

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA - PIMES
TESE DE DOUTORADO

Amanda Aires Vieira

TRÊS ENSAIOS SOBRE APLICAÇÕES DE REDES NEURAIS EM
ECONOMIA

Recife, 2013

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
PROGRAMA DE PÓS GRADUAÇÃO EM ECONOMIA - PIMES
TESE DE DOUTORADO

TRÊS ENSAIOS SOBRE APLICAÇÕES DE REDES NEURAIS EM ECONOMIA

Aluna: Amanda Aires Vieira

Orientador: Prof. Dr. Yony de Sá Barreto Sampaio

Tese de doutorado defendida
junto ao programa de Pós-
Graduação em Economia –
PIMES, para obtenção de
título de Doutora em
Economia.

Recife, 2013

Catálogo na Fonte
Bibliotecária Rejane Ferreira dos Santos, CRB4-839

V658t Vieira, Amanda Aires

Três ensaios sobre aplicações de redes neurais em economia / Amanda Aires Vieira. - Recife : O Autor, 2013.

144 folhas : il. 30 cm.

Orientador: Prof. Dr. Yony de Sá Barreto Sampaio.

Tese (Doutorado em Economia) – Universidade Federal de Pernambuco. CCSA. Economia, 2013.

Inclui referências e apêndices.

1. Redes neurais. 2. Previsão. 3. Insolvência bancária. 4. Comportamento político. I. Sampaio, Yony de Sá Barreto (Orientador). II. Título.

330 CDD (22.ed.)

UFPE (CSA 2014 -015)

UNIVERSIDADE FEDERAL DE PERNAMBUCO
CENTRO DE CIÊNCIAS SOCIAIS APLICADAS
DEPARTAMENTO DE ECONOMIA
PIMES/PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ECONOMIA

PARECER DA COMISSÃO EXAMINADORA DE DEFESA DE TESE DE DOUTORADO
EM ECONOMIA DE:

AMANDA AIRES VIEIRA

A Comissão Examinadora composta pelos professores abaixo, sob a presidência do primeiro, considera a candidata Amanda Aires Vieira **APROVADA**.

Recife, 18/09/2013

Prof. Dr. Yony Sá Barreto Sampaio
Orientador

Prof. Dr. Ricardo Chaves Lima
Examinador Interno

Prof. Dr. Marcos Roberto Gois de Oliveira
Examinador Externo/UFPE/PROPAD

Prof. Dr. Marcelo de Almeida Medeiros
Examinador Externo/UFPE/Deptº de Ciências Políticas

Prof. Dr. André de Souza Melo
Examinador Externo/UFRPE

Para Dominiki

“Veni, vidi, vici”

Agradecimentos

Agradecer depois de concluir uma tese de doutorado significa, necessariamente, ser injusta em algum momento. São tantas as pessoas a agradecer que é difícil saber por onde começar, mas vamos tentar.

Primeiramente, agradeço a Deus por, mais uma vez, me permitir navegar por esses oceanos do lado de cá.

Agradeço aos meus pais, alicerces fortes na minha construção.

Agradeço a minha irmã e ao baby da minha irmã. Esse passarinho que só alegra a minha existência.

Agradeço a Vital B. Melo pelo companheirismo, pelo amor e pela calma nos momentos mais adversos.

Agradeço ao professor e orientador Yony Sampaio por ter confiado nos meus sonhos. Por ter estado na torcida em todos esses anos de jornada.

Agradeço ao meu querido coorientador Marcelo Medeiros. Pelos 12 anos de trabalho contínuo, pela amizade incondicional ao longo da minha jornada.

Agradeço aos professores do Departamento de Economia da Universidade Federal de Pernambuco, aos professores de finanças da Universitat Zurich e aos professores de relações internacionais da Université Laval. Sem vocês, a minha formação não seria tão rica e profunda.

Aproveito para agradecer em especial aos professores Ricardo Chaves Lima (DECON/UFPE), Marcos Oliveira Gois (PROPAD/UFPE), William Eid (FGV/SP) e André Melo (PADR/UFRPE) pelas contribuições de extrema relevância a esse trabalho.

Aos amigos de uma longa vida inteira. A minha amiga Iansã por nunca estar distante. A Vitor Cavalcanti, por ajudar a ter discernimento das escolhas. Ao meu professor e melhor amigo André Melo, por tornar os meus dias mais felizes. A Tatiana Oliveira, por ser o ombro mais amigo em qualquer hora.

Aos amores de minha vida. O meu imenso muito obrigada.

Amanda Aires, Dra.

Resumo

Este trabalho é dividido em três ensaios referentes a aplicações de redes neurais em economia. O primeiro ensaio tem como objetivo avaliar como os modelos de redes neurais artificiais podem ser utilizados enquanto ferramentas para previsão de insolvência no caso do banco Panamericano. Para tanto, foram utilizados dados a respeito de liquidação bancária entre os anos de 1996 e 2011 associados a dois processos distintos de amostragem dos bancos solventes em dois horizontes temporais diferentes. Os resultados mostram que as redes neurais que apresentam maior complexidade em sua estrutura proporcionaram forte previsibilidade de falência.

O segundo ensaio visa a avaliar como os modelos de redes neurais artificiais podem ser utilizados enquanto ferramentas para previsão do comportamento político brasileiro entre os anos de 1995 e 2001 durante o contencioso entre o Canadá e o Brasil no âmbito da Organização Mundial do Comércio. Embora diversos trabalhos desenvolvidos analisem os determinantes das políticas de subsídio adotadas pelo governo brasileiro nesse período, buscando identificar quais variáveis microeconômicas causam desequilíbrios dentro do organismo internacional, inexistem, ainda, modelos eficientes no processo de *early warning*. Os resultados mostram que as redes neurais que apresentam maior complexidade em sua estrutura proporcionaram forte previsibilidade do comportamento do Brasil.

Finalmente, o terceiro ensaio analisa como os modelos de redes neurais artificiais podem ser utilizados enquanto ferramentas para previsão de insolvência dos países membros da União Europeia, que, por sua vez, desde 2010, vem passando por sequenciados problemas econômicos iniciados, sobremaneira, com o processo de insolvência fiscal da Grécia. Os resultados mostram que as redes neurais que apresentam maior complexidade em sua estrutura proporcionaram forte previsibilidade.

Palavras-chave: Redes Neurais, previsão, insolvência bancária, comportamento político, crise grega

Abstract

This work is divided in three essays concerning applications of neural networks in economics. The first essay evaluates how models of artificial neural networks can be used as tools to forecast insolvency in the case of the Panamericano bank. We used data on bank settlement between the years 1996 and 2011 associated to two distinct sampling processes for solvent banks in two different time horizons. The results show that neural networks that show greater complexity in structure provided strong predictability of bankruptcy.

The second essay evaluates how the models of artificial neural networks can be used as tools for predicting the Brazilian political behavior between the years 1995 and 2001 during the dispute between Canada and Brazil at the heart of the World Trade Organization. Although several studies analyze the determinants of subsidy policies adopted by the Brazilian government in this period, trying to identify which variables cause microeconomic imbalances within the international body, there are still no efficient models in the *early warning* process. Results show that neural networks with a more complex structure provided strong predictability of the behavior of Brazil. Finally, the third essay examines how models of artificial neural networks can be used as tools for prediction of insolvency for European Union countries, which, since 2010, have been going through a sequence of economic problems which started with Greece's process of fiscal insolvency. The results show that neural networks with a more complex structure provided strong predictability.

Keywords: Neural Networks , forecasting , bank insolvency , political behavior , Greek crisis

Lista de Tabelas

Tabela 1. 1: Resultados de classificação para dados dentro e fora da amostra	38
Tabela 1. 2 :Erro quadrático médio dos modelos	39
Tabela 1. 3 : Resultados dentro e fora da amostra	44
Tabela 1. 4 :Resultados dentro e fora da amostra	49
Tabela 1. 5 : Erro quadrático médio dos modelos	50
Tabela 1. 6: Resultados dentro e fora da amostra	53
Tabela 1. 7 : Erro quadrático médio dos modelos	53
Tabela 2. 1: Resultados de classificação para dados dentro e fora da amostra	94
Tabela 2. 2 : Erro quadrático médio dos modelos	95
Tabela 2. 3: Resultados de classificação para dados dentro e fora da amostra	98
Tabela 2. 4 : Erro quadrático médio dos modelos	98
Tabela 3. 1: Resultados de classificação para dados dentro e fora da amostra	128
Tabela 3. 2: Erro quadrático médio dos modelos	129
Tabela 3. 3: Resultados de classificação para dados dentro e fora da amostra	132
Tabela 3. 4 : Erro quadrático médio dos modelos	133

Lista de Figuras

Figura 1. 1: Fluxo circular da riqueza expandido.	9
Figura 1. 2: Exemplo de um modelo de rede neural do tipo Perceptrons <i>Multilayer</i> <i>Perceptrons</i>	23
Figura 1. 3: Estrutura da Rede Neural Utilizada.....	31
Figura 2. 1: Exemplo de um modelo de rede neural do tipo Perceptrons <i>Multilayer</i> <i>Perceptrons</i>	81
Figura 2. 2: Estrutura da Rede Neural Utilizada.....	88
Figura 3. 1: Exemplo de um modelo de rede neural do tipo Perceptrons <i>Multilayer</i> <i>Perceptrons</i>	115
Figura 3. 2: Estrutura da Rede Neural Utilizada.....	122

Lista de Quadros

Quadro 1. 1: Funções do sistema financeiro e os efeitos sobre a economia.	10
Quadro 1. 2: Modelos de melhor desempenho	54
Quadro 1. 3 : Probabilidade de falência do banco Panamericano	55
 Quadro 2. 1: Modelos de melhor desempenho	 100
 Quadro 3. 1: Modelos de melhor desempenho	 134

Lista de Gráficos

Gráfico 1. 1: Modelo de previsão de falência do Panamericano 1: um ano antes. Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50	34
Gráfico 1. 2: Modelo de previsão de falência do Panamericano 2: um ano antes. Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50	34
Gráfico 1. 3: Modelo de previsão de falência do Panamericano 3: um ano antes. Grau de convergência: 0,95. Neurônios intermediários: 30	35
Gráfico 1. 4: Modelo de previsão de falência do Panamericano 4: um ano antes, desconsiderando as variáveis macroeconômicas. Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50	35
Gráfico 1. 5: Modelo de previsão de falência do Panamericano 5: um ano antes, desconsiderando as variáveis macroeconômicas. Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50	36
Gráfico 1. 6: Modelo de previsão de falência do Panamericano 1: dois anos antes. Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50	41
Gráfico 1. 7: Modelo de previsão de falência do Panamericano 2: dois anos antes. Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50	41
Gráfico 1. 8: Modelo de previsão de falência do Panamericano 3: dois anos antes. Grau de convergência: 0,95. Neurônios intermediários: 30	42
Gráfico 1. 9: Modelo de previsão de falência do Panamericano 4: dois anos antes, desconsiderando as variáveis macroeconômicas. Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50	42
Gráfico 1. 10: Modelo de previsão de falência do Panamericano 4: dois anos antes, desconsiderando as variáveis macroeconômicas. Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50	43
Gráfico 1. 11: Modelo de previsão de falência do Panamericano 1: um ano antes. Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50	47
Gráfico 1. 12: Modelo de previsão de falência do Panamericano 2: um ano antes. Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50	47

Gráfico 1. 13: Modelo de previsão de falência do Panamericano 3: um ano antes. Grau de convergência: 0,95. Neurônios intermediários: 30	48
Gráfico 1. 14: Modelo de previsão de falência do Panamericano 4: um ano antes, desconsiderando as variáveis macroeconômicas. Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50	48
Gráfico 1. 15: Modelo de previsão de falência do Panamericano 4: um ano antes, desconsiderando as variáveis macroeconômicas. Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50	49
Gráfico 1. 16: Modelo de previsão de falência do Panamericano 1: dois anos antes. Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50	51
Gráfico 1. 17: Modelo de previsão de falência do Panamericano 2: dois anos antes. Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50	52
Gráfico 1. 18: Modelo de previsão de falência do Panamericano 3: dois anos antes. Grau de convergência: 0,95. Neurônios intermediários: 30	52
Gráfico 2. 1: Modelo de previsão de mudança de comportamento: Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50	91
Gráfico 2. 2: Modelo de previsão de mudança de comportamento: Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50	91
Gráfico 2. 3: Modelo de previsão de mudança de comportamento: Grau de convergência: 0,95. Neurônios intermediários: 30	92
Gráfico 2. 4: Modelo de previsão de mudança de comportamento: Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50	96
Gráfico 2. 5: Modelo de previsão de mudança de comportamento: Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50	97
Gráfico 2. 6: Modelo de previsão de mudança de comportamento: Grau de convergência: 0,95. Neurônios intermediários: 30	97
Gráfico 3. 1: Modelo de previsão da insolvência grega: Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50	125
Gráfico 3. 2: Modelo de previsão da insolvência grega: Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50	125

Gráfico 3. 3: Modelo de previsão da insolvência grega: Grau de convergência: 0,95.	
Neurônios intermediários: 30	126
Gráfico 3. 4: Modelo de previsão da insolvência grega: Grau de convergência: 0,999.	
Neurônios intermediários: 50	130
Gráfico 3. 5: Modelo de previsão da insolvência grega: Grau de convergência: 0,99.	
Neurônios intermediários: 50	130
Gráfico 3. 6: Modelo de previsão de mudança de comportamento: Grau de convergência:	
0,95. Neurônios intermediários: 30.....	131

Sumário

ARTIGO 1: A falência do PanAmericano era (IM)previsível? Evidências empíricas para o ex-banco de Silvio Santos	1
Introdução.....	3
1. Literatura recente: Sistema Financeiro e Risco Bancário.....	9
1.2. O caso do Panamericano	17
2. Aspectos Metodológicos: Modelo de Redes Neurais Artificiais de Retropropagação ...	22
2.1. Amostra	26
2.2. Especificação da modelagem utilizada	27
2.3. Origem dos dados	32
3 Resultados e Discussões	33
3.1. Previsão de Falência I: Modelos de avaliação de insolvência do banco Panamericano comparado com as maiores instituições privadas	33
3.2. Previsão de Falência II: Modelos de avaliação de insolvência do banco Panamericano comparado com amostra aleatória de instituições privadas	46
3.3. Comparações entre os modelos	54
4. Conclusões.....	56
Referências	58
Apêndice.....	66
ARTIGO 2: Subsidiar ou não subsidiar, eis a questão. A (im)previsibilidade da posição do Brasil no contencioso Embraer / Bombardier na OMC.	67
Introdução.....	69
1. Histórico e cronologia do contencioso entre Brasil e Canadá na Organização Mundial do Comércio.	71

Aspectos	Metodológicos:
.....	79
2. Modelo de Redes Neurais Artificiais de Retropropagação.....	79
2.1. Especificação da modelagem utilizada	84
2.2. Origem dos dados	89
3. Resultados e discussões	90
3.1. Previsão I: Modelos de avaliação de mudança de comportamento brasileiro	90
3.2. Previsão II: Modelos de previsão de mudança de comportamento brasileiro	95
3.3. Comparações entre os Modelos	99
Considerações Finais.....	100
Referências	102
ARTIGO 3: A Europa e o seu calcanhar de Aquiles: A (im)previsibilidade da tragédia grega	
.....	105
Introdução.....	107
1. A Crise na Zona do Euro: Uma timeline dos principais eventos	108
2. Aspectos Metodológicos: Modelo de Redes Neurais Artificiais de Retropropagação .	114
2.1. Experimentos	119
2.2. Especificação da modelagem utilizada	119
2.3. Origem dos dados	123
3. Resultados e discussões	124
3.1. Previsão I: Modelos de previsão da insolvência fiscal grega utilizando experimento via indução retroativa	124
3.2. Previsão II: Modelos de previsão da insolvência fiscal grega utilizando experimento com dados dos novos países entrantes na Zona do Euro.....	129
3.3. Comparações entre os modelos	134
Considerações Finais.....	135
Referências	136

ARTIGO 1: A falência do PanAmericano era (IM)previsível? Evidências empíricas para o ex-banco de Silvio Santos

Amanda Aires Vieira¹
Yony Sá Barreto Sampaio²

“Why do you have big banks?

Because banks like monopoly power, lobbying power.

Because banks know that when they're too big they will be bailed.”

Willem Buiter

(Chief Economist, Citigroup. In.:Ferguson, 2010)

Resumo

No Brasil, o ano de 2010 foi marcado pelo ápice da crise no banco Panamericano, que envolveu aportes múltiplos de diversas instituições, sendo caracterizada como a maior fraude no Sistema Financeiro Nacional. Também nesse período, constatou-se o aumento da produção de estudos teóricos e empíricos sobre os determinantes de crises no sistema financeiro e, especificamente, no sistema bancário. Embora diversos trabalhos desenvolvidos analisem os determinantes de falência bancária, buscando identificar quais variáveis econômicas causam desequilíbrios no sistema financeiro, as conclusões encontradas nem sempre convergem para modelos eficientes no processo de *early warning* (alerta antecipado). O presente trabalho tem por objetivo avaliar como os modelos de redes neurais artificiais podem ser utilizados enquanto ferramentas para previsão de insolvência no caso do banco Panamericano. Para tanto, foram utilizados dados a respeito de liquidação bancária entre os anos de 1996 e 2011 associados a dois processos distintos de amostragem dos bancos solventes em dois horizontes temporais diferentes. Os resultados mostram que as redes neurais que apresentam maior complexidade em sua estrutura proporcionaram forte previsibilidade de falência.

Palavras-Chave: Falência Bancária, Banco Panamericano, Redes Neurais Artificiais.

¹ Doutora em Economia pela Universidade Federal de Pernambuco, professora adjunta de Economia da Faculdade Boa Viagem (FBV - Devry Brasil). E-mail: amandaires@gmail.com

² Doutor em Economia pela University of California System dos Estados Unidos, professor titular de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE) e pesquisador do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq). E-mail: sampyony@yahoo.com.br

Abstract

The year of 2010 stroke Brazil with the Panamericano Bank's crisis, which involved multiples contributions from several institutions, being considered the biggest fraud in the National Financial System. At that time, we watched a growth in production of theoretical and empirical studies about the main causes of crises on financial and banking systems. Many studies analyze the causes for bankruptcy of this system aiming to identify which economic variables cause misbalances to financial system. However, their conclusions don't always converge to efficient *early warning* models. This study intends to evaluate how artificial neural models may be used as tools to foresee the insolvency of the Panamericano Bank. Data about bank liquidation is used, associating two different sampling processes from bankrupting banks at two different periods, between the years of 1996 and 2011. The results point that the neural networks that present the most complex structure show a strong predictability of bankruptcy.

Key words: Bank insolvency, Panamericano Bank, Artificial Neural Networks.

Introdução

O entendimento sobre a estruturação do sistema de intermediação financeira, assim como seus desdobramentos sobre a economia, pode representar importantes implicações nos formatos de políticas governamentais. Segundo Levine (2005), informações a respeito do impacto do mercado financeiro sobre o crescimento econômico influenciam os tomadores de decisão política sobre a prioridade que esses devem dar às reformas no setor.

Todavia, a percepção de importância do sistema financeiro sobre a economia não é compartilhada por todas as escolas do pensamento econômico. Controversos pontos de vista a respeito de qual o impacto desse setor sobre o crescimento ou até se o mesmo existe têm sido construídos. Três correntes pautam essa discussão: A primeira, defendida por Meier e Seers (1984), caracteriza o sistema financeiro como fator importante, mas não determinante único do crescimento econômico. Essa visão é compartilhada por Lucas (1988), que aponta a existência de uma relevância exagerada dada ao setor financeiro na determinação do crescimento econômico. No outro extremo, a segunda linha de pensamento construída por Miller (1998) afirma que a importância do sistema financeiro é óbvia, não havendo motivos para o dispêndio de tempo na discussão sobre o seu papel na economia. Por fim, o terceiro ponto de vista construído por Bagehot (1873), Schumpeter (1911), Gurley e Shaw (1955), Goldsmith (1969) e McKinnon (1973) leva a uma conclusão mais parcimoniosa e rejeita a idéia de que o nexo do sistema financeiro-crescimento pode ser ignorado sem limitações substanciais no entendimento do crescimento econômico.

Para muitos autores, os intermediários financeiros podem melhorar a adoção de novos meios de produção, incrementando a taxa de inovação tecnológica e a criação de novos bens assim como processos produtivos [King e Levine (1993), Galetovic (1996), Blackburn e Hung (1998), Morales (2003), Acemoglu, Aghion e Zilibotti (2003)]. Esses pontos de vista convergem com o núcleo da teoria Shumpeteriana sobre finanças no processo de desenvolvimento econômico: regulação e custos de transação reduzidos produzem melhores oportunidades de emprego.

Na elaboração de sua abordagem sobre o desenvolvimento econômico, Schumpeter (1911) postula que, para que um país possa alcançar desenvolvimento, é necessário que esse aprimore três alicerces fundamentais: a tecnologia, o empreendedorismo e o sistema de crédito bancário. De acordo com o autor, não cabe ao empreendedor financiar projetos de investimento com seus próprios recursos. Schumpeter afirma que esses devem originar-se do capitalista, que recebe os juros do empréstimo.

Para financiar esses projetos, o empreendedor busca tomar crédito no mercado financeiro. De acordo com Krugman (2008), esse mercado é caracterizado por canalizar poupança privada e empréstimo do exterior na direção de gastos de investimento de empresas, tomada de empréstimo pelo governo e empréstimo ao exterior. Atualmente, esse sistema é composto por vários intermediários, além de demandantes e ofertantes de ativos financeiros. Segundo Silva e Porto Júnior (2004), fazem parte do sistema financeiro o Banco Central, além dos bancos comerciais e de investimento, corretoras de valores, fundos de investimento, fundos de pensão, bolsa de valores e companhias de seguro. Dentre esses intermediários, os bancos são apontados, normalmente, como representantes do sistema financeiro. Tal fato pode ser justificado uma vez que os bancos são responsáveis por mais de 60% da fonte de fundos externos de empresas não-financeiras (Silva e Porto Júnior, 2004) e ainda porque o seu passivo é composto por moeda (Krugman, 2008).

Além de aumentar a velocidade de comercialização dos ativos, o sistema financeiro pode ainda potencializar os efeitos da política monetária (Cavalcanti e Villamil, 2005). Segundo Stiglitz e Greenwald (2004), o canal de crédito é um dos meios pelo qual variáveis nominais ou financeiras afetam a atividade e o equilíbrio econômico no curto prazo.

Contudo, o canal de crédito nem sempre é bem desenvolvido. Isso se deve, entre outros fatores, à assimetria de informação presente nas relações financeiras entre concedentes e tomadores de crédito (Cavalcanti e Vilamil, 2005). Como a informação é privada, surge um conflito entre os agentes econômicos no mercado de crédito. Essa situação de interesses divergentes pode ser tratada, na teoria econômica, pelos modelos de Principal-Agente. O intermediário financeiro deseja investir parte de seus ativos em um projeto, mas não poderá

realizar isso sozinho: delegará ao empreendedor a execução dessa tarefa. Segundo Birchler e Büttler (2007):

“Delegation is not only a form of division of labor, and thus a source of higher productivity, as Adam Smith pointed out, but also a source of a special kind of problem” (p.341)

Laffont e Martimort (2002) afirmam que os problemas de risco moral e seleção adversa surgem pela incapacidade dos intermediários financeiros, seja operacional ou pelos custos elevados, de monitorarem as ações dos agentes antes e após ofertarem o contrato de concessão de crédito.

Um problema oriundo do risco moral e da seleção adversa que influencia o canal de crédito diz respeito à possibilidade de corrida aos bancos. Nesse caso, mesmo que o banco possua uma situação fora de riscos de falência, através de uma boa carteira de empréstimos e financiamentos, ele pode ser prejudicado por rumores de que alguns desses empréstimos não serão saldados. Esses rumores podem ainda sofrer um processo de *spill over* e se espalhar para todo o sistema bancário, causando, assim, fortes prejuízos a todo o sistema financeiro (Hall et al, 2008).

De acordo com Barnhil e Souto (2008), os anos 1980 e 1990 presenciaram um considerável número de crises bancárias, que, em alguns casos, alcançaram efeitos transnacionais. Além das consequências diretas sobre o sistema financeiro, Demirgüç-Kunt e Detragiache (1998) enfatizam que uma crise bancária pode ainda se difundir por outros setores da economia, uma vez que o volume de crédito disponível é retraído.

Como afirmam os autores, esse tipo de crise pode gerar uma redução no investimento e no consumo e, possivelmente, levar empresas que apresentam solvência financeira à falência, implicando ainda na não quitação de suas obrigações com os intermediários financeiros. Esse efeito pode ainda ser mais agressivo para a economia, pois pode afetar o sistema de pagamentos, uma vez que falhas no sistema bancário reduzem a confiança dos agentes

econômicos nas instituições financeiras, reduzindo, assim, a poupança doméstica e do fluxo de capital em larga escala. Finalmente, de acordo com Freitas (2009), o aumento da aversão ao risco e da preferência pela liquidez pode ainda desencadear uma fuga de capitais, chegando até a uma virtual interrupção das linhas de crédito comerciais, o que pode levar, por fim, a desvalorização abrupta das moedas de várias economias.

Em particular, durante esses períodos de instabilidade econômica, com a redução do nível de consumo das famílias, cresce o número de empréstimos não saldados pelas empresas, o que implica um aumento do risco e da volatilidade no mercado. Nessa etapa, segundo Barnhil e Souto (2008), os efeitos da crise bancária começam a se tornar mais generalizados por todo sistema de intermediação financeira, com os bancos sendo afetados por outros fatores vinculados ao risco de mercado, aumentando, desta forma, o número de bancos comprometidos pela crise, levando a economia a um problema sistêmico no mercado financeiro.

No Brasil, segundo Giambiagi e Vilella (2010), a estabilização monetária realizada a partir de 1994, com o Plano Real, e a crise mexicana, seguida pelo Efeito Tequila, promoveram forte instabilidade entre os bancos brasileiros que, até esse período, garantiam a sua lucratividade com base na receita de inflação (ou *float*). De acordo com Baer (2009), entre a criação do plano e o ano de 1997, 43 instituições, entre públicas e privadas, foram liquidadas, sofreram intervenções diretas do Banco Central ou foram colocadas no Regime de Administração Especial Temporário – RAET, sendo as duas últimas grandes intervenções realizadas nos anos de 2004 e 2012, nos bancos Santos – liquidado em 12 de novembro de 2004 –, e Cruzeiro do Sul – com intervenção de 180 dias decretada no dia 04 de junho de 2012.

Mais recentemente, a crise econômico-financeira mundial, que teve seu auge em 2008, vem sendo estudada por teóricos das mais diversas vertentes do conhecimento, que buscam explicar seus efeitos e sugerir possíveis soluções para esse problema. Segundo Cherubine e Dowbor (2009), com sua origem na emissão de crédito imobiliário a pessoas sem recursos – denominadas de clientes *sub-prime* – nos Estados Unidos, a tensão financeira se espalhou por todo o sistema bancário norte-americano quando esses tomadores de crédito não foram capazes de saldar os empréstimos, levando os bancos a executar a hipoteca dos imóveis e a

ofertá-los novamente no mercado. Com o aumento da oferta de casas à venda, os preços foram retraídos fortemente, intensificando as consequências da crise.

Entre os anos de 2010 e 2011, o Sistema Financeiro Nacional (SFN) presenciou o socorro financeiro dado ao Banco Panamericano pelo Fundo Garantidor de Crédito (FGC), que custou à instituição garantidora de depósitos dois aportes de R\$ 2,5 bilhões e R\$ 1,5 bilhão, sendo, já o primeiro, caracterizado com o maior aporte realizado pelo FGC para socorrer uma instituição financeira em funcionamento (cerca de 10% do total de recursos do Fundo), o que resultou, entre outros desdobramentos, em uma reformulação institucional do FGC (Estado de São Paulo, 2010).

Observando a importância do conhecimento sobre exposição do sistema bancário, o desenvolvimento de indicadores financeiros e o uso de técnicas de estimação de risco de crise nesse sistema podem melhor equipar a autoridade monetária na previsão de uma crise bancária sistemática (Hall et al, 2008).

Assim, tendo em vista a necessidade de aprimoramento das ferramentas utilizadas pelas entidades supervisoras do SFN, colocam-se em destaque questões importantes de pesquisa, na medida em que tais ferramentas possibilitam melhor poder de avaliação e, assim, podem dar maior estabilidade ao sistema econômico, permitindo atuação antecipada dos agentes reguladores, proporcionando, por fim, baixa volatilidade dos indicadores econômicos.

Uma discussão relevante no que tange à crise do banco Panamericano diz respeito aos métodos de estimação para avaliação da mesma. Embora vários estudos empíricos tenham discutido os processos de insolvência bancária de uma forma mais abrangente, principalmente no contexto dos sistemas financeiros de países desenvolvidos, esse debate, todavia, não tem sido recorrente para economias em desenvolvimento como o Brasil, principalmente com a utilização de modelos computacionais. Deve-se notar ainda que, para o caso em tela, tanto os processos de auditorias interna e externa quanto às primeiras análises realizadas pelo Banco Central não foram capazes de detectar a infração à Lei nº 7.492/86 realizada pelo Panamericano quando da emissão de informação falsa no balanço do banco, o que tornou o banco insolvente.

Considerando a relevância do processo de insolvência sofrido pelo banco Panamericano, sua influência sobre o Sistema Financeiro Nacional e os efeitos sobre os métodos convencionais de análise de insolvência bancária, torna-se de fundamental importância, para os agentes econômicos, ter conhecimentos sobre ferramentas que possam manter a estabilidade do sistema financeiro (Hall et al, 2008). Dessa forma, a habilidade de prever variações no sistema bancário fornece às autoridades instrumentos que podem minimizar efeitos oriundos de crises potenciais. Assim, o presente trabalho objetiva realizar avaliações que permitam verificar a existência do processo de insolvência sofrido pelo ex-banco do apresentador Silvio Santos 1 e 2 anos antes de decretada, oficialmente, a primeira fraude contábil de R\$ 2,5 bilhões no Banco. Para tanto, utilizou-se o modelo de redes neurais artificiais como metodologia de análise.

O trabalho está dividido em cinco partes, excluindo a presente introdução. A seção seguinte explora a literatura recente sobre o sistema de intermediação financeira e risco bancário, além de analisar o processo de insolvência bancária presenciado pelo Banco Panamericano. A seguir, serão apresentados os modelos utilizados para realizar as avaliações. A parte quatro ilustra os resultados dos modelos de redes neurais artificiais. Finalmente, algumas considerações são realizadas na última seção, à guisa de conclusão.

1. Literatura recente: Sistema Financeiro e Risco Bancário

Segundo Krugman (2008), o sistema financeiro é caracterizado por ser um ambiente onde as famílias investem suas poupanças correntes e suas poupanças acumuladas, ou riquezas, comprando ativos financeiros. De acordo com Feijó et al (2004), esse sistema é composto pelo conjunto de instituições, mercados e instrumentos financeiros. Esses, por sua vez, caracterizam-se como títulos que proporcionam ao comprador o direito a uma renda futura paga pelo vendedor do papel. Ainda segundo Krugman (2008), existem diversos tipos de ativos financeiros, sendo os mais comuns os empréstimos, as ações, os bônus e os depósitos bancários.

A Figura 1 mostra as ligações existentes entre o sistema financeiro e os demais mercados e agentes da economia. Por meio do diagrama, é possível observar que, através dos mercados de ativos financeiros (que, de acordo com Ferreira (2008), podem ser segmentados em mercado de crédito, mercado financeiro, mercado monetário e mercado de câmbio), a poupança privada e os fundos do resto do mundo (empréstimos e vendas de ações por estrangeiros) são canalizados para os gastos de investimentos das firmas (títulos de dívida e ações emitidas pelas firmas), tomada de empréstimos pelo governo, tomada e concessão de crédito de estrangeiros e transações de estrangeiros com ações. Os efeitos do sistema financeiro sobre a economia é sistematizado no quadro 1.

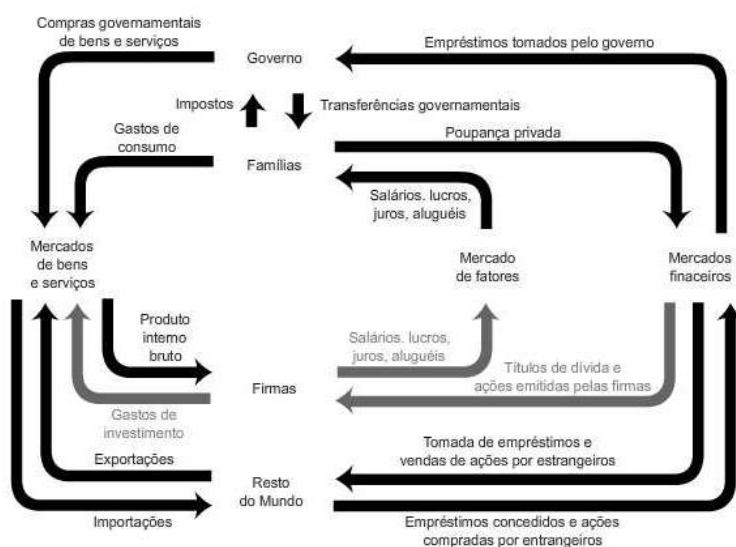


Figura 1. 1: Fluxo circular da riqueza expandido.

Fonte: Krugman, 2008.

Quadro 1. 1: Funções do sistema financeiro e os efeitos sobre a economia.

