

## Redes neurais artificiais e análise de sensibilidade: uma aplicação à demanda de importações brasileira\*

Alexandre Bandeira Monteiro e Silva<sup>§</sup>

Marcelo Savino Portugal<sup>¶</sup>

Adelmo Luis Cechin<sup>†</sup>

### RESUMO

Neste artigo são estimadas funções não-lineares de importação para o Brasil, utilizando a metodologia de redes neurais artificiais, a partir de dados trimestrais, no período de 1978 a 1999. As estimações são feitas não apenas para as importações totais, mas também para as importações de bens intermediários, e procuram observar a sensibilidade das saídas das redes a estímulos nas variáveis de entrada, dado a dado e por meio da formação de *clusters*. Os principais resultados 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 se mostra significativa apenas para a série de bens intermediários.

**Palavras-chave:** redes neurais, demanda de importação, elasticidades de importação.

### ABSTRACT

This paper presents some non-linear estimates for the Brazilian import demand equation using artificial neural networks. The estimations use quarterly data from 1978 until 1999. Estimations are performed for total and intermediate goods imports and try to measure the sensibility of the network output to impulses in the input variables. This sensibility analysis is done using impulses on both each data and clusters of data. The main results show that there exists a non-linear relationship between the variables and that there has been a structural change in 1989 and 1994. Mainly after 1990 the most significant variables are the GDP and the exchange rate, with little relevance for the capacity utilization variable. From 1978 to 1988 all input variables have less significance, but the exchange rate seems to be the most relevant, followed by the capacity utilization, that is important for intermediate goods imports only.

**Key words:** neural networks, import demand, import elasticities.

**JEL classification:** F14, C45.

---

\* Os autores agradecem o apoio, revisão, comentários e sugestões dos bolsistas Antônio Souto e Júlio Biason da UNISINOS e Patrícia U. Palermo e André Lenz da UFRGS. Os autores também agradecem os comentários e sugestões de dois pareceristas anônimos desta revista.

§ Doutorando em Economia pela Universidade Federal do Rio Grande do Sul e professor da UNISINOS e do UNILASALLE.

¶ Professor do Programa de Pós-Graduação de Economia da UFRGS e pesquisador do CNPq.

† Professor do Curso de Informática e do Mestrado em Computação da UNISINOS.

Recebido em setembro de 2001. Aceito em junho de 2001.

## 1 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 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 à liberalização comercial cresceu a partir daí, e se consolidou 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 liberalizante.<sup>1</sup> Nesta nova fase, a política comercial de abertura intensificou-se, elevando consideravelmente o nível total de importações.<sup>2</sup>

Como fatores explicativos deste aumento são apontados a estabilidade da moeda, a 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 utilização da capacidade produtiva da economia, acabou por ocasionar sucessivos déficits comerciais, a partir de 1995, que culminaram com a crise cambial de janeiro de 1999.

Como conseqüência, a desvalorização cambial estimulou os exportadores a reconquistar e abrir mercados, ao mesmo tempo que induziu a substituição de importações. No entanto, devido 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 das principais *commodities* que fazem parte da pauta de exportações brasileiras.<sup>3</sup> Com isto, houve uma manutenção dos déficits na balança comercial, o que, por si só, já desperta o interesse com relação às variáveis explicativas deste comportamento da demanda brasileira por produtos importados.

---

1 Em face dos 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 Recentemente surgiram sinais positivos para o desempenho do setor exportador brasileiro em 2000, uma vez que o nível de atividade das economias do leste asiático e da Europa vem se elevando, e os preços das *commodities* exportadas pelo Brasil recuperam-se no mercado internacional.

Aliado a isto, o novo cenário das relações internacionais, caracterizado pela formação e arrefecimento de relações intra e interblocos, além da liberalização dos mercados, trouxe 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 ante as mudanças ocorridas no cenário internacional e no comportamento das principais variáveis macroeconômicas (câmbio, renda, juros, inflação, utilização de capacidade produtiva 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 em relação à percepção do real impacto que variações na utilização de capacidade, câmbio e renda<sup>4</sup> causam no crescimento e desenvolvimento econômico do País ou região em destaque.<sup>5</sup>

Enfim, em função da crescente abertura comercial brasileira, a interdependência de fatores externos, a inter-relação entre as variáveis econômicas e ao processo de integração comercial no Mercosul, torna-se cada vez mais relevante e indispensável a estimação de funções de comércio exterior.<sup>6</sup>

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 pesquisadores.<sup>7</sup> Na área de economia, a maioria dos trabalhos desenvolvidos até pouco tempo procurou utilizar os modelos de redes neurais artificiais (RNAs) com o objetivo principal de produzir previsões de séries financeiras.<sup>8</sup>

Recentemente, estudos envolvendo estimações de relações econômicas usando RNAs têm procurado estender os benefícios gerados por este tipo de modelagem.<sup>9</sup> Seguindo um processo

---

4 Dadas as influências, tanto internas quanto externas, sobre as importações e a consecutiva relevância teórica mostrada na literatura, optou-se por utilizar como variáveis explicativas o PIB, a taxa de câmbio e a utilização da capacidade produtiva.

5 Os trabalhos existentes na literatura sobre funções de comércio exterior, que apresentam somente estimativas lineares, já avançaram bastante. Existem inúmeros trabalhos, como os de Zini Junior (1988), Portugal (1992, 1993), De Castro e Cavalcanti (1997), Azevedo e Portugal (1998) e Resende (2000).

6 Para os propósitos deste primeiro trabalho, optou-se por trabalhar somente com a demanda por importações brasileiras. Salienta-se, no entanto, que um próximo trabalho sobre as exportações será desenvolvido seguindo a mesma metodologia.

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 Fernandes, Navaux, e Portugal (1996).

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

de aprendizado dos dados, as RNAs procuram identificar as relações existentes entre variáveis econômicas. 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 obtidos.<sup>10</sup>

O conjunto das dificuldades impostas aos agentes econômicos, via intensificação do processo de liberalização comercial intra e interblocos, e a ocorrência de fenômenos externos e internos à economia brasileira implicaram uma série de mudanças no nível de importações brasileiras diante das 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.

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

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

Portanto, este artigo pretende desenvolver os principais aspectos dos modelos de RNAs, juntamente com os elementos envolvidos na explicação do comportamento da demanda de importações brasileiras. Pretende-se, também, analisar a sensibilidade das séries de importações em relação às explicativas (renda, utilização de capacidade produtiva e taxa de câmbio) dado a dado e pela formação de grupos que tenham um comportamento semelhante (análise de *cluster*). Isto tudo será feito para o modelo de demanda de importações brasileiras de forma não-linear e, comparativamente, aos principais resultados dos modelos de demanda de importações desenvolvidos em outros estudos.

O trabalho será desenvolvido em seis seções, a partir desta introdução. Na seção 2 serão discutidos, de maneira sintética, os principais resultados alcançados por outros trabalhos de

---

10 No caso de modelos não-lineares, usando-se redes neurais artificiais, observa-se que estes apresentam uma grande vantagem em relação a outros modelos não-lineares, como os Mínimos Quadrados Não Lineares (MQNL). Isto porque as redes neurais artificiais (RNAs), ao contrário dos MQNL, não necessitam de escolha de uma forma funcional prévia, a qual é encontrada basicamente pela alteração do número de camadas intermediárias da rede neural e do número de neurônios na camada escondida.

demanda de importações brasileiras. A seção 3 apresenta um breve histórico e os conceitos básicos da teoria de RNAs. Em seguida, apresenta-se a metodologia utilizada nos processos de estimação. A seção 5 mostra os resultados obtidos pela estimação das equações, via análise de sensibilidade e análise de *cluster*. A última seção contém as principais conclusões do trabalho.

## 2 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, 1993), De Castro e Cavalcanti (1997), 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).

Seguindo uma ordem cronológica, inicialmente, Zini Junior (1988) procura estimar as elasticidades de exportação para o Brasil por grupo de bens. Diversas especificações funcionais são estimadas e um procedimento para testes diagnósticos e seleção de modelo é usado. O estudo detecta que a oferta de exportação é preço-elástica e cresce com o aumento da utilização de capacidade. A demanda externa por exportações e a demanda interna por importações mostram baixas elasticidades-preço e altas elasticidades-renda, possivelmente refletindo o pequeno grau de abertura comercial da economia brasileira antes de 1988. Os dados utilizados por Zini Junior foram trimestrais e submetidos a ajuste para sazonalidade, e são referentes ao período entre o primeiro trimestre de 1970 e o terceiro trimestre de 1986 (67 observações). O procedimento de estimação usado foi mínimo quadrado de dois estágios para todos os modelos de exportação e 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 consistência nos resultados das elasticidades alcançadas, e que estão apresentadas na Tabela 1.

Dando seqüência a estes estudos, Portugal (1992) e Ferreira (1994) trabalham com métodos mais sofisticados de estimação, a fim de incorporar a não estabilidade dos parâmetros ao 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.

**Tabela 1**  
**Elasticidades da Demanda de Importações Totais (Trimestral)**

| Equação                       | Elasticidade-renda | Elasticidade-preço | Utilização de Capacidade | Período         |
|-------------------------------|--------------------|--------------------|--------------------------|-----------------|
| Zini Junior (1988)            | 3.28               | -0.46              |                          | 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 (1997) | 2.03               | -0.45              | -0.15                    | 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 |

\* com *dummies* até 1989.4.

# com *dummies*, a partir de 1990.1.

& com *dummies*, a partir de 1994.3.

- : não significativo

De Castro e Cavalcanti (1997), seguindo igual metodologia, procuram 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 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 (1997) | 2.63               | -0.55              | -0.13                    | 1956.1 – 1995.4 |
| Resende (2000)                | 0.99*/3.47#        |                    |                          | 1978.1 – 1998.4 |

\*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, dadas 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 e 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: 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, porém 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 idéia similar à 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 auto-regressivas distribuídas de segunda ordem - e estão reportados na Tabela 1. Foram incluídas *dummies* de impulso em 1986.4, 1989.1 e 1994.3, sugeridas pela análise gráfica dos resíduos da equação. O coeficiente da variável utilização de capacidade não é 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* o período anterior. A elasticidade-preço relativo 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. Isto, 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 2. Foram incluídas *dummies* de impulso em 1986.4 e em 1994.3, sugeridas pela análise gráfica dos resíduos da equação.



Mais uma vez, o coeficiente da utilização de capacidade instalada não foi significativamente diferente de zero a 10%. A elasticidade-preço da demanda de importação dos bens intermediários também não diferiu significativamente de zero a 10%.<sup>11</sup>

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 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 que 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, as elasticidades estimadas no trabalho destes artigos podem ser comparadas, 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 1980.1/1995.4, provavelmente não foi possível identificar a quebra estrutural dos parâmetros verificada em 1994.3, no citado trabalho. 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 entre as estimativas em questão 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.

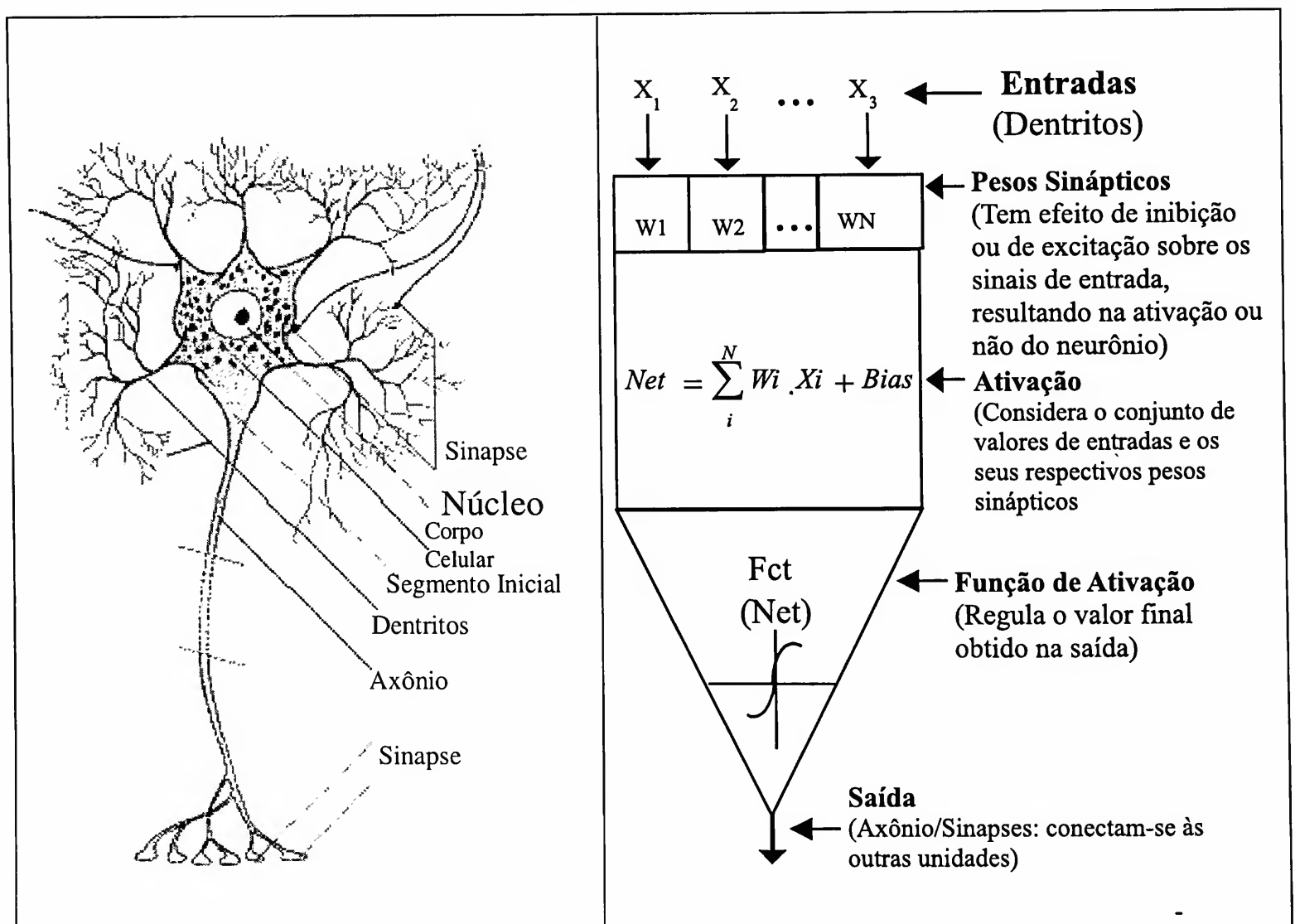
11 Em geral, segundo Resende (2000), “as estimativas para a equação de BI encontram coeficientes significativos para as variáveis preço relativo, renda e utilização da capacidade. Com o uso de dados trimestrais, Fachada (1990) relata -0,87, 1,16 e 2,88 para o período 1976/1988; Abreu (1987) apresenta -0,74, 1,13 e 1,87 para o período 1976/1985, enquanto Portugal (1992), com dados de 1975/1987, 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.”

