilidade da taxa de câmbio. **Estudos Econômicos**, v. 28, n. 2, p. 199-224, 1998.

SEABRA, F. & FEIJÓ, F. T. **Os determinantes das exportações brasileiras para a Argentina - uma análise econométrica**. Texto Para Discussão, n. 16, 1999.

SERRANO-CINCA, C. Self-organizing neural networks for financial diagnosis. **Decision Support Systems**, v. 17, n. 13, p. 227-238, 1996.

SICSÚ, J. A URV e sua função de alinhar preços relativos. In: **Revista de Economia Política**, n. 62, abr./jun. 1996, p. 71-85.

SILVA, A. B. M., PORTUGAL, M. S. & CECHIN, A. L. Redes neurais artificiais e análise de sensibilidade: uma aplicação à demanda de importações brasileiras. **Economia Aplicada**, v. 5, n. 4, 2001.

SIMON, C. P. & BLUME, L. **Mathematics for economists**. New York: W.W. Norton & Company, 1994.

SIMPSON, P. K. **Artificial neural systems: foundations, paradigms, applications and implementations**. Pergamon Press, 1990.

SNNS. **User Manual, version 4.2**. University of Stuttgart (Institute for Parallel and distributed high performance systems) and University of Tübingen (Wilhelm-Schickard-Institute for computer science), 2001. (Disponível em: <ftp.informatik.uni-tuebingen.de>. Acesso em: 12 set 2001).

SOTO, R. Estimating nonlinear money demand: a neural network approach. **Proceedings of the XIV Latin American Meeting of the Econometric Society**, Rio de Janeiro, 1996.

SPSS BASE 10.0. **User's guide**. Chicago, 1999.

STEWART, M B. & WALLIS, K. F. **Introductory econometrics**. Oxford: Basil Blackwell, 1987.

SWANSON, N. R. & WHITE, H. **A model-selection approach to real-time macroeconomic forecasting using linear models and artificial neural networks**. EWP 9503004, 1995.

TAFNER, M. A. As redes neurais artificiais: aprendizado e plasticidade. **Revista Cérebro e Mente**, n. 5, 1998. (Disponível em: <http://www.furb.rct-sc.br/~malcon>. Acesso em: 20 jun 2001).

TAFNER, M. A., XEREZ, M. de & RODRÍGUEZ FILHO, I. W. **Redes neurais artificiais: introdução e princípios de neurocomputação**. Blumenau: Eko, 1996.

TAYLOR, J. G. Spontaneous behavior in neural networks. **Journal of Theoretical Biology**, n. 36, p. 513-528, 1972.

TERÄSVIRTA, T., LIN, C. F. & GRANGER, C. W. J. Power of the neural network linearity test. **Journal of Time Series Analysis**, v. 14, n. 2, p. 209-220, 1993.

TOWELL, G. **Symbolic knowledge and neural networks: insertion, refinement and extraction**. University of Wisconsin-Madison, Computer Science Dept., 1991. Ph.D. Thesis (Disponível em: <http://www.cs.wisc.edu/~shavlik/uwml.html> e <ftp://ftp.cs.wisc.edu/machine-learning/shavlik-group/> (towell.thesis.*.ps). Acesso em: 14 mai 2000).

UCI-ML. **Machine learning repository**. UCI – University of California Irvine Dept. of Computer Science, 2000 (Disponível em: <http://www.ics.uci.edu/~mllearn/MLRepository.html>). Acesso em: 14 mai 2000).

VASCONCELOS, M. A. S. de, GREMAUD, A. P. & TONETO JÚNIOR, R.. **Economia brasileira contemporânea para cursos de economia e administração**. São Paulo: Atlas, 1999.

VIANA, F. S. **Estimação e previsão de séries de tempo com mudança de sazonalidade: um estudo comparativo entre modelos lineares bayesianos e redes neurais artificiais**. Porto Alegre: Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Curso de Pós-Graduação em Economia. (Dissertação Mestrado), 2000.

WASSERMAN, P. D. **Neural computing: theory and practice**. New York: Van Nostrand Reinhold, 1989.

WEISS, C. **Combining neural and evolutionary learning: aspects and approaches**. Technical report, Technical University of Munich, 1990.

WERBOS, P. Backpropagation through time: what it does and to do it. In **Proceedings of IEEE**, v. 78, p. 1550-1560, 1990.

WERBOS, P. **Beyond regression: new tools for prediction and analysis in the behavioral sciences**. PhD thesis, Harvard University, 1974.

WHITE, H. **Artificial neural networks: approximation and learning theory**. Blackwell, Oxford, 1992.