Função do mercado financeiro	Efeitos sobre a economia
Mobilização de recursos	Nessa função, os bancos agregam as poupanças individuais e permitem aos investidores o financiamento completo de seus projetos. Desta forma, investimentos que necessitem de grandes volumes de recursos podem ser realizados através da união de diversas poupanças individuais.
Alocação de recursos no espaço e no tempo	Essa função se refere ao fornecimento de recursos a projetos de investimento de longa duração. Ainda que os indivíduos poupadores possuam horizonte de curto prazo, o que lhes confere um perfil de concessão de empréstimos de alta liquidez, vários projetos de horizonte mais amplo podem ser financiados.
Administração do risco	Devido à diversificação de carteira de concessão de crédito aos diferentes tipos de riscos envolvidos em cada atividade produtiva, os intermediários financeiros figuram como agentes mais preparados em minimizar os riscos que envolvem as transações financeiras na economia.
Seleção e monitoramento de empresas	O sistema financeiro possui a função de selecionar e monitorar as empresas que possuem as melhores propostas de investimento produtivo.
Produção e divulgação de informação	A contribuição do sistema financeiro na economia aumenta à medida que aumenta o crescimento econômico

Fonte: Elaboração Própria. Dados de Origem: Silva e Porto Júnior (2004)

A importância do mercado financeiro na economia é dada, entre outras razões, pelo desempenho de tarefas de redução de custos de transação, dos riscos das operações e aumento da liquidez (Krugman, 2008). Segundo Silva e Porto Júnior (2004), a eficiência provida pelo sistema financeiro reside exatamente na redução dos custos de informação e transação quando um contrato financeiro é realizado. Os custos transacionais podem ser reduzidos substancialmente com a introdução dos intermediários financeiros (bancos), pois esses desenvolveram uma especialização na atividade, obtendo, assim, vantagens das economias de escala, isto é, a redução do custo médio à medida que o número de transações é aumentado.

Entre os intermediários financeiros, os bancos se destacam pela sua representatividade no sistema financeiro. Esses intermediários se especializaram no processo de captação de recursos dos agentes, a um determinado custo, para vendê-los aos demandantes de recursos por um preço maior (taxa de juros), objetivando lucro (Silva e Porto Júnior, 2004). A captação de recursos pode ser originada de recursos próprios (capital dos acionistas) ou de recursos de terceiros, tornando-se, assim, uma obrigação (passivo) para com os acionistas e para com os depositantes, respectivamente. Por outro lado, os bancos aplicam os fundos captados principalmente em títulos provenientes de empréstimos para o setor público e privado. Uma característica importante nessa relação entre origem (passivo) e aplicação (ativo) de recursos é que os passivos bancários são principalmente depósitos de curto prazo, enquanto os ativos são usualmente empréstimos de curto e longo prazos (Moreira, 2009).

Embora possua importância não desprezível no desenvolvimento da economia, o sistema financeiro não é totalmente desenvolvido em todos os lugares (Fucidji e Mendonça, 2007). Países mais desenvolvidos, a exemplo da Suíça e dos Estados Unidos, possuem canais de crédito mais poderosos na propagação de políticas econômicas. Segundo Fucidji e Mendonça (2007), no Brasil, esse canal ainda se mostra em estágio bastante incipiente, mesmo para padrões de outros países em desenvolvimento, com estrutura financeira semelhante. Apresentando um coeficiente de Rondo Cameron³ de 1,13 no final de 2011, o Brasil fica muito distante do Estados Unidos ainda nos anos 1920, quando esse país apresentava um coeficiente de 2,94 (Baer, 2004).

³ Que mede a relação entre a quantidade de unidades bancárias – matrizes e filiais – por 10.000 habitantes.

Um dos fatores ligados ao não desenvolvimento do canal de crédito brasileiro está associado aos altos custos da intermediação financeira. Segundo Cavalcanti e Villamil (2005), esses custos refletem taxas implícitas e explícitas do setor financeiro (taxas sobre transações financeiras, lucros do intermediário, inflação, etc), regulamentação bancária (reservas bancárias) e fatores institucionais (corrupção, subornos). Dentre os fatores não objetivos considerados pelos intermediários financeiros na constituição de seus *spreads*, a falta de informação sobre o tomador de crédito inflaciona os juros cobrados por essas instituições quando financiam projetos.

Ainda segundo Silva e Porto Júnior (2004), os bancos possuem consideráveis custos de informação. Esses dizem respeito aos custos provenientes da assimetria de informação entre o tomador de empréstimo e o banco, ou seja, a primeira parte do contrato possui melhor conhecimento sobre os riscos do que a segunda. Quando existe esse tipo de assimetria, conflitos de interesses tendem a ocorrer. Há dois tipos de problemas advindos das informações assimétricas: seleção adversa e risco moral. De acordo com Laffont e Martimort (2002), o primeiro ocorre antes que a transação financeira ocorra. A seleção adversa se torna um problema no mercado financeiro devido ao fato de que é mais provável que tomadores com riscos elevados demandem crédito, aumentando, assim, a probabilidade que estes sejam selecionados. O segundo ocorre depois que a transação é efetuada. O risco moral se refere ao risco dos tomadores de crédito se engajarem em atividades indesejáveis do ponto de vista do agente concedente de crédito, pois tais atividades reduzem a probabilidade de que o empréstimo seja pago. Da mesma forma que a seleção adversa, o risco moral pode ocasionar o fim da concessão de crédito como uma forma de proteção ao risco do prestador (Silva e Porto Júnior, 2004). Para o caso dos bancos, o valor dos seus ativos pode ser reduzido, uma vez que os tomadores de empréstimos bancários tornam-se inaptos a quitarem seus débitos, o que faz parte do risco de crédito.

Segundo Moreira (2002), o risco de crédito pode ser reduzido de várias formas, utilizando-se medidas como: i) seleção criteriosa de clientes; ii) diversificação da carteira de empréstimos para uma clientela portadora de diferentes fatores de risco e iii) utilização de contrapartida

(“colateral”), como é o caso dos títulos, por exemplo, em que o devedor disponibiliza para o credor a fim de reduzir o risco de crédito.

Um problema que pode impactar negativamente no sistema financeiro, e assim, nos demais mercados da economia diz respeito à corrida aos bancos. De acordo com Krugman (2008), uma corrida bancária é um fenômeno em que muitos depositantes tentam retirar suas aplicações devido ao temor de falência bancária. Nessas circunstâncias, as famílias perdem por reduzir o grau de confiança no mercado financeiro, diminuindo, assim, a poupança e o fluxos de capitais direcionados tanto às empresas quanto ao governo e investidores do resto do mundo. Os demais mercados envolvidos no fluxo circular da riqueza da economia são influenciados pelas novas expectativas dos agentes.

O canal de crédito pode ainda sofrer maiores restrições quando passivos de um processo de crise bancária. Por definição, uma crise bancária é caracterizada quando um banco sofre intervenção governamental ou entra em processo de liquidação. Esse processo pode ainda se espalhar para o resto da economia, atingindo outros bancos ligados à instituição insolvente através de transações financeiras, caracterizando-se, por fim, como um risco sistêmico (McNelis (2005) e Rochet e Tirole (1996)). Segundo Moreira (2002), a teoria prevê que choques que afetam adversamente o desempenho econômico dos bancos, cujo impacto não pode ser reduzido por meio da diversificação do risco, seriam positivamente correlacionados com uma crise bancária sistêmica.

Seguindo essa lógica, podem-se identificar dois componentes de crise bancária. O primeiro deles diz respeito à magnitude das transferências líquidas de recursos que o sistema é obrigado a realizar. O segundo componente é o limite superior das transferências de recursos, valor acima do qual o sistema pode entrar em processo de crise. O primeiro elemento não constitui um problema, pois, sob condições normais, as transferências líquidas não devem se apresentar como grandes dificuldades. O segundo, por sua vez, define a vulnerabilidade do sistema bancário (Hall et al., 2008)

De acordo com Barnhil e Souto (2008), uma crise bancária pode ter grandes poderes de propagação. A literatura tem identificado alguns canais: de acordo com Rochet e Tirole

(1986) e Elsinger, Lehar e Summer (2003), a interdependência entre os bancos através de contratos interbancários pode levar um banco insolvente a não honrar esses contratos, provocando, dessa forma, problemas financeiros para os demais. Um segundo canal de propagação de uma crise bancária foi identificado por Acharya (2001). O autor afirma que os ativos bancários possuem algum grau de correlação, uma vez que bancos podem prover crédito a uma mesma indústria ou a projetos em uma mesma área geográfica. Assim, quaisquer efeitos negativos sobre a indústria ou sobre a área geográfica podem gerar problemas de exposição bancária.

Segundo Stiglitz (1972), se as perdas de empréstimos excedem as reservas voluntárias e compulsórias, tanto quanto as reservas acionárias, o banco torna-se insolvente. Tal conceito é compartilhado por Feijó (2004) que afirma que um banco pode ser classificado como insolvente quando as perdas nos ativos são superiores ao valor do patrimônio líquido, fazendo com que esse alcance um valor negativo. Como os ativos bancários possuem tipicamente baixa liquidez, uma corrida contra os depósitos acelera o processo de insolvência. Ainda segundo a autora, quando uma parcela do sistema bancário experimenta perdas de empréstimos superiores ao seu capital, ocorre uma crise sistêmica. Por fim, ainda segundo Stiglitz (1972), as crises bancárias tendem a gerar maiores externalidades negativas para o resto da economia do que qualquer outro setor financeiro ou produtivo.

Outro meio de propagação de uma crise bancária foi encontrado por Diamond e Dybvig (1983) e Gorton (1988), que afirmam que a notícia sobre a falência de um banco pode provocar um processo de corrida aos bancos, prejudicando o capital dos demais. Segundo Hall et al (2008), o sistema de pagamentos pode gerar externalidades importantes para a economia como um todo. Essa externalidade resulta do fato de que quando um banco se torna incapaz de honrar os seus compromissos, tal fato pode afetar outro banco até então saudável. Esse processo de interrupções em cascata, de acordo com Hall et al (2008), reduz a utilidade de todos os depósitos como meios de pagamentos.

Ainda segundo Diamond e Dybvig (1983) e Gorton (1985), uma corrida aos bancos pode ser auto-realizável, isto é, ela pode ocorrer unicamente porque os depositantes acreditam que outros depositantes estão sacando seus próprios fundos, mesmo na ausência de uma

deterioração inicial nos balanços bancários. Essa possibilidade, de acordo com os autores, torna as instituições financeiras especialmente vulneráveis.

Hall et al (2008) salienta ainda que os ciclos econômicos podem influenciar o processo de crise bancária. Segundo o autor, um ciclo econômico descendente pode causar problemas de solvência nas empresas, levando-as a não saldar empréstimos bancários, reduzindo, posteriormente, o volume de crédito concedido pelos bancos. De acordo com o autor, esse processo pode agravar a crise financeira, aumentando o número de bancos afetados pela crise.

Três outros canais são ainda identificados como fatores de propulsão de uma crise bancária: A taxa de juros da economia, a taxa de câmbio e o risco podem, segundo Hall et al (2008), impactar a saúde financeira de múltiplos bancos simultaneamente. Outros fatores como a política de empréstimo bancário, a eficiência do sistema legal em caso de calotes e nível de empréstimos não saldados na economia podem influenciar substancialmente o risco bancário. Por fim, problemas políticos podem gerar perdas diretas para os bancos através da redução do valor de mercado dos seguros do governo e de perturbações macroeconômicas que podem aumentar o volume de empréstimos não saldados.

Empiricamente, o processo de insolvência bancária foi investigado por um número vasto de autores. Hall et al (2008) e McNelis (2005) analisaram o processo de falência bancária utilizando os modelos de redes neurais artificiais. Por sua vez, Barnhill e Maxwell (2002), Barnhill et al (2003), Barnhill et al (2004) e Barnhill e Souto (2008) investigaram o problema utilizando os modelos de *Value at Risk* (VaR). Hausmann (1998), Canuto e Lima (1999), Demirguç-Kunt e Detragiache (1998), Gorton (1998), Donaldson (1992) e Cole e Gunther (1995) avaliaram o processo de insolvência a partir de análises descritivas. Janot (2001) e Rocha (1999) realizaram análises para o sistema brasileiro com o uso do Modelo Proporcional de Cox. Finalmente, Hardy e Pazarbasioglu (1998) e Alexandre, Canuto e Silveira (2003) averiguaram a probabilidade de falência bancária com o uso do modelo Logit.

Os trabalhos citados apresentam pontos importantes quando considerada a importância do sistema de intermediação financeira e os impactos decorrentes da insolvência de um banco sobre todo o sistema bancário. A seção seguinte traz uma análise sobre como foi promovido o

processo de insolvência do banco Panamericano. Esses estudos servirão de base para a construção dos modelos de Redes Neurais Artificiais de retropropagação.

1.2. O caso do Panamericano

Criado em 1963 com a compra do controle acionário da Real Sul S/A – Crédito, Financiamento e Investimento, sob a razão social de Baú Financeira S/A – Crédito Financiamento e Investimento, o Banco Panamericano, propriedade do Grupo Silvio Santos, passou a operar como banco múltiplo⁴ em 1990, com operações em carteiras comerciais e de crédito, financiamento e investimentos.

De acordo com informações do sítio da instituição, o banco Panamericano atua, fundamentalmente, na concessão de crédito para pessoas físicas das classes menos favorecidas, oferecendo produtos como crédito pessoal (crédito direto ao consumidor, consignado – com operações iniciadas apenas em 2002 –, ou empréstimo pessoal), cartões (com as operações iniciadas em 1994), seguros, *leasing* (operações iniciadas em 1998) e consórcio, além de descontos de promissórias, empréstimo para giro, adiantamento de cartão de crédito e outros recebíveis (Froufe, 2011). No início de 2010, 20 anos depois da sua formalização como banco múltiplo, de acordo com as estatísticas publicadas pelo Banco Central, o Panamericano apresentava um volume total de R\$ 10,8 bilhões em seus ativos e um Patrimônio Líquido de R\$ 1,6 bilhão de reais, sendo o 20º maior banco no Brasil (Bacen, 2012).

Finalmente, em 20 de julho de 2010, o Banco Central autorizou a compra pela Caixapar – Caixa Participações S/A, subsidiária da Caixa Econômica Federal –, de 49% do capital do Panamericano, em uma negociação que envolveu R\$ 740 milhões e que havia sido iniciada no ano anterior, embora, segundo a Agência Estado (2011), o Banco do Brasil tenha rejeitado as carteiras do banco múltiplo privado um ano antes. De acordo com Nakagawa (2010), entre os benefícios gerados com a compra para a Caixa Econômica, citou-se o ingresso da instituição no segmento de *leasing* e a posterior inserção no mercado de financiamento de veículos. Para o Panamericano, os ganhos estariam ligados ao mercado imobiliário: acesso a R\$ 5 bilhões em empréstimos imobiliários até 2015.

⁴ De acordo com Filgueiras (2010), os bancos múltiplos foram autorizados a funcionar a partir de 1988, através da Lei nº 1.524 de 21.09.1988 “com a finalidade de possibilitar a realização, numa única instituição financeira, de operações facultadas a bancos comerciais, bancos de investimento, banco de desenvolvimento, sociedade de crédito imobiliário, sendo-lhes permitido de duas até quatro das espécies das operações citadas” (pág. 91).

No dia 09 de novembro do mesmo ano, o banco Panamericano comunicou ao mercado financeiro, através de Fato Relevante publicado no sítio da Bovespa, um aporte de R\$ 2,5 bilhões (dentre os quais, R\$ 400 milhões estariam ligados a fraudes no setor de cartão de crédito) que seriam obtidos mediante uma operação contratada com o Fundo Garantidor de Crédito (FGC) com o objetivo de restabelecer pleno equilíbrio patrimonial e ampliar a liquidez operacional da instituição. Tal aporte, conforme citado ainda no Fato Relevante, teria sido integralmente garantido pelos bens do Grupo Empresarial Silvio Santos. O Panamericano comunicou ainda a substituição de toda a direção do banco (Bovespa, 2010).

No dia seguinte, em nota à imprensa, o Banco Central afirmou que o aporte financeiro recebido pelo Panamericano seria direcionado para sanar problemas de inconsistências encontrados nos registros contábeis do banco múltiplo na rotina de supervisão da autoridade monetária (Banco Central, 2010). Por sua vez, de acordo com o Estado de São Paulo (2010), o FGC defendeu o aporte realizado afirmando que um processo de liquidação ou intervenção direta no banco poderia gerar efeitos perversos sobre a economia (como visto em 2008 na economia norte americana com a falência do Lehman Brothers – Ferguson, 2010) e, conforme Silva Júnior (2010), causaria uma perda ainda maior para o FGC (que precisaria aportar R\$ 2,2 bilhões adicionais para garantir os depósitos realizados no banco).

Entre os fatores que gestaram a crise no Panamericano, a venda de carteiras de consignados e de financiamentos de veículos foi apontada como de maior participação no rombo financeiro (Estado de São Paulo, 2010). Em uma operação que contabilizava a entrada dos recursos financeiros oriundos da venda das carteiras para os bancos de maior porte e a sua posterior recompra, na condição de cedido, o valor do banco era inflado. Com o ingresso dos recursos, o Panamericano conseguia aumentar o volume de empréstimos, que gerava mais carteiras a serem vendidas aos grandes bancos.

Embora notificado pelo Fato Relevante do Panamericano, pela nota à imprensa do Banco Central e pelos posicionamentos do FGC de que o banco estaria fora de qualquer possibilidade de liquidação, de acordo com Scrivano (2010), o mercado reagiu fortemente com saques de cerca de 10% dos R\$ 4 bilhões aplicados em CDB no banco. Além disso,

houve ainda a venda das ações na bolsa de valores, levando a uma perda de 29,54% na data de divulgação do rombo.

Com a tramitação da primeira operação de socorro concluída, o Banco Central notificou, em 12 de novembro de 2010, o Ministério Público para que esse apurasse o caso. Além disso, a Polícia Federal instaurou um inquérito para apurar eventuais práticas contra o Sistema Financeiro Nacional. Entre as improbidades consideradas pela PF, destaca-se gestão fraudulenta, prestação de informação falsa aos órgãos competentes e inserção de elementos falsos em demonstrativos contábeis (Estado de São Paulo, 2010).

No dia 05 de dezembro do mesmo ano, o Banco Central emite relatório em que aponta 14 executivos do banco como supostos responsáveis pela fraude. Ainda nesse relatório, o órgão regulador sugere infrações à Lei nº 7.492/86, também conhecida como Lei do Colarinho Branco. Por fim, o Banco Central afirma que o Panamericano “adotou de forma sistemática e contínua, procedimentos de contabilização irregular” (Estado de São Paulo, 2010). Posteriormente, segundo Macedo (2010), a Polícia Federal, apreendeu os passaportes de 8 ex-dirigentes e ex-administradores do banco e afirmou em comunicado que a cúpula do Panamericano seria uma “verdadeira organização criminosa voltada a prática de crimes contra o Sistema Financeiro Nacional.”

Em janeiro de 2011, a nova administração do Panamericano descobre que a fraude não seria apenas de R\$ 2,5 bilhões, mas estaria próxima de R\$ 4 bilhões, o que geraria a necessidade de um novo aporte a ser realizado pelo FGC, que, para realizar um novo processo de salvamento do banco, solicita a saída do controlador majoritário (Adachi e Romero, 2011; Estado de São Paulo, 2011). A necessidade do novo aporte, de acordo com Modé (2011), estava ligada não apenas à má administração, mas também a erros técnicos como a classificação equivocada das provisões de perdas de devedores duvidosos e o hedge cambial.

Segundo Adachi e Romero (2011), apenas o banco BTG Pactual apresentou proposta para a compra da parte do Panamericano. Assim, em 01 de fevereiro de 2011, o apresentador Silvio Santos vendeu a sua participação ao BTG por R\$ 450 milhões, dinheiro utilizado para liquidar uma parte da dívida com o FGC. O valor restante seria absorvido pelo próprio FGC,

que, assim o faria “em nome da preservação do Sistema Financeiro” (Estado de São Paulo, 2011). Com a operação, o apresentador quitou a dívida por 10% do seu valor e ainda garantiu a inviolabilidade de todo o seu patrimônio. No dia seguinte ao fechamento da venda, conforme apontam Adachi e Romero (2011), o banco notificou o valor final das fraudes: R\$ 4,3 bilhões de reais cuja composição era a seguinte: (i) R\$ 1,6 bilhão em carteiras de crédito insubsistente, (ii) R\$ 1,7 bilhão em passivos não registrados de operações de cessão liquidados ou referenciados, (iii) R\$ 500 milhões em irregularidades na constituição de provisões de perdas de crédito, (iv) R\$ 300 milhões em ajustes de marcação de mercados e (v) R\$ 200 milhões em outros ajustes (Estado de São Paulo, 2011). Os valores excedentes ao acordado com o FGC seriam cobertos com aportes do BTG e da Caixa Econômica através da compra de carteiras de crédito do banco. Segundo Pavani e Oliveira (2011), apenas em maio de 2011 o Panamericano lança o seu balanço consolidado com um prejuízo de R\$ 187,297 milhões.

Ainda em fevereiro do mesmo ano, a Caixa Econômica dá início a um processo contra os auditores responsáveis pela análise da saúde financeira antes da sua compra, efetivada em julho do ano anterior. A justiça federal, por sua vez, bloqueia as contas de quatro empresas do ex-diretor superintendente do banco Panamericano (Estado de São Paulo, 2011). Como resultado do inquérito da Polícia Federal, segundo Silva Júnior (2011), o ex-diretor superintendente do banco é indiciado por lavagem de dinheiro e violação de três artigos da Lei nº 7.492/86, além de ser acusado por movimentação paralela de recursos (Macedo, 2011). Além dele, o ex-presidente do conselho do banco também foi indiciado por formação de quadrilha e violação de dois artigos da lei do Colarinho Branco.

De acordo com o Estado de São Paulo (2012), a conclusão do inquérito pela Polícia Federal em fevereiro de 2012 levou ao indiciamento de 22 suspeitos. 5 ex-diretores foram indiciados por formação de quadrilha, lavagem de dinheiro, gestão fraudulenta, caixa 2 e crimes financeiros. Nesse inquérito, o ex-acionista majoritário, Silvio Santos, foi apontado como “investigado”, embora não tenha sido classificado como indiciado pelo rombo do banco (Macedo, 2012).

Como *spill over* do processo de insolvência sofrido pelo Panamericano, os bancos de maior porte se tornaram mais relutantes sobre a aquisição dos títulos de dívidas dos bancos menores (BBC Brasil, 2011). Como consequência, vários bancos de pequeno e médio portes passaram por problemas de liquidez e solicitaram ajuda ao FGC. Outras razões que levaram a essa corrida ao FGC são consideradas por Silva Júnior e Friedlander (2011), que apontam como promotores do problema de liquidez a falência do banco de investimentos norte americano Lehman Brothers e o posterior enxugamento do sistema financeiro internacional, além da perda da parcela de mercado no segmento de consignados para os bancos de maior porte. Finalmente, deve-se notar, que, de acordo com o Estado de São Paulo (2010), “o caso [do Panamericano] sugere que certas fraudes parecem imunes aos métodos convencionais de auditorias ou às práticas usuais dos auditores internos e externos que, por isso, talvez precisem ser revistos.”

2. Aspectos Metodológicos: Modelo de Redes Neurais Artificiais de Retropropagação

De acordo com Portugal e Fernandes (2000), os modelos de Redes Neurais Artificiais (RNA), também conhecidos como modelos conexionistas de computação ou sistema de processamento paralelo distribuído, são representações matemáticas inspiradas no funcionamento do cérebro humano que é capaz de detectar padrões através do seu processo de aprendizagem. Alexander (2007) afirma que as redes neurais são aproximadores universais, no sentido de que elas podem ajustar qualquer função não-linear com qualquer grau de precisão. Finalmente, segundo Hall et al (2008), esses modelos possuem flexibilidade para distribuições paramétricas não-específicas, ou seja, conseguem capturar relações não estruturadas entre as variáveis, além de ter vantagens em superar limitações nos dados

Sendo inicialmente aplicados ainda na década de 1940, os modelos de redes neurais artificiais se tornaram aptos a resolver problemas na área de negócios apenas em 1986, através da descoberta do logaritmo de retropropagação descoberto por Rumelhart (1986). Desde a sua criação, vários pesquisadores contribuíram com o progresso da área através da ampliação das regras de aprendizagem e o desenvolvimento de arquiteturas de sistemas não lineares dinâmicos.

De acordo com Mandic e Chambers (2001), os modelos de redes neurais emergiram nos anos 1980 como um potencial modelo para a realização de previsões não lineares, de alta complexidade e com dados não estacionários. Devido à evolução de computadores pessoais, que possibilita, ainda hoje, o desenvolvimento e aprimoramento de redes neurais, não se pode determinar ao certo a quantidade de redes neurais existentes.

Segundo Gately (1996), as redes neurais podem ter aplicações nas diversas áreas do conhecimento, como no diagnóstico médico, controle de voo, reconhecimento da fala e exploração de poços de petróleo. No campo das previsões financeiras, seu emprego é amplo, em que se destaca a previsão de preços de ações, de indicadores econômicos, da saúde financeira de empresas, do risco de crédito e do risco bancário.

Segundo Mandic e Chambers (2001) e Alexander (2007), um modelo de rede neural é especificado pela sua topologia ou arquitetura, pelas conexões entre os neurônios e pela regra de aprendizagem ou treinamento. A topologia do modelo é determinada pela quantidade de neurônios e camadas da rede, em que cada camada é composta por um ou mais neurônios (unidades de processamento). Apesar de o número de redes existentes não ser conhecido, de acordo com Gately (1996), aproximadamente 90% das redes são compostas por uma camada de entrada, uma intermediária e uma de saída. Apesar disso, uma rede neural pode possuir várias camadas intermediárias ou não possuí-las, contudo, deve-se notar que, segundo Frascarolli, Costa Silva e Silva Filho (2008), as redes neurais sem camadas intermediárias podem apresentar limitações na solução de problemas que não sejam linearmente separáveis. A figura abaixo mostra um exemplo de rede neural com uma camada de entrada (com dois neurônios, E1 e E2), uma camada intermediária (composta por cinco neurônios I1 a I5) e uma camada de saída (formada pelo neurônio S).

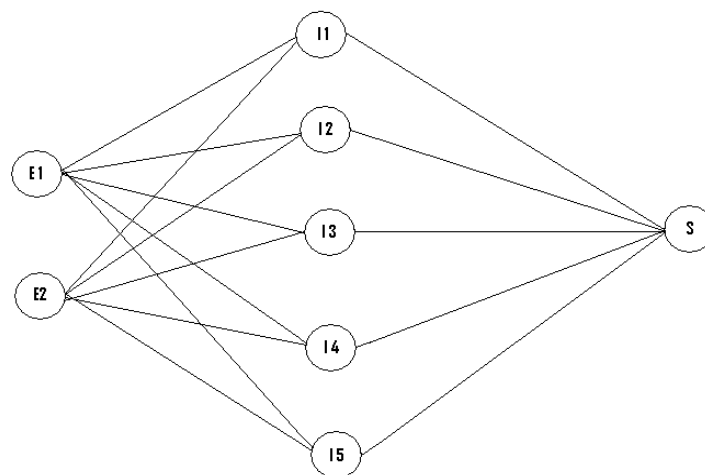


Figura 1. 2: Exemplo de um modelo de rede neural do tipo Perceptrons *Multilayer Perceptrons*

Fonte: Cavalcanti et al, 2009

Segundo Mandic e Chambers (2001), o neurônio representa, assim como o faz no cérebro humano, o componente básico da rede neural. Os neurônios que compõem a camada de entrada da rede neural são responsáveis por receber as informações das variáveis

independentes, através de valores, no modelo. Já os demais neurônios, localizados nas demais camadas, são responsáveis por determinar a relação matemática entre as variáveis independentes e dependente(s). De acordo com Alexander (2007), os neurônios das camadas intermediárias possuem função de transferência que dão torções não lineares ao modelo, sendo essas torções compostas por funções diferenciáveis. A autora afirma ainda que, uma vez que existam várias camadas intermediárias na rede neural, elas trabalharão em um sistema de “sanduíche” em que as torções lineares e não lineares são alternadas. Ainda segundo os autores, um neurônio pode ser definido matematicamente por:

$$y = \varphi(\sum_{i=1}^N w_i x_i + w_0) \quad (1)$$

Onde os x_i 's são os valores de entrada em cada neurônio, w_i 's são os pesos que determinam as conexões entre os neurônios. A expressão $\sum_{i=1}^N w_i x_i$ é chamada de atenuação, w_0 é denominado de viés de atenuação, y é o valor gerado pelo neurônio e a função φ , conhecida como função de ativação, é geralmente determinada por uma função do tipo sigmóide, com predominância da função logística, como mostrado em (2).

$$y(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \quad (2)$$

Do ponto de vista dos padrões das conexões entre os neurônios, as redes neurais podem ser divididas em dois tipos: as redes *feedforward*, em que cada neurônio de uma camada possui conexões diretas com neurônios da camada seguinte ou camadas mais afastadas, e as redes *feedback*, que considera, além das ligações existente nas redes *feedforward*, ligações que partem de camadas avançadas e retornam a camadas anteriores. Alexander (2007) afirma que quanto maior o número de conexões existentes entre os neurônios de uma rede neural, mais complexa será essa rede.

A construção de um modelo de rede neural é dividida em duas etapas: na primeira, denominada como fase de aprendizagem ou de treinamento, as conexões entre os neurônios são ajustadas até que o modelo seja capaz de compreender as relações existentes entre a(s) variável(is) dependente(s) e independente(s) dada determinada medida de desempenho ou

grau de convergência. Na segunda fase, conhecida como fase de teste ou validação, através da realização de previsões *ex post*, avalia-se se o modelo ajustado possui poder preditivo para realizar previsões com grau de precisão semelhante ao adotado na fase de treinamento.

De acordo com Gately (1996), 90% dos dados disponíveis para a construção do modelo devem ser utilizados no processo de aprendizagem e o restante dos dados deve ser empregado na fase de validação. Antes de iniciar o processo de aprendizagem, deve-se definir a quantidade de camadas do modelo, a quantidade de neurônios em cada camada, o tipo de função de ativação dos neurônios, os tipos de ligações entre os neurônios e o critério de convergência. O critério de convergência é responsável por definir o ajustamento dos valores gerados pelo modelo com os dados da variável dependente observados.

Após definidas essas informações, os pesos das conexões entre os neurônios são ajustados por um processo iterativo baseado em uma regra (ou um algoritmo) de aprendizagem. Deve-se notar que, segundo Frascarolli, Costa Silva e Silva Filho (2009), é a escolha do algoritmo de aprendizagem adequado que garante previsão com erro mínimo. Considerando a importância apontada por Gately (1996) com relação aos modelos que possuem três camadas, a literatura indica o algoritmo de retropropagação (*backpropagation*), também conhecido com Regra do Delta Generalizado, como a regra mais utilizada para a aprendizagem. Portugal e Fernandes (2000) destacam, ainda, que durante o processo de aprendizagem, utilizando o algoritmo de retropropagação, os neurônios das camadas intermediárias se organizam de tal forma que cada elemento reconhece características diferentes do espaço de entrada, cabendo, dessa forma ao algoritmo de treinamento decidir quais características devem ser extraídas (Frascarolli, Costa Silva e Silva Filho, 2009). Concluído esse processo, o erro gerado na camada de saída é comparado com o valor observado e essa diferença gera uma função erro que é utilizada, através da retropropagação que utiliza o método de descida de gradiente, para ajustar os pesos sinápticos. Cada vez que os erros são retropropagados e os parâmetros ajustados, diz-se que o modelo realiza uma iteração. Esse processo iterativo, de acordo com Frascarolli, Costa Silva e Silva Neto (2009) será repetido até que algum critério seja estabelecido, como um mínimo erro global.

Um possível problema oriundo do processo de treinamento da rede neural artificial diz respeito ao superajustamento ou super-treinamento da mesma. Nesse caso, a rede inicia um processo de memorização das relações estocásticas das variáveis e perde o poder de realizar generalizações (Arnaud, 2007). Para lidar com esse tipo de problema, alguns métodos como a regularização dos termos (Poggio e Girosi, 1990), a seleção de modelos (Moody, 1992), o aumento dos graus de liberdade (Frascarolli, Costa Silva e Silva Neto, 2009), redução dos graus de precisão (Alexander, 2007) ou parada com validação cruzada (Hecht-Nielsen, 1990) têm sido sugeridos pela literatura.

Embora muitos trabalhos considerem as redes neurais como modelos eficientes para estudo de casos de falências bancárias devido ao seu poder de generalização universal, algumas críticas têm sido feitas a respeito da sua estrutura “opaca” ou em “caixa-preta”. Segundo Hall et al (2008), o maior inconveniente associado ao uso das redes neurais como instrumento de tomada de decisão diz respeito à ausência de capacidade de explicação. Assim, de acordo com os autores, embora as RNAs possam alcançar alto grau de ajustamento na previsão, a razão que leva a esse ajuste não está prontamente disponível, ou seja, o uso de redes neurais como preditores de crise bancária não permite a formalização da relação entre variáveis de entrada e variáveis de saída de maneira compreensiva. Entretanto, a literatura recente tem enfatizado que o uso das redes neurais artificiais diversas vantagens às análises. Ainda segundo Hall et al (2008), esses modelos possuem flexibilidade para distribuições paramétricas não-específicas, ou seja, conseguem capturar relações não estruturadas entre as variáveis, além de, como afirmado inicialmente, ter vantagens em superar limitações nos dados. Por fim, os autores salientam que as RNAs estão sujeitas a previsões com erros mínimos e pequenas variâncias

2.1. Amostra

Para o estudo em tela, foram selecionados dois tipos de amostras: o primeiro considerou 28 bancos privados insolventes (aqueles que sofreram processo de liquidação pelo Banco Central) entre os anos de 1996 e 2011 (apesar de não ter sido liquidado, o banco Panamericano foi inserido nesse grupo) associados aos 58 maiores bancos privados do país.