### 3 Redes neurais artificiais

#### 3.1 Caracterização das redes neurais artificiais

As Redes Neurais Artificiais (RNAs), também conhecidas como métodos conexionistas, são inspiradas nos estudos da mesma maneira como se organiza e funciona o cérebro humano. Este tipo de método possui características peculiares de representação e de aquisição de conhecimentos. De acordo com Osório (1992) e Braga, Ludermir e Carvalho (2000), 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 por meio destas ligações. O modelo conexionista possui sua origem numa grande simplificação das estruturas do cérebro humano. O modelo artificial ou simulado possui elementos similares aos neurônios biológicos e às suas conexões, chamadas de sinapses.

**Figura 1**  
**Modelo de Neurônio Natural e Artificial**



O conhecimento de uma 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. A Figura 1 mostra a relação entre os neurônios naturais e o modelo de neurônio artificial.

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.

### 3.2 Origem e evolução

Os primeiros estudos sobre as redes neurais artificiais remontam aos anos 40 (McCulloch e Pitts, 1943); entretanto, foi somente na década de 80 que houve um grande desenvolvimento nesta área (Back-Propagation, Hopfield, Kohonen SOFM, ...).

O começo do estudo das redes neurais artificiais pode ser atribuído a McCulloch e Pitts (1943), por meio da criação do *Psychon*, seguido, alguns anos mais tarde, por D. O. Hebb, que em 1949 influenciou vários modelos de RNAs de destaque na atualidade.

Em seguida, Frank Rosenblatt (1959) criou o *Perceptron* (redes de um só nível na época), que tem até hoje uma grande influência sobre os estudos das redes neurais, mostrando que apesar desta área de estudos ter crescido muito na atualidade, suas bases foram estruturadas juntamente com a criação dos fundamentos da ciência da computação. Alguns outros modelos similares ao *Perceptron* foram também desenvolvidos nesta época, como é o caso do *Adaline* (Adaptive Linear Element), criado por Bernard Widrow (1962). Os modelos do tipo *Perceptron*, incluindo o *Adaline*, são baseados no aprendizado supervisionado por correção de erros, uma classe muito importante de RNAs que possui uma larga aplicação na atualidade.

No final da década de 60, os modelos baseados no *Perceptron* receberam uma dura crítica de Minsky e Papert (1969), os quais provaram matematicamente que os modelos de redes neurais baseados no *Perceptron* não eram capazes de aprender uma simples função lógica do 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. A publicação deste livro abalou profundamente as

pesquisas realizadas nesta área de estudos, e, em virtude das críticas feitas e da falta de uma solução prática para os problemas apresentados, as redes neurais ficaram “esquecidas” por um certo tempo.

Segundo Braga, Ludermir e Carvalho (2000), somente na década de 80 surgiram novos modelos que deram um novo impulso às 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. Outros modelos similares ao modelo de Hopfield surgiram pouco depois, dentre os quais podem ser citados, por exemplo, a máquina de Boltzmann e o BAM (*Binary Associative Memory*).

A década de 80 ficou também marcada profundamente pelo reaparecimento das redes baseadas em *Perceptrons*. Isto se deveu ao desenvolvimento dos computadores, que se tornaram mais velozes e permitiram realizar melhores simulações das redes neurais, bem como o desenvolvimento de modelos matemáticos que resolveram o 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 multinível, 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) 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.

Portanto, 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, seja pelas condições tecnológicas atuais de implementação que permitem desenvolver arrojadas implementações de arquiteturas neurais paralelas em *hardwares* dedicados, obtendo, assim, ótimas performances destes sistemas (bastante superiores aos sistemas convencionais).

### 3.3 Modelos conexionistas

Segundo Kovács (1996) e Braga, Ludermir e Carvalho (2000), as **redes conexionistas** são formadas por um conjunto de unidades elementares de processamento de informações

fortemente conectadas, que se denomina neurônios artificiais. Uma RNA é constituída por um grafo orientado e ponderado. Os nós deste grafo são autômatos simples, os chamados neurônios artificiais, que formam, por meio de suas conexões, um autômato mais complexo, a rede neural, também conhecida como rede conexionista.

Cada unidade da rede é dotada de um estado interno, que se denomina estado de ativação. As unidades podem propagar seu estado de ativação para as outras unidades do grafo, passando pelos arcos ponderados, que chamamos de conexões, ligações sinápticas ou simplesmente de pesos sinápticos. A regra que determina a ativação de um neurônio em função da influência vinda de suas entradas, ponderadas pelos seus respectivos pesos, chama-se 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. Desta maneira, no aprendizado supervisionado, modifica-se o estado de ativação na saída da rede em resposta a uma certa configuração de entradas. Portanto, a rede é capaz de estabelecer associações de entrada-saída (estímulo e resposta) a fim de se adaptar a uma situação proposta. 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. O método utilizado para modificar o comportamento de uma rede é denominado de regra de aprendizado.<sup>12</sup>

De acordo com Osório (1999), *“as RNAs podem ser aplicadas a diferentes tipos de tarefas, tais como: o reconhecimento de padrões (reconhecimento de faces humanas), a classificação (reconhecimento de caracteres -OCR), a transformação de dados (compressão de informações), 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 estimções de funções). De maneira geral, todas estas tarefas podem ser reagrupadas em dois grupos principais, segundo o tipo de saída fornecido pela rede neural e o comportamento que é buscado. Estes dois grupos são:*

---

12 A grande quantidade de modelos de redes conexionistas existentes torna difícil a descrição de todos os modelos. Um aprofundamento, com mais detalhes sobre os diferentes modelos de RNAs, pode ser encontrado na obra de Arbib (1995), Bishop (1997) e Fiesler e Beale (1997).

*Redes para a aproximação de funções: este tipo de redes deve 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 redes 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 problemas 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.

## **4 Metodologia**

### **4.1 Redes neurais artificiais e modelos não-lineares**

A partir da introdução da metodologia de redes neurais artificiais (RNA) à economia, tem crescido o volume de trabalhos publicados, objetivando a estimação de relações não-lineares entre variáveis econômicas.<sup>13</sup> A grande vantagem na utilização de RNA está na flexibilidade

---

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

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  $\theta$ . 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.<sup>14</sup> Na verdade, a busca de uma forma funcional mais adequada para  $f(x, \theta)$  pode ser feita simplesmente por meio 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 (RNAs) funcionam conceitualmente de forma similar ao cérebro humano, tentando reconhecer regularidades e padrões de dados. As RNAs são capazes de aprender com a experiência e fazer generalizações baseadas no seu conhecimento previamente acumulado. Embora biologicamente inspiradas, as RNAs encontraram aplicações em diferentes áreas científicas. Neste artigo, explora-se a habilidade das RNAs em gerar estimativas de possíveis relações não-lineares entre variáveis econômicas.

Explora-se ainda a ligação entre RNAs e os modelos econométricos tradicionais, e procura-se mostrar que as RNAs são, basicamente, equivalentes ao problema de ajustamento de uma função não-linear a um conjunto de dados, onde a forma desta função não-linear é dada pela arquitetura da rede.

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 2).

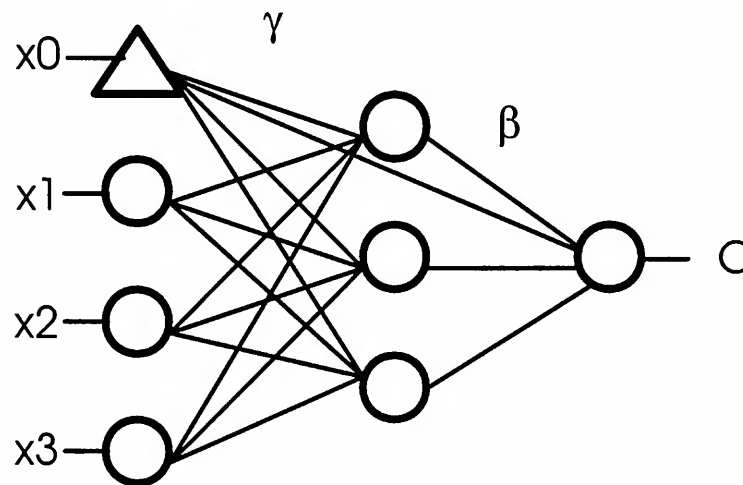
Em cada neurônio  $j$  da camada oculta, a entrada corresponde a uma soma ponderada representada por:

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

---

14 Para mais detalhes, ver Portugal e Fernandes (1996).

**Figura 2**  
**Representação Gráfica de uma RNA**



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 logística, 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

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

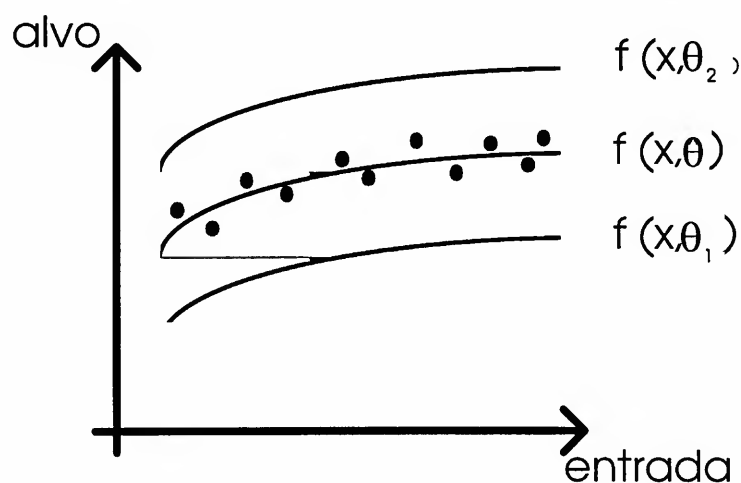
ou, simplesmente,



$$O = G \left[ \sum_{j=0}^q \beta_j \quad G \left( \sum_{i=0}^r \gamma_{ji} x_i \right) \right] = f(x, \theta) \tag{1}$$

Na Figura 2, 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  $\gamma$  estabelece as ligações entre as camadas de entrada e oculta, enquanto o vetor  $\beta$  estabelece as ligações entre as camadas oculta e de saída. Na equação (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  $\theta$  é o vetor que representa os pesos  $\gamma$ 's e  $\beta$ '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  $\theta$ , que é feita pela utilização do método de retropropagação.<sup>15</sup>

**Figura 3**  
**Ajuste de Mínimos Quadrados Não-Lineares**



Considere agora o problema econométrico usual de estimar-se uma regressão não-linear. Em uma regressão não-linear, a expressão  $f(x, \theta)$ , na qual  $x$  é o vetor de variáveis exógenas e  $\theta$  é o vetor de parâmetros, representa uma família de curvas cuja forma funcional é definida a

15 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).

*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).

Em White (1992), é mostrado que o estimador de mínimos quadrados não-lineares ( $\hat{\theta}$ ) tende assintoticamente para os pesos ótimos aprendidos pela RNA ( $\theta^*$ ). É neste sentido que pode-se afirmar que a grande novidade introduzida pelas RNAs consiste em focalizar a atenção na forma funcional  $f$ . As RNAs 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 qualquer.<sup>16</sup> 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.*”<sup>17</sup> O algoritmo de retropropagação é utilizado simplesmente para determinar o mínimo local da superfície de erros.<sup>18</sup>

#### 4.2 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 RNAs, 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.

