

Aplicação de redes neurais artificiais para classificação de países e exploração de dados macroeconômicos

(Application of artificial neural networks to the classification of countries and the exploration of macroeconomic data)

Marcelo Seido Nagano
Maurílio Benite
Vinicius Amorim Sobreiro

Resumo

Este estudo investiga a viabilidade de utilização de redes neurais auto-organizadas na classificação e exploração de dados macroeconômicos. Foi elaborado um método no qual se empregaram topologias neurais auto-organizadas sob um enfoque seqüencial, diminuindo o impacto da complexidade tanto para a realização da tarefa quanto na análise dos resultados. Os resultados obtidos sugerem que a utilização de redes neurais artificiais – RNA auto-organizadas na aquisição de conhecimento sobre bases de dados aplicáveis às ciências econômicas apresenta desempenho comparável a modelos paramétricos tradicionalmente empregados na construção de cenários com tais informações.

Palavras-chave: RNA auto-organizadas; Dados macroeconômicos; Elaboração de cenários; Complexidade sistêmica.

1. Introdução

Sob um ambiente de incerteza, freqüentemente é preciso tomar decisões sem um conhecimento maior de suas conseqüências futuras, o que torna interessante a elaboração de uma perspectiva dos possíveis efeitos que resultariam dessas decisões. Dentre as mais diversas técnicas adequadas a esse tipo de aplicação, destacam-se os modelos de RNA como uma alternativa na construção de tecnologias de suporte à decisão. Mediante o uso desses modelos, mais especificamente aqueles conhecidos como modelos neurais auto-organizados, podem ser ilustradas as estruturas contidas em uma base de dados arbitrária, que descrevem diferentes aspectos de um determinado fenômeno de interesse.

Diversos procedimentos paramétricos e não-paramétricos consagrados são largamente utilizados para a análise de dados e suas estruturas subjacentes, dentre os quais se destacam a análise multivariada (JOHNSON; WICHERN, 1992), a metodologia Box-Jenkins (BOX; JENKINS, 1976) e os modelos heterocedásticos Arch-Garch (ENGLE, 2001). Esses modelos muitas vezes apresentam como pressuposto a concepção de um modelo teórico dado *a priori*, que por um lado introduz uma formulação teórica que procura formalizar determinado fenômeno cientificamente, mas por outro lado pode deixar de incorporar elementos importantes para sua

* Texto recebido em fevereiro/2005 e aprovado para publicação em dezembro/2005.

compreensão. Esse aspecto se torna relevante quando o problema está sujeito a uma grande interação intra-específica de fatores, como no caso das ciências sociais.

Todavia, os modelos de RNA auto-organizados possuem a vantagem de não exigirem do usuário a aplicação de nenhuma teoria acerca da organização desses dados, e podem fornecer subsídios para a atualização ou novas teorias acerca do assunto em questão (SARLE, 2001), o que possibilita seu emprego como alternativa a esses modelos.

Desse modo, este estudo propõe a utilização de uma abordagem neural na elaboração e análise de cenários macroeconômicos e uma breve discussão de seus resultados. Por meio do uso de técnicas específicas de RNA, em que o treinamento da rede não possui um resultado desejado correspondente, através do qual seus parâmetros de aprendizagem seriam calibrados pelo operador, procura-se investigar as saídas produzidas pelos modelos utilizados e discutir sua razoabilidade. A geração de *clusters* aqui utilizada consiste em um método comum na identificação de sistemas diversos. De modo geral, o *cluster* pode ser compreendido como um agrupamento de elementos que possuem características em comum, de modo a oferecer um conjunto coerente, sistemático, compreensível e plausível, com o objetivo de descrever um determinado sistema e oferecer instrução e suporte à tomada de decisões (LAUDON; LAUDON, 1996).

As topologias neurais utilizadas no estudo são: o modelo ART-2, proposto mediante a teoria da ressonância adaptativa (*adaptive resonance theory*) descrita por Carpenter e Grossberg em 1976, que apresentam como principal característica a estabilidade do armazenamento do conhecimento adquirido pela rede; e os mapas auto-organizados ou redes SOM (*self-organizing maps*), propostos por Kohonen (1988), as quais geram uma representação visual dos dados apresentados à rede.

Este artigo está estruturado da seguinte forma: na seção 2, apresentam-se as RNA, seu contexto e relevância; a seção 3 trata da apresentação das RNA auto-organizadas, uma das diversas classes de redes neurais categorizadas por sua estrutura e funcionamento. A seção 4 expõe o estudo feito a partir de uma base de dados macroeconômica e os *clusters* obtidos por RNA auto-organizadas, mediante um processamento seqüencial em quatro fases. Por último, são indicadas as considerações finais e os resultados obtidos.

2. RNA e suas aplicações

Uma RNA é um sistema de processamento de informações que apresenta certas características em comum com as redes neurais biológicas que formam o sistema nervoso dos seres vivos. Geralmente, essas características são formuladas através do estudo da célula fundamental do

cérebro, o neurônio, e reproduzidas por meio de algoritmos que procuram simular o funcionamento de um conjunto de neurônios (HAYKIN, 1994).

O processamento realizado pelos neurônios, além de estar disposto em uma arquitetura paralela, também lança mão de uma propagação seqüencial, na qual os neurônios de camadas posteriores recebem como sinal de entrada o resultado do processamento ocorrido nas camadas anteriores (redes de multicamadas). Nos modelos de RNA, essas características são simuladas por meio da adoção de estado, função e limiar de ativação (BRAGA; LUDERMIR; CARVALHO, 2000).

A mais distinta propriedade das RNA é sua habilidade em aprender com o ambiente e melhorar seu desempenho mediante o aprendizado através do uso de paradigmas de aprendizado, os quais consistem em métodos de gerenciamento do aprendizado neural. De acordo com Haykin (1994), existem dois tipos de paradigmas de aprendizado:

- Supervisionado: supõe a existência de um direcionador externo que orienta a RNA para as saídas desejadas;
- Não-supervisionado: no qual inexistente esse direcionador, fazendo com que os resultados produzidos pela RNA sejam considerados como o melhor processamento possível obtido a partir dos dados disponíveis.

Todavia, a escolha do paradigma de aprendizado depende do tipo de aplicação no qual a rede neural será utilizada e das limitações relativas à topologia da rede (HAYKIN, 1994).

3. RNA auto-organizadas

3.1. RNA ART-2

Os modelos RNA ART englobam uma variedade de RNA baseadas na neurofisiologia e são definidos em relação ao seu algoritmo de treinamento em termos de equações diferenciais detalhadas e críveis como modelos plausíveis dos neurônios biológicos. Existem redes ART dos mais diversos tipos, utilizando paradigmas de aprendizado tanto supervisionado como não supervisionado. Na FIG. 1 é apresentada a arquitetura básica de uma RNA ART-2, a qual envolve três grupos de neurônios: uma camada de processamento dos vetores de entrada, chamada F1, os neurônios representativos de cada categoria, chamados de camada F2, e o mecanismo de controle do grau de similaridade dos padrões alocados em uma mesma categoria, composto por um neurônio único e chamado de mecanismo de *reset*.