Esses foram selecionados como base de comparação, seguindo metodologia proposta por Rocha (1999). A segunda amostra considerou ainda os mesmos 28 bancos privados falidos entre 1996 e 2011 e associou, a esses, 58 bancos privados selecionados através do processo de amostragem aleatória, de um universo composto por 138 bancos privados. O processo de seleção aleatória dos bancos solventes foi realizado com base na metodologia de Whalen (1991).

Vale salientar que a escolha dos dois tipos de amostras foi estabelecida a fim de observar a existência de variação dos resultados do modelo com a alteração da amostra. Assim, esses dois tipos foram selecionados com o objetivo de verificar em que medida o poder de explicação do modelo depende do processo de amostragem. Segundo Rocha (1999), todos os bancos existentes no mercado poderiam ser usados no processo de amostragem, mas isso implicaria em uma presença de poucos bancos insolventes na amostra, o que pode comprometer o processo de estimação.

2.2. Especificação da modelagem utilizada

Para o presente estudo, o modelo de redes neurais *Multilayer Perceptrons* com algoritmo de retropropagação e uma camada intermediária de neurônios será utilizado para estimar o processo de insolvência do banco Panamericano. A presença de apenas uma camada intermediária é reforçada por diversos trabalhos empíricos a exemplo do estudo de Corrar, Paulo e Dias Filho (2007) e Frascaroli, Costa Silva e Silva Filho (2009), pois, de acordo com a literatura, apenas uma camada é suficiente para aproximar qualquer função contínua.

As variáveis independentes consideradas na estimação do modelo seguirão o estabelecido pela literatura. Dessa forma, assim como realizado por Hardy e Pazarbasioglu (1998) e Vieira (2010), o presente trabalho também agrupará as variáveis em três grupos de acordo com a sua natureza: reais, macroeconômicas e financeiras.

Para o caso da variável real, será considerada a variação real do Produto Interno Bruto no período. O uso da variável PIB como preditora de insolvência bancária foi realizado nos

trabalhos de Hall et al (2008), Barnhill e Souto (2008), McNelis (2005), Hausmann (1998), Canuto e Lima (1999), Hardy e Pazarbasioglu (1998) e Vieira (2010).

Como variáveis macroeconômicas, o modelo utilizará os indicadores de inflação, taxa de juros real, taxa nominal de câmbio média no período e índice médio da bolsa de valores. O indicador de inflação seguirá o proposto por Hardy e Pazarbasioglu (1998) e será calculado através do IPCA. Os trabalhos de Hall et al (2008), Barnhill e Maxwell (2002), Barnhill, Papapanagiotou e Schumacher (2003), Barnhill, Papapanagiotou e Souto (2004), Barnhill e Souto (2008), McNelis (2005), Hausmann (1998), Canuto e Lima (1999), Hardy e Pazarbasioglu (1998), Vieira (2010) e Hall et al (2008) ressaltam a importância da inserção dessas duas variáveis na determinação da falência bancária. Hall et al (2008) sugerem ainda uma forte relação entre as variações na bolsa de valores e os processos de insolvência bancária.

Por fim, para o caso das variáveis bancárias, o trabalho seguirá o abordado por Demirgüç-Kunt e Detragiache (1998), Alexandre, Canuto e Silveira (2003), Janot (2001), Rocha (1999) e Vieira (2010). Para esse grupo, serão consideradas as variáveis total de ativos do banco, total de passivos, despesas de intermediação, total de captações, custo de intermediação (participação do total das despesas de intermediação em relação captação total), patrimônio líquido, ativos permanentes, total de captações em mercado aberto, participação das operações de mercado aberto no total de passivos. Por fim, uma última variável de característica qualitativa denominada tipo de controle foi inserida no modelo a fim de captar os efeitos de insolvência bancária dados os diversos tipos de controle do capital.

O estudo é desenvolvido a partir da análise de amostras contendo bancos solventes e insolventes para o período entre 1996 e 2011. Seguindo o proposto por Lane, Looney e Wansley (1986), Vieira (2010) e por Rocha (1999), foi considerado, em um primeiro momento, o conjunto de dados de um ano atrás de cada banco. Esse grupo de variáveis é composto por indicadores reais, macroeconômicos e financeiros para cada um dos bancos insolventes. Para o caso dos bancos solventes, determina-se que o conjunto de dados é composto por variáveis censuradas, uma vez que tudo o que se sabe sobre esses bancos é que eles sobreviveram até dezembro de 2011.

Posteriormente, uma segunda abordagem foi utilizada com o objetivo de prever o processo de insolvência bancária dois anos antes do ano de liquidação. Nesse sentido, para o caso dos bancos insolventes, foram considerados os dados datados dois anos antes do ano de liquidação. No que tange às informações dos bancos solventes, as informações censuradas serão de 31 de dezembro 2009, já que tudo que se sabe é que esses bancos sobreviveram até 31 de dezembro de 2011. Esse último modelo, que empregou exatamente o mesmo conjunto de variáveis do primeiro, está de acordo com o que foi previamente aplicado por Rocha (1999).

A modelagem a ser construída tem como objetivo verificar a probabilidade de insolvência do banco Panamericano ocorrida em novembro de 2010. Dessa forma, os dados referentes aos bancos Panamericano e Santos foram utilizados como variáveis teste no processo de análise nos dois tipos de amostra, considerando tanto 12 como 24 meses antes do ano de insolvência. Deve-se notar que o banco Santos foi considerado como variável teste por ter sido o último banco a decretar falência antes do banco Panamericano.

É importante observar que o modelo analisado segue o previsto pela literatura no que diz respeito à hipótese de variáveis independentes constantes ao longo do período observado. Assim, de acordo Rocha (1999), essa hipótese pressupõe que os valores dos indicadores não mudam até o banco quebrar ou ser censurado. Ainda segundo a autora, embora essa hipótese possa ser questionada, o bom ajustamento e os resultados de previsão justificam sua adoção.

Dado o tamanho reduzido da amostra, optou-se por dividir o conjunto da seguinte maneira: para as avaliações 12 meses antes, foram reservadas oitenta e três observações para treinamento, e quatro observações para teste, sendo essas observações compostas por dois bancos solventes e pelos bancos Santos e Panamericano, como os bancos insolventes, conforme notado acima. Para a análise 24 meses antes, foram selecionadas sessenta e quatro observações para a fase de treinamento. Para a fase de teste, utilizaram-se as mesmas observações do horizonte temporal anterior. A preferência pela parcela de dados destinada à fase de teste decorreu da observação de que tal procedimento permitia acelerar o aprendizado da rede neural. Deve-se notar que a escolha das observações mais recentes para o

procedimento de teste está de acordo com o apontado por Frascarolli, Costa Silva e Silva Neto (2009) que afirmam que essas observações podem trazer informações mais relevantes para a explicação do problema a ser tratado pela rede.

Com o objetivo de determinar a probabilidade de insolvência financeira do banco Panamericano, foram utilizadas, além das duas amostras em dois períodos de tempo distintos, três tipos de redes neurais com número de neurônios intermediários e graus de convergência diferentes. Além desses, dois outros modelos de redes neurais artificiais foram considerados por excluir as variáveis macroeconômicas e reais da análise. Tal estudo foi levado em consideração por verificar a hipótese de que a maquiagem no balanço do Panamericano tornaria impossível medir o seu processo de insolvência.

Com relação à quantidade de neurônios existentes na camada intermediária rede neural, essa está de acordo com o que é recomendado por alguns autores especialistas no assunto. De acordo com Corrar, Paulo & Dias Filho (2007), para aplicações mais usuais na área de negócios, uma rede neural deve possuir apenas uma camada intermediária, porém, a quantidade de neurônios que compõem essa camada deve ser estipulada através da experimentação de algumas redes para esta série. Nesse sentido, foram estimados cinco modelos distintos: (i) o primeiro modelo contendo 50 neurônios na camada intermediária e grau de convergência de 0,999, (ii) o segundo, contendo também 50 neurônios na camada intermediária e grau de convergência ligeiramente menor, de 0,99, (iii) em seguida, o terceiro modelo possui 30 neurônios na camada intermediária e 0,95 de grau de convergência. Finalmente, os dois últimos modelos, como afirmado acima, se diferenciam por não considerar as variáveis macroeconômicas, mas, apenas variáveis estritamente financeiras. Assim, (iv) o quarto modelo possui 50 neurônios intermediários e grau de convergência 0,999 e o (v) quinto modelo apresenta 50 neurônios intermediários e grau de convergência de 0,99. Deve-se notar que os procedimentos de (i) a (iii) seguiu o previamente aplicado por Vieira (2010). A figura a seguir apresenta a estrutura da rede neural de maior complexidade (15 neurônios de entrada, uma camada intermediária contendo um número variado de neurônios, um neurônio de saída) utilizada no presente trabalho⁵.

⁵ Apesar do número reduzido de observações, a rede neural apresentou desempenho adequado para o estudo em tela.

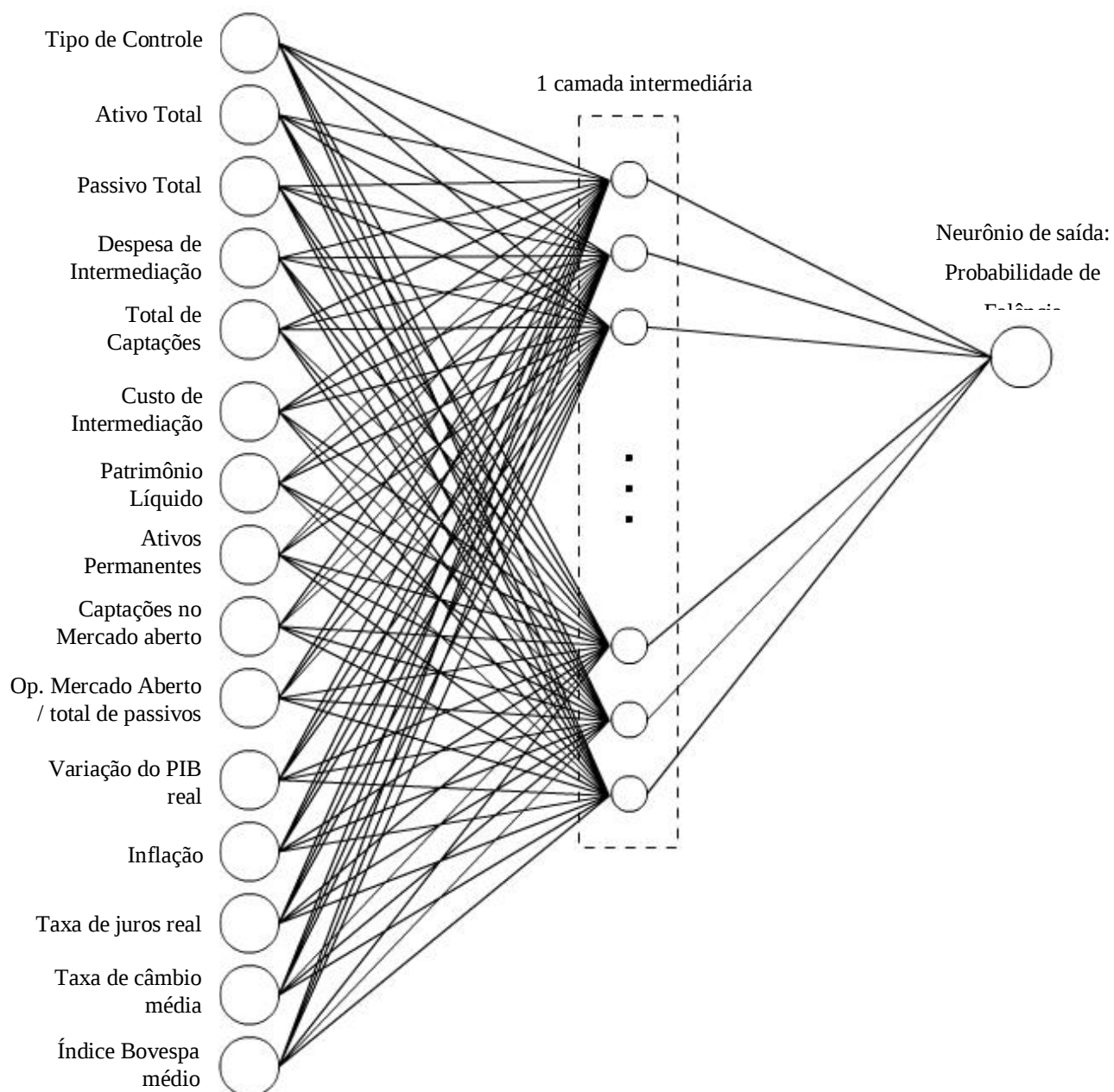


Figura 1. 3: Estrutura da Rede Neural Utilizada
Fonte: Elaboração Própria

2.3. Origem dos dados

Para o presente estudo, a informação necessária para a avaliação de insolvência do banco Panamericano é analisada através das características macroeconômicas do país e das características financeiras dos bancos nos anos de falência ou censura. A justificativa para a inserção de variáveis macroeconômicas no modelo de previsão de insolvência bancária é dada por Li e Zhao (2006) que afirmam que condições macroeconômicas afetam o sistema bancário em um país. Esse fato é ratificado por Hall et al (2008) e Samuelson e Nordhaus (1991) que consideram a taxa de inflação do país como uma *proxy* sobre o desempenho do governo na política de estabilização de preços e considera ainda que a taxa de câmbio e os preços das ações meçam as tendências de mercado no país. As variáveis macroeconômicas utilizadas no presente trabalho estão disponíveis no IBGE, Banco Central, Ipeadata. Os dados que dizem respeito às variáveis particulares de cada banco são disponibilizados no sistema do Banco Central. As variáveis financeiras consideradas seguem o indicado pela literatura e são de grande relevância, pois podem demonstrar informações sobre o estágio de solvência financeira que se encontrava o banco Panamericano antes do aporte do FGC e da venda ao BTG Pactual.

3 Resultados e Discussões

Com o objetivo de medir a probabilidade de falência do Panamericano, os resultados das estimações são apresentados em duas subseções: a primeira parte apresentará os resultados de previsão de falência do Panamericano associado à amostra composta pelos maiores bancos do país. Em seguida, será mostrado o resultado quando da amostragem com os bancos privados insolventes em conjunto com amostra aleatória dos bancos privados. Para cada uma dessas duas subseções, serão adicionadas mais duas que analisarão os resultados para 1 e para 2 anos antes do ano de início do processo de insolvência. As estatísticas básicas das variáveis estão disponíveis do apêndice A.

3.1. Previsão de Falência I: Modelos de avaliação de insolvência do banco Panamericano comparado com as maiores instituições privadas

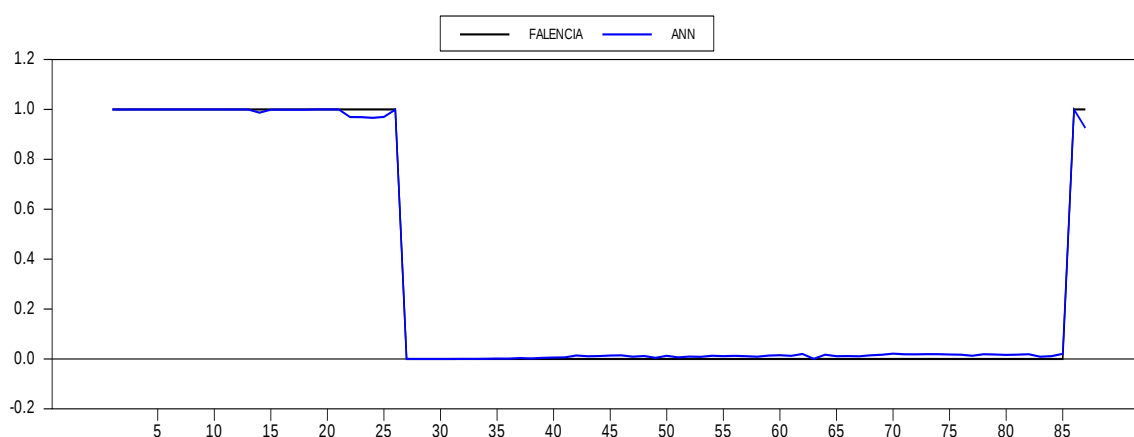
Para analisar o poder de previsão de falência bancária do Panamericano, foram utilizados dez modelos de redes neurais artificiais para cada processo de amostragem, sendo os cinco primeiros utilizados para realizar avaliações um ano antes do processo de insolvência e os demais utilizados para estimar avaliações dois anos antes. A combinação de variáveis e a especificação dos modelos de redes neurais obedeceram, estritamente, o indicado por Vieira (2010) com o objetivo de verificar se com a mesma ferramenta seria possível também avaliar o caso do banco Panamericano.

(i) Modelos de avaliação de insolvência do banco Panamericano comparado com as maiores instituições privadas – Conjunto de dados um ano antes

Nas figuras abaixo, a linha escura mostra os dados observados no processo de insolvência bancária brasileira (falência) e a linha azulada apresenta os resultados da rede neural após o processo de treinamento e teste (ANN). Vale ainda considerar que as primeiras 26 observações dizem respeito aos bancos insolventes enquanto as 57 seguintes são referentes às observações dos bancos solventes. Todas elas, juntas, foram utilizadas no processo de aprendizagem da rede neural. As quatro últimas observações (84-87), tanto da série falência

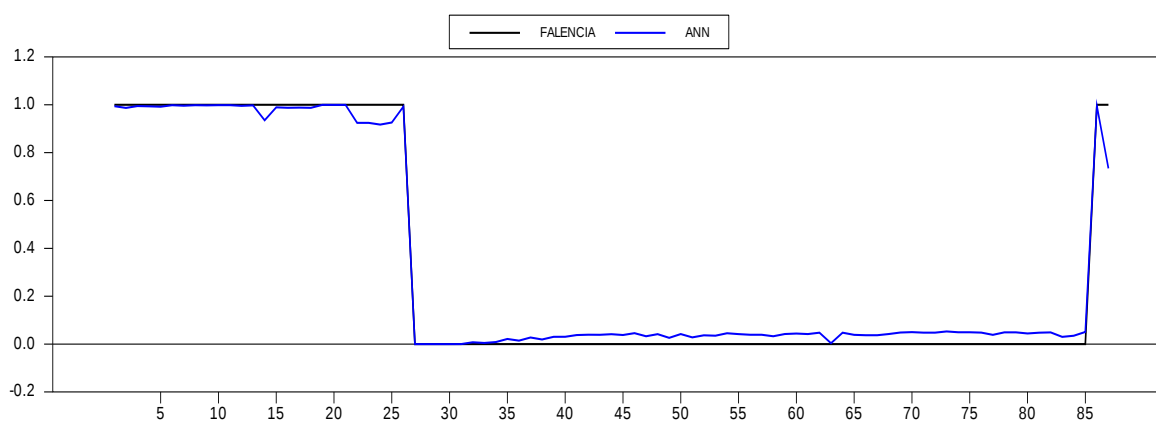
quanto da série ANN, compõem o conjunto de informações utilizado no processo de teste da rede, em que a observação 86 diz respeito ao banco Santos e a observação 87, ao Panamericano. Os gráficos abaixo mostram os desempenhos das redes neurais. Deve-se observar que utilizou-se o valor 0 para os bancos solventes e o valor 1 para os bancos insolventes.

Gráfico 1. 1: Modelo de previsão de falência do Panamericano 1: um ano antes. Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50



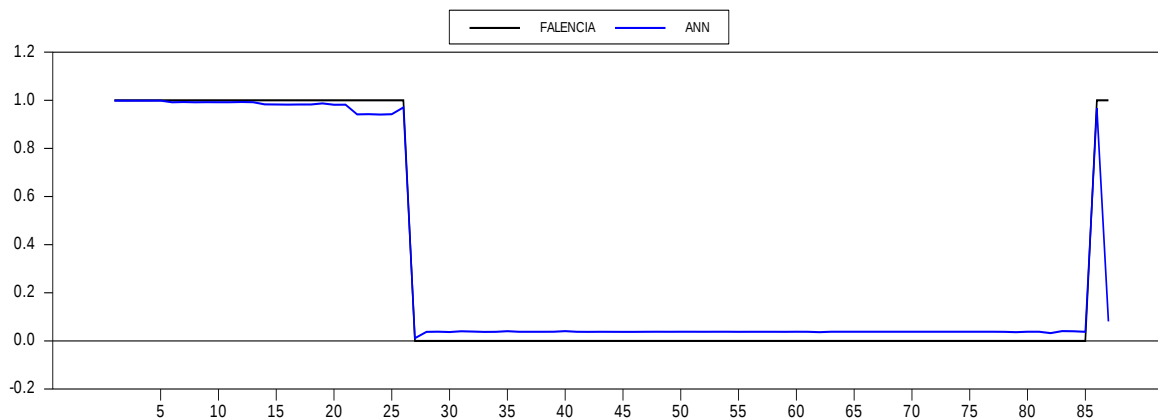
Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 1. 2: Modelo de previsão de falência do Panamericano 2: um ano antes. Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50



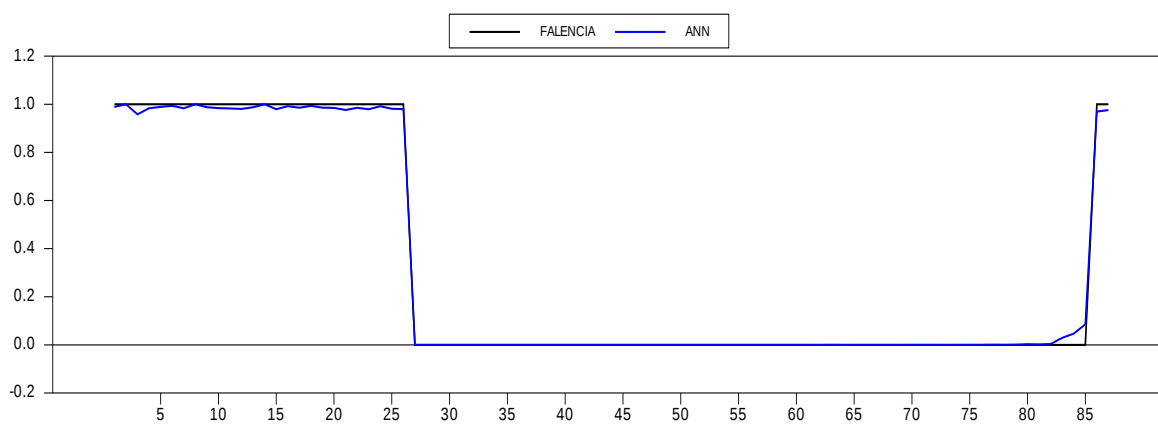
Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 1. 3: Modelo de previsão de falência do Panamericano 3: um ano antes. Grau de convergência: 0,95. Neurônios intermediários: 30



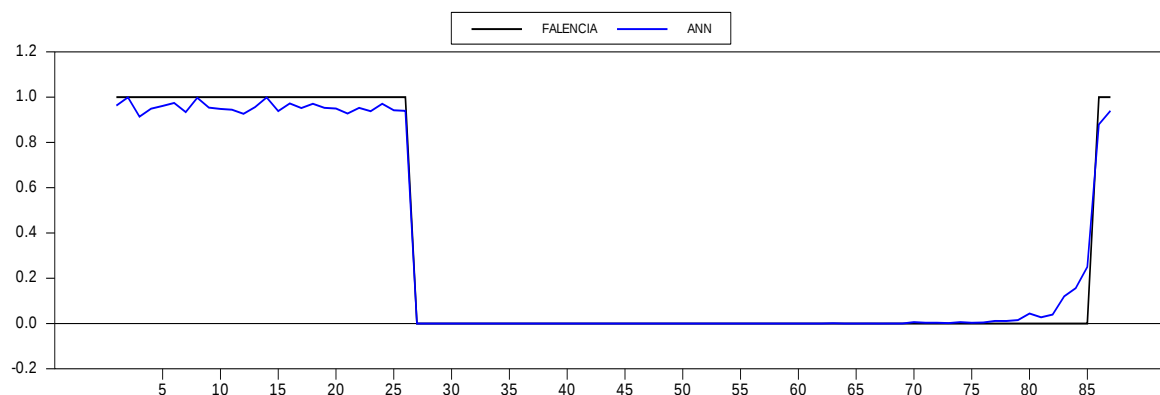
Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 1. 4: Modelo de previsão de falência do Panamericano 4: um ano antes, desconsiderando as variáveis macroeconômicas. Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50



Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 1. 5: Modelo de previsão de falência do Panamericano 5: um ano antes, desconsiderando as variáveis macroeconômicas. Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50



Fonte: Elaboração Própria

Os cinco gráficos apresentados acima mostram um forte grau de ajustamento da rede neural aos dados originais. Tal fato pode ser observado pela proximidade entre as linhas escura e azulada. A explicação para esse fato é dada pela existência de relações não lineares entre as variáveis. Em todos, os casos, como será mostrado em seguida, o modelo apresentou performance adequada quando realizada a análise dentro da amostra.

A utilidade dos modelos de redes neurais artificiais como potencial sistema de *early warning* será testada utilizando-se o seguinte procedimento de classificação: a probabilidade estimada de um banco entrar em estado de insolvência, dados os indicadores daquele banco, é comparada com um valor de corte (nesse caso, assume-se 10%, de acordo com proposto por Vieira (2010)). Se essa probabilidade for maior que o valor de corte, o banco será classificado como provável insolvência (ou banco com problemas) e se essa probabilidade for menor que o corte, o banco será classificado como uma insolvência improvável.

Como nos demais estudos sobre previsão de falência bancária, um erro tipo I é definido como a classificação equivocada de um banco insolvente como um banco solvente e um erro tipo II é definido como a classificação errada de um banco solvente como um banco insolvente. Segundo a literatura, o erro tipo I é considerado mais grave para o sistema financeiro do que

um erro do tipo II em um processo de *early warning*. Segundo Rocha (1999), prever que um banco vai sobreviver quando, na verdade, ele entra em processo de liquidação implica demora na resolução e, conseqüentemente, maiores custos. A autora afirma ainda que uma vez que os recursos para o exame dos bancos são escassos, os erros tipo II também devem ser minimizados a fim de evitar exames desnecessários. A autora conclui por afirmar que se um erro do tipo II se tornar público, um processo de corrida ao banco classificado erroneamente como insolvente pode gerar problemas para um banco que era, efetivamente, solvente. A tabela abaixo apresenta os resultados de classificação obtidos utilizando-se os modelos estimados nos conjuntos de dados de um ano atrás para avaliações dentro da amostra (essas avaliações consideram os dados das observações utilizadas para o treinamento da rede neural) e fora da amostra (essas avaliações consideram os dados das observações utilizadas no processo de teste da rede neural). Os dados entre parênteses dizem respeito ao número de bancos solvente e insolventes utilizados na estimação do modelo, respectivamente.

Tabela 1. 1: Resultados de classificação para dados dentro e fora da amostra

Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3		Modelo 4		Modelo 5	
Variáveis utilizadas: Variação real do PIB, taxa de inflação, taxa de juros, taxa de câmbio média, índice Bovespa médio, total de ativos do banco, total de passivos, despesas de intermediação, total de captações, custo de intermediação (participação do total das despesas de intermediação em relação captação total), patrimônio líquido, ativos permanentes, total de captações em mercado aberto, participação das operações de mercado aberto no total de passivos e tipo de controle						Variáveis utilizadas: Total de ativos do banco, total de passivos, despesas de intermediação, total de captações, custo de intermediação (participação do total das despesas de intermediação em relação captação total), patrimônio líquido, ativos permanentes, total de captações em mercado aberto, participação das operações de mercado aberto no total de passivos e tipo de controle			
Especificações do Modelo: Nível de convergência da Série: 0.999 Quantidade de Neurônios Intermediários: 50		Especificações do Modelo: Nível de convergência da Série: 0.99 Quantidade de Neurônios Intermediários: 50		Especificações do Modelo: Nível de convergência da Série: 0.95 Quantidade de Neurônios Intermediários: 30		Especificações do Modelo: Nível de convergência da Série: 0.999 Quantidade de Neurônios Intermediários: 50		Especificações do Modelo: Nível de convergência da Série: 0.99 Quantidade de Neurônios Intermediários: 50	
Resultados dentro da amostra									
Erro tipo I: 0 (57,26)	Erro tipo II: 0 (57,26)	Erro tipo I: 0 (57,26)	Erro tipo II: 0 (57,26)	Erro tipo I: 0 (57,26)	Erro tipo II: 0 (57,26)	Erro tipo I: 0 (57,26)	Erro tipo II: 0 (57,26)	Erro tipo I: 0 (57,26)	Erro tipo II: 1 (57,26)
Resultados fora da amostra									
Erro tipo I: 0 (2,2)	Erro tipo II: 0 (2,2)	Erro tipo I: 0 (2,2)	Erro tipo II: 0 (2,2)	Erro tipo I: 1 (2,2)	Erro tipo II: 0 (2,2)	Erro tipo I: 0 (2,2)	Erro tipo II: 0 (2,2)	Erro tipo I: 0 (2,2)	Erro tipo II: 0 (2,2)

Fonte: Elaboração Própria

Através da análise da tabela acima, é possível observar que para todos os casos, o modelo de redes neurais artificiais apresentou performance adequada, gerando apenas um erro do tipo II dentro da amostra e um erro do tipo I fora dela. Contudo, deve-se notar que o erro do Modelo 5 mostra indícios de insolvência no Banco Schahin, que foi adquirido pelo banco BMG em julho de 2011. No que diz respeito especificamente ao banco Panamericano, apesar da maquiagem efetuada no seu balanço, todos os modelos, a exceção do modelo 3, com menor grau de convergência, identificaram padrão indicativo de insolvência do banco. A tabela abaixo apresenta o erro quadrático médio dos modelos e, a seguir, a probabilidade percentual de insolvência do banco Panamericano.

Tabela 1. 2 :Erro quadrático médio dos modelos

Modelo	Erro Quadrático Médio dentro da amostra	Erro Quadrático Médio fora da amostra	Erro Quadrático Médio total	Probabilidade Percentual de insolvência do Panamericano
Modelo 1 (completo)	0,0124	0,0390	0,0147	92,57%
Modelo 2 (completo)	0,0361	0,1364	0,0458	73,42%
Modelo 3	0,0353	0,4597	0,1044	8,33%
Modelo 4 (apenas variáveis financeiras)	0,0097	0,0055	0,0147	97,61%
Modelo 5 (apenas variáveis financeiras)	0,0318	0,0525	0,0466	93,96%

Fonte: Elaboração Própria

Analisando a tabela acima, pode-se observar que os modelos com maior complexidade na sua estrutura (maior nível de convergência e maior quantidade de neurônios intermediários) apresentam melhor desempenho quando comparado aos demais. Não apenas quando se considera a probabilidade de insolvência do banco Panamericano, mas também em termos de erros quadráticos médios. Dessa forma, pode-se afirmar que, embora os neurônios de entrada desse modelo possuam alto grau de correlação linear entre si (tal afirmação vale, fundamentalmente para o modelo 4, em que a correlação entre as variáveis pode ultrapassar +0,9), ainda assim, esses modelos apresentam alta eficiência na previsão de insolvência do banco Panamericano ocorrida em novembro de 2010, uma vez que conseguem identificar as relações não lineares presentes entre as variáveis.

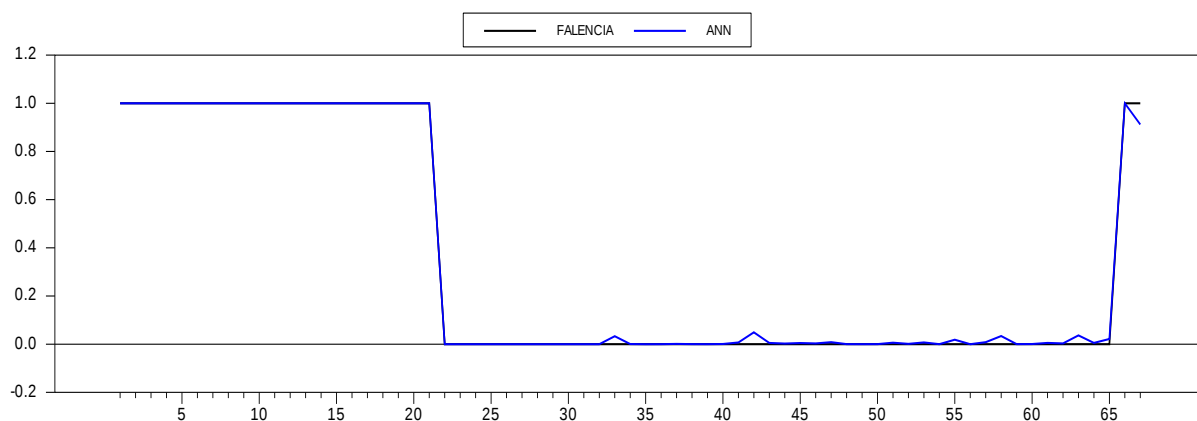
Um ponto que deve ser elucidado se refere ao desempenho do modelo de complexidade intermediária (50 neurônios intermediários e grau de convergência de 0,99). De forma idêntica ao encontrado por Vieira (2010), o modelo não apresentou erro do tipo I dentro ou fora da amostra. Dessa forma, embora o tamanho da amostra utilizada nesse trabalho seja maior quando comparado ao trabalho da autora, o resultado prevaleceu idêntico.