WIDROW, B. **Generalization and information storage in networks of adaline neurons**. in: Self-Organization Systems. Washington: Spartan Books, p.435-461, 1962.

WIDROW, B. & HOFF, M. E. **Adaptative switching circuits**. Institute of Radio Engineers, Western Electronic Show and Convention, 1960.

WIDROW, B. & LEHR, M. 30 years of adaptive neural networks: perceptron, madaline, and back-propagation. **Proceedings of the IEEE**, New York, v. 78, n. 9, p. 1415-1441, 1990.

YODA, M. Predicting the Tokyo stock market. In G. DEBOECK, G., editor, **Training on the Edge: Neural, Genetic and Fuzzy Systems for Chaotic Financial Markets**, John Wiley & Sons, p. 66-79, 1994.

ZAR, J. H. **Biostatistical analysis**. New Jersey: Prentice Hall, 1999.

ZINI, Jr., A. A. Funções de exportação e importação para o Brasil. **Pesquisa e Planejamento Econômico**, v. 18, n. 3, p. 615-662, 1988.

ZINI, Jr., A. A. **Taxa de câmbio e política cambial no Brasil**. São Paulo: Edusp/BM&F, 1995.



ANEXO A REDES NEURAIS E JARGÕES ESTATÍSTICOS

As literaturas de Redes Neurais, Estatística e Econometria contêm muitos conceitos semelhantes, porém com terminologias distintas. Há vezes em que o mesmo termo ou anacronismo é usado em ambas literaturas, embora com significados diferentes. Dificilmente algum termo é usado com o mesmo significado, contudo alguma relação cruzada pode ser percebida. Abaixo, há uma tabela com tais termos correspondentes ou definições.

Tabela A.1 – Jargões de redes neurais e estatística

JARGÕES DE REDES NEURAIS	JARGÕES DE ESTATÍSTICA
Métodos Estatísticos	Regressão linear e análise discriminante, reforço simulado e pesquisa aleatória
Arquitetura/estrutura	Modelo/exemplo
Treinamento, aprendizagem e adaptação	Estimação, Ajustamento de Modelo e Otimização
Classificação	Análise discriminatória
Mapeamento, avaliação e aproximação de função	Regressão
Aprendizado Supervisionado	Regressão, análise discriminatória
Aprendizado não supervisionado, auto organização	Componentes principais, análise de grupos, redução de dados
Aprendizado competitivo	Análise grupal
Aprendizado de Hebbian, técnica de Cottrell, Munro e Zipser	Componentes principais
Conjunto de treinamento	Amostra, construção de um exemplo
Conjunto de teste, conjunto de validação	Amostra a ser validada, testada
Padrão, Vetor, Amostra, Caso	Observação, caso
Entrada	Variáveis independentes, regressores, variáveis explicativas, portadores/ carregadores
Saída	Valores preditos, originais
Propagação adiante/avançada	Predição
Valores alvo/objetivo	Variável dependente, resposta/efeito, valores observados
Par de treinamento	Observações contendo tanto entradas quanto valores alvo/objetivo
Erros	Resíduos
Ruído	Termo de erro
Generalização	Interpolação, Extrapolação, Predição
Barra de Erro	Intervalo de confiança

Predição	Previsão
(Nenhuma Camada Escondida) Perceptron	Modelo Linear Generalizado (GLIM)
Softmax	Função de logística múltipla
Função Semilinear	Função diferenciável não decrescente
Phi-machine (máquina)	Modelo Linear
Perceptron (1 camada escondida)	Projeção de regressão perseguida
Pesos, Pesos sinápticos	(Regressão) coeficientes, Parâmetros estimados
Bias	Intercepto
A diferença entre o valor esperado de uma estatística e um valor verdadeiro correspondente (parâmetro)	Viés
Atalho, conector, conexões de acesso secundário, alimentador linear direcional (conexões direcional de entradas para saídas)	Efeitos principais
Conectores/Links funcionais	Termos de interação ou transformações
Regra Delta Generalizada	Algoritmos iterativos/repetido de convergência para treinar um perceptron não linear por mínimos quadrados, similar a aproximação estocástica.
Back-Propagation	Computação de derivativos por um perceptron multicamada e vários algoritmos (tal como a regra delta generalizada) baseada sobre esta.
Crescimento, Poda, Auto-estruturação, Ontogênese	Seleção de subconjunto, seleção de modelo, estimação de pré teste
Least mean squares	Ordinary least squares
Rede Neural Probabilística	Análises de discriminante de Kernel
Quantização de vetor de aprendizado	Uma forma de fragmentar a análise discriminatória linear usando um grupo preliminar de análise
Codificação, auto-associação	Redução dimensional (variáveis independentes e dependentes são a mesma)
Heteroassociação	Regressão, análise discriminatória (variáveis independentes e dependentes são diferentes)
Época	Iteração/repetição
Treinamento constante, Treinamento com incremento, Treinamento on-line/conectado, Treinamento instantâneo	Estimação atualizada iterativamente a cada observação no tempo, via equações de diferenças, como em uma aproximação estocástica
Treinamento de vários elementos numa vez só, Treinamento off-line/desconectado	Estimação atualizada iterativamente depois de cada passagem completa sobre os dados, como na maioria dos algoritmos de regressão não lineares