---

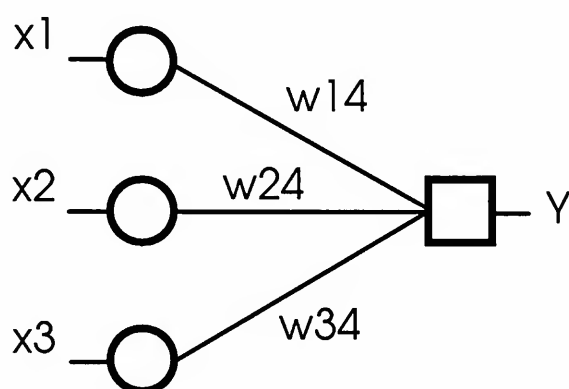
16 A prova pode ser encontrada em White (1992, capítulo 3).

17 White (1992, p. 87).

18 Na verdade, o algoritmo de retropropagação não passa de uma variação do método de Newton-Raphson.

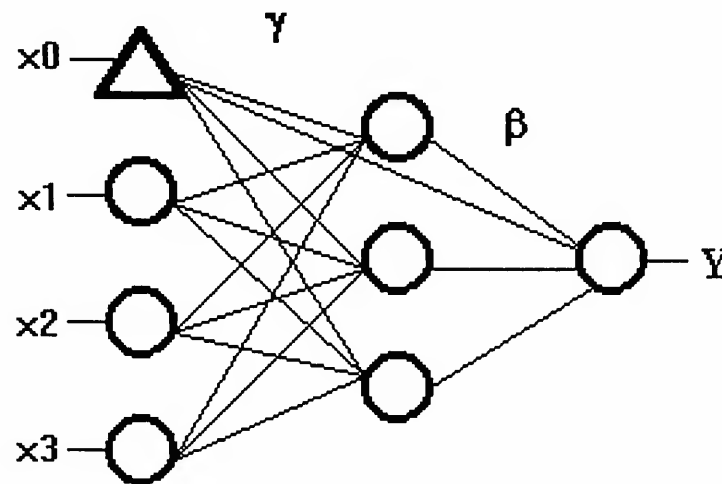
Neste caso, o vetor de pesos da RNA da Figura 4 ( $w_{14}$ ,  $w_{24}$ ,  $w_{34}$ ), que não tem nenhuma camada oculta, nada mais é que o vetor de parâmetros do modelo de regressão. Eles indicam, assim como os parâmetros da regressão, a importância de cada sinal de entrada no que diz respeito à explicação do padrão de saída. Contudo, quando se utiliza 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 4**  
**Modelo Linear**



A Figura 5 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  $\gamma$  e  $\beta$ . Para obter estes valores, pode-se gerar um impulso nas variáveis exógenas e medir seu impacto na variável endógena. A obtenção explícita das elasticidades é de difícil implementação, em função do elevado grau de não-linearidade que pode surgir da rede. Neste sentido, pretende-se calcular, dado a dado e por pontos representativos de grupos da amostra, a sensibilidade da saída da rede a estímulos sobre as camadas de entrada. Espera-se, também, para efeitos deste trabalho, caracterizar dentro desta análise de sensibilidade as elasticidades médias, a partir de uma análise tipo funções de impulso-resposta.

**Figura 5**  
**Modelo de RNA Não-Linear para as Equações de Comércio Exterior**



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

$$M_t = f(Y_t, E_t, U_t)$$

$$M_{BIt} = f(Y_t, E_{BIt}, U_t)$$

onde:  $M_t$  = volume de importações totais;

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

$Y_t$  = 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;

$U_t$  = taxa de utilização da capacidade produtiva.

A questão passa a ser então a procura pela forma funcional mais adequada para as funções  $f$ , que será feita por meio de variações no número de neurônios e de camadas ocultas a serem utilizadas.<sup>19</sup> As informações têm periodicidade trimestral, totalizando 88 observações trimestrais

<sup>19</sup> Conforme visto no tópico 2, a maioria dos trabalhos realizados para demanda de importações brasileiras acabaram por limitar sua análise a particularidades ao longo dos períodos estudados. Assim, na grande maioria das vezes chega-se à 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.

compreendidas entre o primeiro trimestre de 1978 e o quarto trimestre de 1999. Todos os dados foram obtidos perante a FUNCEX e o IPEA e tiveram como base o último trimestre de 1994 igual a 100.

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.

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 poda. Assim como ocorre no modelo de regressão, em que se aplica o procedimento *general to specific*<sup>20</sup> para o estabelecimento das relações dinâmicas, também nas RNAs é usual começar-se com uma rede “grande”, que sofre então um processo sucessivo de poda até que se atinja a arquitetura ideal. O processo de poda consiste em eliminar aquelas ligações que mostrem pouca contribuição para a capacidade de generalização da RNA.<sup>21</sup>

Antes de se passar diretamente à estimação das equações de demanda de importações com aplicação de RNA, 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

---

20 Para mais detalhes, ver Hendry (1995, capítulos 7 e 8).

21 Todas as formas de modelar auto-organizadas, em particular as redes neurais, podem ser usadas para extrair as variáveis macroeconômicas relevantes de modelos propostos. Por meio dos computadores e das redes neurais artificiais há uma trituração, purificação e limpeza dos dados, de maneira a deixar visível a informação. No entanto, antes de modelar e escolher quais variáveis incluir, é muito produtivo fazer uma “arqueologia” dos dados. Ou seja, antes de escolher as variáveis que serão usadas como entradas das redes pode-se incluir dezenas de entradas candidatas em uma rede auxiliar e com o treinamento intensivo, observar quais são as principais. As não-linearidades podem ser geradas pela omissão de alguma variável pertinente não considerada nos modelos. Contudo, deve-se destacar que, neste estudo, isto não é feito, em virtude da opção de utilizarmos variáveis que comprovadamente e tradicionalmente, em outros trabalhos, têm sido relevantes na explicação do comportamento das importações.

linear contra um modelo não-linear por meio da aplicação de RNAs, 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. 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 explicativa, 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.

Seguindo a idéia apresentada por Teräsvirta, Lin e Granger (1993), o teste proposto neste trabalho parte de uma definição de modelo univariado. Sendo assim, na matriz de explicativas constata-se apenas a variável dependente ( $M_t$ ) com vários níveis de defasagens, ou seja,  $M_{t-1}$ ,  $M_{t-2}$ .

### Quadro 1

#### Regressores Auxiliares para os Testes da Presença de Não-Linearidades para a Série de Importação Total

| Teste          | Regressores Auxiliares  |
|----------------|---|
| Original – V23 | $M_{t-1}^2$ $M_{t-1}M_{t-2}$ $M_{t-2}^2$ $M_{t-1}^3$ $M_{t-1}^2M_{t-2}$ $M_{t-1}M_{t-2}^2$ $M_{t-2}^3$  |
| Adaptado       | $PIB^2$ $PIB \cdot Tx\text{Câmbio}$ $PIB \cdot CAPPRODUTIVA$ $TxC\text{âmbio}^2$ $TxC\text{âmbio} \cdot CAPPRODUTIVA$<br>$CAPPRODUTIVA^2$ $PIB^3$ $PIB^2 \cdot Tx\text{Câmbio}$ $PIB^2 \cdot CAPPRODUTIVA$ $PIB \cdot Tx\text{Câmbio}^2$<br>$PIB \cdot Tx\text{Câmbio} \cdot CAPPRODUTIVA$ $PIB \cdot CAPPRODUTIVA^2$ $TxC\text{âmbio}^3$<br>$TxC\text{âmbio}^2 \cdot CAPPRODUTIVA$ $TxC\text{âmbio} \cdot CAPPRODUTIVA^2$ $CAPPRODUTIVA^3$ |

**Tabela 3.1**

**Resultados dos Testes da Presença de Linearidade para a Série de Importação Total**

| Cálculo da Estatística do Teste   | Teste Adaptado | Teste Artigo – V23 |
|---|----------------|--------------------|
| 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 |                |                    |
| Probabilidade de cometer erro tipo 1 (nível de significância)                   | 0.0000001%     | 0.0009%            |

**Quadro 2**

**Regressores Auxiliares para os Testes da Presença de Não-Linearidades na Série de Bens Intermediários**

| Teste          | Regressores Auxiliares  |
|----------------|---|
| Original – V23 | $M_{t-1}^2$ $M_{t-1}M_{t-2}$ $M_{t-2}^2$ $M_{t-1}^3$ $M_{t-1}^2M_{t-2}$ $M_{t-1}M_{t-2}^2$ $M_{t-2}^3$  |
| Adaptado       | $PIB^2$ $PIB \cdot Tx\text{Câmbio}$ $PIB \cdot CAPPRODUTIVA$ $TxC\text{âmbio}^2$ $TxC\text{âmbio} \cdot CAPPRODUTIVA$<br>$CAPPRODUTIVA^2$ $PIB^3$ $PIB^2 \cdot Tx\text{Câmbio}$ $PIB^2 \cdot CAPPRODUTIVA$ $PIB \cdot Tx\text{Câmbio}^2$<br>$PIB \cdot Tx\text{Câmbio} \cdot CAPPRODUTIVA$ $PIB \cdot CAPPRODUTIVA^2$ $TxC\text{âmbio}^3$<br>$TxC\text{âmbio}^2 \cdot CAPPRODUTIVA$ $TxC\text{âmbio} \cdot CAPPRODUTIVA^2$ $CAPPRODUTIVA^3$ |

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. Por meio 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. O resumo para o teste proposto e para o teste adaptado são apresentados no Quadro 1 (importação total) e Quadro 2 (bens intermediários); e na Tabela 3.1 (importação total) e Tabela 3.2 (bens intermediários) encontram-se os resultados dos testes para a presença de linearidade.

**Tabela 3.2**  
**Resultados dos Testes da Presença de Linearidade**  
**para a Série de Bens Intermediários**

| Cálculo da Estatística do Teste   | Teste Adaptado | Teste Artigo – V23 |
|---|----------------|--------------------|
| 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 $\Rightarrow$ presença de linearidade |                |                    |
| Probabilidade de cometer erro tipo 1<br>(nível de significância)                            | 0.00001%       | 0.00085%           |

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 5. 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).

**Tabela 4**  
**Resultados das Redes Lineares Contra Redes Não-Lineares**

| REDES                  | MSE              |                     |
|------------------------|------------------|---------------------|
|                        | Importação Total | Bens Intermediários |
| Linear (Standardizado) | 0.281689         | 0.180565            |
| Não-Linear 3-3-1       | 0.02277          | 0.02343             |
| Não-Linear 3-6-1       | 0.02117          | 0.02054             |

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 função,<sup>22</sup> 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*.<sup>23</sup> 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* 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*.

## 5 Estimação da demanda de importações brasileiras

Para realizar as estimações das equações de demanda de importações brasileiras foram estimadas várias versões de redes multinível, a fim de partir de um modelo geral para alcançar

---

22 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.

23 Estes programas, desenvolvidos em linguagem cc, podem ser requisitados pelos seguintes e-mails: [abms@mercado.unisinos.br](mailto:abms@mercado.unisinos.br), [cechin@exatas.unisinos.br](mailto:cechin@exatas.unisinos.br) ou [mvp@vortex.ufrgs.br](mailto:mvp@vortex.ufrgs.br).

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 sigmóide, em razão do melhor ajustamento dos resultados obtidos.<sup>24</sup> Segundo Chechin (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 ( $\tanh(x)$ ) definida pela equação 2.

$$y = \frac{(e^x - e^{-x})}{(e^x + e^{-x})} \quad (2)$$

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

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

futuros da variável de saída, é de extrema relevância a utilização da validação,<sup>25</sup> 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*. Por meio 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 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, treinaram-se os 88 *patterns*, com o maior número de épocas escolhido, alcançando-se os resultados que são apresentados nas Tabelas 5 e 6 para as séries de importação total e de bens intermediários, respectivamente.

Conforme relatado acima, foi utilizado como critério para a seleção do modelo mais adequado a minimização de uma função erro, expressa por:

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

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 e Bens Intermediários 3-3-1. Nas Tabelas 5 e 6 são mostradas as matrizes de pesos das redes escolhidas.

---

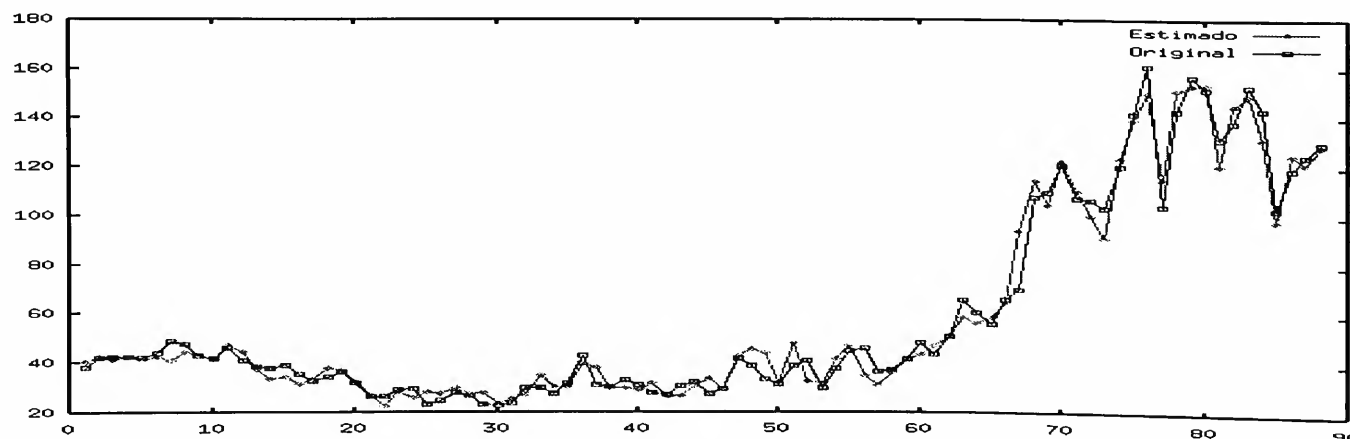
25 O processo de validação visa impedir que a rede “decore os dados” e com isto perca capacidade de generalização. Não utilizar a validação seria o mesmo que gerar uma superparametrização (*overfitting*) em um modelo econométrico.