- (ii) Modelos de avaliação de insolvência do banco Panamericano comparado com as maiores instituições privadas – Conjunto de dados dois anos antes

De forma semelhante ao que foi observado com a base de dados de um ano antes, nas figuras abaixo, a linha escura mostra os dados observados no processo de insolvência bancária brasileira (falência) e a linha azulada apresenta os resultados da rede neural após o processo de treinamento (ANN). É importante notar que, com a avaliação 24 meses antes, foram perdidos dados sobre os bancos insolventes já que não existem estatísticas disponíveis no ano de 1994 na base de dados do Banco Central. Dessa forma, as primeiras 21 observações dizem respeito aos bancos insolventes enquanto as 42 seguintes são referentes às observações dos bancos solventes. Ainda de forma semelhante ao que foi visto para a fase de teste dos modelos com avaliação para 12

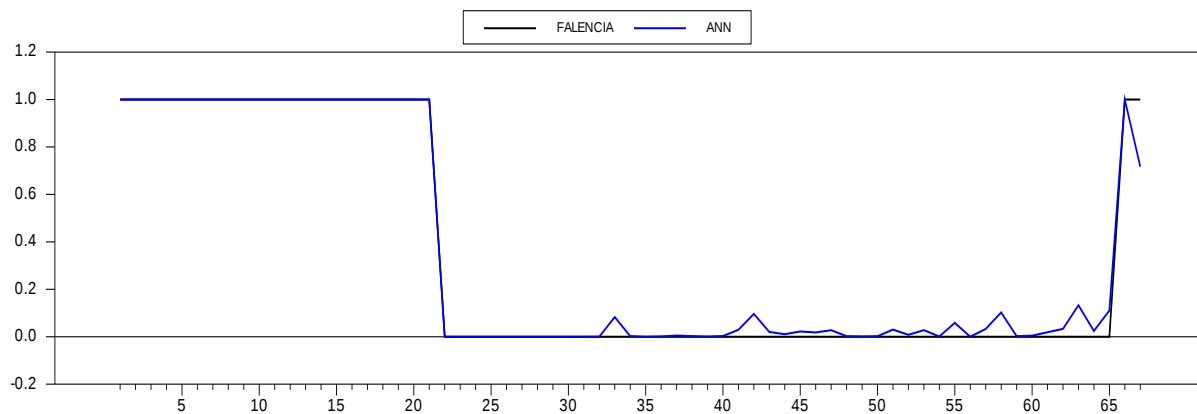
meses, considerou-se as 4 últimas observações (64-67) como as variáveis teste em que as observações 66 e 67 dizem respeito aos bancos Santos e Panamericano, respectivamente. Os gráficos abaixo mostram os desempenhos das redes neurais.

Gráfico 1. 6: Modelo de previsão de falência do Panamericano 1: dois anos antes. Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50



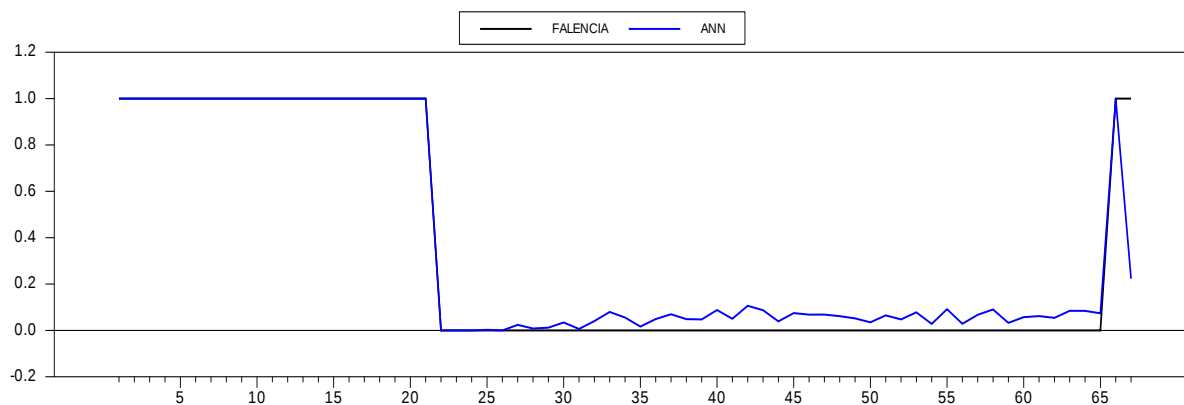
Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 1. 7: Modelo de previsão de falência do Panamericano 2: dois anos antes. Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50



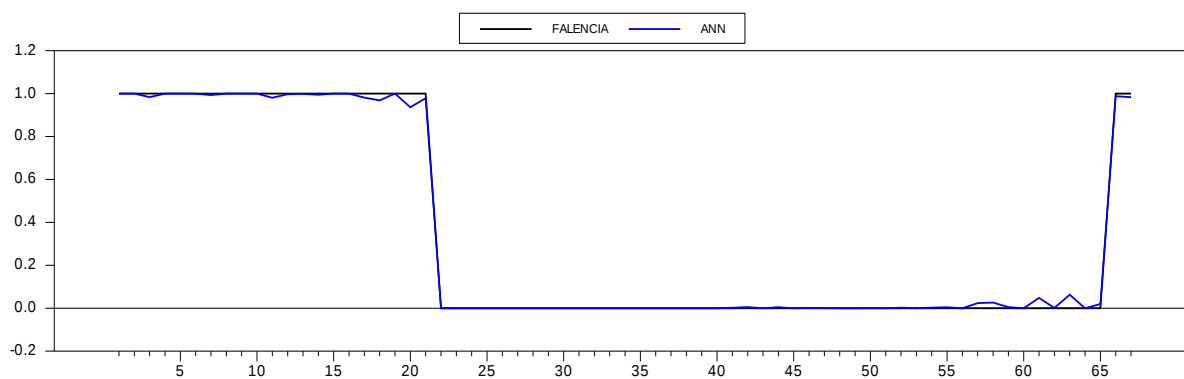
Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 1. 8: Modelo de previsão de falência do Panamericano 3: dois anos antes. Grau de convergência: 0,95. Neurônios intermediários: 30



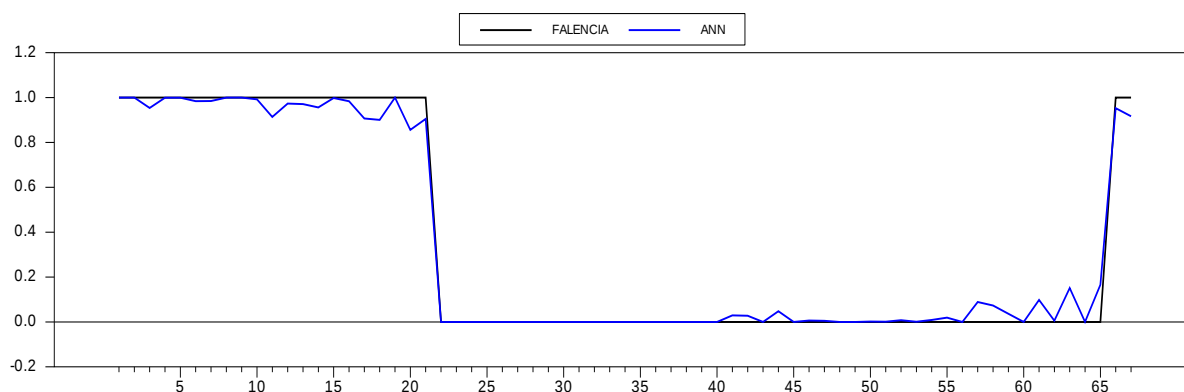
Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 1. 9: Modelo de previsão de falência do Panamericano 4: dois anos antes, desconsiderando as variáveis macroeconômicas. Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50



Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 1. 10: Modelo de previsão de falência do Panamericano 4: dois anos antes, desconsiderando as variáveis macroeconômicas. Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50



Fonte: Elaboração Própria

Uma análise superficial dos gráficos acima apresentados mostra que, de forma semelhante ao que foi observado na análise de um ano antes, o modelo 3 (com 30 neurônios intermediários e grau de convergência de 0,95) apresenta desempenho inferior ao observado nos demais modelos de redes neurais artificiais, embora, diferentemente do observado anteriormente, nesse caso, o modelo consegue evidenciar algum risco de insolvência bancária para o caso do Panamericano. As tabelas abaixo sintetizam as informações dos modelos estimados, mostrando os erros do tipo I e II, os erros quadráticos médios dentro e fora da amostra e a probabilidade percentual de insolvência do Panamericano.

Tabela 1. 3 : Resultados dentro e fora da amostra

Modelo	Resultados dentro da amostra		Resultados fora da amostra	
	Erro do tipo I	Erro do tipo II	Erro do tipo I	Erro do tipo II
Modelo 1 (completo)	0 (42, 21)	0 (42, 21)	0 (2, 2)	0 (2, 2)
Modelo 2 (completo)	0 (42, 21)	1 (42, 21)	0 (2, 2)	1 (2, 2)
Modelo 3	0 (42, 21)	1 (42, 21)	0 (2, 2)	0 (2, 2)
Modelo 4 (apenas variaveis financeiras)	0 (42, 21)	0 (42, 21)	0 (2, 2)	0 (2, 2)
Modelo 5 (apenas variaveis financeiras)	0 (42, 21)	1 (42, 21)	0 (2, 2)	1 (2, 2)

Fonte: Elaboração Própria

Tabela 1 – Erro quadrático médio dos modelos

Modelo	Erro Quadrático Médio dentro da amostra	Erro Quadrático Médio fora da amostra	Erro Quadrático Médio total	Probabilidade Percentual de insolvência do Panamericano
Modelo 1 (completo)	0,0103	0,0454	0,0149	91,20%
Modelo 2 (completo)	0,0295	0,1525	0,0470	71,69%
Modelo 3	0,0458	0,3923	0,1056	22,34%
Modelo 4 (apenas variáveis financeiras)	0,0150	0,0142	0,0150	98,32%
Modelo 5 (apenas variáveis financeiras)	0,0425	0,0957	0,0474	91,66%

Fonte: Elaboração Própria

É possível observar através dos resultados mostrados nas tabelas acima que, novamente, os modelos que possuem maior complexidade em sua estrutura (modelos 1 e 4) apresentaram desempenhos satisfatórios no que diz respeito à ausência de erros de tipo I e II. Além disso, é necessário afirmar que, para a previsão de período mais alongado, não houve qualquer indício de erros do tipo I, tanto dentro quanto fora da amostra. Dessa forma, é possível enfatizar o poder do modelo de redes neurais como preditor de insolvência bancária no Brasil. Finalmente, no que tange à avaliação da probabilidade de falência do Panamericano, todos os modelos apresentaram indícios de insolvência do banco, apesar do balanço contabilmente alterado e do maior horizonte temporal. Finalmente, deve-se observar que o modelo 4, com apenas variáveis financeiras apresentou maior poder de previsão quando comparado ao modelo 1. Tal fato pode ser

explicado pois, de acordo com literatura, as variáveis macroeconômicas afetam indistintamente todos os intermediários financeiros de um determinado país.

3.2. Previsão de Falência II: Modelos de avaliação de insolvência do banco Panamericano comparado com amostra aleatória de instituições privadas

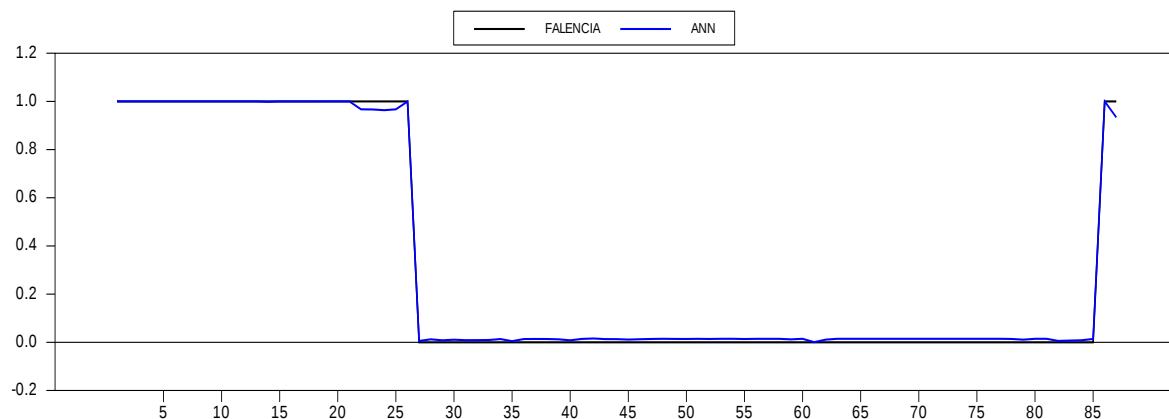
De forma semelhante aos modelos de redes neurais estimados na análise de falência bancária utilizando os maiores bancos privados como base de comparação, essa seção objetiva analisar o desempenho dos mesmos modelos quando associados a um processo de amostragem aleatória dos bancos privados solventes. Assim, de forma idêntica ao analisado por Vieira (2010), tem-se por finalidade analisar se o processo de escolha dos bancos solventes que irão compor a amostra influenciará nos resultados da rede neural.

Nesse sentido, os cinco modelos de redes neurais estimados anteriormente foram re-estimados com base na segunda amostra. A seção seguinte apresenta os principais resultados da estimação para o horizonte temporal de 12 meses. Em seguida, será apresentada, uma avaliação para o período de 24 meses antes do processo de insolvência. Mais uma vez, para todos os casos, a linha escura mostra os dados observados no processo de insolvência bancária brasileira (falência) e a linha azulada apresenta os resultados da rede neural após o processo de treinamento (ANN).

- (i) Modelos de avaliação de insolvência do banco Panamericano comparado com amostra aleatória de instituições privadas – Conjunto de dados um ano antes

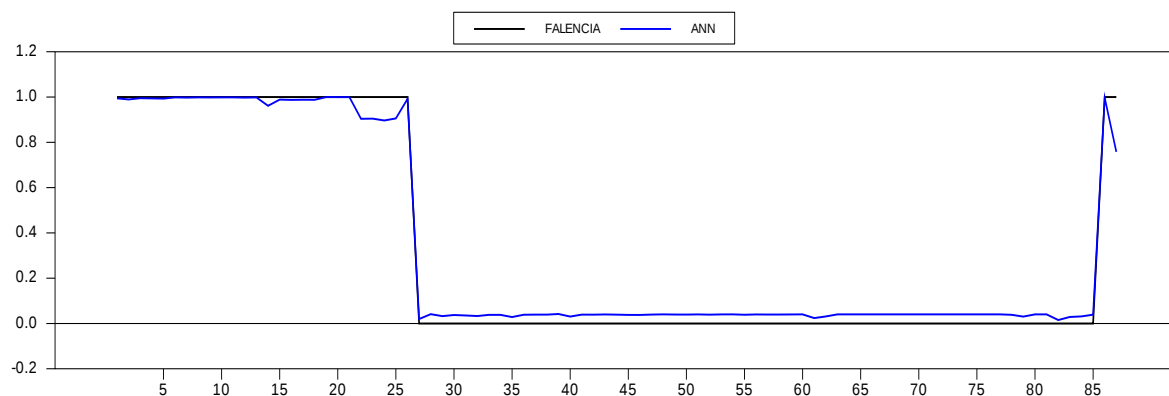
De forma idêntica ao que foi realizado anteriormente, nos gráficos abaixo apresentam os resultados das estimações realizadas para os cinco modelos previamente especificados. Em seguida, as tabelas apresentam as informações dos modelos estimados, mostrando os erros do tipo I e II, os erros quadráticos médios dentro e fora da amostra e a probabilidade percentual de insolvência do Panamericano.

Gráfico 1. 11: Modelo de previsão de falência do Panamericano 1: um ano antes. Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50



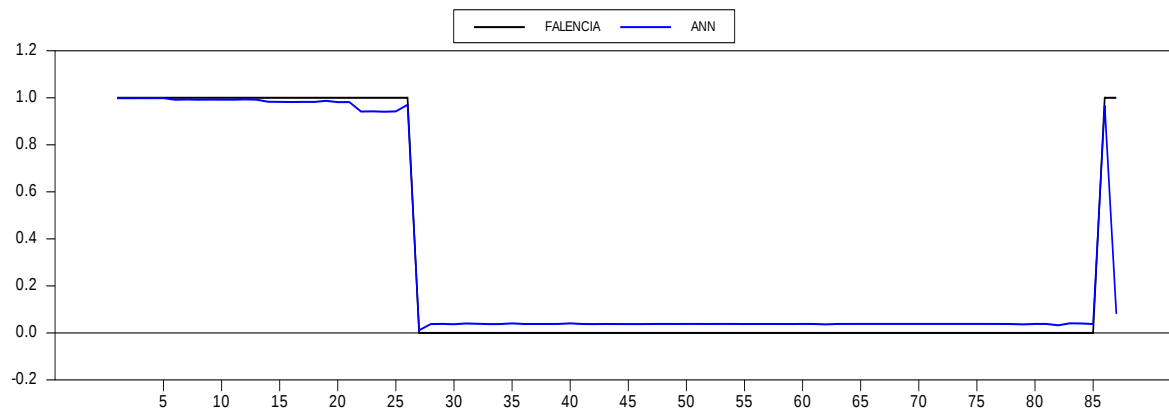
Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 1. 12: Modelo de previsão de falência do Panamericano 2: um ano antes. Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50



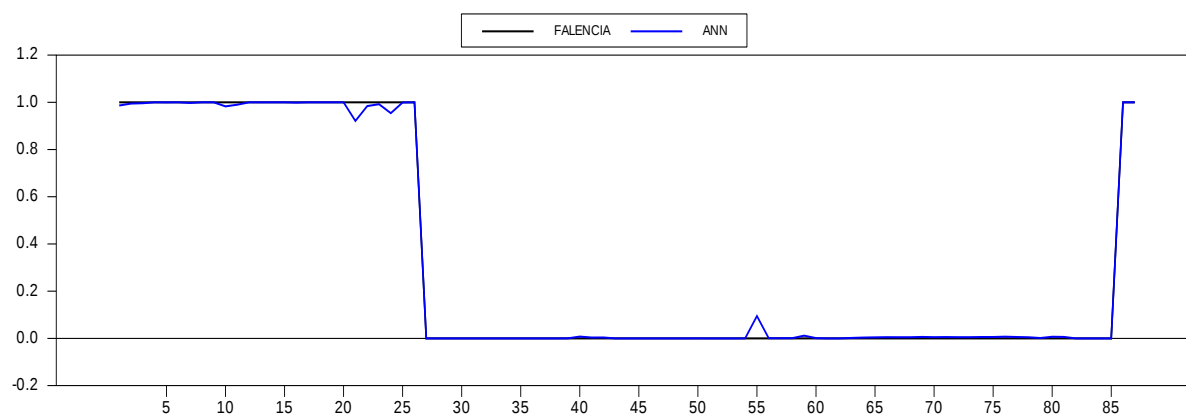
Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 1. 13: Modelo de previsão de falência do Panamericano 3: um ano antes. Grau de convergência: 0,95. Neurônios intermediários: 30



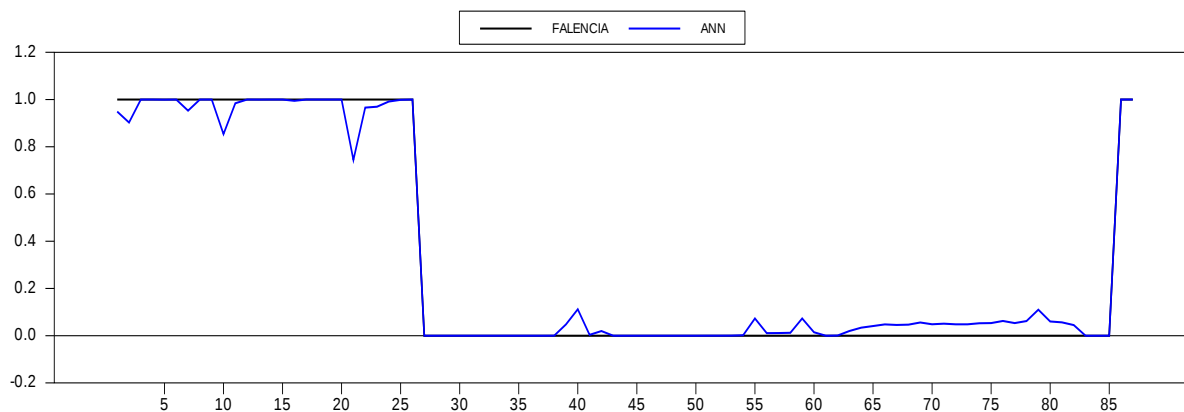
Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 1. 14: Modelo de previsão de falência do Panamericano 4: um ano antes, desconsiderando as variáveis macroeconômicas. Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50



Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 1. 15: Modelo de previsão de falência do Panamericano 4: um ano antes, desconsiderando as variáveis macroeconômicas. Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50



Fonte: Elaboração Própria

Tabela 1. 4 :Resultados dentro e fora da amostra

Modelo	Resultados dentro da amostra		Resultados fora da amostra	
	Erro do tipo I	Erro do tipo II	Erro do tipo I	Erro do tipo II
Modelo 1 (completo)	0 (57, 26)	0 (57, 26)	0 (2, 2)	0 (2, 2)
Modelo 2 (completo)	0 (57, 26)	0 (57, 26)	0 (2, 2)	0 (2, 2)
Modelo 3	0 (57, 26)	0 (57, 26)	1 (2, 2)	0 (2, 2)
Modelo 4 (apenas variáveis financeiras)	0 (57, 26)	0 (57, 26)	0 (2, 2)	0 (2, 2)
Modelo 5 (apenas variáveis financeiras)	0 (57, 26)	2 (57, 26)	0 (2, 2)	0 (2, 2)

Fonte: Elaboração Própria

Tabela 1. 5 : Erro quadrático médio dos modelos

Modelo	Erro Quadrático Médio dentro da amostra	Erro Quadrático Médio fora da amostra	Erro Quadrático Médio total	Probabilidade Percentual de insolvência do Panamericano
Modelo 1 (completo)	0,0131	0,0023	0,0128	93,38%
Modelo 2 (completo)	0,0383	0,0305	0,0380	75,80%
Modelo 3	0,0344	0,4243	0,0970	8,10%
Modelo 4 (apenas variáveis financeiras)	0,0151	0,00	0,0148	100%
Modelo 5 (apenas variáveis financeiras)	0,0478	0,00	0,0467	100%

Fonte: Elaboração Própria

A partir das informações acima, pode-se observar que, novamente, os modelos de estrutura mais complexa apresentaram desempenho superior aos demais modelos. Nesse sentido, deve-se notar ainda que o Modelo 4, além de não apresentar qualquer tipo de erro, indica, com 100% de certeza, a insolvência do Panamericano 1 ano antes do seu processo de falência.

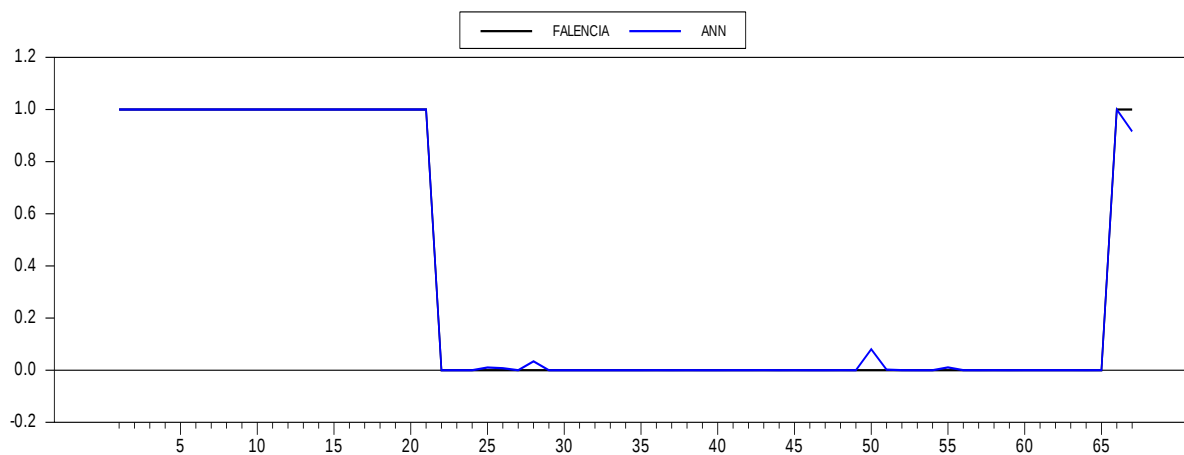
No que diz respeito aos modelos 3 e 5, nota-se que os resultados apresentados são similares aos mostrados quando da análise com a amostra composta pelos maiores bancos, sendo a diferença observada no número de erros do tipo II para o caso do modelo 5. Finalmente, deve-se observar que o modelo 3, assim como no caso da amostra anterior, não apresentou evidências de falência bancária para o Panamericano.

Mostrando-se, dessa forma, um indicador pouco eficiente como ferramenta de *early warning*.

- (ii) Modelos de avaliação de insolvência do banco Panamericano comparado com amostra aleatória de bancos – Conjunto de dados dois anos antes

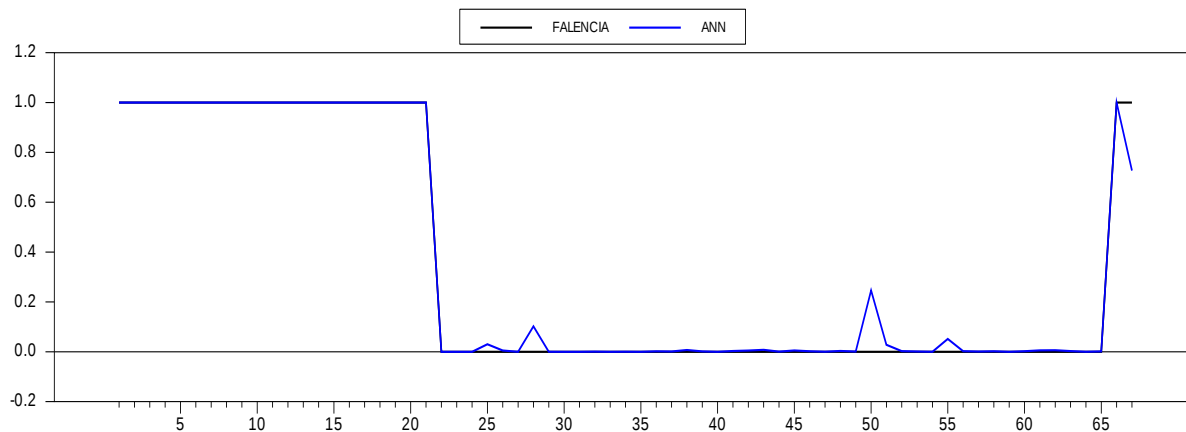
Por fim, de forma idêntica ao que foi observado com a amostra dos maiores bancos, a avaliação 24 meses antes, terá um número menor de bancos em sua amostra utilizada para o processo de treinamento (42 solventes e 21 insolventes). Os gráficos abaixo mostram os desempenhos das redes neurais.

Gráfico 1. 16: Modelo de previsão de falência do Panamericano 1: dois anos antes. Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50



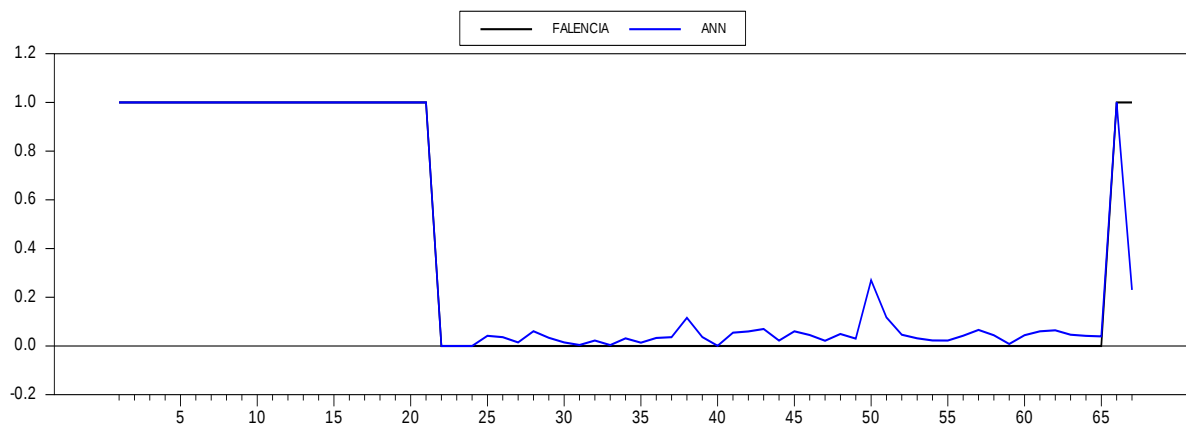
Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 1. 17: Modelo de previsão de falência do Panamericano 2: dois anos antes. Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50



Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 1. 18: Modelo de previsão de falência do Panamericano 3: dois anos antes. Grau de convergência: 0,95. Neurônios intermediários: 30



Fonte: Elaboração Própria

De forma bastante próxima ao realizado nos três itens anteriores, é possível observar que o modelo 3 (30 neurônios intermediários e grau de convergência de 0,95) apresenta ajustamento menor à série de dados original, enquanto o modelo de estrutura mais complexa (modelo 1), novamente, apresenta maior ajustamento aos dados. Deve-se

notar que, para a avaliação 24 meses antes, os modelos 4 e 5 não apresentaram a convergência necessária, o que implica que durante o processo de treinamento a rede neural deve ter encontrado um mínimo local. As tabelas abaixo sintetizam os resultados das estimações.

Tabela 1. 6: Resultados dentro e fora da amostra

Modelo	Resultados dentro da amostra		Resultados fora da amostra	
	Erro do tipo I	Erro do tipo II	Erro do tipo I	Erro do tipo II
Modelo 1 (completo)	0 (42, 21)	0 (42, 21)	0 (2, 2)	0 (2, 2)
Modelo 2 (completo)	0 (21, 42)	2 (21, 42)	0 (2, 2)	0 (2, 2)
Modelo 3	0 (21, 42)	3 (21, 42)	0 (2, 2)	0 (2, 2)

Fonte: Elaboração Própria

Tabela 1. 7 : Erro quadrático médio dos modelos

Modelo	Erro Quadrático Médio dentro da amostra	Erro Quadrático Médio fora da amostra	Erro Quadrático Médio total	Probabilidade Percentual de insolvência do Panamericano
Modelo 1 (completo)	0,0112	0,0421	0,0150	91,58%
Modelo 2 (completo)	0,0347	0,1365	0,0474	72,70%
Modelo 3	0,0505	0,3854	0,1061	23,02%

Fonte: Elaboração Própria

De forma análoga ao que foi observado para a amostra com os maiores bancos, os modelos 2 e 3 apresentaram erros do tipo II dentro da amostra. Assim, de forma idêntica ao que ocorreu para o primeiro tipo de amostragem e para os dois prazos de avaliação de insolvência, o modelo com maior complexidade não apresentou qualquer tipo de erro

e ainda mostra uma probabilidade de 91,58% de insolvência bancária para o Panamericano.

3.3. Comparações entre os modelos

A partir dos resultados dos desempenhos dos modelos para os dois processos de amostragem considerando dois horizontes temporais distintos, é possível verificar que, dentre as redes neurais utilizadas para estimar risco de falência bancária, o modelo que considera uma maior quantidade de neurônios nas camadas intermediárias se destaca por possuir maior poder preditivo tanto dentro como fora da amostra quando comparado com os demais, além de possuir menor erro quadrático médio da previsão e atribuir maior probabilidade de insolvência ao Panamericano. O quadro a seguir mostra as atuações dos melhores modelos para os dois tipos de amostras especificadas. Para tanto, foi considerado o seguinte critério de desempate: menor quantidade de erro do tipo I, menor quantidade de erro do tipo II, maior probabilidade de insolvência do Panamericano, menor erro quadrático médio total. Tal procedimento foi adotado pois, embora contrarie à literatura que afirma que a melhor rede está associada ao menor erro quadrático médio, erros do tipo I representam, no setor bancário, fortes custos para a autoridade monetária. Além disso, deve-se notar ainda que redes neurais com estruturas mais complexas terão, necessariamente, menores erros quadráticos médios.

Quadro 1. 2: Modelos de melhor desempenho

Amostragem: Grandes Bancos		Amostragem Aleatória	
12 meses antes	24 meses antes	12 meses antes	24 meses antes
Modelo 4	Modelo 4	Modelo 4	Modelo 1

Fonte: Elaboração Própria

A partir das informações mostradas no quadro, é possível observar que o Modelo 4 (grau de convergência de 0,999 e 50 neurônios na camada intermediária) possui melhor performance quando comparado aos demais modelos. Note-se ainda que, embora esse modelo seja o mais indicado para ser utilizado no caso da amostra com grandes bancos e horizonte temporal de 12 meses, ele não apresentou convergência no caso da amostra aleatória no horizonte temporal de 24 meses. Além disso, deve-se observar que o

modelo 1, composto por todas as variáveis e previamente utilizado por Vieira (2010), se apresentou sempre como pelo menos segundo melhor modelo, sendo a diferença entre os dois dado pela maior probabilidade de insolvência do Panamericano prevista pelo modelo 4.

Finalmente, a fim de verificar a previsibilidade de insolvência do banco Panamericano, o quadro abaixo apresenta as probabilidades de falência de acordo com os modelos de melhor desempenho. Através dele, é possível observar que as redes neurais artificiais apontavam uma probabilidade de insolvência superior a 90%, mesmo considerando um balanço alterado e um horizonte temporal maior.

Quadro 1. 3 : Probabilidade de falência do banco Panamericano

Amostragem: Grandes Bancos		Amostragem Aleatória	
12 meses antes	24 meses antes	12 meses antes	24 meses antes
Modelo 4	Modelo 4	Modelo 1	Modelo 1
Probabilidade de falência			
97,61%	98,32%	100%	91,58%

Fonte: Elaboração Própria

4. Conclusões

Os efeitos da crise financeira, que teve seu ápice no ano de 2008, foram sentidos por todos os integrantes do sistema financeiro internacional. Uma das razões para esse impacto foi os repasses feitos pelos bancos norte-americanos de uma parte significativa dos títulos de dívida dos clientes *sub-prime* a outros integrantes do sistema financeiro. Esses ativos teriam sido transferidos a diversos intermediários internacionais que classificavam os papéis como arriscados, mas de altos rendimentos para o credor (Cherubine, 2009). Como resultado da crise financeira, muitos bancos privados em todo o mundo sofreram processo de liquidação ou foram passivos de intervenção do poder público a fim de manter sua solvência financeira.