Fonte: <ftp://ftp.sas.com/pub/neural/jargon>



ANEXO B APRESENTAÇÃO DAS VARIÁVEIS E FONTES

As estimações das importações e exportações do Brasil, via redes neurais artificiais, para o período trimestral de 1978 a 1999, basearam-se nas variáveis e fontes relacionadas na tabela B.1(demanda por importações) e tabela B.2 (oferta e demanda por exportações).

Tabela B.1 – Variáveis e fontes da demanda por importações

Variável	Fonte
Importações totais (preço e quantum)	➤ Boletim da Funcex
Importação de bens de consumo intermediário (preço e quantum)	➤ Boletim da Funcex
Material elétrico (preço e quantum)	➤ Boletim da Funcex
PIB	➤ IBGE e IPEA
Taxa de utilização da capacidade	➤ FGV. Os dados são referentes a indústria de transformação
Taxa de câmbio nominal	➤ Banco Central do Brasil
IGP-DI	➤ FGV
IPA-OG Material Elétrico	➤ FGV

Fonte: Elaborado pelo autor

Tabela B.2 – Variáveis e fontes da oferta e demanda por exportações

Variável	Fonte
Exportações totais (quantum e preço de exportação)	➤ Boletim da Funcex
Exportações de manufaturados (quantum e preço de exportação)	➤ Boletim da Funcex
Exportações de material elétrico (quantum e preço de exportação)	➤ Boletim da Funcex
Exportações de calçados (quantum e preço de exportação)	➤ Boletim da Funcex
PIB mundial (países desenvolvidos)	➤ International Financial Statistics (FMI)
Taxa de utilização da capacidade	➤ FGV. Os dados são referentes a indústria de transformação
Taxa de câmbio nominal	➤ Banco Central do Brasil
IGP-DI	➤ FGV
Preço de Exportação dos Países Desenvolvidos	➤ International Financial Statistics (FMI).

Fonte: Elaborado pelo autor



ANEXO C DESCRIÇÃO DOS PROGRAMAS DAS EXPORTAÇÕES

A geração dos resultados das exportações envolveu a confecção de vários programas. Uma breve descrição destes programas é apresentada na tabela abaixo.

Tabela C.1 – Descrição dos programas utilizados para as exportações

PROGRAMA	DESCRIÇÃO
conf.c	➤ Programa de geração das informações necessárias, a fim de que a rede seja treinada.
tfdpat3.c	➤ Programa que separa a base de dados para realizar um <i>ten fold validation</i> .
ff-bignet	➤ Executável do SNNS, utilizado para gerar a estrutura, topologia da rede.
bat.bat	➤ Executável do SNNS, utilizado para treinar a rede através de um pequeno script (bat.bat) feito na linguagem por ele aceita.
separamed.c	➤ Programa que separa o arquivo de resultados gerado em dez partes, pois todos os resultados dos treinamentos encontram-se um abaixo do outro.
Nomes.c	➤ Programa que separa o “MSE” de treino e de validação, pois os dois são gerados um abaixo do outro.
separaest.sh	➤ Programa que separa o valor estimado do resultado da saída da rede em relação às entradas.
res2plot.sh	➤ Programa que constrói o gráfico do valor estimado e do original, em ghostview e gnuplot.
supermain.sh	➤ gerencia os programas de ajuste das redes e fornece os resultados.
configur.c	➤ Programa de geração das informações necessárias, a fim de que se faça a análise de sensibilidade.
senjj.c	➤ Programa que dá o impacto de 1% nas variáveis de entrada da rede.
gerente.sh	➤ Gerencia os programas para análise de sensibilidade e fornece os resultados.
cluster.c	➤ programa que causa um impacto de 1% nas variáveis (pontos representativos) de entrada da rede.

Fonte: Elaborado pelo autor