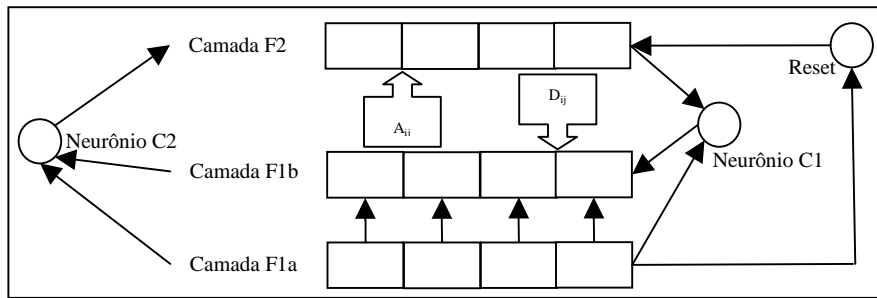


FIGURA 1 - Arquitetura de uma rede ART-2.
Adaptado de Carpenter e Grossberg (1987).

A camada F1 de uma rede ART-2 pode ser considerada como consistindo de duas partes: uma destinada à leitura dos vetores de entrada (F1a) e outra à interface entre esses vetores e a própria rede (F1b). Essa é a primeira fase do processo de treinamento de uma rede ART qualquer, chamada etapa de reconhecimento. Para efeito de controle da similaridade dos padrões de entrada alocados em uma mesma categoria existem dois grupos de conexões entre cada neurônio de F1b e de F2.

Cada neurônio da camada F1b se conecta a todos os neurônios da camada F2 mediante as conexões ascendentes: a ponderação relativa a cada conexão ascendente relacionada ao i -ésimo neurônio F1b ligada ao j -ésimo neurônio F2 será chamado a_{ij} . Por sua vez, cada neurônio da camada F2 se conecta a todos os neurônios da camada F1b através de conexões descendentes: a ponderação relativa a cada conexão descendente relacionada ao j -ésimo neurônio F2 ligada ao i -ésimo neurônio F1b será chamada d_{ij} . O neurônio representativo de cada categoria que retorne a maior entrada, ponderado de acordo com as conexões ascendentes, torna-se candidato ao aprendizado daquele padrão de entrada, e a ativação de todos os outros neurônios de F2 é zerada (CARPENTER; GROSSBERG, 1987). A seguir, os neurônios de F1b combinam informações oriundas do processamento ocorrido em F1a e F2. Essa é a segunda fase do treinamento de uma rede ART, chamada etapa de comparação.

A efetivação do aprendizado e conseqüente incorporação do vetor de entrada ao neurônio candidato escolhido em F2 dependem da similaridade entre um vetor descendente D e o vetor de entrada. Essa decisão é tomada pela unidade de *reset*, baseada nos sinais recebidos pelas camadas F1a e F1b. Se não é efetivamente escolhido como representativo da categoria do vetor de entrada, o neurônio candidato é inibido e um novo neurônio de F2 é selecionado como novo candidato ao aprendizado. Essa é a terceira fase do treinamento de uma rede ART, chamada etapa de busca.

Para cada fase do treinamento é requerida uma resposta distinta de cada um dos neurônios das camadas F1b e F2. Para que consigam distinguir como desempenhar a tarefa adequadamente, existem duas unidades suplementares dotadas de pesos binários (0 para sinal inibitório e 1 para

sinal excitatório) e não atualizáveis que atuam como mecanismos de controle para essas respostas, chamadas C1 e C2. A unidade C1 determina o fluxo de dados para a camada F1b, e a unidade C2 determina o fluxo de dados e habilita os neurônios da camada F2. Dessa forma, a ativação adequada dos neurônios é efetivada quando se recebem dois sinais excitatórios dos três possíveis, caso contrário não ocorre ativação (regra dos dois terços).

A despeito de as topologias ART apresentarem maior complexidade do que outras topologias neurais de uso mais geral, a introdução de neurônios que atuam como controladores do processo de treinamento possibilita às redes ART mostrarem-se mais capazes de armazenar informações sem incorrer na criação de falsos padrões através de generalização espúria (BRAGA; LUDERMIR; CARVALHO, 2000).

3.2. Redes SOM

O estudo da neurofisiologia foi também o ponto de partida na proposição de arquiteturas que simulam o funcionamento do cérebro na armazenagem de conhecimento e no desempenho de tarefas cognitivas. Tais redes são conhecidas como modelos de Kohonen (1989) ou redes SOM. Essa arquitetura apresenta uma característica extremamente útil em uma análise classificatória, ou seja, demonstra as estruturas contidas em uma determinada base de dados visualmente, em uma forma bidimensional.

Os modelos SOM envolvem a adaptação das ponderações das conexões em reflexo ao aprendizado obtido, porém esse aprendizado não é supervisionado, na medida em que a saída desejada para a rede não é conhecida. Outro aspecto significativo dos modelos SOM reside na arquitetura e no papel desempenhado pela localização dos neurônios no processo de aprendizado, pois os vetores de entrada são ligados a um arranjo de neurônios (D_n) ou bidimensional (uma matriz). A FIG. 2 mostra essa arquitetura para n entradas em uma matriz quadrada com nove neurônios.

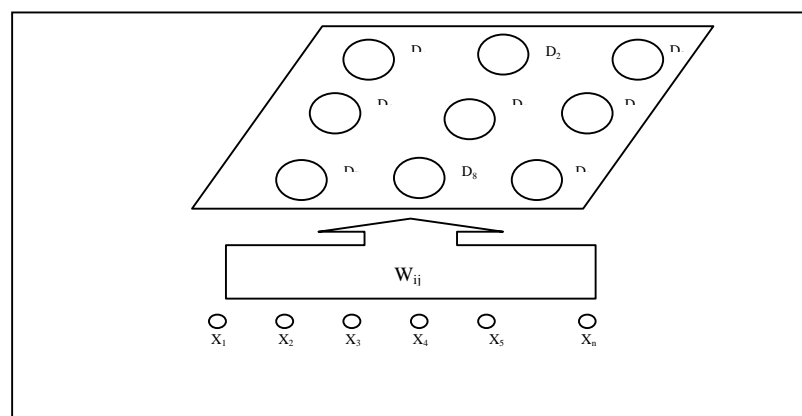


FIGURA 2 - Arquitetura de uma rede SOM. A seta larga indica que todas as entradas estão conectadas a todos os neurônios do mapa topológico.

Adaptado de Braga, Ludermir e Carvalho (2000).