Para o sistema financeiro brasileiro não foi diferente. Com a fraude contábil decretada em novembro de 2010, o Banco Panamericano recebeu do Fundo Garantidor de Crédito dois aportes de R\$ 2,5 bilhões e R\$ 1,5 bilhão a fim de resolver problemas de insolvência financeira nas áreas de crédito insubsistente, passivos não registrados de operações de cessão liquidados ou referenciados, irregularidades na constituição de provisões de perdas de crédito, marcação de mercados e outros ajustes.

Considerando a dimensão do problema do banco, que absorveu 10% do total de fundos disponíveis pelo Fundo Garantidor de Crédito, o trabalho em tela treinou duas redes neurais compostas por variáveis explicativas distintas (neurônios de entrada), além de analisar esses mesmos modelos para dois processos de amostragem diferentes. O estudo verificou que, independentemente da amostra utilizada, o modelo que apresentou o melhor poder preditivo de falência do Banco Panamericano, tanto com 12 quanto com 24 meses de antecedência, é composto por variáveis com alto grau de correlação linear. Tal fato pode ser explicado seu poder de aproximação e ajuste a qualquer função não-linear a qualquer grau de precisão.

O resultado do bom desempenho no ajustamento da rede neural para o processo de avaliação de falência do Panamericano, chegando a atingir, em alguns casos, probabilidade de 100% de falência, mostra a grande eficiência dessa ferramenta como instrumento de *early warning* para órgãos normativos do sistema financeiro. Para os

casos dos três tipos de amostra, pôde-se observar que os modelos computacionais apresentaram baixo erro de previsão tanto para dados dentro como para observações fora da amostra.

Os resultados encontrados nesse trabalho ratificam aqueles encontrados na literatura internacional, em que as redes neurais apresentam melhor desempenho quando comparadas a outros métodos de previsão, como os modelos logit ou probit. Uma crítica que pode ser feita à metodologia diz respeito a sua estrutura em “caixa preta”, que não permite a verificação dos determinantes individuais de crise bancária.

Contudo, é importante mencionar que os modelos de redes neurais artificiais possibilitaram prever a probabilidade de falência do Panamericano com erros mínimos. O método se destaca ainda pela sua flexibilidade: os modelos de RNA possuem a habilidade de superar as limitações dos dados, como observado no presente trabalho, além de reconhecer e compreender padrões e mudanças nas variáveis.

Referências

- Acemoglu, D., P. Aghion, F. Zilibotti. **Distance to frontier, selection, and economic growth**. Working Paper No. 9066. National Bureau of Economic Growth.
- Acharya, V. **A Theory of Systemic Risk and Design of Prudential Bank Regulation**, Working Paper, London Business School, 2001.
- Adachi, A, Romero, C. (2011), **Rombo no Panamericano vai a R\$ 4 bilhões e BTG faz oferta**, 28 de janeiro. Página consultada em 20 de abril de 2012 <http://www.valor.com.br/arquivo/869871/rombo-no-panamericano-vai-r-4-bi-e-btg-faz-oferta>
- Alexander, C. **Model of Markets**, BM&F, 2007.
- Arnaud, A. **Abordagem Híbrida para Otimização de Redes Neurais Artificiais para Previsão de Séries Temporais**. UFPE, Dissertação de Mestrado, 2007.
- Bagehot, W. **Lombard Street**, 1962 ed. Irwin, Homewood, IL, 1873.
- Baer, W., **A Economia Brasileira**, Editora Nobel, 2009
- Barnhill, T. e M. R. Souto. **Stochastic Volatilities and Correlations, Extreme Values and Modeling the Financial and Economic Environment under which Brazilian Banks Operate**, IMF Working Paper, 2007
- Barnhill, T. e W. Maxwell. **Modeling Correlated Interest Rate, Exchange Rate, and Credit Risk in Fixed Income Portfolios**, Journal of Banking and Finance 26, 347-374, 2002.
- Barnhill, T., P. Papapanagiotou, and M. R. Souto. **Preemptive Strategies for the Assessment and Management of Financial System Risk Levels: An Application to Japan with Implications to Emerging Economies**. *Review of Pacific-Basin Financial Markets and Policies* 7 (1), 1-42, 2004.
- Barnhill, T., P. Papapanagiotou, e L. Schumacher, **Measuring Integrated Market and Credit Risk in Bank Portfolios: an Application to a Set of Hypothetical Banks Operating in South Africa**, Financial Markets, Institutions, and Instruments, forthcoming.

BBC Londres (2011), **Crédito cria ‘Fachada de prosperidade’ no Brasil, diz Financial Times**, 18 de maio. Página consultada em 20 de abril de 2012. <http://economia.estadao.com.br/noticias/economia,credito-cria-fachada-de-prosperidade-no-brasil-diz-financial-times,67493,0.htm>

BANCO CENTRAL www.bc.gov.br Acessado em 15 de janeiro de 2012

Blackburn, K.; Y. Hung. **A theory of growth, financial development and trade**. *Econômica* 65, 104-124, 1998.

Birchler, U.; M. Büttler. **Information Economics**. Routledge Press, 2007

BMF & BOVESPA www.bovespa.com.br Acessado em 15 de janeiro de 2012.

Canuto, O., Lima. G., **Price stability and banking sector distress in Brazil after 1994**. Rio de Janeiro: UERJ, Instituto de Economia, Texto Para Discussão 388, 1996.

Corrar, J., E. Paulo, E. Dias Filho, **Análise Multivariada: para os cursos de administração, ciências contábeis e economia**, 2007.

Cavalcanti, T.; A. Villamil. **On the welfare and distributional implications of intermediation costs** Anais do X Encontro Regional de Economia do Nordeste, Fortaleza, 2005.

Cavalcanti, V., A. Vieira, A. Silva Neto, Mota, D., Lima, R., **Modelos de previsão para dados de alta frequência: Um estudo comparativo utilizando os modelos de redes neurais e ARIMA para o caso do preço futuro do açúcar**. Anais do XLVII Congresso da Sober, 2009.

Cherubine, G., L. Dowbor. **O mapa da crise financeira**. Le Monde Diplomatique, jan/2009.

Demirgüç-Kunt, A., Detragiache, E., **The determinants of banking crises: evidence from developing and developed countries**. IMF Working Paper, 1997.

Diamond, D. V, P. Dybvig. **Bank Runs, Deposit Insurance, and Liquidity**. *Journal of Political Economy* 91 (3), 401-419, 1983.

Elsinger, H., A. Lehar, M. Summer. **Risk Assessment for Banking Systems**, *Working Paper*, University of Vienna, 2003.

- Feijó, C., **Contabilidade Social**. Editora Campus, 2004.
- Ferguson, C., **Inside Job**, 02 de fevereiro, DVD, 2010
- Ferreira, R. **Matemática Financeira Aplicada**. Editora Atlas, 2008.
- Filgueiras, C., **Manual de Contabilidade Bancária**, Editora Campus, 2010
- Freitas, M. **Os efeitos da crise global no Brasil: aversão ao risco e preferência pela liquidez no mercado de crédito**, Estudos Avançados, 2009
- Frascaroli, B., Costa Silva, L., Silva Filho, O. (2009). **Os Ratings de Risco Soberano e os Fundamentos Macroeconômicos dos Países: Um Estudo Utilizando Redes Neurais Artificiais**, Revista Brasileira de Finanças, Vol. 7, Nº1, PP 73-106
- Froufe, C. (2011), **Cade aprova compra do Panamericano pelo BTG Pactual**, 04 de maio. Página consultada em 20 de abril de 2012.
<http://economia.estadao.com.br/noticias/negocios+geral,cade-aprova-compra-do-panamericano-pelo-btg-pactual,65479,0.htm>
- Fucidji, J.; D. Mendonça. **Determinantes do Crédito Bancário: uma análise com dados em painel para as maiores instituições**. Anais do XII Encontro Regional de Economia do Nordeste, Fortaleza, 2007.
- Galetovic, A. **Specialization, intermediation and growth**. Journal of Monetary Economics 38, 549-559, 1996
- Gately, E. **Neural Networks for Financial Forecasting**. John Wiley & Sons, Inc, United States, 1996.
- Giambiagi, Fábio e Villella, André. **Economia Brasileira Contemporânea**. Ed. Campus.
- Goldsmith, R. **Financial Structure and Development**. Yale University Press, New Haven, CT, 2010
- Gorton, G., **Banking Panic and Business Cycles**. Oxford Economic Papers, 1988.
- Gurley, J., Shaw, E. **Financial aspects of economic development**. American Economic Review, 45, 515-538, 1955.

Hall, M., Muljawan, D., Suprayogi & Moordena, L., **Using The Artificial Neural Network (ANN) to Assess Bank Credit Risk: A Case Study of Indonesia**, Loughborough University, Working Paper, 2008.

Hall, M., Muljawan, D., Suprayogi & Moordena, L., **Using The Artificial Neural Network (ANN) to Assess Bank Credit Risk: A Case Study of Indonesia**, Loughborough University, Working Paper, 2008.

Hardy, D. C.; Pazarbasioglu, C. **Leading indicators of banking crises: was Asia different?** Washington: International Monetary Fund, 1998. (IMF Working Paper, n. 91)

Hausmann, R., **The Roots of Banking Crises: The Macroeconomic Context**. Inter-American Development Bank, Working Paper 318, 1996

Janot, M., **Modelos de Previsão de Insolvência Bancária no Brasil**. Trabalhos para Discussão nº 13, Brasília: Banco Central do Brasil, 2001

King, R.; R. Levine. **Finance and growth: Schumpeter might be right**. Journal of Monetary Economics 108, 717-738, 1993.

Krugman, P. **Introdução à Economia**, Editora Campus, 2008.

Laffont, J.; D. Martimort. **The Theory of Incentives – The Principal-Agent Model**, Princeton University Press, 2002.

Levine, R., **Finance and Growth: Theory and Evidence**. In.: AGHION, P., DURLAUF, S. (Ed.). Handbook of Economic Growth, Vol. 1A. Elsevier, 2005.

Li, Z.; Zhao, X.. **Macroeconomic Effect in Corporate Default**. Department of Economics, York University, 2006.

Lucas, R. **On the mechanisms of economic development**. Journal of Monetary Economics. 22, 3-42, 1988.

Macedo, F. (2010), **PF classifica cúpula do Panamericano de ‘verdadeira organização criminosa’**, 19 de dezembro. Página consultada em 20 de abril de 2012. <http://www.estadao.com.br/noticias/impresso,pf-classifica-cupula-do-panamericano-de-verdadeira-organizacao-criminosa,655530,0.htm>

Macedo, F., 2011. **Polícia Federal decide indiciar Rafael Palladino**. 29 de outubro. Página consultada em 20 de abril de 2012. <http://economia.estadao.com.br/noticias/economia+geral,policia-federal-decide-indiciar-rafael-palladino,90249,0.htm>

Macedo, F. (2012), **PF cita Silvio Santos como ‘investigado’ no caso Panamericano**, 10 de fevereiro. Página consultada em 20 de abril de 2012. <http://www.estadao.com.br/noticias/impreso,pf-cita-silvio-santos-como-investigado-no-caso-panamericano-,833806,0.htm>

Mandic, D. P.; Chambers, J. A. **Recurrent Neural Networks for Prediction**. John Wiley & Sons, LTD, (Baffins Lane, chichester, West Sussex) England, 2001.

Mckinnon R. **Money and Capital in Economic Development**. Brooking Institution, Washington DC, 1973

Mcnelis, P., **Neural Networks in Finance: Gaining Predictive Edge in the Market**, Elsevier Academic Press, 2005.

Meier, G., Seers, D., **Pioneers in Development**. Oxford University Press, New York,

Miller, M. **Financial markets and economic growth**. Journal of Applied Corporate Finance 11, 8-14, 1998.

Modé, L. (2011), **Além da fraude, rombo se explica por erros técnicos 02 de fevereiro**. Página consultada em 20 de abril de 2012. <http://www.estadao.com.br/noticias/impreso,alem-da-fraude-rombo-se-explica-por-erros-tecnicos,674080,0.htm>

Morales, F. **Financial intermediation in a model of growth through creative destruction**. Macroeconomics Dynamics 7, 363-393, 2003.

Moreira, T., **Fatores determinantes de crises cambiais e bancárias**. Revista Econômica do Nordeste, Fortaleza, v. 33, n. 2, 2002

Nakagawa, F. (2010), **BC aprova aquisição de 49% do Panamericano pela Caixa**. 20 de julho. Página consultada em 20 de abril de 2012. <http://economia.estadao.com.br/noticias/negocios+geral,bc-aprova-aquisicao-de-49-do-panamericano-pela-caixa,28223,0.htm>

Pavani, L., Oliveira, E. **Panamericano revela prejuízo ainda maior em 2010**. 17 de maio. Página consultada em 20 de abril de 2012. <http://www.estadao.com.br/noticias/impreso,panamericano-revela-prejuizo-ainda-maior-em-2010,720061,0.htm>

Portugal, M., L. Fernandes. **Redes Neurais Artificiais e Previsão de Séries Econômicas: Uma Introdução**. 2000

Público (2011), **BC aprovou venda do Panamericano mesmo sob suspeita**, 23 de novembro. Página consultada em 20 de abril de 2012. <http://economia.estadao.com.br/noticias/economia+geral,bc-aprovou-venda-do-panamericano-mesmo-sob-suspeita,93289,0.htm>

Público (2010), **Não houve falha da fiscalização do BC nem demora para agir, diz BC**, 10 de novembro. Página consultada em 20 de abril de 2012. <http://economia.estadao.com.br/noticias/economia+brasil,nao-houve-falha-da-fiscalizacao-do-bc-nem-demora-para-agir-diz-bc,42892,0.htm>

Público (2010), **Fraude no Panamericano foi identificada há cinco semanas pelo BC**. 10 de novembro. Página consultada em 20 de abril de 2012. <http://economia.estadao.com.br/noticias/economia,fraude-no-panamericano-foi-identificada-ha-cinco-semanas-pelo-bc,42809,0.htm>

Público (2010), **Banco Central aponta suspeitos no Panamericano**, 05 de dezembro. Página consultada em 20 de abril de 2012. <http://economia.estadao.com.br/noticias/economia+geral,banco-central-aponta-suspeitos-no-panamericano,46229,0.htm>

Público (2010), **O caso do Panamericano**, 11 de novembro. Página consultada em 20 de abril de 2012. <http://www.estadao.com.br/noticias/impreso,o-caso-do-panamericano,638153,0.htm>

Público (2011), **Panamericano tem rombo maior que R\$ 2,5 bi e vai precisar de mais dinheiro**, 26 de janeiro. Página consultada em 20 de abril de 2012. <http://economia.estadao.com.br/noticias/negocios+setor-financeiro,panamericano-tem-rombo-maior-que-r-25-bi-e-vai-precisar-de-mais-dinheiro,52572,0.htm>

Público (2011), **Proer privado resgata Silvio Santos**, 01 de fevereiro. Página consultada em 20 de abril de 2012.

<http://economia.estadao.com.br/noticias/negocios+setor-financeiro,proer-privado-resgata-silvio-santos,53186,0.htm>

Público (2011), **Panamericano divulga o balanço e confirma rombo de R\$ 4,3 bilhões**, 16 de fevereiro. Página consultada em 20 de abril de 2012.

<http://economia.estadao.com.br/noticias/economia,panamericano-divulga-balanco-e-confirma-rombo-de-r-43-bilhoes,55196,0.htm>

Público (2011), **Justiça bloqueia contas de empresas de ex-presidente do Panamericano**, 06 de fevereiro. Página consultada em 20 de abril de 2012.

<http://economia.estadao.com.br/noticias/negocios+setor-financeiro,justica-bloqueia-contas-de-empresas-de-ex-presidente-do-panamericano,53915,0.htm>

Público (2012), **PF conclui inquérito sobre fraudes no Panamericano e indícia 22 executivos**, 08 de fevereiro. Página consultada em 20 de abril de 2012.

<http://economia.estadao.com.br/noticias/economia,pf-conclui-inquerito-sobre-fraudes-no-panamericano-e-indicia-22-executivos,102202,0.htm>

Rocha, F., **Previsão de Falência Bancária: Um modelo de risco proporcional**. Pesquisa e Planejamento Econômico, Rio de Janeiro, v. 29. nº1, Abril, 1999.

Rochet, J-C; J Tirole. **Inter-bank Lending and Systemic Risk**, Journal of Money, Credit, and Banking 28 (4), 733-762, 1986.

Rumelhart, D. E., McClelland, J., **Parallel Distributed Processing**, vol. 1, MIT Press, 1986.

Samuelson, P., Nordhaus, W. **Economics**. Berkeley Publication, 1991.

Schumpeter, J.; **Die Theorie der Wirtschaftlichen Entwicklung**, 1911

Silva, E., Porto Júnior, S., **Sistema financeiro e crescimento econômico: uma aplicação de regressão quantílica**. Anais do IX Encontro Regional de Economia do Nordeste, Fortaleza, 2004.

Silva Júnior, A. (2010), **FGC: liquidação do Panamericano teria efeito perverso**, 10 de novembro. Página consultada em 20 de abril de 2012.

<http://economia.estadao.com.br/noticias/economia+geral,fgc-liquidacao-do-panamericano-teria-efeito-perverso,42784,0.htm>

Silva Júnior, A., 2011. **Caixa abre processo contra auditores do Panamericano**. 11 de fevereiro. Página consultada em 20 de abril de 2012. <http://economia.estadao.com.br/noticias/negocios+geral,caixa-abre-processo-contra-auditores-do-panamericano,54781,0.htm>

Silva Júnior, A., Friedlander, D., **Fundo garantidor já deu R\$ 7,5 bi a bancos pequenos**. 14 de setembro. Página consultada em 20 de abril de 2012. <http://economia.estadao.com.br/noticias/economia+geral,fundo-garantidor-ja-deu-r-75-bi-a-bancos-pequenos,83978,0.htm>

Scrivano, R., **Fundo garante aplicações no Panamericano, 11 de novembro**. Página consultada em 20 de abril de 2012. <http://www.estadao.com.br/noticias/impresso,fundo-garante-aplicacoes-no-panamericano,638208,0.htm>

Stiglitz, J.; B. Greenwald. **Rumo a um novo paradigma em economia monetária**. Tradução por Laura Knapp e Cecília Camargo Bartalotti. Tradução de: *Towards a new paradigm in monetary economics*. Ed. Francis, São Paulo – SP, 2004.

Stiglitz, J. E. **Some aspects of the pure theory of corporate finance: bankruptcies and takeovers**. *Bell Journal of Economics*, v. 3, p. 458-82, 1972.

Vieira, A. **Avaliação de insolvência no sistema bancário: uma aplicação para o caso brasileiro**. UFPE, Dissertação de Mestrado, 2010.

Whalen, G. **A proportional hazards model of bank failure: an examination of its usefulness as an early warning tool**. *Economic Review*, Federal Reserve Bank of Cleveland, First Quarter, p. 21-31, 1991.

Apêndice

Estatísticas básicas das variáveis do modelo.

	Observações da série	Média	Desvio Padrão	Mínimo	Máximo
TC	87	3.1	0.7	1.0	5.0
Ativo Total	87	49681007.4	162572865.0	6203.0	935009463.0
Patrimônio Líquido	87	49289357.8	162681638.6	-14647.0	935009463.0
Ativo Permanente	87	3352179.1	13723256.8	107.0	102183336.0
Passivo Total	87	90809789.4	300177069.8	15022.0	1752833748.0
Operações em Mercado Aberto	87	9899800.1	37268895.9	0.0	199901407.0
Captação de depósitos	87	1979.9	18367.6	2.1	171332.5
Diferença	87	-2798613.6	8729760.4	-	64.0
Custo da Intermediação	87	-0.1	0.1	-0.6	0.0
Captação/Passito total	87	0.1	0.1	0.0	0.5
PIB	87	2.7	0.8	-0.3	4.4
Taxa de câmbio	87	1.7	0.4	1.0	3.5
Inflação	87	7.7	3.9	1.7	22.4
Taxa de Juros	87	1.4	0.7	0.8	3.6
Índice Bovespa	87	44.9	24.4	3.9	61.2

ARTIGO 2: Subsidiar ou não subsidiar, eis a questão. A
(im)previsibilidade da posição do Brasil no contencioso Embraer /
Bombardier na OMC.

Amanda Aires Vieira⁶
 Marcelo de Almeida Medeiros⁷
 Yony Sá Barreto Sampaio⁸

“A frequently heard statement is that some government policy «makes no sense». This is partially correct.

All government policies are rational to some group. To the gainers they make sense; to losers, they do not. The statement was made by a loser. To understand the policy, look for the gainers.” (Magee, Brock e Young, 1989, Pág. 127)

Resumo

A Organização Mundial do Comércio, estabelecida em 1995, é o fórum internacional utilizado pelos governos dos países membros para a resolução dos conflitos comerciais. Entre os contenciosos solucionados pela instância supraestatal, destaca-se o observado entre o Canadá e o Brasil entre os anos de 1996 e 2001. Embora diversos trabalhos desenvolvidos analisem os determinantes das políticas de subsídio adotadas pelo governo brasileiro nesse período, buscando identificar quais variáveis microeconômicas causam desequilíbrios dentro do organismo internacional, inexistem, ainda, modelos eficientes no processo de *early warning*. O presente trabalho tem por objetivo avaliar como os modelos de redes neurais artificiais podem ser utilizados enquanto ferramentas para previsão do comportamento político brasileiro entre os anos de 1995 e 2001. Os resultados mostram que as redes neurais que apresentam maior complexidade em sua estrutura proporcionaram forte previsibilidade do comportamento do Brasil.

⁶ Doutora em Economia pela Universidade Federal de Pernambuco, professora adjunta de Economia da Faculdade Boa Viagem (FBV - Devry Brasil). E-mail: amandaires@gmail.com

⁷ Doutor em Ciência Política pelo Institut d'Études Politiques de Grenoble, professor adjunto de Ciência Política da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE) e pesquisador do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq). E-mail: mam14@uol.com.br

⁸ Doutor em Economia pela University of California System dos Estados Unidos, professor titular de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE) e pesquisador do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq). E-mail: sampyony@yahoo.com.br

Palavras-Chave: Organização Mundial do Comércio, Brasil, Canadá, Redes Neurais Artificiais.

Abstract

The World Trade Organization, established in 1995, is the international forum used by member governments for resolving trade disputes. Among the disputes settled by supranational instance, there is observed between Canada and Brazil between 1996 and 2001. Although several studies designed to analyze the determinants of subsidy policies adopted by the Brazilian government in this period in order to identify which variables cause microeconomic imbalances within the international body, nonexistent, yet efficient models in the process of early warning. This study aims to assess how models of artificial neural networks can be used as tools for predicting the Brazilian political behavior between the years 1995 and 2001. The results show that the neural networks that are more complex in their structure provided strong predictability of Brazil's behavior.

Keywords: World Trade Organization, Brazil, Canada, Artificial Neural Networks.

Introdução

Originada do Acordo Geral sobre Tarifas e Comércio (GATT), instituído em 1947, a Organização Mundial do Comércio (OMC), estabelecida em janeiro de 1995, conta, atualmente, com 156 membros, tendo o último país membro, a Rússia, integrado o organismo em 22 de julho de 2012. A OMC é uma organização multilateral voltada para o livre comércio, um fórum onde os governos podem negociar acordos mercantis. Além disso, a Organização é responsável, também, por operar o sistema de regras de negócios. Essencialmente, a OMC é o lugar onde os membros tentam resolver os problemas de cunho comercial que enfrentam entre si (World Trade Organization, 2012). De acordo com Lucena (2006: 120):

“O regime internacional criado pela OMC busca desenvolver um sistema multilateral de comércio duradouro que garanta uma maior estabilidade às relações comerciais dos países, que será alcançada a partir do momento em que cada país cumpra as determinações do regime”.

Mais precisamente, os dissensos entre as partes são remetidos ao Órgão de Solução de Controvérsias, que é a instância da OMC destinada a solucionar tais contenciosos. O procedimento para definir disputas comerciais no âmbito do Entendimento sobre Solução de Controvérsias é de fundamental importância para a aplicação das regras e, portanto, para assegurar que o comércio possa fluir sem dificuldades. Até julho de 2012, foram submetidas 440 disputas comerciais que envolvem, fundamentalmente, três grandes grupos de tópicos: bens, propriedade intelectual e serviços (WTO, 2012). Ainda segundo a Organização Mundial do Comércio (2012), as disputas podem surgir quando um membro acredita que outro está violando um Acordo ou Compromisso no âmbito da OMC.

Entre os membros mais presentes em conflitos comerciais como interpelantes ou reclamantes, a OMC (2012) lista que os Estados Unidos lideram com 101 interpelações, sendo seguidos pela União Européia, com 87. Tal fato se repete quando se considera o membro interpelado: os Estados Unidos encabeçam a lista com 116 reclamações e a União Européia, com 70, aparece em segunda posição. Tal ordem só é alterada quando se considera a citação do membro como terceira parte nos contenciosos. Nesse caso, a União Européia toma a liderança com 188 citações, enquanto os Estados Unidos aparecem com 94.

No que tange ao Brasil, o país atuou ativamente no Órgão de Solução de Controvérsias, quando comparado com a maior parte dos países da América Latina: até julho de 2012, o governo brasileiro esteve presente 14 vezes como respondente ou interpelado e 26 vezes como país interpelante. Além disso, foi citado em 67 processos como terceira parte. Entre os mais complexos conflitos comerciais em que o Brasil participou como país interpelado, destacam-se o contencioso com as Filipinas (iniciado em 30 de novembro de 1995), que envolvia a produção de coco ralado, e o conflito com o Canadá, sobre os jatos regionais iniciado em 1996 e concluído 5 anos depois (World Trade Organization, 2012).

Esse último contencioso merece destaque uma vez que acarretou em modificações na legislação nacional após a perda do Brasil na esfera internacional. Além disso, segundo Lucena (2006), em razão do seu prolongamento temporal, dos vários aspectos jurídicos e políticos que foram sendo acrescentados durante o seu desenrolar e da perda do país na instância internacional, esse conflito pode ser considerado uma das principais disputas comerciais de que o Brasil já participou no Órgão de Solução de Controvérsias da OMC. Deve-se ainda adicionar que, segundo Botelho (2001), a cooperação inicial do país com organismo internacional via cancelamento dos contratos que caracterizariam um subsídio à empresa seria “a setença de morte da Embraer” (pág.40) uma vez que, de acordo com com Lucena (2006), tais contratos representavam 95% de todos os pedidos que a Embraer tinha em carteira, ou seja, aproximadamente, 800 aeronaves. Mudanças na sistemática adotada previamente pelo governo brasileiro poderiam significar a perda de competitividade da empresa.

A partir das múltiplas características deste conflito comercial, o presente trabalho objetiva verificar a previsibilidade das ações políticas do Brasil na OMC durante o contencioso com o Canadá. Ele se encontra dividido em três partes, além da presente introdução e das considerações finais. Assim, na primeira parte é apresentado um histórico que situa os fatos e aponta a cronologia do contencioso; em seguida é feita a apresentação da metodologia adotada, ou seja: as redes neurais; e, por fim, a parte três mostra os resultados obtidos.

1. Histórico e cronologia do contencioso entre Brasil e Canadá na Organização Mundial do Comércio.

Uma análise mapeando as principais ações dos atores envolvidos no contencioso aqui analisado, a saber, Brasil, Canadá e OMC se impõe, a fim que se possa caracterizar as variáveis e os sucessivos estágios que serão usados no estudo formal da negociação através da metodologia de redes neurais.

Criada em 19 de agosto de 1969, a Empresa Brasileira de Aeronáutica (Embraer) chegou a dominar 40% do mercado norte-americano em meados dos anos 1980 de aviação civil. No início dos anos 1990, contudo, após uma redução das vendas militares para os Estados Unidos, a estatal passou a apresentar problemas financeiros não observados nos anos precedentes (Correio Brasiliense, 1995). Entre as causas da crise financeira constatada na empresa, Lucena (2006), destaca os maus investimentos, a falta de financiamento e o acesso a empréstimos com elevadas taxas de juros.

Como resultado dos maus desempenhos sucessivos durante a primeira metade década de 1990, a Embraer foi privatizada em 7 de dezembro de 1994 e passou a ser controlada fundamentalmente por um consórcio de empresas (Hilda, 1996). Para recuperar a estabilidade financeira da antiga estatal, 71,2% dos funcionários foram desligados (Foster, 1995), 20 mil debêntures foram lançadas no mercado para captar 200 milhões de dólares e 85 milhões de dólares foram financiados através do Banco Nacional de

Desenvolvimento Econômico e Social (BNDES) (Silveira, 1995). Em seguida, a empresa adotou parcerias com fornecedores em potencial (Silveira, 1995), criou o *Embraer Credit Corporation* para prospectar linhas de crédito destinadas a custear vendas externas (Ottoboni, 1996; Lucena, 2006) e desenvolveu dois novos modelos: (i) por solicitação da Força Aérea Brasileira (FAB), a Embraer produziu o modelo ALX para o mercado de aviação militar (Monteiro, 1995); (ii) para atender o segmento regional foi concebido o EMB-145, com capacidade para 50 passageiros (Ottoboni, 1995).

O projeto de construção da aeronave EMB-145 havia sido iniciado em 1989, custou 300 milhões de dólares e envolveu quatro empresas estrangeiras: Gamesa, da Espanha, Sonaca, empresa Belga, C&D, norte-americana, e Enaer, uma empresa chilena. A produção foi realizada através de uma parceria de risco (Silveira, 1995). Ainda na etapa de demonstração do modelo, a Embraer havia negociado a venda de 150 unidades para os Estados Unidos (Folha de São Paulo, 1996).

Observando o desempenho do novo modelo criado pela Embraer, o governo brasileiro adicionou as aeronaves ao Programa de Financiamento às Exportações (Proex), programa criado através da Lei nº 8.187 de 1º de julho de 1991 (Brasil, 1991). De acordo com as linhas de atuação do Proex, o incentivo poderia ser ofertado em dois níveis distintos: (i) o financiamento através do crédito pós-embarque e (ii) a equalização das taxas de juros. Essa segunda modalidade, de acordo com Blumenschein e Leon (2002:09), “consiste no pagamento às instituições financiadoras da diferença, a maior, entre os encargos negociados com o exportador ou o importador e os custos de captação dos recursos pelo financiador. As taxas de equalização são estabelecidas pelo Banco Central em função dos prazos das operações”.

Após a portaria do Ministério da Indústria, do Comércio e do Turismo nº 368, de 5 de dezembro de 1995, o governo brasileiro instituiu que as aeronaves e outros veículos aéreos poderiam contar com a segunda modalidade do Proex, possuindo prazo de pagamento de equalização de 10 anos (Brasil, 1995; Blumenschein e Leon, 2002). Além disso, outra portaria do mesmo Ministério (nº 53 de 8 de maio de 1997) apontava as

aeronaves como um produto elegível para a equalização da taxa de juros em 100% do valor das exportações (Brasil, 1997).

Em 18 de junho de 1996, a Missão Permanente do Canadá em Genebra enviou um comunicado ao Órgão de Solução de Controvérsias da Organização Mundial do Comércio solicitando consulta sobre o Programa de Financiamento às Exportações de aeronaves criado pelo Brasil. O objetivo da consulta, segundo a missão permanente, era esclarecer a natureza do programa estabelecido no país sulamericano. De acordo com o Canadá, o Proex oferecia taxas de juros subsidiadas que se situavam entre 3,5% e 3,8% a.a. (World Trade Organization, 1996).

Após cinco sessões de consultas realizadas entre os dois países em quatro cidades distintas, no período de julho de 1996 e junho de 1998⁹, sem encontrar resultados satisfatórios, o Canadá encaminhou ao OSC um pedido para abertura de Painel para solução do problema. Em 23 de julho de 1998, o painel foi instaurado. Pouco mais de oito meses depois, em 14 de abril de 1999, o relatório foi divulgado.

Tal relatório trazia muitas informações. Na verdade, na solicitação para a abertura do Painel, o Canadá pontuou diversas medidas do governo brasileiro (leis, medidas provisórias, decretos, portarias, circulares e resoluções) que, direta ou indiretamente, beneficiavam a empresa brasileira exportadora de aeronaves, via subsídios à venda. Ora, estas medidas prejudicavam as exportações da empresa canadense Bombardier e eram incoerentes com o Acordo sobre Subsídios e Medidas Compensatórias da Organização Mundial do Comércio em seus artigos 3, 27, itens 4 e 5, e com o artigo XVI do GATT 1994 (World Trade Organization, 1999)¹⁰.

⁹ Genebra, nos dias 22 e 25 de julho e 4 de novembro de 1996; Brasília, nos dias 21 e 22 de novembro de 1996; Rio de Janeiro, nos dias 8 e 9 de junho de 1998; Washington entre os dias 25 e 26 de junho de 1998.

¹⁰ “**Artigo 3, item 1** – Com exceção do disposto no acordo sobre Agricultura, serão proibidos os seguintes subsídios, conforme definido no artigo 1: (a) subsídios vinculados, de fato ou de direito, ao desempenho exportador, quer seja individualmente, quer como parte de um conjunto de condições, inclusive aqueles indicados a título de exemplo no Anexo 1; (b) subsídios vinculados, de fato ou de direito, ao uso preferencial de produtos nacionais em detrimento de produtos estrangeiros, quer individualmente, quer como parte de um conjunto de condições. **Item 2** – O Membro desse acordo não concederá ou manterá os subsídios mencionados no parágrafo 1.