**Tabela 5**  
**Matriz de Pesos da Importação Total**

| Da camada de entrada –input – para a camada oculta |                |              |          |  |          |   |
|--|----------------|--------------|----------|--|----------|---|
| PIB  | Cap. Produtiva | Tx De Câmbio | Bias     |  |          |   |
| 0.61734  | -1.19928       | 0.36637      | 0.92333  | Da camada de input para o neur. 1 da camada 2  |          |   |
| -0.53985   | 0.06437        | 0.95846      | -0.40131 | Da camada de input para o neur. 2 da camada 2  |          |   |
| -0.07809   | 0.97577        | -0.29991     | 0.70154  | Da camada de input para o neur. 3 da camada 2  |          |   |
| 2.69194  | -0.23458       | -0.61937     | -3.71598 | Da camada de input para o neur. 4 da camada 2  |          |   |
| 0.21278  | 0.98115        | -0.62599     | 1.23768  | Da camada de input para o neur. 5 da camada 2  |          |   |
| 0.58482  | -0.08258       | -0.78495     | -1.04948 | Da camada de input para o neur. 6 da camada 2  |          |   |
| 0.65473  | -0.40048       | 0.63210      | -1.04438 | Da camada de input para o neur. 7 da camada 2  |          |   |
| 0.76366  | 1.70425        | 0.92461      | -0.26011 | Da camada de input para o neur. 8 da camada 2  |          |   |
| 0.07300  | 0.07344        | 0.89034      | 0.54335  | Da camada de input para o neur. 9 da camada 2  |          |   |
| 0.25041  | 0.55801        | 0.38973      | -0.16378 | Da camada de input para o neur. 10 da camada 2 |          |   |
| 0.60966  | -0.00672       | 0.31286      | 2.24112  | Da camada de input para o neur. 11 da camada 2 |          |   |
| -0.51561   | 0.55821        | 0.64273      | -0.76973 | 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  | Da camada oculta para o neurônio de saída |
| -0.62689   | -0.13334       | -0.70460     | 0.76512  | 0.57591  | -0.76343 |   |

Na Figura 6 é possível verificar o ajustamento da rede treinada à série padronizada da importação total. O mesmo é visualizado na Figura 7 para a série padronizada da importação de bens intermediários. A partir destas figuras foram também realizados testes de má especificação, os quais não indicam a presença de não normalidade dos resíduos (teste Jarque-Bera), heterocedasticidade (teste Goldfeld-Quandt) e autocorrelação serial (teste LM).<sup>26</sup>

**Figura 6**  
**Ajustamento da Rede Treinada à Série Padronizada da Importação Total**



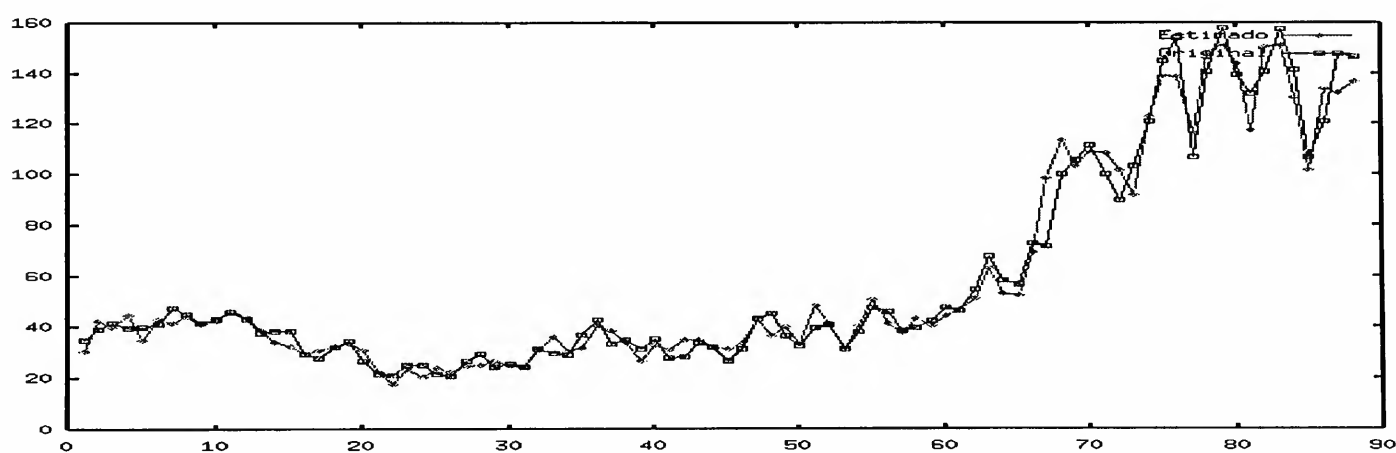
26 Dadas as hipóteses nulas de normalidade, homocedasticidade e não autocorrelação dos resíduos estas foram aceitas para um nível de significância de 5%.

Dada a complexidade de relações existentes em uma RNA, 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 explicativas.<sup>27</sup> Uma opção válida, no entanto, é a análise de sensibilidade que, conforme discutido anteriormente, implica verificar o efeito sobre os resultados da saída da rede decorrentes de variações de 1% em cada uma das variáveis de entrada.

**Tabela 6**  
**Matriz de Pesos dos Bens Intermediários**

| Da camada de entrada –input – para a camada oculta |                |              |         |   |
|--|----------------|--------------|---------|---|
| PIB  | Cap. Produtiva | Tx De Câmbio | Bias    |   |
| 0.10962  | -0.70601       | 0.31922      | 0.99073 | Da camada de input para o neur. 1 da camada 2 |
| -1.07261   | 0.15612        | 0.60924      | 1.86105 | Da camada de input para o neur. 2 da camada 2 |
| -0.39512   | 0.60967        | -1.12782     | 2.25064 | 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      |         | Da camada oculta para o neurônio de saída     |

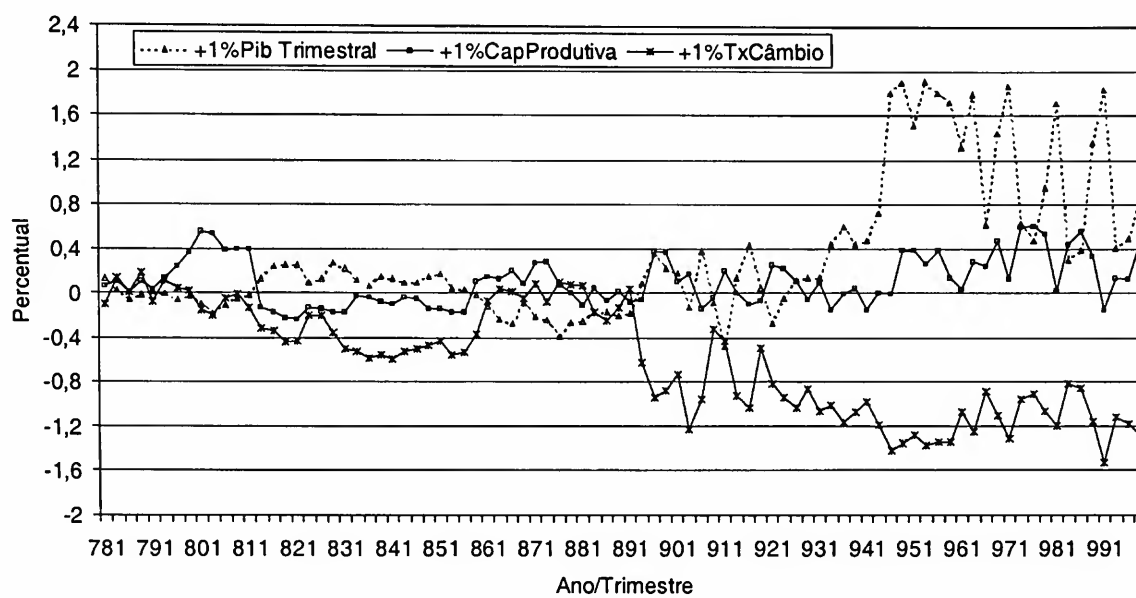
**Figura 7**  
**Ajustamento da Rede Treinada à Série Padronizada de Bens Intermediários**



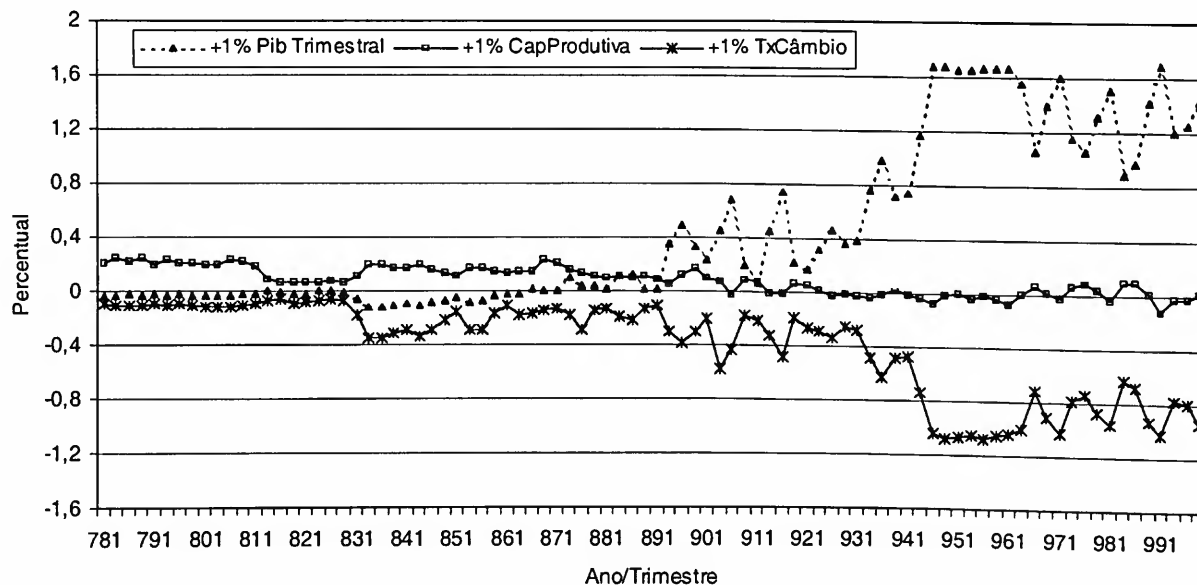
27 Para se fazer esta análise seria necessário conhecer e montar a função que relaciona as variáveis explicativas e a explicada. Dada a complexidade de relações existentes em uma RNA, isto se torna extremamente difícil.

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 analisado. Isto pode ser melhor visualizado nas Figuras 8 e 9, que mostram uma visão clara acerca da magnitude e importância dos referidos impactos.

**Figura 8**  
**Sensibilidade da Importação Total a Acréscimos de 1% em cada Entrada**



**Figura 9**  
**Sensibilidade dos Bens Intermediários a Acréscimos de 1% em cada Entrada**



## 5.1 Resultados da análise de sensibilidade

Para se fazer uma análise mais detalhada dos resultados, optou-se por dividir o período de análise em três subperíodos de maior significância: 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 1999.<sup>28</sup> A escolha destes subperíodos pode ser visualizada pela representação gráfica apresentada anteriormente, que indica as mudanças estruturais ocorridas mais significativamente, 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 duas séries de saída. 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 intermediários.<sup>29</sup> 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 subperíodo destaca-se como o de maior significância 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 subperíodos. Já a utilização de capacidade, apresenta-se como entrada irrelevante, sobretudo para a série de bens intermediários. 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.

---

28 Com vistas a proporcionar uma comparação 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 por meio de uma análise de *clusters*.

29 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 significantes, dada a sua pequena magnitude.

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 subperíodos: 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 duas séries de importações até o início da década de 80, o PIB não se apresenta significativo. Esta falta de relevância irá permanecer ao longo dos anos subsequentes, inclusive com alguns impactos negativos, mas não significantes, 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, com as importações atingindo um nível de 4,48% do PIB.<sup>30</sup> 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% e 0,49% para as séries importação total e bens intermediários, respectivamente. Para o terceiro subperíodo sugerido na análise, ou seja, 1994.3 a 1999 4, fica nítida a supremacia do PIB como dinamizadora da demanda de importações brasileiras, diante da 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% e 1,41% para as séries de importações totais e bens intermediários, respectivamente. Isto corrobora os resultados alcançados pelos outros autores, e apresentados no tópico 2, 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

---

30 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.