Quando um padrão de entradas é apresentado à rede SOM, certas regiões da camada de neurônios se tornam ativas, e as ponderações entre as conexões da camada de entrada e essas regiões são reforçadas. Uma vez concluído o aprendizado, padrões de entrada similares causarão atividade semelhante nas mesmas regiões do mapa topológico. A idéia principal contida nesse modelo é a obtenção de uma ordenação e um arranjo entre os neurônios. A ordenação obtida é importante na medida em que se refere a regiões de neurônios ativadas simultaneamente, e o arranjo encontrado se refere à intensidade dessa ativação. Se um determinado neurônio é ativado, provavelmente outros em sua região de vizinhança também serão ativados, e assim é gerado um arranjo físico dos neurônios baseado em sua localização (KOHONEN, 1989; DEBOECK; KOHONEN, 2000). Essa arquitetura apresenta uma justificativa biológica importante, já que o cérebro humano apresenta regiões de neurônios operando de forma centralizada e localizada em relação à execução de determinadas tarefas (córtex auditivo, córtex visual etc.). Assim, existe um “neurônio vencedor”, definido como aquele cujas ponderações são mais semelhantes ao padrão apresentado e que é ativado quando ocorre a recepção de um determinado estímulo. De maneira a simular essa resposta do cérebro humano nos modelos SOM, o “neurônio vencedor” captura a maior parte do conhecimento adquirido acerca de determinados padrões, mas as ponderações dos neurônios da região de vizinhança do “neurônio vencedor” também aprendem com a entrada apresentada em menor grau.

Os mapas topológicos obtidos pelos modelos SOM desempenham um método de exibição adaptativa particularmente útil na representação de dados estatísticos estruturados. As redes SOM têm sido predominantemente usadas em procedimentos de *clustering* e extração de características, como uma técnica de *data mining* (ZHANG; PATUWO; HU, 1998; VELLIDO; LISBOA; VAUGHAN, 2000). Também existem pesquisas relacionadas ao uso de redes SOM na obtenção de soluções dos problemas de otimização e controle, bem como em diagnósticos financeiros (DEBOECK; KOHONEN, 2000).

4. Abordagem neural não supervisionada na elaboração de *clusters* macroeconômicos

É apresentada abaixo a aplicação de uma abordagem neural baseada em topologias auto-organizadas, mediante a utilização de uma base de dados contida no *The 1999 World Bank Development indicators CD-Rom*, versão 4.2, para o ano de 1997, da qual constam 154 países e respectivos 27 dados macroeconômicos: razões do investimento doméstico bruto, exportações de bens e serviços, poupança doméstica bruta, poupança nacional bruta, pagamentos de juros, dívida

total e valor presente da dívida em função do Produto Interno Bruto; percentual de crescimento do Produto Interno Bruto; exportação e importação agrícola, industrial e de serviços; consumo privado e governamental; variação de preços ao consumidor; deflator implícito do Produto Interno Bruto; superávit (déficit) primário e receitas correntes do governo; renda líquida investida no exterior, transferências correntes líquidas, saldo do balanço em conta corrente, variação nas reservas monetárias, reservas monetárias totais; e serviço total da dívida.

Esta pesquisa não se torna inválida por utilizar dados de 1997. Ao contrário, esse ano poderá servir como ano-base ou parâmetro para pesquisas futuras contemplando os dados dos anos seguintes. Além disso, o intuito maior desta pesquisa é observar ou identificar de forma exploratória a possível aplicação das RNA auto-organizadas a dados macroeconômicos, visando ao estabelecimento de outra técnica para classificação dos países. Nesse sentido, esta pesquisa busca contemplar seu objeto de estudo com base em uma nova perspectiva. Conseqüentemente, seu valor está na familiarização de um novo procedimento ou na exploração de um tema muito pouco debatido empiricamente e teoricamente, isto é, a aplicação de RNA auto-organizada a dados macroeconômicos.

O modelo neural híbrido, esquematizado na FIG. 3, consiste em quatro fases distintas,: (a) Fase 1 – uso de um modelo neural ART-2, com o propósito específico de se gerar *clusters* dos países, com base nos dados macroeconômicos de cada um deles; (b) Fase 2 – identificação dos componentes das categorias obtidas nas redes ART-2 empregadas; (c) Fase 3 – elaboração de mapas topológicos para cada *cluster* obtido, através do uso de redes SOM; e (d) Fase 4 – interpretação do cenário macroeconômico básico de cada *cluster*, através de análise qualitativa e da análise visual dos mapas topológicos.

Os dados de Produto Interno Bruto, Produto Nacional Bruto e Renda *Per Capita* foram excluídos do estudo, já que tais informações têm relação direta com o comportamento de grande parte das outras variáveis incorporadas à rede. Justifica-se essa exclusão, entretanto, por não se poder afirmar o quanto mais importantes tais informações seriam, e na ausência de uma ponderação relativamente razoável fundamentada empiricamente, tais dados não foram utilizados, adotando-se uma metodologia semelhante àquela empregada por Kaski e Kohonen (1996). Para melhor compreensão da classificação obtida, as fases 2 e 3 serão apresentadas concomitantemente no texto.

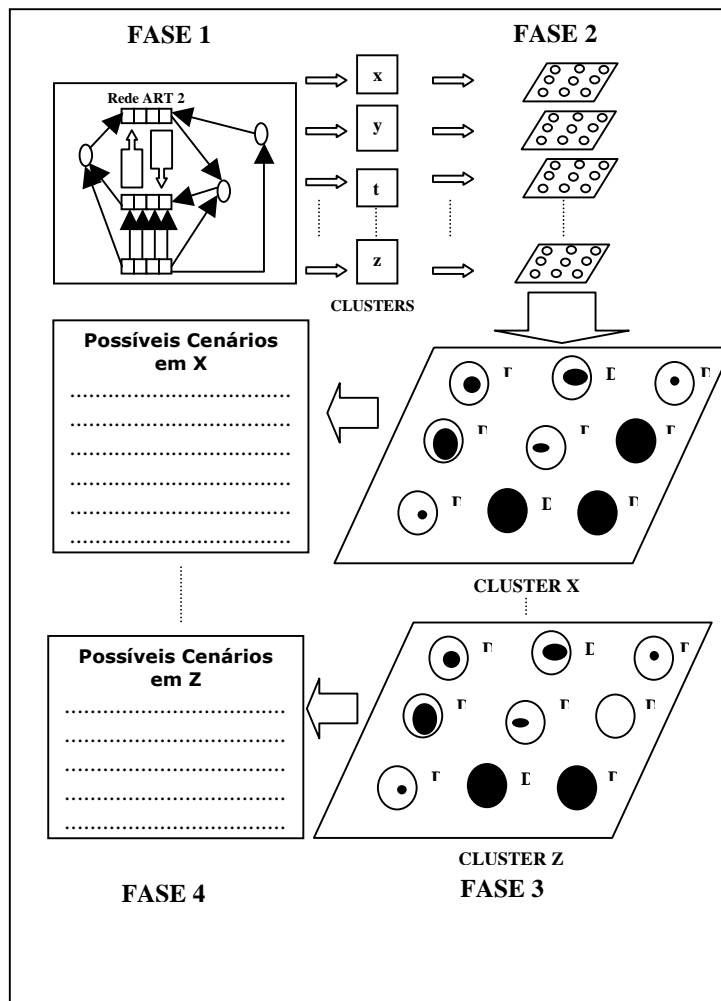


FIGURA 3 - Sistema neural híbrido usado na elaboração e estudo de cenários macroeconômicos.