Entre as resoluções adotadas, o Painel concordou com as demandas do Canadá ao afirmar que as operações realizadas pelo Proex constituíam, de fato, uma forma de subsídio contingente do governo brasileiro à Embraer. No que diz respeito às solicitações brasileiras, o Painel concordou com o país quando esse mencionou que o ônus da prova deveria recair sobre o país reclamante (nesse caso, o Canadá), quando esse afirmou que o Brasil deveria demonstrar o seu cumprimento às condições exigidas no Artigo 27, item 4 para que fosse possível não atender às proibições do artigo 3º, item 1, alínea a (World Trade Organization, 1999).

Em seguida, o relatório discordou da demanda do país reclamado de que apenas as questões já analisadas na fase de consulta deveriam ser verificadas no Painel. Assim, de acordo com o governo brasileiro, diversas questões apontadas pelo Canadá não deveriam ser analisadas em Painel sem antes passar pela etapa precedente. De acordo com o texto do relatório, por se tratarem de um mesmo contencioso, o Painel afirma que todas as questões poderiam ser tratadas diretamente nessa etapa, embora não tenha sido feito um estudo prévio (World Trade Organization, 1999).

Artigo 27, item 4 – Os países Membros a que se refere o parágrafo 2 (b) eliminarão seus subsídios à exportação no período de 8 anos, preferivelmente de maneira progressiva. Os países em desenvolvimento Membros não elevarão, porém, o nível de subsídios à exportação e, sempre que a concessão de subsídios à exportação seja incompatível com suas necessidades de desenvolvimento, eliminá-los-ão em prazo inferior àquele previsto neste parágrafo. Caso estime necessário conceder tais subsídios além do prazo de 8 anos, um país em desenvolvimento Membro, até no máximo de um ano antes do final desse prazo, iniciará consultas com o Comitê, que determinará se a prorrogação desse período se justifica, após exame de todas as necessidades econômicas, financeiras e de desenvolvimento Membro em causa. Se o Comitê determinar que a prorrogação se justifica, o país em desenvolvimento Membro manterá consultas anuais com o Comitê para determinar a necessidade de manutenção dos subsídios. Se o comitê não chega a tal conclusão, o país em desenvolvimento Membro eliminará os subsídios à exportação remanescentes no prazo de 2 anos a contar do fim do último período autorizado.

Artigo 27, item 5 – O país em desenvolvimento Membro que tiver atingido competitividade exportadora em determinado produto eliminará os subsídios à exportação para aquele(s) no prazo de 2 anos. Não obstante, no caso dos países em desenvolvimento Membros mencionados no anexo VII, que tenham atingido competitividade exportadora em um ou mais produtos, o subsídio à exportação sobre tais produtos será gradualmente eliminado no período de 8 anos (World Trade Organization, 1995).

Artigo XVI – Se uma parte contratante concede ou mantém uma subvenção qualquer, inclusive qualquer forma de proteção das rendas ou sustentação dos preços que tenha diariamente ou indiretamente por efeito elevar as exportações e um produto qualquer do território da referida Parte Contratante ou de reduzir as importações do mesmo no seu território da referida Parte Contratante ou de reduzir as importações do mesmo no seu território, dará conhecimento, por escrito, às Partes Contratantes, não somente da importância e da natureza dessa subvenção, como dos resultados que possam ser esperados sobre as quantidades do ou dos produtos em questão por eles importados ou exportados e as circunstâncias que tornam a subvenção necessária. Em todos os casos em que fique estabelecido que uma tal subvenção causa ou ameaça causar um prejuízo sério aos interesses de uma outra Parte Contratante, a Parte Contratante que a concedeu examinará, quando solicitada, com a ou com as Partes Contratantes interessadas ou com as Partes Contratantes, a possibilidade de limitar a subvenção (GATT, 1947)

Finalmente, no que diz respeito à natureza do subsídio oferecido pelo Proex às exportações de aeronaves brasileiras, o Painel indicou que, diferentemente do que é asseverado pelo Brasil, a equalização das taxas de juros é um subsídio não permitido pela alínea k da Lista Ilustrativa de Subsídios às Exportações do anexo I do Acordo sobre Subsídios e Medidas Compensatórias¹¹, configurando, dessa forma, uma garantia de vantagem comercial para o Brasil.

Além disso, dado que o Brasil não atendeu duas das três condições para que o artigo 3º, item 1, alínea a não fosse aplicado ao contencioso – (i) aumentou os seus níveis de subsídios à exportação entre os anos de 1994 e 1997 em 11,77% e (ii) não obedeceu o prazo de oito anos para a retirada dos subsídios – o Painel afirma que o país não cumpriu com as determinações do artigo 27, item 4 do Acordo sobre Subsídios e Medidas Compensatórias, devendo, dessa forma, retirar, sem demora, os subsídios anuídos pelo Proex às aeronaves em um prazo de 90 dias (World Trade Organization, 1999; Lucena, 2006).

Em 3 de maio de 1999, os dois países envolvidos no contencioso enviaram ao Órgão de Solução de Controvérsias suas intenções de apelar da decisão do Painel (Lucena, 2006). O Brasil assinalou que: não havia elevado o nível de subsídios à exportação, os subsídios não garantiam vantagens materiais aos exportadores e o prazo de 90 dias para retirada do subsídio era inaquado. O Canadá, por sua vez, contestou que o ônus da prova de que o Brasil não cumpriu com o Artigo 27, item 4 deveria recair sobre o país

¹¹ **Alínea (k) – Acordos Sobre Subsídio e Medias Compensatórias:** A concessão pelo governo (ou por instituições especiais controladas pelas autoridades do governo e/ou agindo sob seu comando) de créditos à exportação a taxas inferiores àquelas pelas quais o governo obtém os recursos utilizados para estabelecer tais créditos (ou que teriam de pagar se tomassem emprestado nos mercados financeiros internacionais recursos com a mesma maturação, nas mesmas condições creditícias e na mesma moeda do crédito à exportação) ou o pagamento pelo governo da totalidade ou de parte dos custos em que incorrem exportadores ou instituições financeiras quando obtém créditos, na medida em que sejam utilizados para garantir vantagem de monta nas condições dos créditos à exportação. Não obstante, se um Membro é parte de compromisso internacional em matéria de créditos oficiais à exportação do qual sejam partes pelo menos 12 Membros originais do presente Acordo em 1º de janeiro de 1979 (ou de compromisso que tenha substituído o primeiro e que tenha sido aceito por esses Membros originais), ou se na prática um Membro aplica as disposições relativas ao tipo de juros do compromisso correspondente, uma prática adotada em matéria de crédito à exportação que esteja em conformidade com essas disposições não será considerada como subsídio à exportação proibido pelo presente Acordo.

reclamante. O país sede da Bombardier replicou ainda sobre a forma inadequada de mensuração do nível de subsídios às exportações do Brasil realizada pelo Painel.

Em 2 de agosto de 1999, o Órgão de Apelação divulgou seu relatório. No que se refere à metodologia de cálculo do nível de subsídios providos pelo Brasil, ele afirmou que o gasto real, diferentemente do solicitado pelo Canadá, seria o melhor indicador para determinar a quantidade de subsídio. No que tange à contestação do Brasil de que o Proex não garantia vantagem material, o Órgão de Apelação asseverou que, para demonstrar a inexistência de tais vantagens, o governo brasileiro deveria ter utilizado uma taxa de juros do arranjo internacional oficial que cumprisse as exigências da alínea k. Assim, segundo o relatório, o Brasil necessitaria ter empregado uma taxa de juros comparável a taxa CIRR (Commercial Interest Reference Rates) da OCDE. Uma vez que a taxa adotada pelo Brasil fosse superior à taxa de referência, seria possível afirmar que a equalização de taxas do Proex não garantiriam vantagens materiais. Como, de acordo com o Órgão, o Brasil não utilizou essa taxa, o país não consegue comprovar que os subsídios anuídos não eram utilizados para garantir vantagens materiais. Como conclusão, o relatório mantém o prazo de 90 dias para a retirada completa dos subsídios pelo Brasil (World Trade Organization, 1999).

No dia 20 de agosto de 1999, os relatórios do Painel e do Órgão de Apelação foram adotados pelo Órgão de Solução e Controvérsias que recomendou que o Brasil retirasse, por completo, os seus subsídios até 18 de novembro do mesmo ano a fim de cumprir as determinações do painel (World Trade Organization, 1999).

Como prova do seu cumprimento às recomendações do Painel do OSC, o governo brasileiro encaminhou, no dia 19 de novembro de 1999, ao Órgão de Solução de Controvérsias documento em que enumerava as medidas adotadas pelo país. Para tanto, mencionou a Resolução do Banco Central nº 2.576 de 17 de dezembro de 1998 e nº 2.667 de 19 de novembro de 1999. De acordo com o documento, através dessas resoluções, o Brasil havia revisado a taxa do Proex, que agora estava em conformidade com os parâmetros adotados pelo mercado internacional (World Trade Organization, 1999).

Quatro dias depois, a Missão Permanente do Canadá em Genebra enviou documento ao OSC afirmando que as medidas do governo brasileiro não constituíam, de fato, cumprimento às recomendações feitas pelo Órgão. De acordo com o Canadá, o Brasil continuava a subsidiar, por meio do Proex, as aeronaves regionais. Além disso, o país reclamante afirmou ainda que as novas medidas adotadas pelo Brasil continuavam violando o artigo 3º, item 1, alínea a do Acordo sobre Subsídios e Medidas Compensatórias.

Em 9 de dezembro de 1999, o OSC aceitou os argumentos canadenses e instaurou um Painel de Revisão a fim de verificar o cumprimento efetivo do Brasil da determinação do Órgão. Com pontos de análise, o Painel de Revisão buscou analisar os pagamentos efetuados pelo antigo Proex e a adequação do novo Proex à alínea k da Lista Ilustrativa de Subsídio à Exportação.

Em seu relatório final, o Painel de Revisão concluiu que o Brasil continuava a emitir subsídios e, assim, persistia violando os termos do Acordo sobre Subsídios e Medidas Compensatórias ao não adotar as recomendações do OSC. Depois, o Órgão afirmou que o Brasil também havia realizado interpretação equivocada da alínea k da Lista Ilustrativa de Subsídio à Exportação. Por fim, o relatório sublinhou que a taxa de juros adotada pelo Brasil como parâmetro de comparação para a taxa a ser implementada pelo Proex era inadequada, uma vez que a Eximbank, embora utilizada para financiar as exportações de aeronaves norte-americanas, não era estritamente comercial e tinha natureza variável, enquanto a taxa adotada pelo Proex era fixa. Considerando tais problemas, o Painel de Revisão afirma que o Brasil falhou no cumprimento das recomendações do OSC de retirar o subsídio à exportação no prazo de 90 dias. (World Trade Organization, 2000; Lucena, 2006)

No dia 22 de maio de 2000, sob a demanda da missão permanente do Canadá em Genebra foi formado um grupo de Apelação que buscava verificar a necessidade de alteração nas conclusões e nas interpretações legais do Painel. O relatório final foi divulgado dois meses depois. Entre os pontos analisados pelo grupo, o Órgão de

Solução de Controvérsias buscou verificar se a emissão de Notas do Tesouro Nacional continuavam a ser emitidas como forma de cumprir os contratos assinados pelo governo brasileiro antes publicação da resolução nº 2.667 de 19 de novembro de 1999. Além disso, conforme solicitado pelo Canadá, o grupo analisou também em que medida o primeiro parágrafo da alínea k poderia ser utilizado para estabelecer a taxa de equalização do Proex. Por fim, buscou-se verificar, também, se os pagamentos realizados pelo governo brasileiro através do Programa de Financiamento às Exportações eram usados para garantir vantagens materiais aos exportadores brasileiros. Como conclusão, de acordo com Lucena (2006), o parecer do órgão de apelação ratificou a não cessão dos subsídios brasileiros às aeronaves por meio do Proex além de assegurar que o Brasil não havia conseguido demonstrar que o Proex não era utilizado para garantir vantagens materiais. Dessa forma, o Canadá estaria autorizado a adotar contramedidas em relação ao Brasil.

Para determinar quais seriam as contramedidas, em 13 de junho de 2000, sob a demanda do Brasil, foi instaurado o processo de Arbitragem, com relatório final divulgado em 28 de agosto do mesmo ano. Como contramedida apropriada, os árbitros definiram que tal valor deveria ser o suficiente para levar o Brasil a retirar o subsídio proibido. Nesse sentido, foi definido que a quantidade total de subsídios deveria ser utilizada como contramedida (World Trade Organization, 2000).

De acordo com Lucena (2006), como método de cálculo, os árbitros definiram que o valor anual presente das contramedidas seria dado pela multiplicação entre a quantidade total projetada de aeronaves vendidas para o período entre 2000 e 2005 e o valor atual do subsídio por modelo. Seguindo esse processo metodológico, o OSC determinou que o Brasil deveria sofrer sanções de 344 milhões de dólares canadenses por ano que seriam imputados através de suspensão de concessões tarifárias ou outras obrigações assumidas com o GATT, o Acordo sobre Têxtil e Roupas e o Acordo sobre Procedimentos de Licença de Importação até atingir o valor estipulado pela arbitragem. No dia 12 de dezembro de 2000, o Canadá foi autorizado a adotar tais medidas (World Trade Organization, 2000).

Finalmente, em 19 de janeiro de 2001, o Canadá, através da sua Missão Permanente em Genebra, enviou o último comunicado ao OSC solicitando a instauração de um Painel a fim de verificar se o novo Programa de Financiamento às Exportações (Proex III) estaria de acordo com o artigo 3º, item 1 do Acordo Sobre Subsídios e Medidas Compensatórias. O resultado foi divulgado no dia 27 de julho de 2001 e adotado pelo Órgão de Solução de Controvérsias no dia 23 de agosto do mesmo ano. Como determinações da instância da OMC foi determinado pelo Órgão que, diferentemente dos demais programas, o Proex III, de acordo com a Resolução do Banco Central nº 2799, não seria utilizado para garantir vantagens materiais por meio do crédito à exportação uma vez que estabelecia a taxa de juros do arranjo internacional da OCDE como parâmetro na determinação da taxa doméstica (World Trade Organization, 2001; Lucena, 2006). Assim, através da determinação da OSC o Brasil apresenta a primeira vitória depois de sucessivas derrotas na instância internacional.

Dada a complexidade não apenas política, mas também econômica do contencioso em questão, diversas análises empíricas têm sido realizadas a fim de investigar a estratégia ótima a ser adotada pelos governos. Nesse sentido, a maior parte dos estudos sobre o assunto, analisam a questão sob a ótica da teoria dos jogos. Nesse sentido, merece destaque o estudo de Pasin (2001). Hareb (2001), por sua vez, analisa a problemática sob a ótica da criação de externalidades e custos de tais subvenções governamentais. Finalmente, Millete (2004) analisa o contencioso através da análise de custo-benefício. Deve-se observar que tais estudos trazem informações consideráveis para a determinação das variáveis analisadas no presente estudo empírico que visa a aplicar a metodologia de redes neurais artificiais na previsão do comportamento brasileiro junto a OMC no conflito comercial com o Canadá.

2. Aspectos Metodológicos: Modelo de Redes Neurais Artificiais de Retropropagação

De acordo com Portugal e Fernandes (2000), os modelos de Redes Neurais Artificiais (RNA), também conhecidos como modelos conexionistas de computação ou sistema de processamento paralelo distribuído, são representações matemáticas inspiradas no

funcionamento do cérebro humano que são capazes de detectar padrões através do seu processo de aprendizagem. Alexander (2007) afirma que as redes neurais são aproximadores universais, no sentido de que elas podem ajustar qualquer função não-linear com qualquer grau de precisão. Finalmente, segundo Hall *et al.* (2008), esses modelos possuem flexibilidade para distribuições paramétricas não-específicas, ou seja, conseguem capturar relações não estruturadas entre as variáveis, além de ter vantagens em superar limitações nos dados

Sendo inicialmente aplicados ainda na década de 1940, os modelos de redes neurais artificiais se tornaram aptos a resolver problemas na área de negócios apenas em 1986, através da descoberta do logaritmo de retropropagação descoberto por Rumelhart (1986). Desde a sua criação, vários pesquisadores contribuíram com o progresso da área através da ampliação das regras de aprendizagem e o desenvolvimento de arquiteturas de sistemas não lineares dinâmicos.

De acordo com Mandic e Chambers (2001), os modelos de redes neurais emergiram nos anos 1980 como um potencial modelo para a realização de previsões não lineares, de alta complexidade e com dados não estacionários. Devido à evolução de computadores pessoais, que possibilita, sobretudo hoje, o desenvolvimento e aprimoramento de redes neurais, não se pode determinar ao certo a quantidade de redes neurais existentes.

Segundo Gately (1996), as redes neurais podem ter aplicações nas diversas áreas do conhecimento, como no diagnóstico médico, controle de vôo, reconhecimento da fala e exploração de poços de petróleo. No campo das previsões financeiras, seu emprego é amplo, em que se destaca a previsão de preços de ações, de indicadores econômicos, da saúde financeira de empresas, do risco de crédito e do risco bancário.

Segundo Mandic e Chambers (2001) e Alexander (2007), um modelo de rede neural é especificado pela sua topologia ou arquitetura, pelas conexões entre os neurônios e pela regra de aprendizagem ou treinamento. A topologia do modelo é determinada pela quantidade de neurônios e camadas da rede, em que cada camada é composta por um ou mais neurônios (unidades de processamento). Apesar de o número de redes existentes

não ser conhecido, de acordo com Gately (1996), aproximadamente 90% das redes são compostas por uma camada de entrada, uma intermediária e uma de saída. Apesar disso, uma rede neural pode possuir várias camadas intermediárias ou não possuí-las, contudo, deve-se notar que, segundo Frascarolli, Costa Silva e Silva Filho (2008), as redes neurais sem camadas intermediárias podem apresentar limitações na solução de problemas que não sejam linearmente separáveis. A figura abaixo mostra um exemplo de rede neural com uma camada de entrada (com dois neurônios, E1 e E2), uma camada intermediária (composta por cinco neurônios I1 a I5) e uma camada de saída (formada pelo neurônio S).

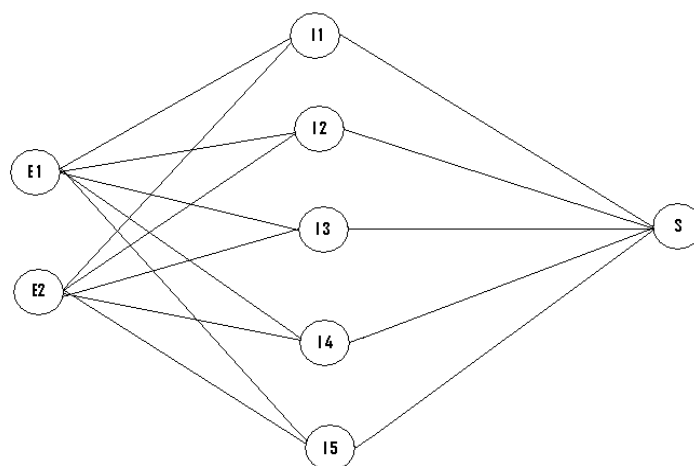


Figura 2. 1: Exemplo de um modelo de rede neural do tipo Perceptrons *Multilayer Perceptrons*

Fonte: Cavalcanti *et al*, 2009

Segundo Mandic e Chambers (2001), o neurônio representa, assim como o faz no cérebro humano, o componente básico da rede neural. Os neurônios que compõem a camada de entrada da rede neural são responsáveis por receber as informações das variáveis independentes, através de valores, no modelo. Já os demais neurônios, localizados nas demais camadas, são responsáveis por determinar a relação matemática entre a(s) variável(is) independente(s) e dependente(s). De acordo com Alexander (2007), os neurônios das camadas intermediárias possuem função de transferência que dão torções não lineares ao modelo, sendo essas torções compostas por funções diferenciáveis. A autora afirma ainda que, uma vez que existam várias camadas

intermediárias na rede neural, elas trabalharão em um sistema de sanduíche em que as torções lineares e não lineares são alternadas. Matematicamente, um neurônio pode ser definido matematicamente por:

$$y = \varphi(\sum_{i=1}^N w_i x_i + w_0) \quad (1)$$

Onde os x_i 's são os valores de entrada em cada neurônio, w_i 's são os pesos que determinam as conexões entre os neurônios. A expressão $\sum_{i=1}^N w_i x_i$ é chamada de atenuação, w_0 é denominado de viés de atenuação, y é o valor gerado pelo neurônio e a função φ , conhecida como função de ativação, é geralmente determinada por uma função do tipo sigmóide, com predominância da função logística, como mostrado em (2).

$$y(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \quad (2)$$

Do ponto de vista dos padrões das conexões entre os neurônios, as redes neurais podem ser divididas em dois tipos: as redes *feedforward*, em que cada neurônio de uma camada possui conexões diretas com neurônios da camada seguinte ou camadas mais afastadas, e as redes *feedback*, que considera, além das ligações existente nas redes feedforward, ligações que partem de camadas avançadas e retornam a camadas anteriores. Alexander (2007) afirma que quanto maior o número de conexões existentes entre os neurônios de uma rede neural, mais complexa será essa rede.

A construção de um modelo de rede neural é dividida em duas etapas: na primeira, denominada como fase de aprendizagem ou de treinamento, as conexões entre os neurônios são ajustadas até que o modelo seja capaz de compreender as relações existentes entre a(s) variável(is) dependente(s) e independente(s) dada determinada medida de desempenho ou grau de convergência. Na segunda fase, conhecida como fase de teste ou validação, através da realização de previsões *ex post*, avalia-se se o modelo ajustado possui poder preditivo para realizar previsões com grau de precisão semelhante ao adotado na fase de treinamento.

De acordo com Gately (1996), 90% dos dados disponíveis para a construção do modelo devem ser utilizados no processo de aprendizagem e o restante dos dados deve ser empregado na fase de validação. Antes de iniciar o processo de aprendizagem, deve-se definir a quantidade de camadas do modelo, a quantidade de neurônios em cada camada, o tipo de função de ativação dos neurônios, os tipos de ligações entre os neurônios e o critério de convergência. O critério de convergência é responsável por definir o ajustamento dos valores gerados pelo modelo com os dados da variável dependente observados.

Após definidas essas informações, os pesos das conexões entre os neurônios são ajustados por um processo iterativo baseado em uma regra (ou um algoritmo) de aprendizagem. Deve-se notar que, segundo Frascarolli, Costa Silva e Silva Filho (2009), é a escolha do algoritmo de aprendizagem adequado que garante previsão com erro mínimo. Considerando a importância apontada por Gately (1996) com relação aos modelos que possuem três camadas, a literatura indica o algoritmo de retropropagação (*backpropagation*), também conhecido com Regra do Delta Generalizado, como a regra mais utilizada para a aprendizagem. Portugal e Fernandes destacam, ainda, que durante o processo de aprendizagem, utilizando o algoritmo de retropropagação, os neurônios das camadas intermediárias se organizam de tal forma que cada elemento reconhece características diferentes do espaço de entrada, cabendo, dessa forma ao algoritmo de treinamento decidir quais características devem ser extraídas (Frascarolli, Costa Silva e Silva Filho, 2009). Concluído esse processo, o erro gerado na camada de saída é comparado com o valor observado e essa diferença gera uma função erro que é utilizada, através da retropropagação que utiliza o método de descida de gradiente, para ajustar os pesos sinápticos. Cada vez que os erros são retropropagados e os parâmetros ajustados, diz-se que o modelo realiza uma iteração. Esse processo iterativo, de acordo com Frascarolli, Costa Silva e Silva Neto (2009) será repetido até que algum critério seja estabelecido, como um mínimo erro global.

Um possível problema oriundo do processo de treinamento da rede neural artificial diz respeito ao superajustamento ou super-treinamento da mesma. Nesse caso, a rede inicia

um processo de memorização das relações estocásticas das variáveis e perde o poder de realizar generalizações (Arnaud, 2007). Para lidar com esse tipo de problema, alguns métodos como a regularização dos termos (Poggio e Girosi, 1990), a seleção de modelos (Moody, 1992), o aumento dos graus de liberdade (Frascarolli, Costa Silva e Silva Neto, 2009), redução dos graus de precisão (Alexander, 2007) ou parada com validação cruzada (Hecht-Nielsen, 1990) têm sido sugeridos pela literatura.

Embora muitos trabalhos considerem as redes neurais como modelos eficientes para estudo de casos de falências bancárias devido ao seu poder de generalização universal, algumas críticas têm sido feitas a respeito da sua estrutura opaca ou em caixa-preta. Segundo Hall *et al.* (2008), o maior inconveniente associado ao uso das redes neurais como instrumento de tomada de decisão diz respeito à ausência de capacidade de explicação. Assim, de acordo com os autores, embora as RNAs possam alcançar alto grau de ajustamento na previsão, a razão que leva a esse ajuste não está prontamente disponível, ou seja, o uso de redes neurais como preditores de crise bancária não permite a formalização da relação entre variáveis de entrada e variáveis de saída de maneira compreensiva. Ainda segundo Hall *et al.* (2008), esses modelos possuem flexibilidade para distribuições paramétricas não-específicas, ou seja, conseguem capturar relações não estruturadas entre as variáveis, além de, como afirmado inicialmente, ter vantagens em superar limitações nos dados. Por fim, os autores salientam que as RNAs estão sujeitas a previsões com erros mínimos e pequenas variâncias

2.1. Especificação da modelagem utilizada

Para o presente estudo, o modelo de redes neurais *Multilayer Perceptrons* com algoritmo de retropropagação e uma camada intermediária de neurônios será utilizado para estimar as estratégias de escolha do Brasil sobre subsidiar as aeronaves produzidas pela Embraer e infringir os artigos 3 e 27 do Acordo sobre subsídios e medidas compensatórias da OMC e o artigo XVI do GATT entre os anos de 1995 e 2000. A presença de apenas uma camada intermediária é reforçada por diversos trabalhos

teóricos, a exemplo do estudo de Corrar, Paulo e Dias Filho (2007) e Frascaroli, Costa Silva e Silva Filho (2009). Na verdade, de acordo com a literatura, apenas uma camada é suficiente para aproximar qualquer função contínua.

As variáveis independentes consideradas na estimação do modelo seguirão o estabelecido pela normativa do Programa de Financiamento às Exportações – Proex e pela teoria da Política Endógena, a qual afirma que as políticas de subsídios e tarifas podem ser explicadas de acordo com o comportamento racional maximizador em que as variáveis que explicam os subsídios são aquelas que afetam as decisões dos agentes maximizadores (Magee, Brock e Young, 1989). Dessa forma, como o governo brasileiro enquadrou a Embraer na modalidade de equalização das taxas de juros, que, de acordo com Blumenschein e Leon (2002:09) consiste no “pagamento às instituições financiadoras da diferença, a maior, entre os encargos negociados com o exportador e o importador e os custos de captação de recursos pelo financiador”, considerou-se que as variáveis que afetam o acesso ao crédito doméstico por empresas nacionais e internacionais, como taxa de juros local e taxa de câmbio, influenciarão às decisões do governo brasileiro em subsidiar as exportações de aeronaves brasileiras. Deve-se notar ainda que, de acordo com Blanchard (2004), a taxa de câmbio apresenta uma relação positiva com o nível de exportações.

Além dessas variáveis, considerou-se ainda que o próprio nível de exportações de aeronaves e suas partes, em dólares norte americanos, realizadas pelo Brasil no período pode explicar as decisões do governo brasileiro. A adição dessa variável é justificada pois, de acordo com Krugman (1984), os subsídios governamentais podem habilitar as firmas domésticas a aumentar sua produção, de tal forma que seus lucros alcançarão patamares maiores que os subsídios oferecidos, o que levará, segundo o autor, a captura dos retornos financeiros, gerando um aumento do bem estar social que, no mais das vezes, é objetivo dos governos. Logo, dada a indisponibilidade de dados sobre os lucros da Embraer para o período entre os anos de 1994 e 2001, utilizou-se a exportação como uma variável *proxy*.

Em sequência, uma variável de característica qualitativa foi inserida para apontar em que estágio estaria o conflito dentro do Órgão de Soluções de Controvérsias na OMC. Nesse sentido, são enumerados os seguintes estágios: (i) consulta, (ii) painel, (iii) apelação, (iv) primeiro recurso do Canadá no painel de revisão, (v) primeiro recurso do Canadá no Órgão de Apelação, (vi) pedido de arbitragem do Brasil e (vii) segundo recurso do Canadá.

Finalmente, utilizou-se, como hipótese para o modelo que os preços do petróleo influenciam as decisões do governo sobre subsidiar a Embraer. A justificativa para tal fato é explicada por Morrison, Hansmann e Sgouridis (2011), que afirmam que o nível de demanda por aeronaves de corredor único é influenciada diretamente pelo preço da *commodity*, o que, para o caso brasileiro, deverá indicar em impactos sobre as exportações.

O estudo é desenvolvido a partir da análise das posições do governo brasileiro sobre as políticas de subsídios à Embraer via equalização das taxas de juros. Portanto, o período total foi segmentado em três subperíodos: (i) o primeiro, entre dezembro de 1994 e setembro de 1995, em que o governo brasileiro não aplicou qualquer medida de incentivo às exportações; (ii) o segundo período, entre outubro de 1995 e outubro de 1999, em que o governo adota medidas diversas de apoio às exportações de aeronaves; e, (iii) finalmente o terceiro e último período que vai de dezembro de 1999 a dezembro de 2000, quando o governo brasileiro efetua os primeiros movimentos legais com o organismo internacional e retira todas as políticas de incentivo ao setor, finalizando o processo dentro da OMC.

A modelagem a ser construída tem como objetivo verificar a previsibilidade das ações brasileiras durante o contencioso na OMC. Para tanto, foram realizadas duas estimações distintas. A primeira, analisa a possibilidade de prever *ex post* a mudança de comportamento do Brasil observada entre os meses de novembro e dezembro de 1999 quando o Banco Central emite resoluções que fazem revisões das taxas de juros implementadas pelo Proex para o setor aeroviário. A segunda estimação considera, por

sua vez, a previsibilidade de manutenção do comportamento brasileiro nos últimos períodos antes do encerramento do processo.

Dado o tamanho reduzido da amostra, optou-se por dividir o conjunto de dados da seguinte maneira: para as avaliações que consideram a mudança de comportamento brasileiro (quando da decisão de cooperar com o organismo internacional), foram reservadas 57 observações para o treinamento. Para a fase de teste, foram utilizadas 5 observações que consideram os dois meses anteriores à mudança e os três meses subsequentes a esta. Em sequência, para as análises que consideram a previsibilidade de manutenção da política brasileira no final do processo, foram considerados 73 períodos para a fase de treinamento e 8 dados para a fase de testes. A preferência pela parcela de dados destinada à fase de teste decorreu da observação de que tal procedimento permitia acelerar o aprendizado da rede neural. Deve-se notar que a escolha das observações mais recentes para o procedimento de teste está de acordo com o apontado por Frascarolli, Costa Silva e Silva Neto (2009) que afirmam que essas observações podem trazer informações mais relevantes para a explicação do problema a ser tratado pela rede.

Buscando determinar a probabilidade de mudanças no comportamento político brasileiro durante o conflito com o Canadá na OMC, foram utilizadas, além das duas amostras em dois períodos de tempo distintos, três tipos de redes neurais com número de neurônios intermediários e graus de convergência diferentes.

Com relação à quantidade de neurônios existentes na camada intermediária rede neural, essa está de acordo com o que é recomendado por alguns autores especialistas no assunto. De acordo com Corrar, Paulo & Dias Filho (2007), para aplicações mais usuais, uma rede neural deve possuir apenas uma camada intermediária, porém, a quantidade de neurônios que compõem essa camada deve ser estipulada através da experimentação de algumas redes para esta série. Assim sendo, foram estimados três modelos distintos para cada horizonte temporal: (i) o primeiro modelo contendo 50 neurônios na camada intermediária e grau de convergência de 0,999, (ii) o segundo, contendo também 50 neurônios na camada intermediária e grau de convergência ligeiramente menor, de 0.99,

(iii) e o terceiro modelo possuindo 30 neurônios na camada intermediária e 0,95 de grau de convergência. A figura a seguir apresenta a estrutura da rede neural de maior complexidade (10 neurônios de entrada, uma camada intermediária contendo um número variado de neurônios, um neurônio de saída) utilizada no presente trabalho.