2,106 e 3,31 para importações totais e 3,47 (Resende 2000) para bens intermediários, respectivamente.

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 significativa e coerente com os sinais tradicionalmente apresentados pelos modelos teóricos.<sup>31</sup> 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, aproximando-se de -1,3 e -1,0% no final do período amostral.<sup>32</sup> De maneira geral, o patamar médio situou-se em torno de -1,2 e -0,9% ao longo do período pós-Plano Real.

Por fim, a utilização de capacidade instalada mostrou-se de pouca importância na explicação do comportamento das importações, com patamares que, no máximo, atingiram 0,6 % e 0,3% para as séries de importações totais e de bens intermediários.<sup>33</sup> Com relação ao primeiro subperíodo não é possível identificar um padrão de importância contínua desta variável, dadas as suas oscilações freqüentes e seus valores muito baixos para as importações totais. 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 subperíodos, compreendendo, sobretudo, o período dos Planos Collor e Real, a pouca significância desta variável aumenta, sendo praticamente zero para a série de bens intermediários. A maior capacidade de resposta só acentua-se a partir de 1995 para as séries de importações totais; no entanto, ainda com patamares ínfimos, que se situam em torno de 0,3%.

---

31 Conforme já destacado, a exceção está no período que cobre o ano de 1978 até o início da década de 80, onde a taxa de câmbio, possivelmente em face do segundo choque do petróleo e do maior direcionamento da política econômica para exportação, não se mostra relevante na explicação do comportamento da importação.

32 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.

33 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 subperíodo (1978/1 a 1989/3) da série de bens intermediários e terceiro subperíodo da série de importações totais.

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. Durante os anos 80, segundo Azevedo e Portugal (1998), em face do 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, 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 analisados,<sup>34</sup> e também no aspecto não-linear trabalhado pelas redes neurais.<sup>35</sup>

Uma última explicação estaria no tipo de dado analisado. Dada a padronização dos dados, exclui-se qualquer disparidade de amplitude dos dados ao longo da amostra, além de gerar uma mesma distribuição de probabilidade para os dados. 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, são apresentadas, a seguir, as Tabelas 7.1 e 7.2.

---

34 Nota-se que em estudos como o de Azevedo e Portugal, 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.

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

**Tabela 7.1**  
**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       |

**Tabela 7.2**  
**Elasticidades Médias da Série de Bens Intermediários, Alcançada 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        |

## 5.2 Análise de *clusters*

Conforme descrito anteriormente, a análise de *cluster* é um procedimento multivariado para detectar grupos nos dados. Por meio da clusterização dos dados pode-se classificar um conjunto de objetos dentro de grupos ou categorias.<sup>36</sup> 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 usuário.<sup>37</sup> Assim, o centro do *cluster* inicial é formado para cada caso em torno dos dados mais próximos e, então,

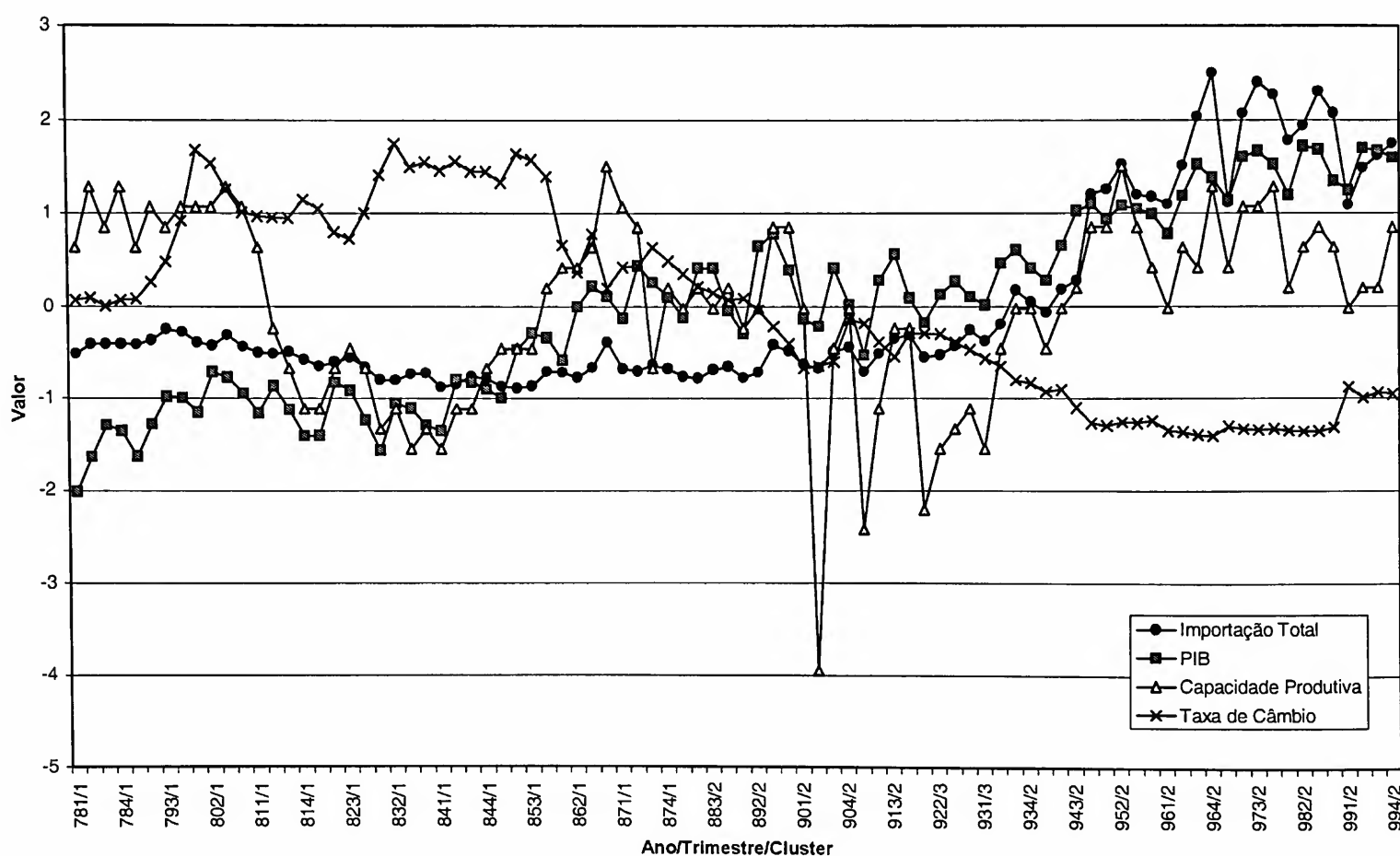
36 Entre outros benefícios, a clusterização dos dados é uma boa técnica para ser usada na exploração de uma amostra em que se suspeita não existir homogeneidade.

37 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 *feeling* do pesquisador com relação à mudança no padrão dos dados ocorrida ao longo da amostra.

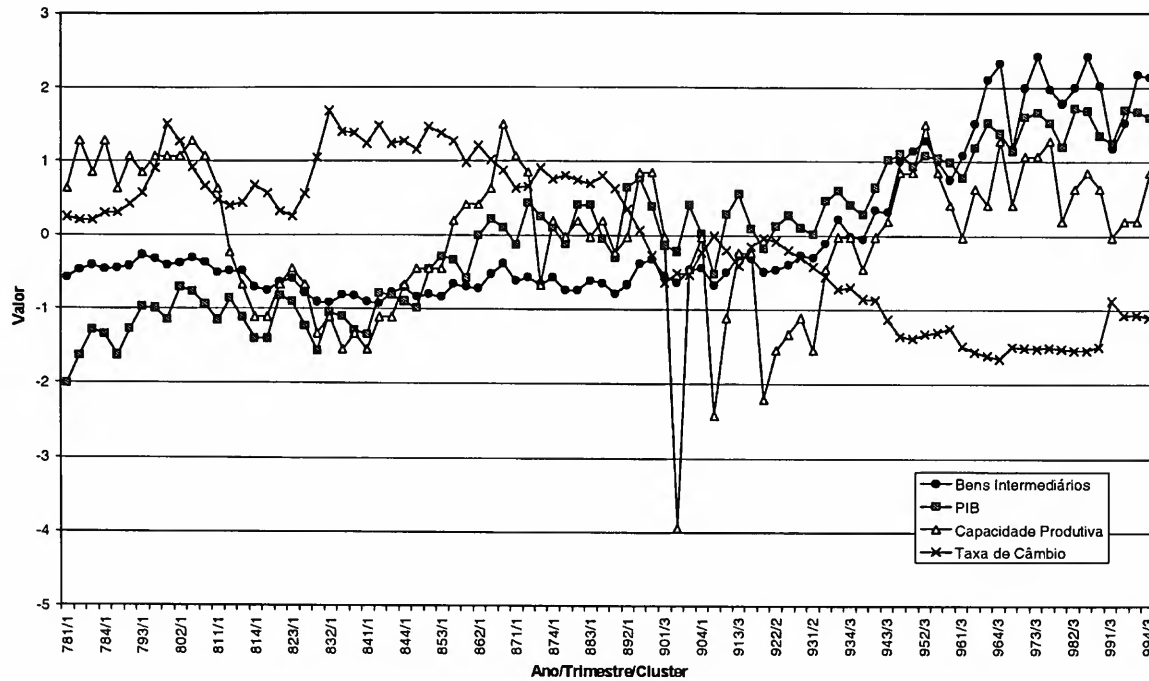
comparados com os pontos mais distantes e os outros *clusters* formados. A partir daí, dentro de um processo de atualização contínua e de um processo iterativo encontram-se os centros dos *clusters* finais.

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 10 e 11.