A análise da composição dos *clusters* será baseada na comparação entre os *clusters* obtidos e a classificação adotada pelo *World Bank*, baseada na renda *per capita* – item tradicionalmente utilizado na classificação de países sob o aspecto de contas nacionais – contidos no CD Rom utilizado como base de dados para o estudo. As TAB. 1 a 5 mostram os países segundo sua renda *per capita* em 1997, de acordo com os dados e a classificação do *World Bank*:

TABELA 1
Países de renda *per capita* baixa, de acordo com o *World Bank* (1995).

BAIXA RENDA PER CAPITA – ATÉ US\$ 2000 (1997)					
Angola	820	Guiné Equatorial	1.790	Paquistão	1.580
Azerbaijão	1.520	Guiné-Bissau	230	Quênia	1.160
Bangladesh	1.090	Haiti	1.260	Rep. Centro-Africana	1.310
Benin	1.260	Iêmen	720	Rep. Congo	1.290
Burkina Faso	1.000	Ilhas Salomão	623	Rep. Dem. Congo	760
Burundi	620	Índia	1.660	Rwanda	650
Butão	430	Laos	1.300	São Tomé e Príncipe	290
Cabo Verde	1.090	Madagascar	900	Senegal	1.690
Camarões	1.770	Malawi	700	Serra Leoa	410
Camboja	1.290	Maldivas	1.130	Suazilândia	1.520
Comoros	400	Mali	720	Sudão	1.370
Costa do Marfim	1.690	Mauritânia	1.650	Tanzânia	620
Cuba	364	Mianmar	668	Tchad	950

Djibouti	510	Moçambique	690	Togo	1.460
Eritréia	1.040	Moldova	1.450	Tonga	1.810
Etiópia	500	Mongólia	1.490	Uganda	1.160
Gâmbia	1.440	Nepal	1.090	Uzbequistão	1.020
Gana	1.610	Niger	830	Vanuatu	1.340
Geórgia	1.980	Nigéria	860	Vietnã	1.590
Guiana	800	Papua Nova Guiné	930	Zâmbia	910

A TAB. 1 mostra que os países considerados de baixa renda pelo *World Bank* pertencem, respectivamente, à África Subsaariana, à Ásia Central e do Sul, e mais Cuba, Iêmen e Mongólia.

TABELA 2
Países de renda *per capita* média-baixa, de acordo com o *World Bank* (1995).

RENDA PER CAPITA MÉDIA - BAIXA - DE US\$ 2000 A US\$ 4000 (1997)					
Albânia	2.170	El Salvador	2.860	Letônia	3.970
Armênia	2.540	Equador	4.700	Macedônia	3.180
Bahrein	2.070	Fiji	2.460	Marrocos	3.210
Belize	2.670	Filipinas	3.670	Paraguai	3.860
Bolívia	2.810	Honduras	2.260	Samoa	3.915
Bulgária	3.870	Jamaica	3.330	Síria	3.000
Cazaquistão	3.530	Jordânia	3.350	Sri Lanka	2.460
China	3.070	Kirjistão	2.180	Ucrânia	2.170
Dominica	3.040	Lesoto	2.490	Zimbabwe	2.240
Egito	3.080				

Nessa faixa de renda *per capita* encontram-se, de acordo com o *World Bank*, países dos cinco continentes. Trata-se, portanto, de uma faixa geograficamente mais bem distribuída pelo mundo.

TABELA 3
Países de renda *per capita* média, de acordo com o *World Bank* (1995).

RENDA PER CAPITA MÉDIA - DE US\$ 4000 A US\$ 7000 (1997)					
Argélia	4.250	Hungria	6.970	Romênia	4.270
Bielo-Rússia	4.820	Irã	5.690	Rússia	4.280
Estônia	5.090	Líbano	6.090	Seychelles	6.910
Brasil	6.350	Lituânia	4.140	Tailândia	6.490
Colômbia	6.570	Namíbia	5.100	Trinidad e Tobago	6.460
Costa Rica	6.510	Peru	4.580	Tunísia	5.050
Gabão	6.560	Polônia	6.510	Turquia	6.470
Guatemala	4.060	Rep. Dominicana	4.690		

Também nessa faixa de renda nota-se a presença de países dos cinco continentes, com uma notável participação da América Latina.

TABELA 4
Países de renda *per capita* média-alta, de acordo com o *World Bank* (1995).

RENDA PER CAPITA MÉDIA - ALTA - DE US\$ 7000 A US\$ 15000 (1997)					
África do Sul	7.190	Eslovênia	11.880	México	8.110
Arábia Saudita	10.540	Grécia	12.540	Rep. Coréia	13.430
Argentina	10.100	Ilhas Maurícios	9.230	Rep. Tcheca	10.380
Botswana	7.430	Malásia	7.730	Uruguai	9.110
Chile	12.240	Malta	9.330	Venezuela	8.660
Eslováquia	7.860				

Nessa categoria incluem-se países dos cinco continentes, caracterizados por economias com forte setor exportador; contudo, disparidades cambiais podem influenciar essa classificação em alguns casos (Botswana, Rep. Coreia).

TABELA 5
Países de renda *per capita* alta, de acordo com o *World Bank* (1995).

RENDA PER CAPITA ALTA – A PARTIR DE US\$ 15000 (1997)					
Alemanha	21.170	França	22.210	Kuwait	23.519
Austrália	19.510	Holanda	21.300	Noruega	24.260
Áustria	22.010	Hong Kong	24.350	Nova Zelândia	15.780
Bélgica	23.090	Ilhas Virgens	22.890	Portugal	14.180
Canadá	21.750	Irlanda	17.420	Reino Unido	20.710
Dinamarca	23.450	Islândia	24.001	Singapura	29.230
Espanha	15.690	Israel	17.680	Suécia	19.010
Estados Unidos	29.080	Itália	20.100	Suíça	26.580
Finlândia	19.660	Japão	24.400		

Na classe que engloba os países de alta renda, notam-se países tradicionalmente considerados desenvolvidos, além de alguns paraísos fiscais (Hong Kong, Ilhas Virgens), um país exportador de petróleo (Kuwait) e outros de desenvolvimento mais recente (Irlanda, Islândia, Israel, Nova Zelândia, Singapura).