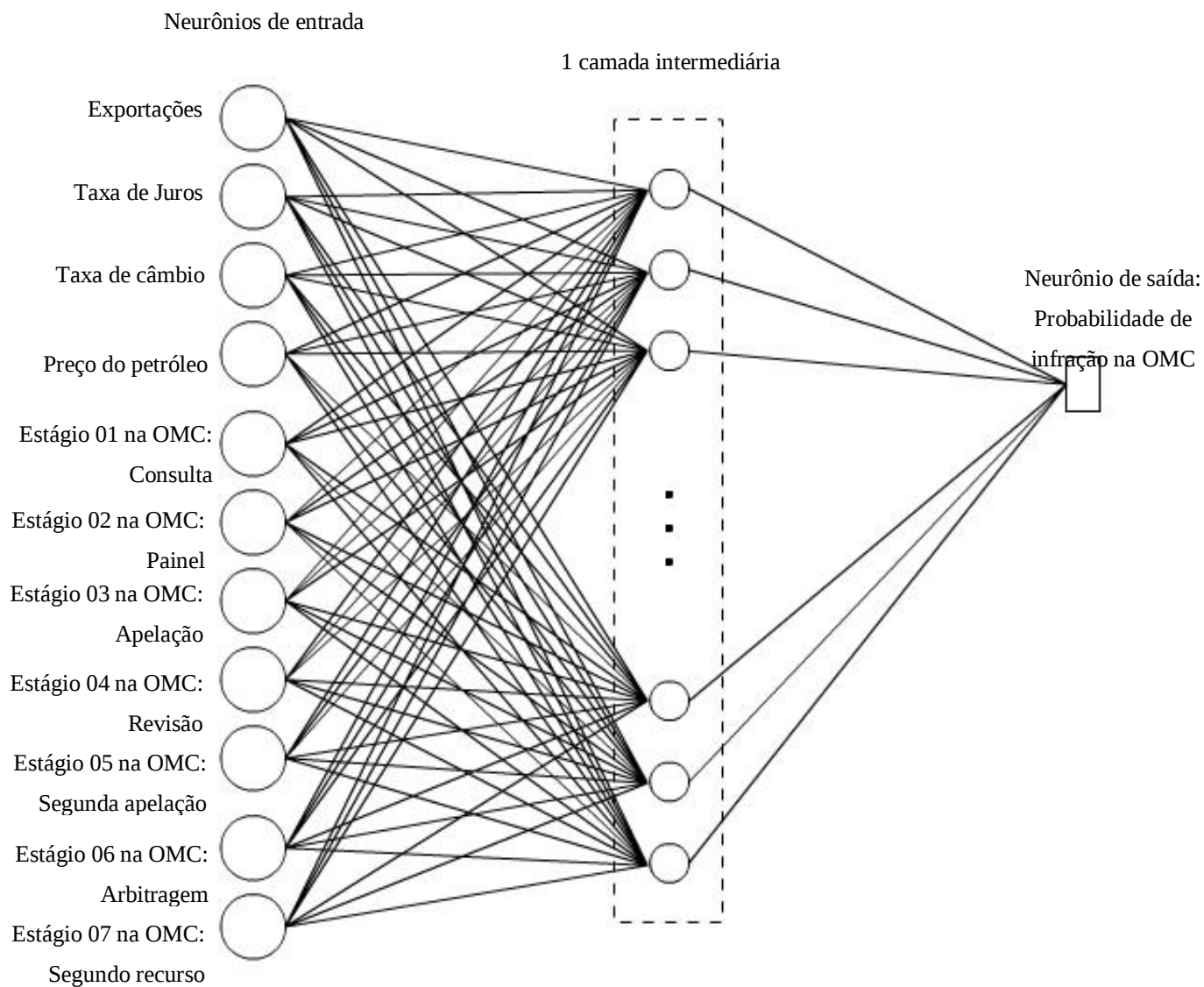


Figura 2. 2: Estrutura da Rede Neural Utilizada
Fonte: Elaboração Própria

2.2. Origem dos dados

Para o presente estudo, a informação necessária para a avaliação da posição brasileira no contendo com o Canadá na OMC é analisada através das características macroeconômicas do país (exportações, taxa de juros e taxa de câmbio) e de indicadores de preços de *commodity* internacional, a saber, o petróleo. Estas variáveis macroeconômicas estão disponíveis no IBGE¹², Banco Central¹³ e Ipeadata¹⁴. As informações sobre os estágios do processo está disponível no site da OMC. Finalmente, os preços do petróleo são divulgados pela Bovespa.

¹² www.ibge.gov.br

¹³ www.bacen.gov.br

¹⁴ www.ipeadata.gov.br

3. Resultados e discussões

A fim de medir a previsibilidade do comportamento brasileiro durante o contencioso entre Embraer e Bombardier na OMC, os resultados das estimações são apresentados em duas subseções: a primeira traz os resultados de previsão de mudança de comportamento do Brasil entre os meses de outubro e novembro de 1999, quando o Banco Central divulga a Resolução nº 2.667 que indica o primeiro esforço do Brasil em cooperar com o organismo internacional. Já a segunda subseção mostra os resultados das estimações quando se considera a continuidade do comportamento brasileiro ao final do processo.

3.1. Previsão I: Modelos de avaliação de mudança de comportamento brasileiro

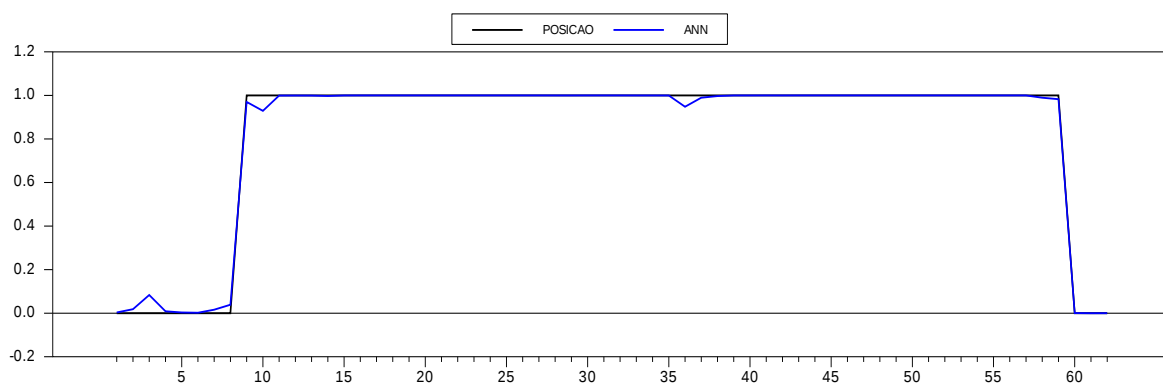
Para analisar o comportamento brasileiro dentro da OMC, foram utilizados três modelos de redes neurais artificiais. A combinação de variáveis e a especificação dos modelos de redes neurais obedeceram, estritamente, ao indicado por Vieira (2010) com o objetivo de verificar se com o uso da mesma ferramenta seria possível também avaliar a previsibilidade de comportamentos políticos.

Nos gráficos abaixo, a linha escura mostra as posições brasileiras durante o processo na OMC (posição) e a linha azulada apresenta os resultados da rede neural após o processo de treinamento e teste (ANN)¹⁵. Vale ainda considerar que as 8 primeiras observações dizem respeito ao período em que o Brasil não emitiu qualquer subsídio à Embraer enquanto as 49 seguintes dizem respeito ao período em que o governo brasileiro realizou políticas de incentivos à exportação de aeronaves brasileiras através da equalização de taxas de juros do Proex. Todas elas, juntas, foram utilizadas no processo de aprendizagem da rede neural. As cinco últimas observações (58-62), tanto da série escura quanto da série em azul, compõem o conjunto de informações utilizado no processo de teste da rede.

¹⁵ Utilizou-se a sigla ANN em referência ao termo em inglês: Artificial Neural Networks

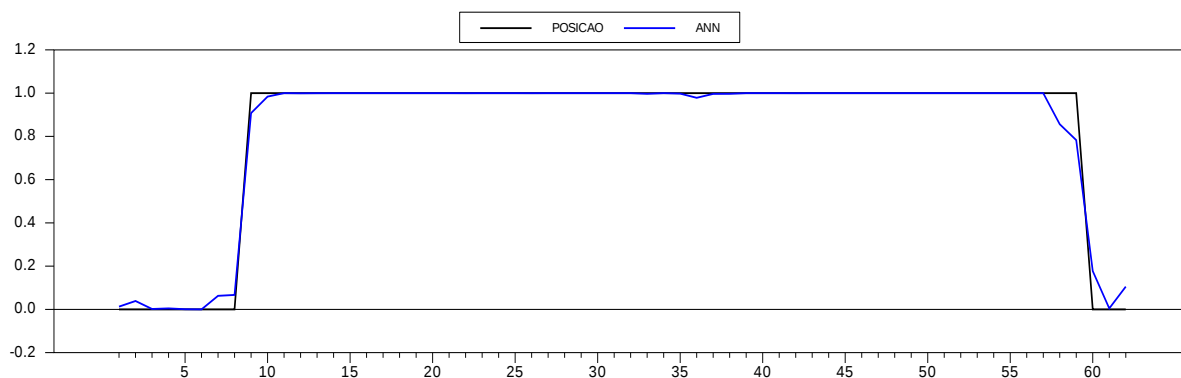
Deve-se notar que os modelos não apresentaram convergência imediata, ou seja, os modelos atingem os graus de convergência especificados apenas após sequenciados períodos de teste. Tal fato pode ser explicado pela existência de múltiplos pontos de mínimo na função. Dessa forma, os resultados apresentados se referem à média dos resultados observados quando do alcance do grau de convergência.

Gráfico 2. 1: Modelo de previsão de mudança de comportamento: Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50



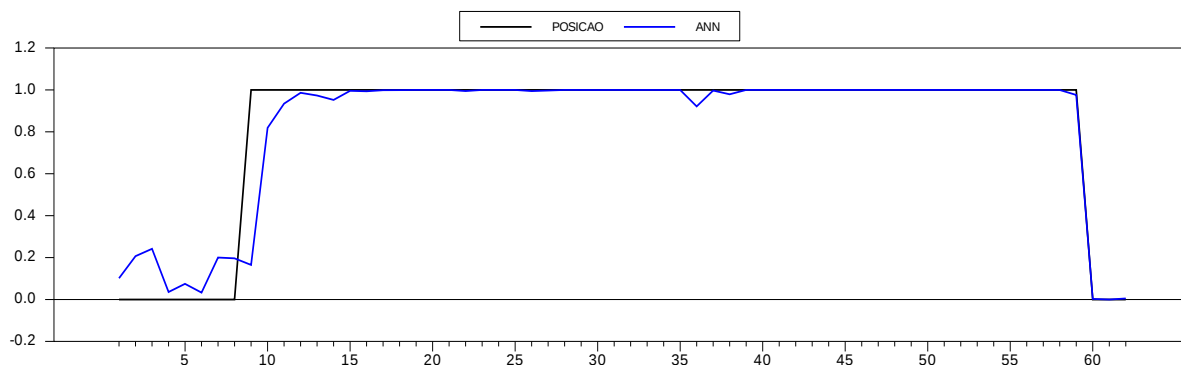
Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 2. 2: Modelo de previsão de mudança de comportamento: Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50



Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 2. 3: Modelo de previsão de mudança de comportamento: Grau de convergência: 0,95. Neurônios intermediários: 30



Fonte: Elaboração Própria

Os três gráficos apresentados acima mostram um forte grau de ajustamento da rede neural aos dados originais. Tal fato pode ser observado pela proximidade entre as linhas escura e azulada. A explicação para esse fato é dada pela existência de relações não lineares entre as variáveis. Em todos, os casos, como será mostrado em seguida, o modelo apresentou boa performance quando realizada a análise dentro da amostra.

A utilidade dos modelos de redes neurais artificiais como potencial sistema de previsão será testada utilizando-se o seguinte procedimento de classificação: a probabilidade do governo brasileiro mudar de ação é comparada com um valor de corte (nesse caso, assume-se 10%, de acordo com o verificado por Vieira (2010)). Se essa probabilidade for maior que o valor de corte, pode-se afirmar que o governo deverá adotar políticas de incentivo às exportações e se essa for menor que o valor de corte, afirma-se que o governo não adotará tais políticas. Como nos demais estudos, um erro tipo I é definido como a classificação equivocada da não intervenção governamental quando, de fato, o governo efetua tal procedimento e o erro tipo II é definido como a classificação errada de intervenção quando não há esse procedimento. Tal critério de classificação foi adotado seguindo o entendimento de que infringir às regras do organismo internacional

seria mais prejudicial ao Brasil do que não as adotar (North, 2005). Tal qual afirma Weingast (2002: 661): *“institutions constrain the sequence of interaction among actors, the choices available to particular actors, the structure of information and hence beliefs of the actors, and the payoffs to individuals and groups”*.

A Tabela 01 abaixo apresenta os resultados de classificação obtidos utilizando-se os modelos estimados nos conjuntos de dados dentro da amostra (essas avaliações consideram os dados das observações utilizadas para o treinamento da rede neural) e fora da amostra (essas avaliações consideram os dados das observações utilizadas no processo de teste da rede neural). Os dados entre parênteses dizem respeito ao número de meses que o Brasil não adotou políticas de incentivos e o número de períodos que o Brasil adotou tais políticas. O primeiro termo se refere ao não uso dos incentivos e o segundo termo se refere a não adoção..

Tabela 2. 1: Resultados de classificação para dados dentro e fora da amostra

Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3	
Variáveis utilizadas: estágios do processo na OMC, valor das exportações de aeronaves e partes, taxa Selic, Taxa de câmbio, preço do petróleo no mercado internacional.					
Especificações do Modelo: Nível de convergência da Série: 0.999 Quantidade de Neurônios Intermediários: 50		Especificações do Modelo: Nível de convergência da Série: 0.99 Quantidade de Neurônios Intermediários: 50		Especificações do Modelo: Nível de convergência da Série: 0.95 Quantidade de Neurônios Intermediários: 30	
Resultados dentro da amostra					
Erro tipo I: 0 (49,8)	Erro tipo II: 0 (49,8)	Erro tipo I: 0 (49,8)	Erro tipo II: 0 (49,8)	Erro tipo I: 0 (49,8)	Erro tipo II: 2 (49,8)
Resultados fora da amostra					
Erro tipo I: 0 (2,3)	Erro tipo II: 0 (2,3)	Erro tipo I: 0 (2,3)	Erro tipo II: 2 (2,3)	Erro tipo I: 0 (2,3)	Erro tipo II: 0 (2,3)

Fonte: Elaboração Própria

Através de uma análise mais detida da tabela acima, é possível observar que para todos os casos, o modelo de redes neurais artificiais apresentou performance adequada, gerando quatro erros do tipo II, sendo dois erros dentro (no caso do modelo 3) e dois erros fora da amostra (modelo 2) verificados nos modelos de menor complexidade. Nota-se ainda que o modelo 1, de maior complexidade não apresentou erros dentro ou fora da amostra. Deve-se notar ainda que, por não apresentar erros do tipo I, mais graves por indicar que o Brasil estaria infringindo as determinações supranacionais, as redes neurais foram corretamente utilizadas como preditoras de alteração do comportamento político brasileiro na OMC.

Um ponto que deve ser elucidado se refere ao desempenho do modelo de menor complexidade (30 neurônios intermediários e grau de convergência de 0,95). Nota-se que, embora esse modelo produza erros do tipo II dentro da amostra, eles se referem a períodos imediatamente anteriores a mudança de comportamento do governo brasileiro. Assim, pode-se afirmar que o modelo consegue diagnosticar alterações de comportamento *one step ahead*. A Tabela 02 abaixo apresenta o erro quadrático médio dos modelos¹⁶.

Tabela 2. 2 : Erro quadrático médio dos modelos

Modelo	Erro Quadrático Médio dentro da amostra	Erro Quadrático Médio fora da amostra	Erro Quadrático Médio total
Modelo 1	0,0177	0,0091	0,0172
Modelo 2	0,0184	0,1485	0,0457
Modelo 3	0,1286	0,0110	0,1233

Fonte: Elaboração Própria

Na tabela acima, pode-se observar que o Modelo 1, com maior complexidade na sua estrutura, isto é, maior nível de convergência e maior quantidade de neurônios intermediários, apresenta melhor desempenho quando comparado aos demais, chegando a apresentar menos de 1% de erro quadrático médio fora da amostra e menos 2% de erro quadrático médio total.

3.2. Previsão II: Modelos de previsão de mudança de comportamento brasileiro

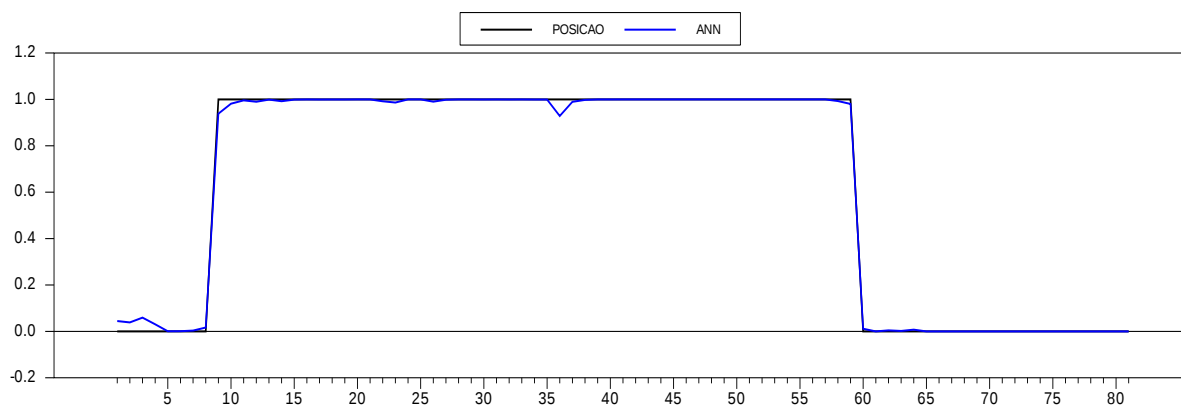
De forma semelhante ao que foi observado na mudança de comportamento do governo brasileiro, a linha escura mostra as posições brasileiras durante o processo na OMC (posição) e a linha azulada apresenta os resultados da rede neural após o processo de treinamento e teste (ANN). Vale ainda considerar que as 8 primeiras observações dizem

¹⁶ No caso das redes neurais, os autores consideraram que essa medida seria adequada por indicar o quanto a medida estabelecida pela rede neural estaria distante do valor verdadeiro da quantidade estimada.

respeito ao período em que o Brasil não emitiu qualquer subsídio à Embraer, as 51 seguintes dizem respeito ao período em que o governo brasileiro realizou políticas de incentivos à exportação de aeronaves brasileiras através da equalização de taxas de juros do Proex e as 22 observações finais se referem ao período em que Brasil passa a cooperar com o organismo internacional.

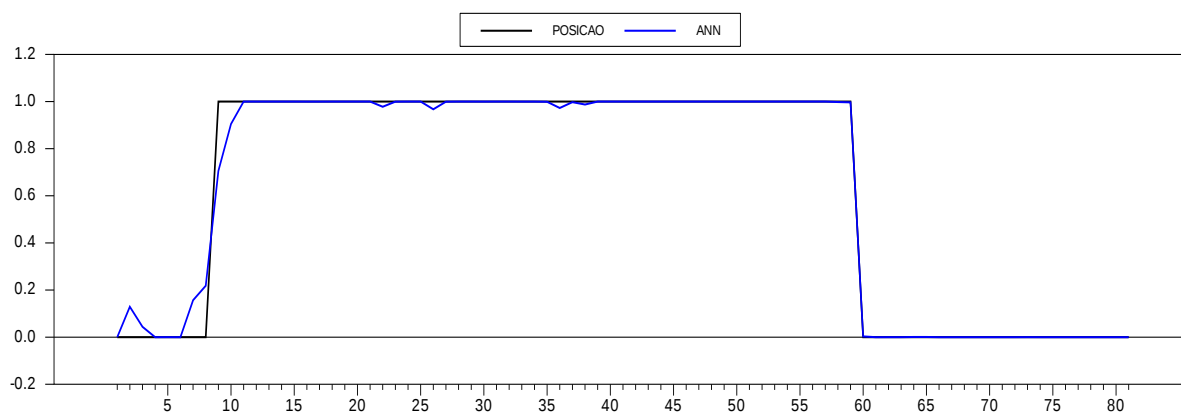
Para o estudo em tela, as primeiras 73 informações foram utilizadas no processo de aprendizagem da rede neural. Em seguida, as oito últimas observações (74-81), tanto da série escura quanto da série em azul, compõem o conjunto de informações utilizado no processo de teste da rede. Os gráficos e a tabela abaixo mostram os desempenhos das redes neurais.

Gráfico 2. 4: Modelo de previsão de mudança de comportamento: Grau de convergência: 0,999. Neurônios intermediários: 50



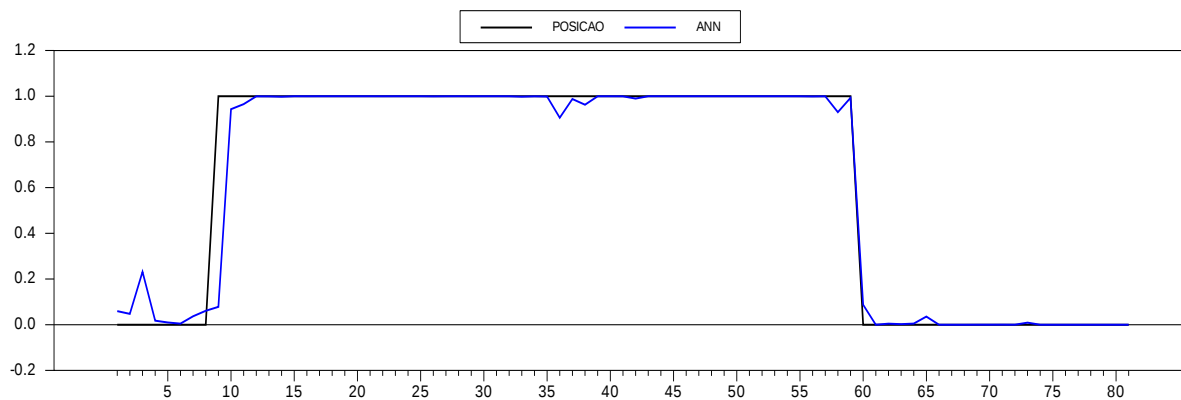
Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 2. 5: Modelo de previsão de mudança de comportamento: Grau de convergência: 0,99. Neurônios intermediários: 50



Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 2. 6: Modelo de previsão de mudança de comportamento: Grau de convergência: 0,95. Neurônios intermediários: 30



Fonte: Elaboração Própria

Tabela 2. 3: Resultados de classificação para dados dentro e fora da amostra

Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3	
Variáveis utilizadas: estágios do processo na OMC, valor das exportações de aeronaves e partes, taxa Selic, Taxa de câmbio, preço do petróleo no mercado internacional.					
Especificações do Modelo: Nível de convergência da Série: 0.999 Quantidade de Neurônios Intermediários: 50		Especificações do Modelo: Nível de convergência da Série: 0.99 Quantidade de Neurônios Intermediários: 50		Especificações do Modelo: Nível de convergência da Série: 0.95 Quantidade de Neurônios Intermediários: 30	
Resultados dentro da amostra					
Erro tipo I: 0 (49,8)	Erro tipo II: 0 (49,8)	Erro tipo I: 0 (49,8)	Erro tipo II: 3 (49,8)	Erro tipo I: 1 (49,8)	Erro tipo II: 1 (49,8)
Resultados fora da amostra					
Erro tipo I: 0 (2,3)	Erro tipo II: 0 (2,3)	Erro tipo I: 0 (2,3)	Erro tipo II: 0 (2,3)	Erro tipo I: 0 (2,3)	Erro tipo II: 0 (2,3)

Fonte: Elaboração Própria

Tabela 2. 4 : Erro quadrático médio dos modelos

Modelo	Erro Quadrático Médio dentro da amostra	Erro Quadrático Médio fora da amostra	Erro Quadrático Médio total
Modelo 1	0,0160	0,0000	0,0152
Modelo 2	0,0509	0,0000	0,0483
Modelo 3	0,1135	0,0000	0,1077

Fonte: Elaboração Própria

Através dos resultados mostrados nos gráficos 4, 5 e 6 e tabelas 3 e 4 mostrados acima, é possível observar que, novamente, o modelo que possui maior complexidade em sua estrutura (Modelo 1) apresenta desempenhos satisfatórios no que diz respeito à ausência de erros de tipo I e II tanto dentro quanto fora da amostra. Além disso, é necessário não esquecer que, para a previsão de período mais alongado, nenhum dos modelos apresentou erros fora da amostra. Finalmente, nota-se que todos os modelos se apresentaram como instrumentos adequados de previsão do comportamento político brasileiro, tendo em vista a inexistência de valores significativos de erro quadrático médio para as análises fora da amostra (fase de teste da rede neural).

3.3. Comparações entre os Modelos

A partir dos resultados dos desempenhos dos modelos considerando dois horizontes temporais distintos, é possível verificar que, dentre as redes neurais utilizadas para previsão do comportamento político brasileiro, o modelo que considera uma maior quantidade de neurônios nas camadas intermediárias se destaca por possuir maior poder preditivo tanto dentro como fora da amostra quando comparado com os demais. Além disso, ele possui menor erro quadrático médio de previsão, o que possibilita uma previsão mais acurada do comportamento político brasileiro. O Quadro 01 a seguir mostra as atuações dos modelos de melhor desempenho para os dois tipos de horizontes temporais especificados. Os títulos Mudança de comportamento e manutenção de comportamento indicam a separação temporal.

Para tanto, foi considerado o seguinte critério de desempate: menor quantidade de erro do tipo I, menor quantidade de erro do tipo II e menor erro quadrático médio total. Tal procedimento foi adotado pois, embora contrarie à literatura que afirma que a melhor rede está associada ao menor erro, erros do tipo I representam fortes custos políticos para um país, além de implicar também custos para a instituição internacional, uma vez que, nesse caso, seriam utilizadas medidas corretivas em detrimento de medidas preventivas. Além disso, deve-se notar ainda que redes neurais com estruturas mais complexas terão, necessariamente, menores erros.

Quadro 2. 1: Modelos de melhor desempenho

Mudança de comportamento	Manutenção do comportamento
Modelo 1	Modelo 1

Fonte: Elaboração Própria

A partir das informações mostradas no quadro, é possível observar que o Modelo 1 (grau de convergência de 0,999 e 50 neurônios na camada intermediária) possui melhor performance quando comparado aos demais modelos.

Considerações Finais

O contencioso entre Brasil e Canadá durante o período de 1996 - 2000 foi analisado por uma vasta quantidade de estudiosos das mais diversas áreas, os quais buscaram identificar, entre outros, qual a melhor estratégia a ser adotada por cada um dos países. O que atesta a importância e a simbologia do caso. Para o Brasil, em específico, o conflito foi ainda de maior relevância tendo em vista que o processo resultou, após todos os trâmites na OMC, em sua punição.

A revisão do processo histórico e a cristalização de sua cronologia indicou que a dinâmica de incentivos às exportações podem não estar ligadas apenas aos custos das empresas, mas também a funções de maximização do governo. Para o estudo, foram adotadas variáveis macroeconômicas ligadas ao Programa de Incentivos às Exportações e considerou-se, ainda, os estágios do processo dentro do organismo internacional.

Como instrumento metodológico, foram adotadas as redes neurais artificiais com o fito de realizar avaliações a fim de prever o comportamento político brasileiro durante o processo na OMC. Dessa forma, o trabalho em tela treinou três redes neurais compostas por topologias distintas, além de analisar esses mesmos modelos para dois períodos de tempo diferentes.

Através dos resultados, observa-se que a ferramenta possibilita prever tanto a mudança de comportamento, quanto a manutenção das políticas de incentivo às exportações adotadas. Dessa forma, o trabalho ratifica a importância do uso de dispositivos de inteligência artificial para prever comportamentos não apenas econômicos, mas também políticos. O estudo verificou, também, que, independentemente do horizonte temporal analisado, o modelo que apresenta o melhor poder preditivo é composto por maior quantidade de neurônios intermediários e maior grau de convergência. Tal fato pode ser explicado pelo seu poder de aproximação e ajuste a qualquer função não-linear a qualquer grau de precisão.

Os resultados encontrados nesse trabalho ratificam aqueles encontrados na literatura internacional (McNelis, 2005) , em que as redes neurais apresentam melhor desempenho quando comparadas a métodos de previsão paramétricos, como os modelos logit ou probit. Uma crítica que pode ser feita à metodologia diz respeito a sua estrutura em caixa preta, que não permite a verificação dos determinantes individuais da tomada de decisão política.

Referências

Alexander, C. **Model of Markets**, BM&F, 2007.

Arnaud, A. **Abordagem Híbrida para Otimização de Redes Neurais Artificiais para Previsão de Séries Temporais**. UFPE, Dissertação de Mestrado, 2007.

Banco Central do Brasil, BACEN, www.bc.gov.br Acessado em 15 de janeiro de 2012

Banco Nacional de Desenvolvimento Econômico e Social, BNDES. Disponível em: http://www.bndes.gov.br/SiteBNDES/export/sites/default/bndes_pt/Galerias/Arquivos/conhecimento/livro_desafio/Relatorio-06.pdf. Acessado em 21 de agosto e 2012

Blanchard, O. **Macroeconomia**. Prentice Hall, 2004

Botelho, A., **Comércio veta os produtos do Canadá**. O Estado de São Paulo, São Paulo, p. B8, 8 de fev. 2001.

Bumenschein, F., Lopez, F., **Uma análise do desempenho e da segmentação do sistema de crédito à exportação no Brasil**. In.: Pinheiro, A., Markwald, R., Pereira, Valls. O desafio das exportações. Rio de Janeiro: BNDES, 2002. P. 175-243

BMF & BOVESPA www.bovespa.com.br Acessado em 15 de janeiro de 2012.

Brasil, Ministério do Desenvolvimento, da Indústria e do Comércio Exterior. Disponível em <http://www.mdic.gov.br/sitio/> . Acessado em 21 de agosto de 2012.

Brasil, Ministério das Relações Internacionais. Disponível em <http://www.itamaraty.gov.br/o-ministerio/conheca-o-ministerio/tecnologicos/cgc/solucao-de-controversias/mais-informacoes/texto-dos-acordos-da-omc-portugues/1.1.11-acordo-sobre-subsidios-e-medidas-compensatorias/view> Acessado em 21 de agosto de 2012.

Corrar, J., E. Paulo, E. Dias Filho, **Análise Multivariada: para os cursos de administração, ciências contábeis e economia**, 2007.

Frascaroli, B., Costa Silva, L., Silva Filho, O. (2009). **Os Ratings de Risco Soberano e os Fundamentos Macroeconômicos dos Países: Um Estudo Utilizando Redes Neurais Artificiais**, Revista Brasileira de Finanças, Vol. 7, Nº1, PP 73-106

- Hareb, S., **Les subventions aux exportations: Étude et application au cas de Bombardier-Embraer**, Université de Montréal, Dissertação de Mestrado, 2001
- Hilda, H., **Sócios Divergem sobre a Embraer**. Gazeta Mercantil, São Paulo, p. C-4, 31 de maio de 1996.
- Krugman, P. **Introdução à Economia**, Editora Campus, 2008.
- Krugman, P., **Industrial Organization and International Trade**. Elsevier, 1984
- Lucena, A. **Cooperar ou não cooperar, eis a questão: A organização mundial do comércio, o Brasil e o contencioso Embraer-Bombardier**. UNB, Tese de Doutorado, 2006
- Magee, Brock e Young, **Black Hole Tariffs and Endogenous Policy Theory: Political Economy in General Equilibrium**. Cambridge University Press, 1989
- Mcnelis, P., **Neural Networks in Finance: Gaining Predictive Edge in the Market**, Elsevier Academic Press, 2005.
- Millette, V., **Quel est l'impact des subventions à l'exportation sur le bien-être social du Canada: Le cas de Bombardier-Embraer**. Université de Montréal, Dissertação de Mestrado, 2004.
- Monteiro, T. **Fab encomenda novo avião à Embraer**. Estado de São Paulo, São Paulo, 23 de janeiro de 1995.
- Morrison, J., Hansmann, R., e Sgouridis S., **Game Theory Analysis of the Impact of Single Aisle Aircraft Competition on Fleet Emissions**. MIT Press, 2011.
- NORTH, Douglass, **Institutions, Institutional Change and Economic Performance**, Cambridge University Press, Cambridge, 1990.
- Ottoboni, J. **Embraer começa a demitir mais de 350 funcionários**. Jornal da Tarde. São Paulo, 3 de abril de 1996.
- Pasin, J., **A Organização Mundial do Comércio e as Estratégias para o Brasil à luz da Teoria dos Jogos**. Revista do BNDES, v.8, nº16, Rio de Janeiro, 2001
- Público, **Empresa foi privatizada em dezembro**. Correio Brasiliense, Brasília, 23 de janeiro de 1995.

Público, **Embraer negocia venda de 150 aviões aos EUA**. Folha de São Paulo, São Paulo, 28 de maio de 1996.

Silveira, V. **EMB-145, o novo avião da Embraer**. Gazeta Mercantil, São Paulo, 14 de julho de 1995.

Vieira, A. **Avaliação de insolvência no sistema bancário: uma aplicação para o caso brasileiro**. UFPE, Dissertação de Mestrado, 2010.

WEINGAST, Barry, Rational-Choice Institutionalism, in Ira Katznelson and Helen Milner (Eds.), Political Science – State of the Discipline, W.W. Norton & Company, New York, 2002.

WTO, Organização Mundial do Comércio. Disponível em http://www.wto.org/english/tratop_e/dispu_e/cases_e/ds46_e.htm. Acessado em 21 de agosto de 2012.

ARTIGO 3: A Europa e o seu calcanhar de Aquiles: A **(im)previsibilidade da tragédia grega**

Amanda Aires Vieira¹⁷
 Marcelo de Almeida Medeiros¹⁸
 Yony Sá Barreto Sampaio¹⁹

“Ainda se fazem banqueiros centrais alemães como antigamente! [...] Axel Weber, presidente do Bundesbank, assumiu plenamente o papel da formiga diante das cigarras do Sul da Europa, como Grécia, Portugal e Espanha. Perguntado se o Banco Central Europeu (BCE) não poderia elevar a meta de inflação de 2% [...] para 4%, para que os países mediterrâneos pudessem ajustar seus altos custos salariais tendo menos inflação do que o resto da Europa, ele mandou bala.

Weber disse que a Alemanha viveu a sua própria bolha na esteira da reunificação, em 1989, quando os salários médios subiram muito e houve um boom imobiliário no Leste. [...] Depois disso, ele continuou, a Alemanha também ficou com custos salariais muito altos, e iniciou um lento e paulatino processo de ajuste a partir de meados da década de 90, na base de “moderação salarial” [...]

E é isso, deixou claro Weber, que os alemães acham que os alegres primos do Sul deveriam fazer. [...] “É relativamente duro”, reconheceu o presidente do Bundesbank, indicando que é um processo de pelo menos uma década.

Como se disse na fábula: ‘Cantaram durante todo o verão? Pois agora dancem!’”.