**Figura 10**  
**Formação de *Clusters* para Importação Total**

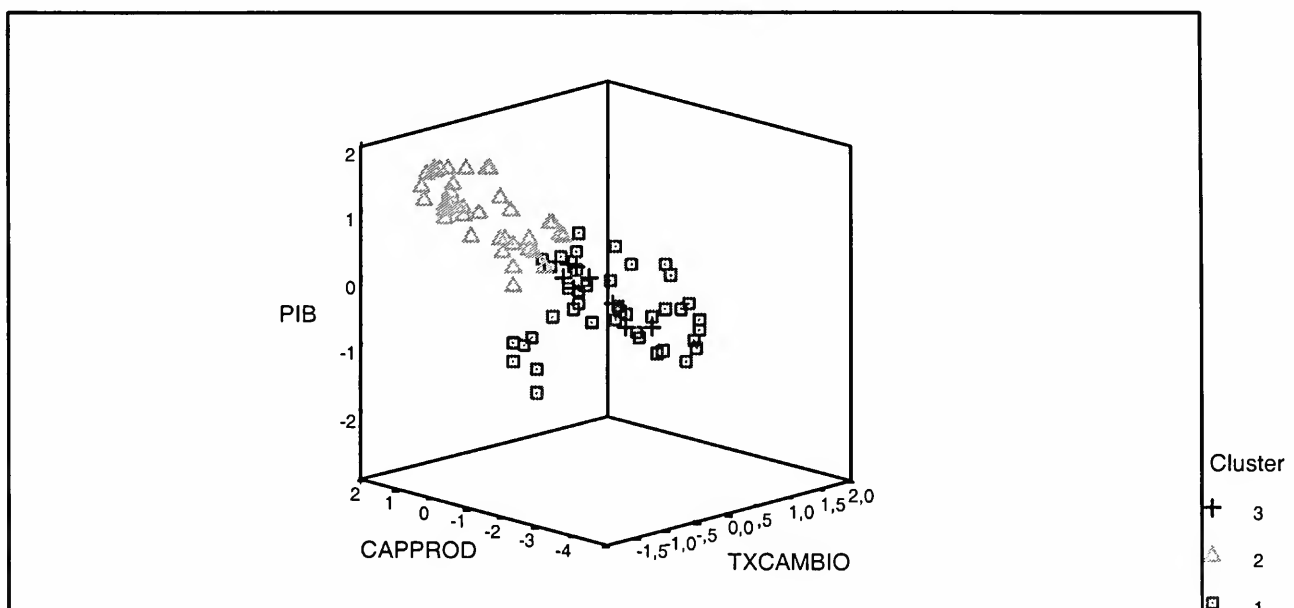


**Figura 11**  
**Formação de *Clusters* para Bens Intermediários**

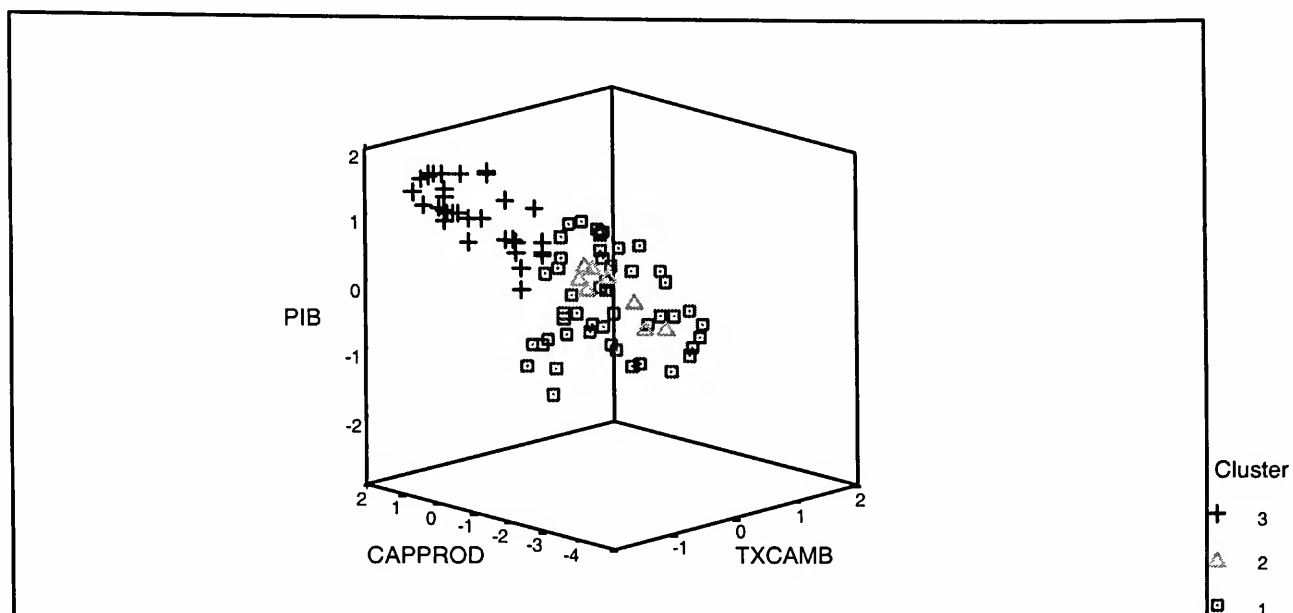


Estes dados também podem ser vistos dentro de um cubo, dado pelas 3 variáveis de entrada, onde, comparativamente com as Figuras 10 e 11, fica visível, dentro da economia brasileira, a mudança de comportamento das importações no período que antecede o governo Collor e que advém do Plano Real. De maneira 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 12) e do padrão 1 para o padrão 3 na série de bens intermediários (Figura 13).

**Figura 12**  
**Cubo das Entradas de Importação Total Associado ao Número de *Clusters***

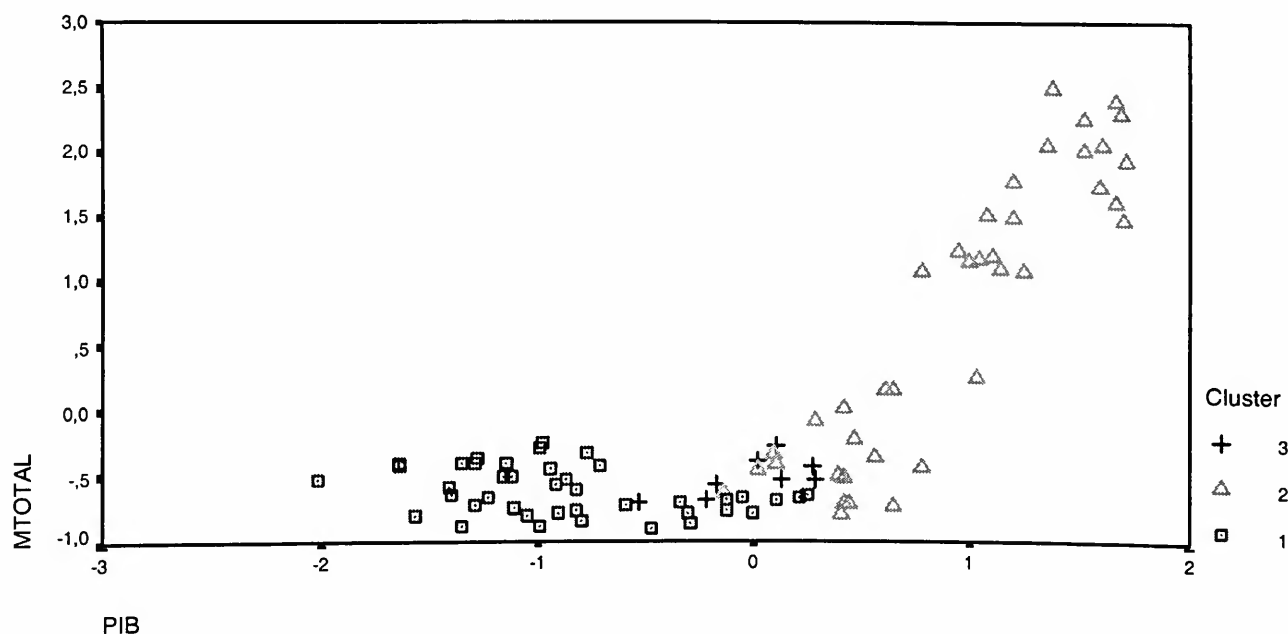


**Figura 13**  
**Cubo das Entradas de Bens Intermediários Associados ao Número de *Clusters***

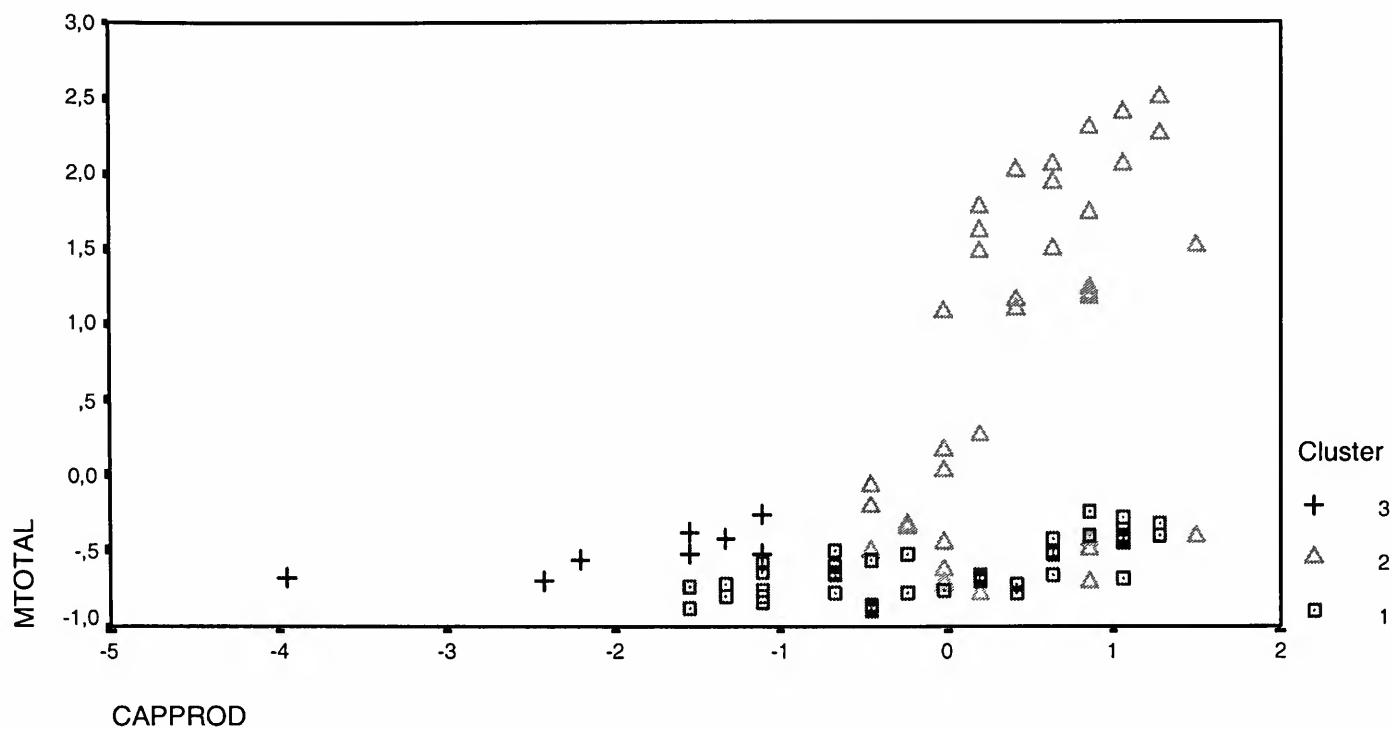


Dois a dois, os resultados apresentados nas Figuras 14 a 19 corroboram as afirmações feitas. Para o PIB, conforme pode ser visto nas Figuras 14 e 17, torna-se visível a importância da inclinação desta variável, diante das séries de importações totais e bens intermediários para a década de 90. Quanto à taxa de câmbio, mostrada nas Figuras 16 e 19, esta também se mostra relevante em quase toda a amostra, com inclinação mais significativa no período final da amostra que representa a década de 90. Por fim, a utilização da capacidade produtiva também se mostrou relevante, com uma inclinação mais significativa na década de 90.

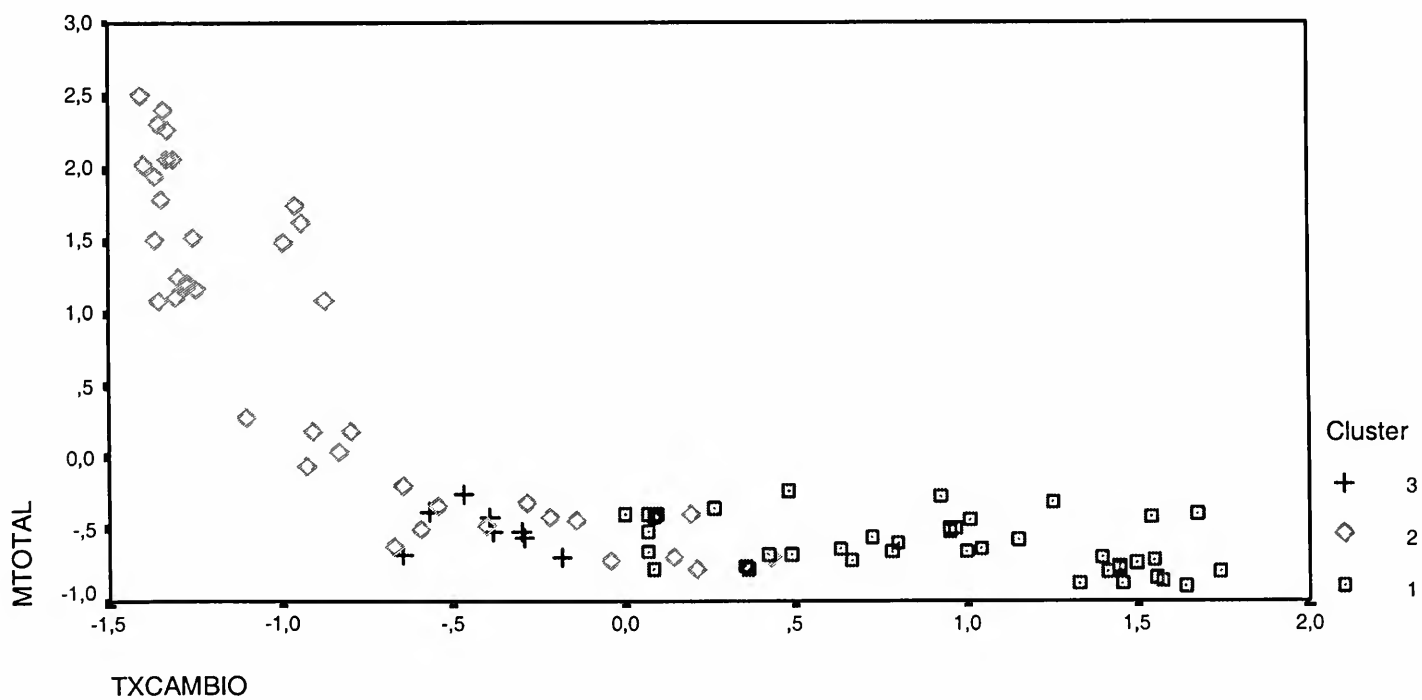
**Figura 14**  
**Relação entre Importação Total e PIB, Associado ao Número de *Clusters***