4.1. Fase 1

Os *clusters* obtidos pelo processamento neural proposto constam da TAB. 6. Percebe-se a geração de diversas classes de países, as quais discutiremos na fase 3, com a apresentação dos mapas topológicos.

TABELA 6
Clusters obtidos pela rede ART-2.

CLUSTER	PAÍSES
1	Estados Unidos
2	Austrália, Nova Zelândia, Hong Kong, Holanda
3	África do Sul, Cabo Verde, Chile, Comoros, Dinamarca, Espanha, Fiji, Geórgia, Grécia, Ilhas Maurícios, Ilhas Salomão, Ilhas Virgens, Indonésia, Maldivas, Malta, Moldova, Noruega, Papua Nova Guiné, Portugal, Rep. Coreia, Samoa, São Tomé e Príncipe, Singapura, Suécia, Suíça, Tanzânia, Tonga, Trinidad e Tobago, Vanuatu
4	Japão, França, Canadá, Alemanha, Reino Unido, Áustria, Bélgica, Finlândia, Itália
5	Cuba
6	China
7	Albânia, Bielo-Rússia, Bulgária, Eslováquia, Eslovênia, Estônia, Hungria, Letônia, Lituânia, Macedônia, Polônia, República Tcheca, Romênia, Rússia, Ucrânia
8	Belize, Bolívia, Brasil, Colômbia, Costa Rica, Dominica, El Salvador, Equador, Filipinas, Guatemala, Guiana, Honduras, Jamaica, Líbano, Malásia, México, Mianmar, Paraguai, Peru, República Dominicana, Sri Lanka, Tailândia, Uruguai, Venezuela
9	Argélia, Armênia, Azerbaijão, Bangladesh, Butão, Camboja, Cazaquistão, Egito, Índia, Jordânia, Kirjistão, Laos, Marrocos, Mongólia, Nepal, Paquistão, Síria, Tunísia, Turquia, Uzbequistão, Vietnã
10	Angola, Botswana, Burkina Faso, Burundi, Camarões, Costa do Marfim, Djibouti, Eritreia, Etiópia, Gabão, Gâmbia, Gana, Guiné Equatorial, Guiné-Bissau, Haiti, Lesoto, Madagascar, Malawi, Mali, Maurítânia, Moçambique, Namíbia, Niger, Nigéria, Quênia, Rep. Congo, Rep. Dem., Congo, República Centro-Africana, Rwanda, Senegal, Serra Leoa, Seychelles, Suazilândia, Sudão, Tchad, Togo, Uganda.

Na classificação obtida, em vários *clusters* nota-se uma conformidade regional entre seus componentes e, em outros, tal conformidade não é aparente. Essa classificação deriva do fato de existirem relacionamentos entre as variáveis macroeconômicas que não são suficientemente evidentes para que se possa compreender sua interação.

4.2. Fases 2 e 3

Nessa etapa apresenta-se uma exploração das estruturas visuais obtidas com o emprego de uma rede SOM, realizada para cada componente individualmente. Foi empregado um tamanho padrão referente ao mapa topológico, consistindo de um arranjo bidimensional de 50 neurônios de largura por 50 neurônios de comprimento, totalizando 2500 neurônios. São apresentadas abaixo as redes SOM contendo os *clusters* compostos por mais de um elemento.

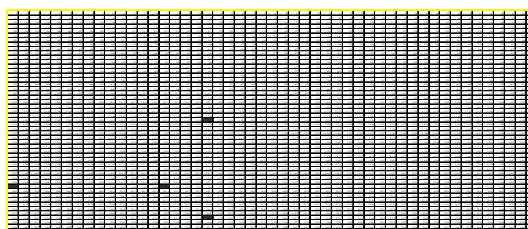


FIGURA 4 - Regiões de ativação neural do *cluster C2*.

TABELA 7
Neurônios vencedores para cada país no *cluster C2*.

PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR
Austrália	2319
Holanda	1219
Hong Kong	1951
Nova Zelândia	1965

Nesse *cluster* encontram-se países com desempenhos do balanço da conta corrente e das transferências correntes líquidas relativamente similares, mas não a ponto de apresentarem uma grande proximidade na ativação neuronal. Assim, mesmo classificados em uma mesma categoria, suas diferenças dentro do *cluster* são evidenciadas devido à pouca proximidade entre os neurônios vencedores representativos de cada país. Hong Kong (neurônio vencedor 1951) e Holanda (neurônio vencedor 1219) encontram-se relativamente distantes em termos visuais de Austrália e Nova Zelândia, indicando maior grau de semelhança entre si.

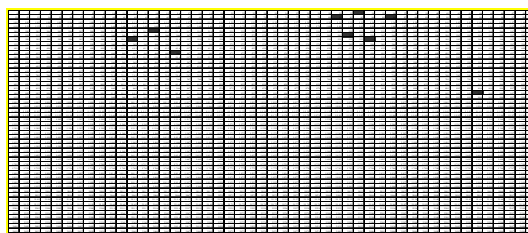


FIGURA 5 - Regiões de ativação neural do *cluster C3*.

TABELA 8
Neurônios vencedores para cada país no *cluster C3*.

PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR	PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR	PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR
Alemanha	944	Canadá	334	Itália	214
Áustria	86	Finlândia	282	Japão	312
Bélgica	33	França	466	Reino Unido	81

Esse *cluster* apresenta países que indicam taxas bastante próximas para a variação de preços ao consumidor no ano estudado, bem como similaridades importantes nas reservas, incluindo ouro. Tais países possuem estabilidade nos preços e na moeda, que se equivalem relativamente.

Contudo, na análise dos neurônios vencedores, notamos três áreas de ativação distintas: uma composta apenas pela Alemanha, outra composta por Reino Unido, Bélgica, Finlândia, Áustria e Canadá, e uma terceira, reunindo Japão, Itália e França. Assim, existem três grupos de países nessa mesma categoria.

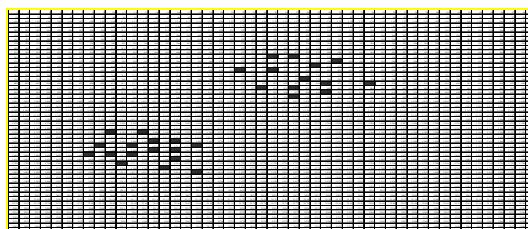


FIGURA 6 - Regiões de ativação neural do *cluster C6*.

TABELA 9
Neurônios vencedores para cada país no *cluster C6*.

PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR	PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR	PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR
Cabo Verde	1610	Ilhas Salomão	834	Samoa	830
Chile	1666	Ilhas Virgens	1612	São Tomé e Príncipe	1466
Comoros	1608	Indonésia	1518	Suécia	977
Dinamarca	672	Maldivas	874	Suíça	525
Fiji	1360	Malta	1509	Tanzânia	778
Geórgia	1711	Moldova	1464	Tonga	930
Grécia	581	Noruega	675	Trinidad e Tobago	1512
Ilhas Maurfícios	1564	Papua Nova Guiné	1363	Vanuatu	877

Essa é a tabela que pode ser considerada *default* para a classificação obtida, já que, observando-se os dados utilizados na rede ART-2, nota-se que essa é a categoria com maior discrepância, segundo Benite (2003). Contudo, de maneira geral, são países que apresentam bom desempenho global nos dados referentes especialmente às exportações. Também notamos a polarização das regiões de ativação, sendo a mais personalizada a região mais à esquerda, onde predominam os países do Pacífico Sul. Os demais países desse *cluster* situam-se na região mais à direita, na qual ocorrem diversos neurônios vencedores.

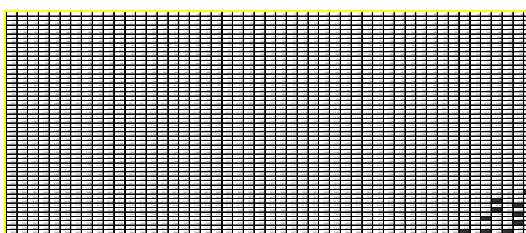


FIGURA 7 - Regiões de ativação neural do *cluster* C7

TABELA 10
Neurônios vencedores para cada país no *cluster* C7.

PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR	PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR	PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR
Albânia	2246	Eslováquia	2400	Hungria	2200
Bielo-Rússia	2298	Eslovênia	2398	Letônia	2497
Bulgária	2146	Estônia	2500		

Esse *cluster* agrupa de maneira bem interessante os países da antiga “cortina de ferro”, cujos dados relacionados a consumo privado e governamental também apresentam similaridades visíveis. Visualmente, no mapa topológico, os neurônios vencedores também se encontram bastante próximos, o que indica uma boa uniformização do *cluster*, resultado geralmente aceito pelo senso comum, mas obtido de maneira experimental.

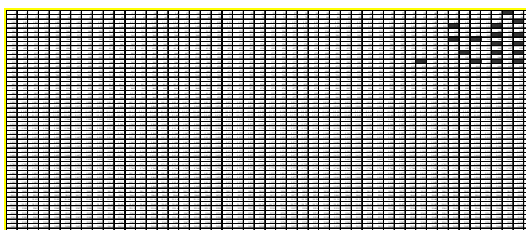


FIGURA 8 - Regiões de ativação neural do *cluster* C8

TABELA 11
Neurônios vencedores para cada país no *cluster* C8.

PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR	PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR	PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR
Belize	396	Filipinas	498	Mianmar	596
Bolívia	192	Guatemala	590	Paraguai	342

Brasil	50	Guiana	196	Peru	496
Colômbia	398	Honduras	298	República Dominicana	598
Costa Rica	493	Jamaica	47	Sri Lanka	500
Dominica	296	Líbano	344	Tailândia	148
El Salvador	594	Malásia	600	Uruguai	400
Equador	398	México	150	Venezuela	300

Esse *cluster* agrupa principalmente os países em desenvolvimento da América Latina e Ásia, com a notável inclusão do Líbano. São países que possuem similaridades em praticamente todos os dados, como mostra a análise do mapa topológico obtido, o qual lembra bastante o resultado apresentado em C7, diferindo apenas na região ativada do mapa topológico.

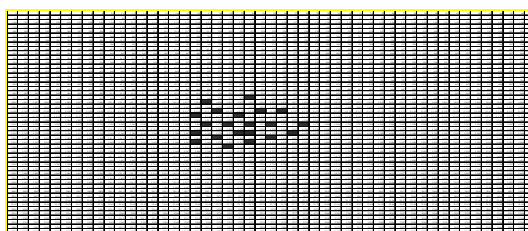


FIGURA 9 - Regiões de ativação neural do *cluster* C9.

TABELA 12
Neurônios vencedores para cada país no *cluster* C9.

PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR	PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR	PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR
Argélia	1521	Egito	1172	Nepal	1377
Armênia	1473	Índia	1126	Paquistão	1278
Azerbaijão	1373	Jordânia	1368	Síria	1269
Bangladesh	1273	Kirjistão	1120	Tunísia	1420
Butão	1275	Laos	973	Turquia	1124
Camboja	1019	Marrocos	1468	Uzbequistão	1425
Cazaquistão	1372	Mongólia	1168	Vietnã	1271

Esse *cluster* inclui os países que compunham a extinta União Soviética, países mais pobres da Ásia e da África Mediterrânea, e também os europeus Turquia e Armênia. Uma característica comum a todos é o nível alto das importações no período estudado. O mapa topológico também retorna uma região de ativação regular, localizada na parte central da estrutura.

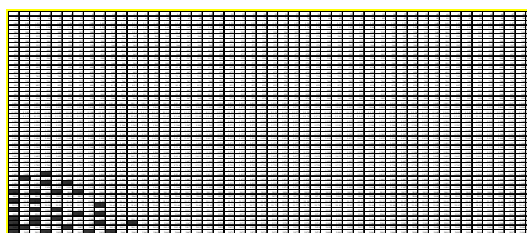


Figura 10 - Regiões de ativação neural do *cluster* C10.

TABELA 13
Neurônios vencedores para cada país no *cluster* C10.

PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR	PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR	PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR
Angola	2257	Guiné-Bissau	1906	Rep. Dem. Congo	2101
Botswana	2460	Haiti	2451	República Centro-Africana	2201
Burkina Faso	2402	Lesoto	2406	Rwanda	2401
Burundi	2201	Madagascar	2005	Senegal	1904
Camarões	2203	Malawi	2353	Serra Leoa	2001
Costa do Marfim	2205	Mali	2301	Seychelles	2362
Djibouti	2454	Mauritânia	1852	Suazilândia	2458
Eritreia	2454	Moçambique	2007	Sudão	2105
Etiópia	2301	Namíbia	2359	Tchad	2451
Gabão	2305	Niger	2402	Togo	2353
Gâmbia	2303	Nigéria	2159	Uganda	2351
Gana	2103	Quênia	2103	Zâmbia	1804
Guiné Equatorial	2203	Rep. Congo	2259	Zimbabwe	2003

Esse padrão obtido no sistema se refere a uma classe exclusivamente africana, sem diferenciação clara entre a África do Norte e a África Subsaariana. O mapa visual mostra uma padronização bastante uniforme: vários países apresentam o mesmo neurônio vencedor, indicando grandes semelhanças entre eles de acordo com a rede SOM. Comparando-se essa classe e as tabelas de renda *per capita* constantes acima, os fatores geográfico e histórico parecem mais influentes na constituição dessa categoria do que a própria renda *per capita*, tendo em vista que alguns países da África Mediterrânea que constam como possuidores de renda *per capita* maior que os países mais ao sul foram classificados juntos.