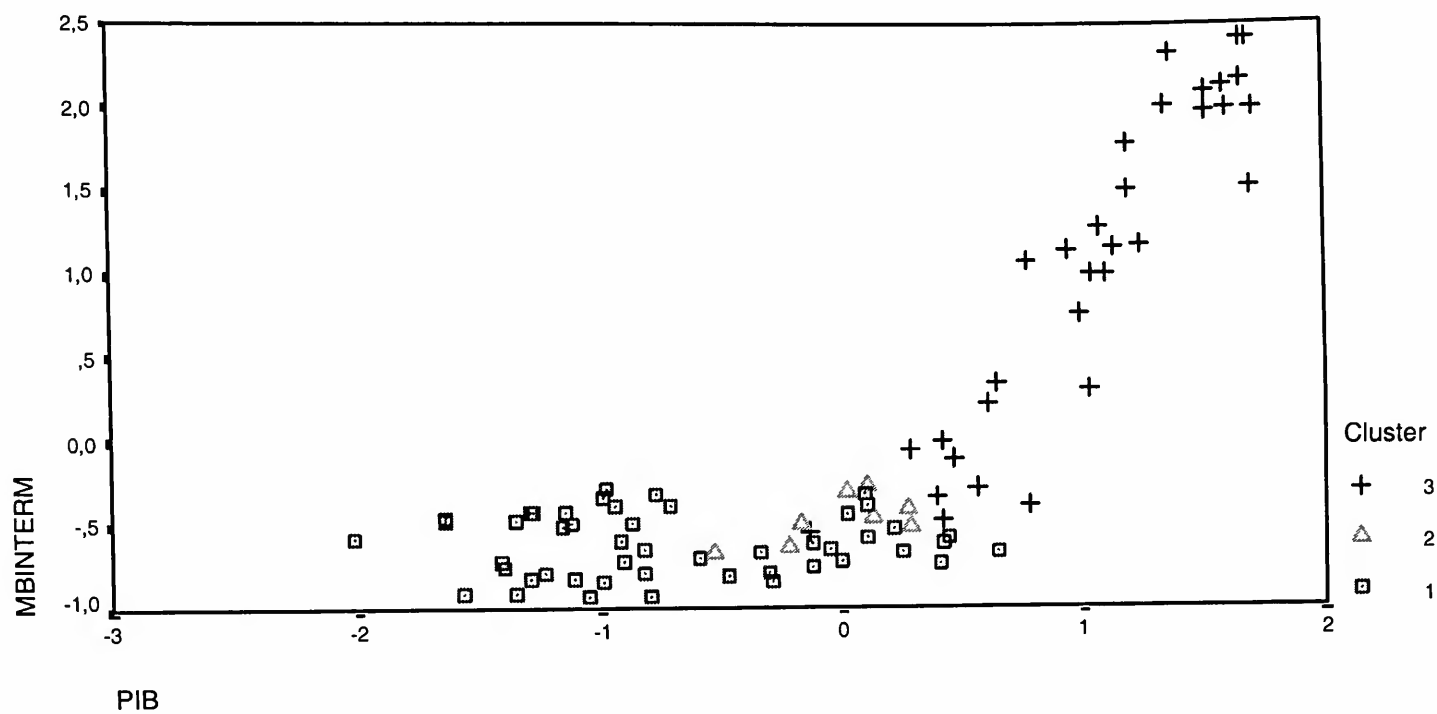
**Figura 15**  
**Relação entre Importação Total e Capacidade Produtiva, Associado ao Número de Clusters**



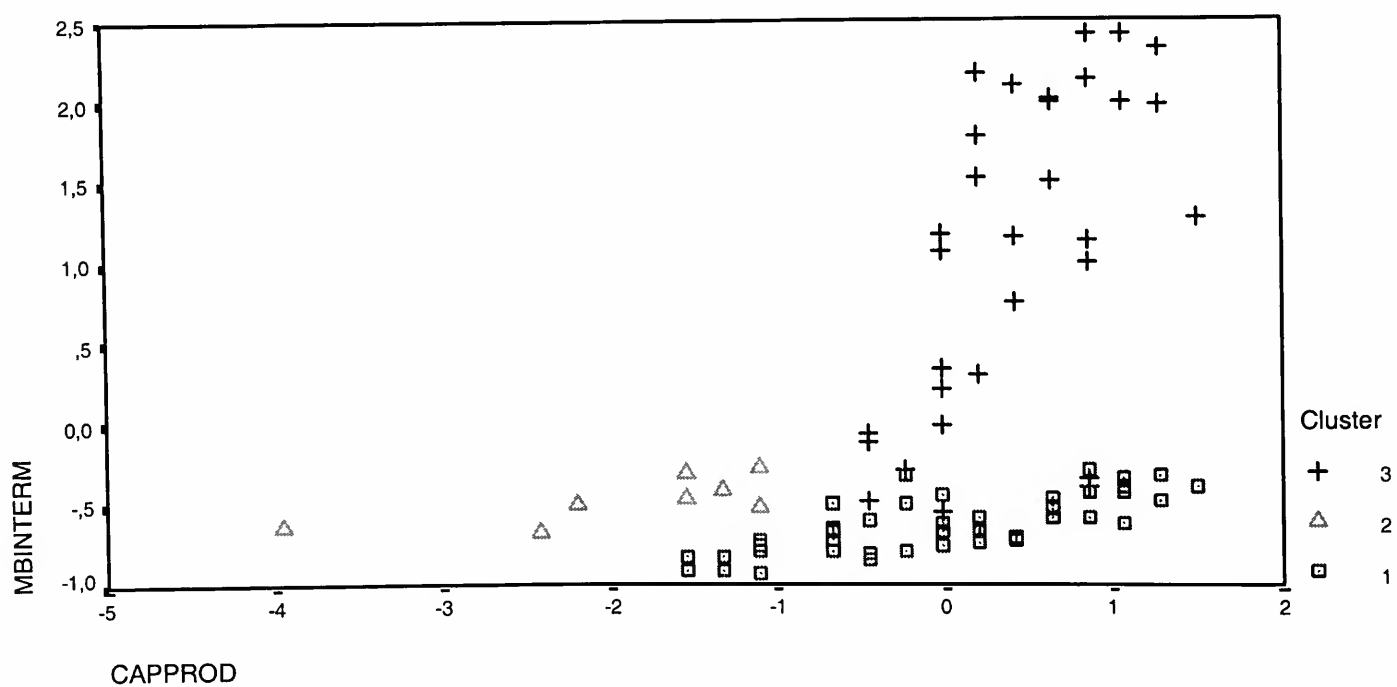
**Figura 16**  
**Relação entre Importação Total e Taxa de Câmbio, Associado ao Número de Clusters**



**Figura 17**  
**Relação entre Bens Intermediários e PIB, Associado ao Número de *Clusters***

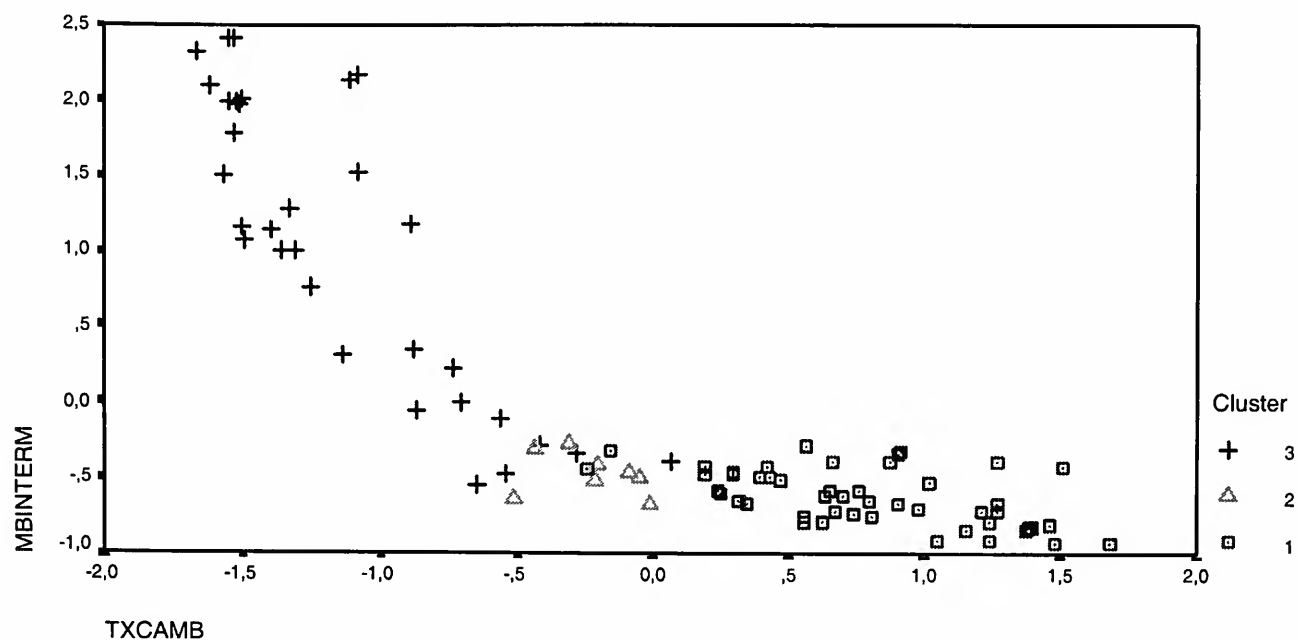


**Figura 18**  
**Relação entre Bens Intermediários e Capacidade Produtiva, Associado ao Número de *Clusters***





**Figura 19**  
**Relação entre Bens Intermediários e Taxa de Câmbio,**  
**Associado ao Número de *Clusters***



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 duas séries de importações. Ou seja, para cada uma das séries de importações, e dada a existência de 3 *clusters*, obtiveram-se 3 coeficientes estimados que representam a elasticidade alcançada para aquele período de abrangência do *cluster*.

**Tabela 8**  
**Elasticidades Médias para a Série de Importação Total,**  
**Associadas à Seleção de 3 *Clusters***

|                      | Elasticidades Médias                              |   |  |
|----------------------|---|---|--|
|                      | 1978.1-1986.3;<br>1987.3-1988.1;<br>1988.4-1989.1 | 1986.4-1987.2; 1988.2-1988.3;<br>1989.2-1990.1; 1990.3-1990.4;<br>1993.2-1999.4 | 1990.2;<br>1991.3-1991.2;<br>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                                    |

Conforme pode ser visto, nas Figuras 20 e 21 e nas Tabelas 8 e 9, os coeficientes alcançados refletem, de maneira aproximada, as observações feitas anteriormente, quando da

implementação da análise de sensibilidade, dado a dado.<sup>38</sup> Ou seja, foram obtidos 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 Real.<sup>39</sup>

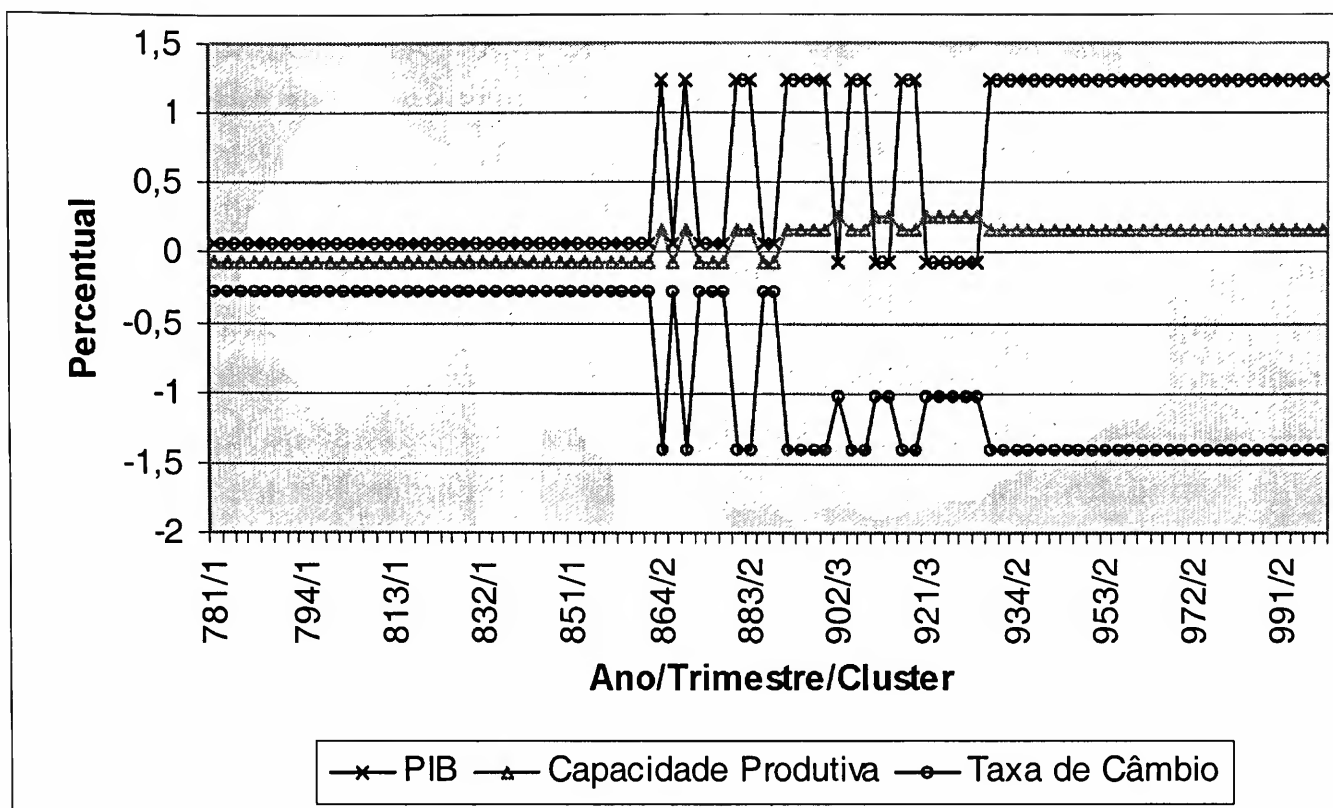
**Tabela 9**  
**Elasticidades Médias para a Série de Bens Intermediários,**  
**Associadas a Seleção de 3 Clusters**

| Bens Intermediários  | Elasticidades Médias             |  |  |
|----------------------|----------------------------------|--|--|
|                      | 1978.1-1989.2;<br>1990.4; 1991.4 | 1990.2;<br>1991-1-1991.2;<br>1992.1-1993.1 | 1989.3-1990.1;<br>1990.3; 1991.3;<br>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   |