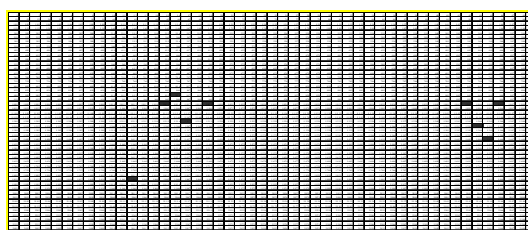


FIGURA 11 - Regiões de ativação neural do *cluster* C11.

TABELA 14
Neurônios vencedores para cada país no *cluster* C11.

PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR	PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR	PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR
África do Sul	1015	Irlanda	1146	Portugal	1294
Argentina	1217	Islândia	1445	Rep. Coreia	1019
Espanha	1143	Israel	916	Singapura	1862

O *cluster* acima reúne países emergentes em estágio avançado, de maneira geral, embora sua padronização visual seja fragmentada. Singapura distancia-se dos outros dois grupos, compostos por Israel, África do Sul, República da Coreia e Argentina mais à esquerda, e Portugal, Espanha, Irlanda e Islândia mais à direita. Contudo, para o ano de 1997 (data-base dos dados

utilizados), os países dessa classe gozavam de situação macroeconômica relativamente estável, com vários indicadores em equilíbrio, como, por exemplo, dados econômicos estruturais, indicadores monetários e finanças governamentais.

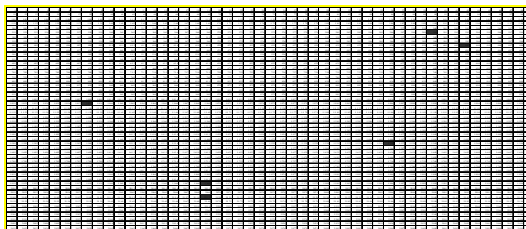


FIGURA 12 - Regiões de ativação neural do *cluster* C12.

TABELA 15
Neurônios vencedores para cada país no *cluster* C12.

PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR	PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR	PAÍS	NEURÔNIO VENCEDOR
Arábia Saudita	443	Benin	2119	Irã	1536
Bahrein	1058	Iêmen	1969	Kuwait	290

Essa classe é composta por países do Oriente Médio, grandes produtores de petróleo, mais a República do Benin, localizada na África Ocidental e voltada para a agricultura. À exceção do país africano, cujo neurônio vencedor se encontra próximo ao do Iêmen, não se pode afirmar, devido a uma relativa disparidade entre as variáveis, que esse *cluster* forma uma categoria uniforme, à exceção dos dados de exportação similares em relação ao Produto Interno Bruto. Ainda no tocante à análise visual do mapa, o Bahrein tem seu neurônio vencedor relativamente isolado, assim como o Irã, e a região mais acima e à direita apresenta atividade nos neurônios correspondentes à Arábia Saudita e ao Kuwait.

4.3. Fase 4

Nessa fase procura-se interpretar cada *cluster* por meio de uma análise qualitativa. Em primeiro lugar, destaca-se o caso altamente específico dos Estados Unidos, e depois os casos de Cuba e China. Os dados dos Estados Unidos são de grande magnitude: para qualquer das oito áreas de concentração dos dados macroeconômicos empregados, seu módulo é sempre bastante elevado em comparação com todos os outros. O caso cubano é exatamente o oposto: o módulo dos dados cubanos é extremamente baixo. Finalmente, a China parece compor um caso à parte, quando analisamos algumas das suas razões primárias em função do PIB, especialmente relacionadas a investimento e exportações, que apresentam um percentual elevado, indicando uma forte orientação política no sentido da expansão.

A categoria 3 obtida mostra um grupo de países que, mesmo sem grande proximidade entre os seus neurônios vencedores, tem desempenhos relativamente semelhantes em magnitude de suas contas relativas ao comércio internacional e ao balanço de pagamentos.

A categoria 4 apresenta países de renda elevada, mesmo que esses dados não estejam disponíveis às redes treinadas. Assim, supõe-se que os outros dados incluídos como entradas às redes ART indiquem um padrão macroeconômico que responde de maneira semelhante, mesmo na ausência da variável mais importante.

Nas classes 6, 7, 8, 9 e 10, compostas respectivamente por países da antiga Europa comunista, da América Latina e Caribe, do Norte da África e Sul da Ásia, África Subsaariana e por países de alto volume percentual de exportações, notamos também clara convergência geopolítica em relação à sua própria composição, sendo que não existem dados relacionados a tal característica que possam sugerir essa classificação às redes ART-2.

Essa constatação indica que os dados macroeconômicos apontam, no caso do estudo *cross-sectional* realizado, uma situação histórica momentânea, que pode ter sido determinada por fatos ocorridos no passado, que exercem grande influência nas contas nacionais dos países no tocante ao estudo do período em que os dados foram empregados, ou mesmo por razões outras que não podem ser detectadas apenas com a análise desses dados fornecidos à rede. Podemos ressaltar, nesse sentido, a existência do *cluster* 11, composto por países recentemente considerados de renda média ou média-alta pelo World Bank, e do *cluster* 12, que não aparenta nesta análise nenhuma semelhança à luz da análise dos dados fornecidos à rede, o que pode indicar a existência de relacionamentos não compreendidos.

4.4. Análise dos resultados obtidos

A viabilidade de uso das redes neurais em classificação de dados é uma realidade comprovada pelos mais diversos empregos que a técnica proporcionou, especialmente na última década. No caso de dados macroeconômicos, as RNA auto-organizadas oferecem ao usuário uma comparação intuitiva bastante interessante, notadamente na obtenção de estruturas visuais, que indicam tanto uma categorização relativa aos grupos distintos que compõem cada *cluster*, quanto um posicionamento dos elementos num mesmo grupo. Contudo, em face da conformidade relativamente difusa que caracteriza alguns *clusters*, torna-se necessária a adição de dados que permitam uma melhor definição dos critérios adotados pelo próprio sistema, notadamente na fase 1 do sistema proposto.

Entretanto, o resultado mais importante deste estudo não pode ser plenamente visualizado em seus mapas topológicos: as classificações obtidas aparentam, na maior parte dos casos, um

padrão que se relaciona a dados de renda *per capita* e geopolíticos, os quais não constam em nenhuma entrada disponível em quaisquer das fases que compuseram o procedimento.