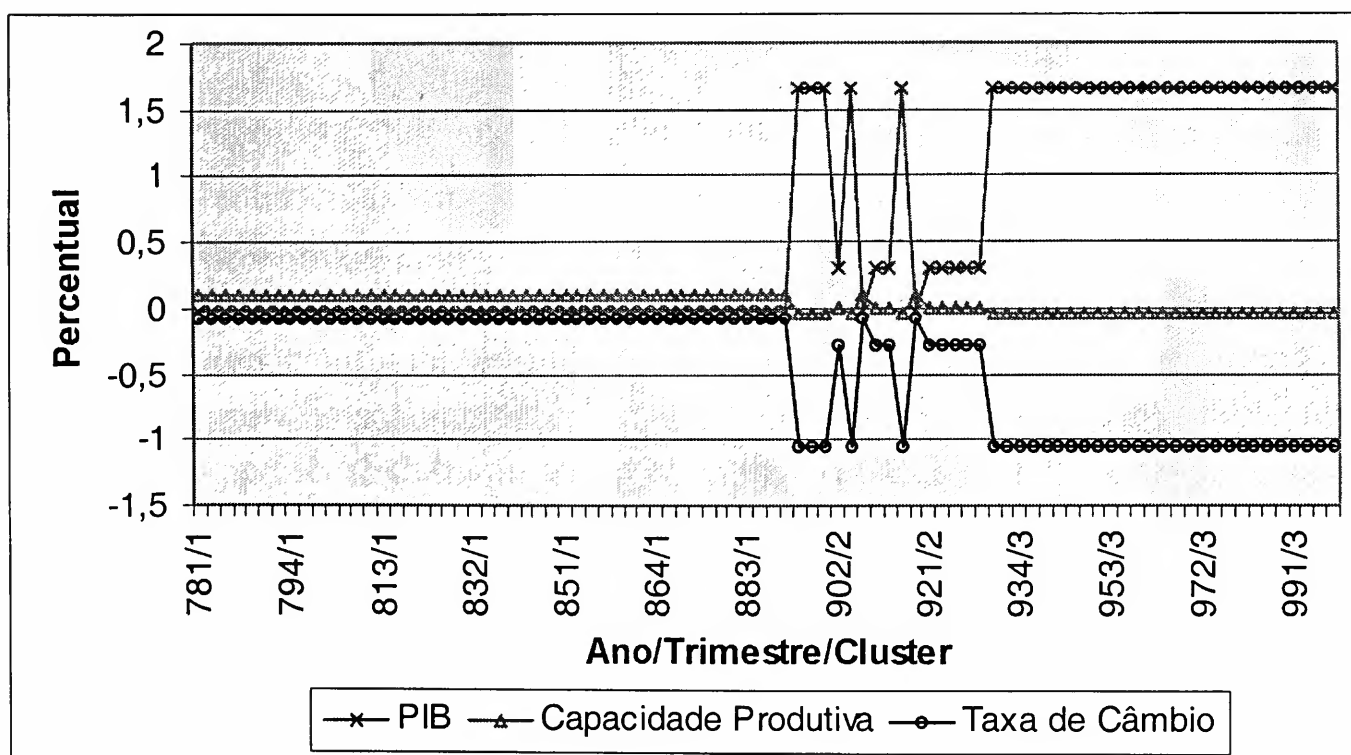
38 Deve-se destacar que não é possível comparar diretamente as Tabelas 7.1 e 7.2 com as Tabelas 8 e 9. Os subperíodos analisados para as elasticidades-médias nas Tabelas 7.1 e 7.2 são diferentes dos subperíodos analisados para as elasticidades médias associadas aos *clusters* nas Tabelas 8 e 9. Somente 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 duas primeiras tabelas, usando o conhecimento e fatos econômicos de todo o período analisado, optou-se por dividir e analisar as elasticidades médias em três subperíodos: 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 duas últimas tabelas referem-se a resultados estatísticos, onde os subperíodos encontrados baseiam-se em padrões de proximidade dos dados, de tal forma a agrupá-los, ou seja, formar os *clusters*.

39 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 à maior estabilidade e autonomia da política de importação de bens intermediários, ante os 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 20**  
**Sensibilidade da Importação Total a Acréscimos de 1% em**  
**cada Ponto Representativo dos *Clusters***



**Figura 21**  
**Sensibilidade dos Bens Intermediários a Acréscimos de 1% em cada Ponto**  
**Representativo dos *Clusters***



## 6 Conclusão

Este trabalho representa uma estimação não-linear da demanda de importações brasileiras utilizando a análise de sensibilidade dado a dado e por formação de *clusters*, via arquitetura das redes neurais. 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 por meio 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 de modelos, sem a imposição de qualquer tipo de restrição acerca da forma funcional não-linear utilizada ou da normalidade de distribuição de probabilidades dos parâmetros. 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 existente 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 serão submetidos à análise de sensibilidade.

A partir dos testes de não-linearidade empregados para as duas séries, observou-se que o comportamento das importações brasileiras apresenta uma não-linearidade em seus movimentos ao longo do período 1978.1 a 1999.4.<sup>40</sup> 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.

Dada a utilização de todas estas ferramentas, e tendo em vista a reduzida capacidade de irreversibilidade da abertura econômica, observam-se dois momentos distintos dentro da economia brasileira. O primeiro que antecede o governo Collor, com relativa estabilidade nos reduzidos coeficientes de elasticidade estimados, e instabilidades, ainda que não significantes, nos sinais esperados de variáveis como o PIB e utilização da capacidade produtiva. E outro, mais destacado e iniciado no ano de 1989, com maior mobilidade de resposta das variáveis de saída a estímulos nas variáveis de entrada. A exceção situa-se em torno da utilização de

---

40 Os dois principais períodos em que fica visível uma mudança de ruptura no comportamento dos dados de importações foram 1989.3 e 1994.3

capacidade que, dado o seu aspecto linear ao longo de toda a amostra e perda de influência sobre as importações, em face do processo de abertura econômica, apresenta-se com menor impacto.

No que tange à 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.

A abrangência e rapidez do processo de abertura comercial sugeriam a possibilidade de uma ruptura dos coeficientes de longo prazo das variáveis explicativas da demanda de importações brasileiras. Isto foi comprovado, em consonância com trabalhos recentes, como o de Azevedo e Portugal (1998) e Resende (2000), via análise de sensibilidade dado a dado e por clusterização dos dados de entrada, que mostraram uma mudança significativa no comportamento das séries de importações, a partir do terceiro trimestre de 1989, e sobretudo muito elevada a partir de 1994.

A estimação da demanda de importações brasileiras, abrangendo o período entre 1978 e 1999, mostrou que a elasticidade-renda das importações não era significativa ao longo dos anos 80. Isto porque os anos 80 foram caracterizados pela imposição de uma série de controles e restrições não-tarifárias sobre as importações, o que, por sua vez, reduziu substancialmente a relevância das variações da renda doméstica para explicar a evolução das importações. Já a partir da abertura comercial dos anos 90, com a redução gradativa das barreiras comerciais, a variável renda novamente assumiu um papel-chave na determinação do comportamento das importações brasileiras. A elasticidade média para este período foi 1,23% e 1,41% para as séries de importações totais e de bens intermediários, respectivamente. Ao mesmo tempo, o coeficiente ligado ao patamar da taxa de câmbio mostrou um comportamento de evolução gradual ao longo da década de 80 e 90 para as séries de importação total e bens intermediários, atingindo um patamar médio de -1,2% e -0,9% no período pós-Plano Real. Finalmente, a elasticidade da variável utilização de capacidade produtiva mostrou-se de pouca significância no período. Os resultados mais expressivos encontram-se na série de bens intermediários, no período que envolve o primeiro trimestre de 1978 a 1989, com um valor médio de 0,2%, e para o ano de 1995 para a série de importações totais, atingindo um valor médio de 0,3%.

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 brasileiras totais e de bens intermediários, e o bom ajustamento da rede estimada permite concluir que, sobretudo em função do processo de abertura econômica iniciado em 1989 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 que os efeitos são, na realidade, não-lineares, conforme se verifica pelas oscilações nas elasticidades-renda, preço e utilização de capacidade, sobretudo a partir do ano de 1989, e fortemente no ano de 1994.

### Referências bibliográficas

- Abreu, M. P. Equações de demanda de importações revisitadas: Brasil, 1960-1985. Rio de Janeiro, PUC-RJ, *Texto para Discussão* n. 148, 1987.
- Arbib, Michael A. *The handbook of brain theory and neural networks*. MIT Press, 1995.
- 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.
- Bishop, C. Classification and regression. In: *Handbook of neural computation*. 1997
- Braga, A. P.; Ludermir, T. B.; Carvalho, A. C. P. L. F. *Redes neurais artificiais: teoria e aplicações*. Rio de Janeiro: LTC, 2000, 262p.
- Chechin, A. L. *The extraction of fuzzy rules from neural networks*. Aachen: Shaker Verlag, Informatik, PhD. Dissertation, 1998.
- De Castro, A. S., Cavalcanti, M. A. F. H. Estimaco de equaco de exportaco e importaco para o Brasil: 1955-1995. Rio de Janeiro: IPEA, *Texto para Discusso* n. 469, 1997
- Diaz, M. D. M.; Araujo, L. J. S. Aplicaco de redes neurais  economia: demanda por moeda no Brasil. So Paulo: *Economia Aplicada*, v. 2, n. 2, p. 271-298, abr./jun. 1998.
- 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, 1997, p. 505-525.

- Fachada, M. S. J. F. *Um estudo econométrico da balança comercial brasileira: 1975-1988*. 1990. Dissertação (Mestrado) - PUC-RJ, Rio de Janeiro.
- 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., Beale, R. *Handbook of neural computation*. New York, NY - U.S.A.: Institute of Physics and Oxford University Press, 1997.
- Freeman, James A.; Skapura, David M. *Neural networks: algorithms, applications and programming techniques*. 1ª ed. Reading: Addison-Wesley, 1992, 401p.
- Hendry, D. F. *Dynamic econometrics*. Oxford: Oxford University Press, 1995.
- 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, April 1982.
- Kovács, Z. L. *Redes neurais artificiais: fundamentos e aplicações*. São Paulo: Collegium Cognitio, 1996, 174p.
- 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.
- McCulloch, W. S.; Pitts, W. A logical calculus of the ideas imminent in nervous activity. *Bulletin of Mathematical Biophysics*, 5, p. 115-133, 1943.
- Minsky, M., Papert, S. *Perceptrons: an introduction to computational geometry*. Cambridge: MIT Press, 1969.
- Osorio, F. S. Simulação de redes neurais artificiais de neurônios com aprendizado supervisionado. *Revista Scientia*, Unisinos, v. 3, n. 1, p. 45-66, 1992.
- \_\_\_\_\_ Redes neurais - aprendizado artificial. *Forum de I.A.*, 1999
- 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.

- \_\_\_\_\_. Time varying import demand elasticities: the Brazilian case. In: McAleer, M., Jakman, A. (eds.), *Proceedings of the International Congress on Modelling and Simulation*. Perth, Austrália: University of Western Australia, 1993, p. 425-430.
- \_\_\_\_\_. Neural networks versus time series methods: a forecasting exercise. *Revista Brasileira de Economia*, v. 49, n. 4, p. 611-629, 1995.
- Portugal, M. S.; Fernandes, L. G. F. Redes neurais artificiais e previsão de série de tempo: uma introdução. *Nova Economia*, v. 6, n. 1, p. 51-74, 1996.
- 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, Martin; Braun, Heinrich. A direct adaptative method for faster backpropagation learning: the RPROP algorithm. *Proceedings of the IEEE International Conference on Neural Networks*. San Francisco - CA - USA, 1993.
- Rosenblatt, R. *Principles of neurodynamics*. New York: Spartan Books, 1959
- Rumelhart, D., Hinton, G.; Williams, R. Learning internal-representations by error propagation. In: Rumelhart; McClelland (eds.), *Parallel distributed processing - explorations in the micro-structure of cognition*. V.1: Foundations. Cambridge: MIT Press, 1986.
- Schiffmann, W.; Joost, M.; Werner, R. *Optimization of the backpropagation algorithm for training multilayer perceptrons*. Technical Report, Deutschland: University of Koblenz, 1995.
- 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.
- Swanson, N. R., White, H. *A model-selection approach to real-time macroeconomic forecasting using linear models and artificial neural networks*. EWP 9503004, 1995.
- 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.
- Wasserman, P. D. *Neural computing: theory and practice*. New York: Van Nostrand Reinhold, 1989.
- White, H. *Artifitial neural networks: approximation and learning theory*. Oxford: Blackwell, 1992.



Widrow, B. Generalization and information storage in networks of ADALINE neurons. *In: Self-Organization Systems*. Washington: Spartan Books, 1962, p. 435-461.

Zini, Jr., A. A. Funções de exportação e importação para o Brasil. *Pesquisa e Planejamento Econômico*, v. 18, n. 3, p. 615-662, 1988.