Alguns *clusters*, notadamente 1, 5 e 6, apresentam apenas um país. Isso significa que a rede ART-2 empregada considerou que esses países são bastante distintos de todos os outros, segundo uma análise macroeconômica. Outros *clusters* deixam bastante evidente que a classificação neural obtida corresponde a aspectos geopolíticos, os quais não são representados diretamente pela base de dados empregada. Assim, o *cluster* 4 corresponde, de forma geral, a países que apresentaram alto índice de crescimento e desenvolvimento econômico nas últimas décadas, devido especialmente ao papel do setor exportador e aos efeitos concomitantes na balança comercial e de serviços; o *cluster* 7 agrupa a maioria dos países do Leste Europeu; o *cluster* 8 reúne os países da América Latina, com a notável inclusão do Líbano; o *cluster* 9 agrega os países da Ásia de menor renda e desenvolvimento humano; o *cluster* 10 engloba toda a África Subsaariana; o *cluster* 11 abrange os países que apresentavam no período taxas de crescimento econômico que os aproximavam dos ricos, mas possuindo indicadores relacionados a finanças governamentais que os diferenciam do *cluster* 4; por fim, o *cluster* 12 apresenta países exportadores de petróleo cujos dados de comércio internacional os aproximam dos países do *cluster* 4. O *cluster* 3 mostra grande dispersão em seus componentes, sendo impossível inferir informações que justifiquem a diversidade observada. Por isso, pode ser considerado como um *cluster default* (BENITE, 2003).

Com base nesses resultados, cabe acentuar que até mesmo a preocupação em comparar a utilização desses procedimentos com outros só faz sentido a partir de uma compreensão mais profunda dos fundamentos normativos que estruturam os raciocínios relevantes dessa técnica. Esse aprofundamento só poderá ocorrer em momento posterior a esta pesquisa, pois não é característica das pesquisas de cunho exploratório a comparação entre diversas técnicas ou métodos. Nesse sentido, outro resultado obtido desta pesquisa é a identificação da necessidade de pesquisas de enfoque quantitativo, do tipo explicativo-comparativo, com estabelecimento de hipótese e utilizando como estratégia o modelo transversal correlacional explicativo.

5. Considerações finais

Os *clusters* aqui obtidos revelaram-se uma alternativa a ser considerada em estudos que empreguem técnicas tradicionais, baseadas na análise da renda *per capita* e do produto agregado, utilizadas pelo *World Bank*, tendo em vista que a composição desses *clusters* revela coerência compatível com os resultados apresentados por essas técnicas. Contribui positivamente para isso, no caso das redes ART, a sua arquitetura, imune ao problema de geração de falsos padrões em bases de dados complexas e correlacionadas. No tocante à análise do comportamento da topologia

neural utilizada, observa-se também uma característica classificatória que, embora dependente de seu padrão de vigilância, demonstra, à medida que o valor desse parâmetro é alterado, uma consistência na geração desses padrões.

Outra característica importante e que diferencia o estudo realizado advém do fato de que não é construído um modelo teórico *a priori* que direcione o comportamento e a importância de cada elemento na obtenção de uma classificação, como no caso dos modelos de regressão, tradicionalmente utilizados para a solução de problemas. Nesses modelos, pode-se testar relações entre variáveis a partir de séries históricas dadas, o que ajuda a prever soluções. Haveria primeiramente a necessidade de construção de um modelo teórico *a priori*, que será validado ou não frente à base de dados analisada. Comparado aos métodos tradicionais, que se valem de técnicas baseadas em modelos de regressão, o método neural permite uma avaliação mais abrangente do fenômeno do desenvolvimento, sem as restrições colocadas por uma análise teórica *a priori*. Por outro lado, esse método de trabalho gera o desafio de se buscar o desenvolvimento de novos modelos teóricos que procurem explicar os fenômenos após analisados e agrupados.

Abstract

This study investigates the viability of using Self-Organized Neural Nets in macroeconomic data clustering and exploration. A method was elaborated in which self-organized neural architectures were used in a sequential perspective, reducing the impact of complexity in the analysis of results. The obtained results themselves suggest that the use of Self-Organized Neural Nets in acquiring knowledge on databases applicable to Economic Sciences shows a performance similar to that of parametric models traditionally applied to scenario building with such information.

Key words: Self-Organized Neural Networks; Macroeconomic data; Scenario building; Systemic complexity.

Referências

BENITE, Maurílio. **Aplicação de modelos de redes neurais na elaboração e análise de cenários macroeconômicos**. 2003. 123 p. Dissertação (Mestrado) - Universidade de São Paulo, Escola de Engenharia de São Carlos, São Carlos.

BOX, George E. P.; JENKINS, Gwilym, M. **Time series analysis, forecasting and control**. San Francisco: Holden Day, 1976.

BRAGA, Antonio Pádua; LUDERMIR, Teresa Bernarda; CARVALHO, André Carlos. **Redes neurais artificiais: teoria e aplicações**. Rio de Janeiro: Livro Técnico e Científico, 2000.

CARPENTER, Gail A.; GROSSBERG, Stephen. ART-2: self-organization of a stable category recognition codes for analog input patterns. **Applied Optics**, v. 26, n. 23, p. 4919-4930, 1987.

- ENGLE, Robert. The use of Arch/Garch models in applied econometrics. **Journal of Economic Perspectives**, v. 15, n. 4, p. 157-168, 2001.
- HAYKIN, Simon. **Neural networks**: a comprehensive foundation. Hamilton: Prentice-Hall, 1994.
- JOHNSON, Richard Arnold; WICHERN, Dean W. **Applied multivariate statistical analysis**. Upper Saddle River: Prentice-Hall, 1992.
- KASKI, S.; KOHONEN, T. **Exploratory data analysis by the self-organizing map**: structures of welfare and poverty in the world. Helsinki: Neural Networks Research Centre/Helsinki University of Technology, 1996.
- LAUDON, Kenneth C.; LAUDON, Jane Price. **Management information systems**: organization and technology. 4. ed. Upper Saddle River: Prentice-Hall, 1996.
- SARLE, Warren S. (Ed.). **Neural network FAQ**. Disponível em: <ftp://ftp.sas.com/pub/neural/FAQ.txt.zip>. Acesso em 18 set. 2001.
- VARIAN, Hal R. **Microeconomia**: princípios básicos. Tradução Luciane Melo. Rio de Janeiro: Campus, 1994.
- WILLIAMS, T. M. The need for new paradigms for complex projects. **International Journal of Project Management**, v. 17, n. 5, p. 269-273, 1999.
- WORLD BANK. **The 1999 World Bank development indicators**: CD Rom Win*Stars version 4.2. Washington: World Bank, 1999. CD Rom.
- ZELL, Andreas *et al.* **SNNS** – Stuttgart neural networks simulator: user manual, version 4.2. Disponível em: <http://www-ra.informatik.uni-tuebingen.de/downloads/SNNS/SNNSv4.2/Manual.pdf> Acesso em 27 ago. 2001.