(Dantas, 2010)

¹⁷ Doutora em Economia pela Universidade Federal de Pernambuco, professora adjunta de Economia da Faculdade Boa Viagem (FBV - Devry Brasil). E-mail: amandaires@gmail.com

¹⁸ Doutor em Ciência Política pelo Institut d'Études Politiques de Grenoble, professor adjunto de Ciência Política da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE) e pesquisador do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq). E-mail: mam14@uol.com.br

¹⁹ Doutor em Economia pela University of California System dos Estados Unidos, professor titular de Ciências Econômicas da Universidade Federal de Pernambuco (UFPE) e pesquisador do Conselho Nacional de Desenvolvimento Científico e Tecnológico (CNPq). E-mail: sampyony@yahoo.com.br

Resumo

A União Europeia, que teve sua origem em 1958, é a única União Monetária existente que abriga, atualmente, 17 países membros dos 27 integrantes da instância supraestatal. Contudo, desde 2010, a união vem passando por sequenciados problemas econômicos iniciados, sobremaneira, com o processo de insolvência fiscal da Grécia. Embora diversos estudos desenvolvidos busquem analisar os determinantes da crise grega, inexistem, ainda modelos eficientes no processo de *early warning*. O presente trabalho tem por objetivo avaliar como os modelos de redes neurais artificiais podem ser utilizados enquanto ferramentas para previsão de insolvência dos países membros da União Europeia. Os resultados mostram que as redes neurais que apresentam maior complexidade em sua estrutura proporcionaram forte previsibilidade.

Palavras-Chave: União Europeia, Grécia, Euro, Redes Neurais Artificiais.

Abstract

The European Union, which had its origin in 1958, is the only existing monetary union which houses currently 17 member countries of the 27 members of the supranational body. However, since 2010, the union is going through economic problems started sequenced, excessively, with the fiscal insolvency of Greece. Although several studies developed seek to analyze the determinants of the Greek crisis, nonexistent, yet efficient models in the process of early warning. This study aims to assess how models of artificial neural networks can be used as tools of artificial neural networks can be used as tools to predict insolvency of member countries of the European Union. The results show that the neural networks that are more complex in their structure provided strong predictability.

Keywords: European Union, Greece, Euro, Artificial Neural Networks.

Introdução

Originada em 1951 com a assinatura do Tratado de Paris e a constituição da Comunidade Europeia do Carvão e do Aço (CECA), a União Europeia (UE), constituída pelo Tratado de Roma, conta, atualmente, com 28 membros, sendo Romênia, Bulgária e Croácia, os últimos países a ingressar na União. Única união monetária existente no planeta, a UE opera através de um sistema híbrido de instituições supranacionais independentes e de decisões intergovernamentais feitas e negociadas pelos Estados-Membros. As mais importantes instituições são a Comissão Europeia, o Conselho da União Europeia, o Conselho Europeu, o Tribunal de Justiça da União Europeia e o Banco Central Europeu. (Europa, 2013).

Recentemente, a União Europeia e, mais especificamente, a União Monetária, também denominada de Zona do Euro, vêm sofrendo problemas ligados às finanças públicas dos Estados-Membros que aderiram ao Euro. Mais especificamente, contenciosos ligados aos déficits e dívidas públicos de 5 dos 17 países participantes da Zona do Euro, tendo como marco inicial, a insolvência grega, datada de 19 de outubro de 2009 (Financial Times, 2009).

Embora segundo Martin e Waller (2011), as dificuldades orçamentárias dos países europeus remontem ao século XIV, a constituição da União Monetária possibilitou um poder maior de *spill over* quando da insolvência de um país membro que aderiu a União Monetária. No que diz respeito à Grécia, apesar do interesse em ingressar a Zona do Euro no ano de sua formação, 1999, o país tem sua candidatura aceita apenas dois anos depois, em 2001. A razão para isso foi a não sinalização de convergência aos critérios estabelecidos em 1992 através do Tratado de Maastricht. Oito anos depois do seu ingresso, com a entrada do novo governo no país, foi possível observar que além de não manter os indicadores em níveis estáveis, o então governo grego permitiu uma piora significativa, levando o déficit grego ao patamar 16% do PIB nacional, muito além do indicado pelo Tratado de Maastricht (Martin e Waller, 2011). Desde 2010, a Grécia foi socorrida duas vezes: a primeira ocasião em maio de 2010, com uma transferência de 110 bilhões de euros; a segunda, em julho de 2011, com uma transferência de 109 bilhões de euros (Mavroudeas, 2011).

Com a intensificação da crise grega, outros países como Irlanda, Portugal e, mais recentemente, Espanha e Itália apresentaram consideráveis problemas fiscais. No que diz respeito aos dois últimos, um aprofundamento da crise nesses países poderia, de acordo com Martin e Waller (2011) levar a União Monetária a um estágio de insolvência com complicadores ainda maiores para a estabilidade da Zona do Euro.

Considerando as características da crise europeia e os seus possíveis desdobramentos, o presente trabalho objetiva verificar a previsibilidade das da atual tragédia grega. Para tanto, será utilizado, como metodologia, os modelos de redes neurais artificiais. Dessa forma, o presente estudo encontra-se dividido em quatro partes, excluindo-se a presente introdução. Na seção seguinte, é apresentada a cronologia da crise na Zona do Euro. A seguir é realizada a apresentação da metodologia adotada. A seção três mostra os resultados. A parte final tece as considerações finais à guisa de conclusão.

1. A Crise na Zona do Euro: Uma timeline dos principais eventos

A atual crise grega pode ter a sua origem datada em 19 de outubro de 2009, dia em que o primeiro ministro do país, George Papandreou, anunciou que o déficit público nacional alcançaria 12% do PIB ao final do ano, percentual consideravelmente superior ao estabelecido pela União Europeia, de 3%. Sob tal situação, a dívida pública grega alcançaria 124,9% do PIB em 2010 e 135% em 2011 (Moya, 2009; Smith, 2009). Nesse dia, a FTSE 100, que representa um conjunto das 100 ações mais representativas da bolsa de valores de Londres, perdeu 200 pontos, chegando a 5042 pontos (Barber, 2009). Onze dias depois, em 30 de outubro, os CDS (*Credit Default Swaps*) da dívida soberana do país estavam situados entre os mais altos da Zona do Euro - em 202 pontos base (Moya, 2009).

De acordo com Kollewe (2009), pouco menos de um mês após a declaração do primeiro ministro grego, no 4 de dezembro, o chefe do Banco Central Grego, George

Provopoulos, em um gesto simbólico que buscava mostrar o compromisso do governo com a redução dos gastos públicos, decidiu fazer um corte salarial de 20% em sua remuneração, nos salários de dois vice-governadores e dos membros de política monetária do país.

Apesar dos esforços realizados pelo chefe do Banco Central grego, em 8 de dezembro de 2009, a agência de classificação Fitch requalificou os títulos da dívida pública do país de A- para BBB+, fato visto pelo país apenas dez anos antes. Os efeitos da reclassificação foram sentidos imediatamente no mercado financeiro: as ações comercializadas na bolsa de valores do país caíram 6% no mesmo dia e o euro sofreu forte desvalorização no mercado, caindo 2% frente ao yen e 0,6% frente ao dólar (Smith, 2009).

Na segunda-feira posterior, dia 14 de dezembro, pressionado pelo Banco Central Europeu depois do anúncio da Fitch, o primeiro ministro grego apresentou algumas reformas para corrigir os problemas fiscais do país. Entre as medidas citadas, Papandreou apontou redução nos gastos operacionais e no custeio estatal. Além disso, considerou também necessária a diminuição do tamanho do setor público: segundo o primeiro ministro, para cada cinco funcionários públicos aposentados, apenas um seria contratado. Os escritórios nacionais de turismo no exterior seriam fechados e um terço dos contratos de curto prazo com o governo seria suspenso. Finalmente, os gastos militares seriam reduzidos e os suprimentos para hospitais e empresas estatais seriam monitorados. Com tais medidas, estimava-se que o déficit público chegaria a 4% do PIB nacional em 2010 e 3% em 2013 (Smith, 2009).

Em 03 de fevereiro de 2010, a Comissão Europeia aceitou o plano de salvamento exposto pelo governo da Grécia e, em 15 de março do mesmo ano, os dezesseis ministros das finanças da Zona do Euro aprovam o pacote de salvamento. Tal fato, de acordo com Smith (2010), seria registrado como o primeiro pacote de salvamento na história da União Monetária iniciada em 1999.

O pacote de salvamento da economia grega seria composto por um volume de pelo menos 25 bilhões de euros. Apesar de expressivo, ainda segundo Smith (2010), Atenas precisaria de um total de 54 bilhões para recuperar integralmente a sua economia. Além disso, de acordo com a autora, o governo precisaria ainda de 21,8% do seu PIB para refinarçar uma dívida que gravitaria em torno de 300 bilhões de euros.

A ativação do pedido de salvamento oficial foi realizada pela Grécia apenas em 23 de abril. Em um pacote com recursos da União Europeia e do Fundo Monetário Internacional – FMI, a Grécia recebeu um aporte de 45 bilhões de euros com juros anuais de aproximadamente 5% (Smith, 2010).

Em 10 de maio de 2010, após 11 horas de reunião, os ministros das finanças dos países membros aprovaram um fundo de 500 bilhões de euros para evitar qualquer “desastre” na União Monetária (Traynor, 2010). Por instância alemã, a Grécia receberia um volume adicional de recursos de 110 bilhões de euros (desses, 30 bilhões viriam do FMI e 80 bilhões da própria Zona do Euro). Contudo, para ter acesso aos recursos, de acordo com Traynor (2010), a Grécia estaria condicionada a apresentar avanços na reforma fiscal e nas medidas de austeridade prometidas pelo governo, que, por sua vez, seriam revisadas trimestralmente. A cada revisão trimestral, o país receberia, até 2012, uma parcela do novo pacote.

Bastante pressionado, o governo grego aprova, em 29 de junho de 2010, um novo pacote de austeridade com o objetivo de receber a primeira parcela, no valor de 12 bilhões de euros, do novo empréstimo. Entre as medidas enumeradas, o pacote incluía corte de gastos, de empregos, de salários aumentos de impostos e vendas de ativos estatais (Público, 2012).

Apenas dois meses depois, uma missão da União Europeia, Banco Central Europeu e FMI à Grécia solicitou a aceleração do plano de reformas a ser realizado no país para que fosse possível manter a ajuda financeira externa. Entre as medidas solicitadas, a missão exigia a liberalização dos setores monopolizados da economia até o final do ano

e a abertura do mercado de energia do país, com privatização de 40% das unidades de produção (Público, 2012).

Não obstante o processo de controle implementado pela União Europeia, em 15 de novembro de 2010, o governo grego admite não ter cumprido as condições do resgate econômico. Com a previsão de déficit público de 9,4% do PIB para o ano de 2010, o país quebra o acordo com seus credores, ao ultrapassar em 1,6% a meta estabelecida (Público, 2012).

Conforme Wearden (2011), apenas em 23 de junho de 2011, o país recebe parcela seguinte do pacote de salvamento no valor de 12 bilhões de euros. Deve-se notar que sem esses recursos, a Grécia não conseguiria resgatar 9,4 bilhões de euros em títulos que venceriam entre julho e agosto daquele ano (Traynor, 2011). Pouco menos de uma semana depois, o parlamento grego aprovou um novo pacote de austeridade fiscal que incluía um aumento da poupança do governo em 28,4 bilhões de euros através de redução de gastos e aumento de tributos e 50 bilhões provenientes das privatizações²⁰. Com esse procedimento, a Grécia esperava receber, em caráter de urgência, uma ajuda

²⁰ As principais medidas foram corte das despesas do Estado em 14,3 bilhões de euros e arrecadar outros 14,1 bilhões de euros até 2015, a fim de situar o déficit abaixo de 3% do PIB nesse ano; adotar o "imposto solidário" entre 1% e 4% às rendas mais altas. Para ministros, parlamentares e outros cargos públicos com rendimentos superiores o imposto é de 5%; subir para 300 euros anuais os impostos para profissionais que trabalham por conta própria, como advogados, encanadores e taxistas; reduzir o mínimo isento de taxaço de 12 mil euros para 8 mil euros, embora fiquem de fora os trabalhadores menores de 30 anos e os aposentados, e criar o imposto imobiliário especial para os proprietários de bens de mais de 200 mil euros; aumentar impostos sobre bens de luxo como iates, piscinas e carros potentes; abre-se a possibilidade de legalizar imóveis construídos fora da lei após o pagamento de penalizações e eliminação do grande número de isenções fiscais; suprimir 150 mil empregos públicos, 25% do total, para o qual não serão prolongados os contratos temporários e só será substituído um de cada dez funcionários aposentados. Os salários, cortados em média de 12% no ano anterior, voltarão a ser reduzidos; suprimir as diversas prestações sociais para economizar 4 bilhões de euros até 2015. Cortar também de 500 milhões de euros em 2011 em conceito de subvenções e outros 855 milhões de euros até 2015, com a fusão de escolas, hospitais e quartéis da polícia; reduzir a despesa de saúde até 2015 em 2,1 bilhões de euros mediante a racionalização das prescrições e com remédios mais baratos; reduzir a despesa militar, o mais alto percentual dos países europeus da Otan com cerca de 4% do PIB, embora muitos analistas considerem que é maior pelo uso de verbas ocultas. No total, corte de 1,2 bilhão de euros até 2015 e cancelamento dos pedidos de armamento por 830 milhões de euros; arrecadar 5 bilhões de euros com a venda do monopólio de apostas e loterias OPAP, o Postbank, a empresa de gestão de águas de Salônica, a segunda cidade do país, e as empresas de gestão portuárias do Pireo e Salônica; entre 2012 e 2015, o Estado ingressar outros 45 bilhões de euros com a privatização da empresa de gestão de água de Atenas, refinarias, empresas elétricas, o ATEbank, especializado no setor agrícola, assim como a gestão de portos, aeroportos, estradas, direitos de exploração de minas e bens móveis e imóveis estatais.

de 12 bilhões de euros do FMI, da União Europeia e do Banco Central Europeu. De acordo com Público (2012), os recursos foram liberados no dia 2 de julho daquele ano.

Com o aprofundamento da crise grega, as principais autoridades da zona do euro decidiram “conceder amplos poderes ao fundo de resgate da região para ajudar a Grécia a superar a crise da dívida e editar que aumente a instabilidade do mercado” (Público, 2012). Entre as ações realizadas, solicitava-se um abrandamento dos termos dos empréstimos para Grécia, Irlanda e Portugal e a troca dos bônus gregos por títulos de longo prazo com juros mais baixos pelos investidores privados que passariam a receber juros reais anuais reduzidos para o patamar de 3,5% a 4,5% em detrimento ao anteriormente recebido de 5,8% em um prazo mínimo de 15 anos.

Em 11 de outubro de 2011, a União Europeia, a Comissão Europeia e o FMI indicam o recebimento de nova parcela pela Grécia no valor de 8 bilhões de euros. No dia 27 do mesmo mês, os bancos credores realizam uma redução de 50% na dívida grega. Como contrapartida, o país deveria colocar em prática um novo pacote de corte de gastos (Gow, 2011).

Segundo Fallon (2011), no dia 31 de outubro, cedendo às pressões populares, George Papandreou anunciou que para que as medidas fiscais e as reformas estruturais fossem adotadas, seria necessário convocar um referendo político para aprová-las. Com as fortes críticas recebidas tanto pelos credores quanto por parte dos políticos da Grécia, o primeiro ministro abandonou a ideia pouco tempo depois, no dia 04 de novembro daquele ano. Em dezembro, a Grécia recebe o sexto lote de ajuda financeira no valor de 2,2 bilhões de euros (Público, 2012).

No início do ano de 2012, a Grécia reinicia as negociações de um novo acordo com os credores – notadamente os bancos privados – a fim de evitar um processo de insolvência. Como resultado, em abril, o país consegue o perdão de parte de sua dívida por 96,9% dos credores, reduzindo o seu valor em 106 bilhões de euros. Sob tal fato, a dívida grega seria reduzida de 160% do PIB para 120,5%.

Apesar dos avanços observados na redução da dívida pública grega ao longo dos últimos quatro anos, de acordo com Elliott (2013), o FMI afirmou que o baixo crescimento e o ritmo lento das reformas podem abrir uma lacuna de financiamento entre os anos de 2014 e 2015, sendo necessário o aportes de outros membros do fundo. Segundo o autor, a necessidade de se compreender as causas e a previsibilidade de crises como a atual é de grande importância a fim de reduzir os impactos negativos das mesmas.

2. Aspectos Metodológicos: Modelo de Redes Neurais Artificiais de Retropropagação

De acordo com Portugal e Fernandes (2000), os modelos de Redes Neurais Artificiais (RNA), também conhecidos como modelos conexionistas de computação ou sistema de processamento paralelo distribuído, são representações matemáticas inspiradas no funcionamento do cérebro humano que é capaz de detectar padrões através do seu processo de aprendizagem. Alexander (2007) afirma que as redes neurais são aproximadores universais, no sentido de que elas podem ajustar qualquer função não-linear com qualquer grau de precisão. Finalmente, segundo Hall et al (2008), esses modelos possuem flexibilidade para distribuições paramétricas não-específicas, ou seja, conseguem capturar relações não estruturadas entre as variáveis, além de ter vantagens em superar limitações nos dados

Sendo inicialmente aplicados ainda na década de 1940, os modelos de redes neurais artificiais se tornaram aptos a resolver problemas na área de negócios apenas em 1986, através da descoberta do logaritmo de retropropagação descoberto por Rumelhart (1986). Desde a sua criação, vários pesquisadores contribuíram com o progresso da área através da ampliação das regras de aprendizagem e o desenvolvimento de arquiteturas de sistemas não lineares dinâmicos.

De acordo com Mandic e Chambers (2001), os modelos de redes neurais emergiram nos anos 1980 como um potencial modelo para a realização de previsões não lineares, de alta complexidade e com dados não estacionários. Devido à evolução de computadores pessoais, que possibilita, ainda hoje, o desenvolvimento e aprimoramento de redes neurais, não se pode determinar ao certo a quantidade de redes neurais existentes.

Segundo Gately (1996), as redes neurais podem ter aplicações nas diversas áreas do conhecimento, como no diagnóstico médico, controle de vôo, reconhecimento da fala e exploração de poços de petróleo. No campo das previsões financeiras, seu emprego é amplo, em que se destaca a previsão de preços de ações, de indicadores econômicos, da saúde financeira de empresas, do risco de crédito e do risco bancário.

Segundo Mandic e Chambers (2001) e Alexander (2007), um modelo de rede neural é especificado pela sua topologia ou arquitetura, pelas conexões entre os neurônios e pela regra de aprendizagem ou treinamento. A topologia do modelo é determinada pela quantidade de neurônios e camadas da rede, em que cada camada é composta por um ou mais neurônios (unidades de processamento). Apesar de o número de redes existentes não ser conhecido, de acordo com Gately (1996), aproximadamente 90% das redes são compostas por uma camada de entrada, uma intermediária e uma de saída. Apesar disso, uma rede neural pode possuir várias camadas intermediárias ou não possuí-las, contudo, deve-se notar que, segundo Frascarolli, Costa Silva e Silva Filho (2008), as redes neurais sem camadas intermediárias podem apresentar limitações na solução de problemas que não sejam linearmente separáveis. A figura abaixo mostra um exemplo de rede neural com uma camada de entrada (com dois neurônios, E1 e E2), uma camada intermediária (composta por cinco neurônios I1 a I5) e uma camada de saída (formada pelo neurônio S).

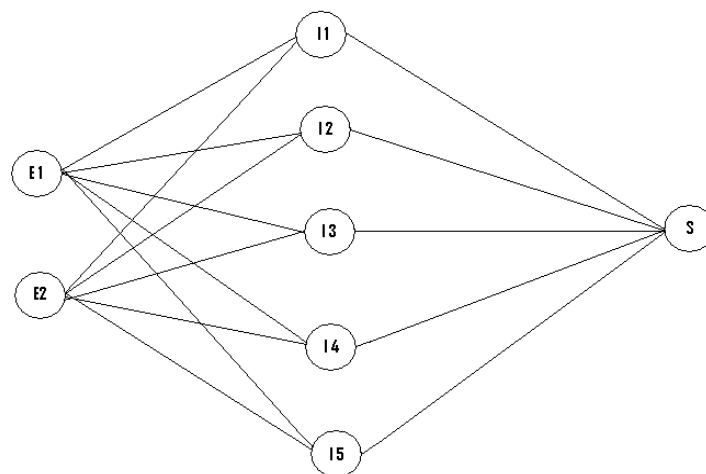


Figura 3. 1: Exemplo de um modelo de rede neural do tipo Perceptrons *Multilayer Perceptrons*

Fonte: Cavalcanti et al, 2009

Segundo Mandic e Chambers (2001), o neurônio representa, assim como o faz no cérebro humano, o componente básico da rede neural. Os neurônios que compõem a camada de entrada da rede neural são responsáveis por receber as informações das

variáveis independentes, através de valores, no modelo. Já os demais neurônios, localizados nas demais camadas, são responsáveis por determinar a relação matemática entre as variáveis independentes e dependente(s). De acordo com Alexander (2007), os neurônios das camadas intermediárias possuem função de transferência que dão torções não lineares ao modelo, sendo essas torções compostas por funções diferenciáveis. A autora afirma ainda que, uma vez que existam várias camadas intermediárias na rede neural, elas trabalharão em um sistema de “sanduíche” em que as torções lineares e não lineares são alternadas. Ainda segundo os autores, um neurônio pode ser definido matematicamente por:

$$y = \varphi(\sum_{i=1}^N w_i x_i + w_0) \quad (1)$$

Onde os x_i 's são os valores de entrada em cada neurônio, w_i 's são os pesos que determinam as conexões entre os neurônios. A expressão $\sum_{i=1}^N w_i x_i$ é chamada de atenuação, w_0 é denominado de viés de atenuação, y é o valor gerado pelo neurônio e a função φ , conhecida como função de ativação, é geralmente determinada por uma função do tipo sigmóide, com predominância da função logística, como mostrado em (2).

$$y(u) = \frac{1}{1 + e^{-u}} \quad (2)$$

Do ponto de vista dos padrões das conexões entre os neurônios, as redes neurais podem ser divididas em dois tipos: as redes *feedforward*, em que cada neurônio de uma camada possui conexões diretas com neurônios da camada seguinte ou camadas mais afastadas, e as redes *feedback*, que considera, além das ligações existente nas redes feedforward, ligações que partem de camadas avançadas e retornam a camadas anteriores. Alexander (2007) afirma que quanto maior o número de conexões existentes entre os neurônios de uma rede neural, mais complexa será essa rede.

A construção de um modelo de rede neural é dividida em duas etapas: na primeira, denominada como fase de aprendizagem ou de treinamento, as conexões entre os

neurônios são ajustadas até que o modelo seja capaz de compreender as relações existentes entre a(s) variável(is) dependente(s) e independente(s) dada determinada medida de desempenho ou grau de convergência. Na segunda fase, conhecida como fase de teste ou validação, através da realização de previsões *ex post*, avalia-se se o modelo ajustado possui poder preditivo para realizar previsões com grau de precisão semelhante ao adotado na fase de treinamento.

De acordo com Gately (1996), 90% dos dados disponíveis para a construção do modelo devem ser utilizados no processo de aprendizagem e o restante dos dados deve ser empregado na fase de validação. Antes de iniciar o processo de aprendizagem, deve-se definir a quantidade de camadas do modelo, a quantidade de neurônios em cada camada, o tipo de função de ativação dos neurônios, os tipos de ligações entre os neurônios e o critério de convergência. O critério de convergência é responsável por definir o ajustamento dos valores gerados pelo modelo com os dados da variável dependente observados.

Após definidas essas informações, os pesos das conexões entre os neurônios são ajustados por um processo iterativo baseado em uma regra (ou um algoritmo) de aprendizagem. Deve-se notar que, segundo Frascarolli, Costa Silva e Silva Filho (2009), é a escolha do algoritmo de aprendizagem adequado que garante previsão com erro mínimo. Considerando a importância apontada por Gately (1996) com relação aos modelos que possuem três camadas, a literatura indica o algoritmo de retropropagação (*backpropagation*), também conhecido com Regra do Delta Generalizado, como a regra mais utilizada para a aprendizagem. Portugal e Fernandes destacam, ainda, que durante o processo de aprendizagem, utilizando o algoritmo de retropropagação, os neurônios das camadas intermediárias se organizam de tal forma que cada elemento reconhece características diferentes do espaço de entrada, cabendo, dessa forma ao algoritmo de treinamento decidir quais características devem ser extraídas (Frascarolli, Costa Silva e Silva Filho, 2009). Concluído esse processo, o erro gerado na camada de saída é comparado com o valor observado e essa diferença gera uma função erro que é utilizada, através da retropropagação que utiliza o método de descida de gradiente, para ajustar os pesos sinápticos. Cada vez que os erros são retropropagados e os parâmetros

ajustados, diz-se que o modelo realiza uma iteração. Esse processo iterativo, de acordo com Frascarolli, Costa Silva e Silva Neto (2009) será repetido até que algum critério seja estabelecido, como um mínimo erro global.

Um possível problema oriundo do processo de treinamento da rede neural artificial diz respeito ao superajustamento ou super-treinamento da mesma. Nesse caso, a rede inicia um processo de memorização das relações estocásticas das variáveis e perde o poder de realizar generalizações (Arnaud, 2007). Para lidar com esse tipo de problema, alguns métodos como a regularização dos termos (Poggio e Girosi, 1990), a seleção de modelos (Moody, 1992), o aumento dos graus de liberdade (Frascarolli, Costa Silva e Silva Neto, 2009), redução dos graus de precisão (Alexander, 2007) ou parada com validação cruzada (Hecht-Nielsen, 1990) têm sido sugeridos pela literatura.

Embora muitos trabalhos considerem as redes neurais como modelos eficientes para estudo de casos de falências bancárias devido ao seu poder de generalização universal, algumas críticas têm sido feitas a respeito da sua estrutura “opaca” ou em “caixa-preta”. Segundo Hall et al (2008), o maior inconveniente associado ao uso das redes neurais como instrumento de tomada de decisão diz respeito à ausência de capacidade de explicação. Assim, de acordo com os autores, embora as RNAs possam alcançar alto grau de ajustamento na previsão, a razão que leva a esse ajuste não está prontamente disponível, ou seja, o uso de redes neurais como preditores de crise bancária não permite a formalização da relação entre variáveis de entrada e variáveis de saída de maneira compreensiva. Entretanto, a literatura recente tem enfatizado que o uso das redes neurais artificiais diversas vantagens às análises. Ainda segundo Hall et al (2008), esses modelos possuem flexibilidade para distribuições paramétricas não-específicas, ou seja, conseguem capturar relações não estruturadas entre as variáveis, além de, como afirmado inicialmente, ter vantagens em superar limitações nos dados. Por fim, os autores salientam que as RNAs estão sujeitas a previsões com erros mínimos e pequenas variâncias

2.1. Experimentos

Para o estudo em tela, foram selecionados dois tipos de experimentos: o primeiro considerou a previsibilidade da crise grega no ano de 2007, um ano antes da deflagração da crise imobiliária norte-americana, iniciada oficialmente, em 15 de setembro de 2008, tendo como base o processo de indução retroativa. Assim, considerando-se que Portugal, Espanha, Irlanda e Itália estão em processo de insolvência fiscal, busca-se verificar a previsibilidade da crise grega.

O segundo experimento, por sua vez, considerou a previsibilidade do colapso grego tendo como hipótese o processo de insolvência em todos os países ingressantes na Zona do Euro depois de 1999, quais sejam: Chipre, Eslováquia, Eslovênia, Estônia e Malta. Tal hipótese baseou-se no fato de que se um Estado Membro demandou um período maior de ajuste aos critérios de convergência do tratado, teria maiores probabilidades de colapsos fiscais.

Vale salientar que a escolha dos dois tipos de experimentos foi estabelecida a fim de observar a existência de variação dos resultados no modelo com a alteração do experimento. Assim, esses dois tipos foram selecionados com o objetivo de verificar em que medida o poder de explicação do modelo depende do processo de experimentação.

2.2. Especificação da modelagem utilizada

Para o presente estudo, o modelo de redes neurais *Multilayer Perceptrons* com algoritmo de retropropagação e uma camada intermediária de neurônios será utilizado para estimar o processo de crise fiscal que se instaurou na Grécia durante o ano de 2010. A presença de apenas uma camada intermediária é reforçada por diversos trabalhos empíricos a exemplo do estudo de Corrar, Paulo e Dias Filho (2007) e Frascaroli, Costa Silva e Silva Filho (2009), pois, de acordo com a literatura, apenas uma camada é suficiente para aproximar qualquer função contínua.

As variáveis independentes consideradas na estimação do modelo seguirão o estabelecido pela normativa do Tratado de Maastricht, em seus critérios de

convergência. Assim, de acordo com tais ponderações, estabelecidas no n. 1 do artigo 121, para que um país possa ingressar na zona do Euro, é necessário alcançar níveis de estabilidade em quatro pontos: estabilidade dos preços, situação das finanças públicas, taxas de câmbio e de juros a longo prazo.

No que diz respeito à primeira variável, o tratado indica que tal estabilidade deve ser expressa pela taxa de inflação. Dessa forma, segundo a normativa, para que um país da União Europeia atinja o estabelecido pelo critério de convergência nesse quesito, é necessário ter uma taxa de inflação que não exceda 1,5% das observadas nos três Estados-Membros com melhores resultados em termos de estabilidade no ano anterior ao exame da situação do Estado-Membro candidato. Assim, a variável taxa de inflação (*inflation rate – HICP*), disponibilizada no sítio oficial da União Europeia, foi utilizada no processo de modelagem empírica.

No que tange à situação das finanças públicas, o tratado dispõe que a sustentabilidade das finanças públicas é alcançada quando não é verificado um déficit excessivo. Em termos quantitativos, estabelece-se esse valor tendo como base duas variáveis das finanças públicas: o déficit público anual e a dívida pública. No que diz respeito ao primeiro indicador, a normativa aponta que “a relação entre o déficit público anual e o produto interno bruto (PIB) não deve exceder 3% no fim do exercício orçamental anterior” (Europa, 2013). Ainda de acordo com o tratado, “se tal não se verificar, essa relação deve ter diminuído de forma substancial e constante e ter atingido um nível próximo de 3% ou, em alternativa, manter-se próxima de 3%, excedendo esta percentagem apenas a título excepcional e temporário” (Europa, 2013). Em seguida, no que diz respeito à dívida pública, os critérios de convergência estabelecem a dívida pública não deve exceder 60% do PIB do Estado Membro candidato no fim do exercício orçamental anterior. Para fins de estimação, considerou-se a variável déficit / excedente da dívida e os dados associados disponibilizada no sítio oficial da União Europeia.

De acordo com os critérios de convergência, o tratado prevê que a variável taxa de câmbio deve ter, durante pelo menos dois anos, “margens normais de flutuação previstas no mecanismo de taxas de câmbio do Sistema Monetário Europeu, sem ter

procedido a uma desvalorização em relação à moeda de qualquer outro Estado-Membro” (Europa, 2013). Como variável a ser utilizada para o processo de modelagem, o presente estudo considerou a taxa nominal de câmbio (*ERT – Nominal Effective Exchange rate – 16 - Industrial countries’ effective Exchange rates including new member states*) disponível no sítio oficial da União Europeia.

Em seguida, no que diz respeito às taxas de juros de longo prazo, os critérios de convergência determinam que essas taxas não devem exceder 2% das observadas nos três Estados-Membros com melhores resultados em termos de estabilidade de preço no ano anterior ao exame da situação do Estado-Membro candidato. Assim, de acordo com o tratado, o critério de convergência das taxas de juros a longo prazo é similar ao observado no caso da estabilidade de preços. Para fins de estimação foram utilizados os rendimentos dos títulos do governo com maturidade de 10 anos disponíveis no sítio oficial da União Europeia. Finalmente, é importante salientar a inserção de uma variável de característica qualitativa denominada Zona do Euro. A adição dessa variável no modelo busca captar os efeitos da insolvência fiscal dada a presença do Estado Membro na União Econômico Monetária.

Dado o tamanho reduzido da amostra, optou-se por dividir o conjunto de dados da seguinte maneira: foram reservadas 25 observações para o treinamento. Para a fase de teste, foram utilizadas 2 observações que consideram a situação macroeconômica dos países no ano de 2007. Vale salientar que a situação grega será considerada exclusivamente na fase de teste da rede neural. A preferência pela parcela de dados destinada à fase de treinamento decorreu da observação de que tal procedimento permitia acelerar o aprendizado da rede neural.

Com o objetivo de determinar a previsibilidade da crise grega no ano de 2010, foram utilizadas, além das duas amostras (a estabelecida por indução retroativa e a estabelecida através da hipótese nos novos entrantes), três tipos de redes neurais com número de neurônios intermediários e graus de convergência diferentes.

Com relação à quantidade de neurônios existentes na camada intermediária rede neural, essa está de acordo com o que é recomendado por alguns autores especialistas no assunto. De acordo com Corrar, Paulo & Dias Filho (2007), para aplicações mais usuais, uma rede neural deve possuir apenas uma camada intermediária, porém, a quantidade de neurônios que compõem essa camada deve ser estipulada através da experimentação de algumas redes para esta série. Nesse sentido, foram estimados três modelos distintos para cada amostra: (i) o primeiro modelo contendo 50 neurônios na camada intermediária e grau de convergência de 0,999, (ii) o segundo, contendo também 50 neurônios na camada intermediária e grau de convergência ligeiramente menor, de 0.99, (iii) em seguida, o terceiro modelo possui 30 neurônios na camada intermediária e 0,95 de grau de convergência. A figura a seguir apresenta a estrutura da rede neural de maior complexidade (5 neurônios de entrada, uma camada intermediária contendo um número variado de neurônios, um neurônio de saída) utilizada no presente trabalho.

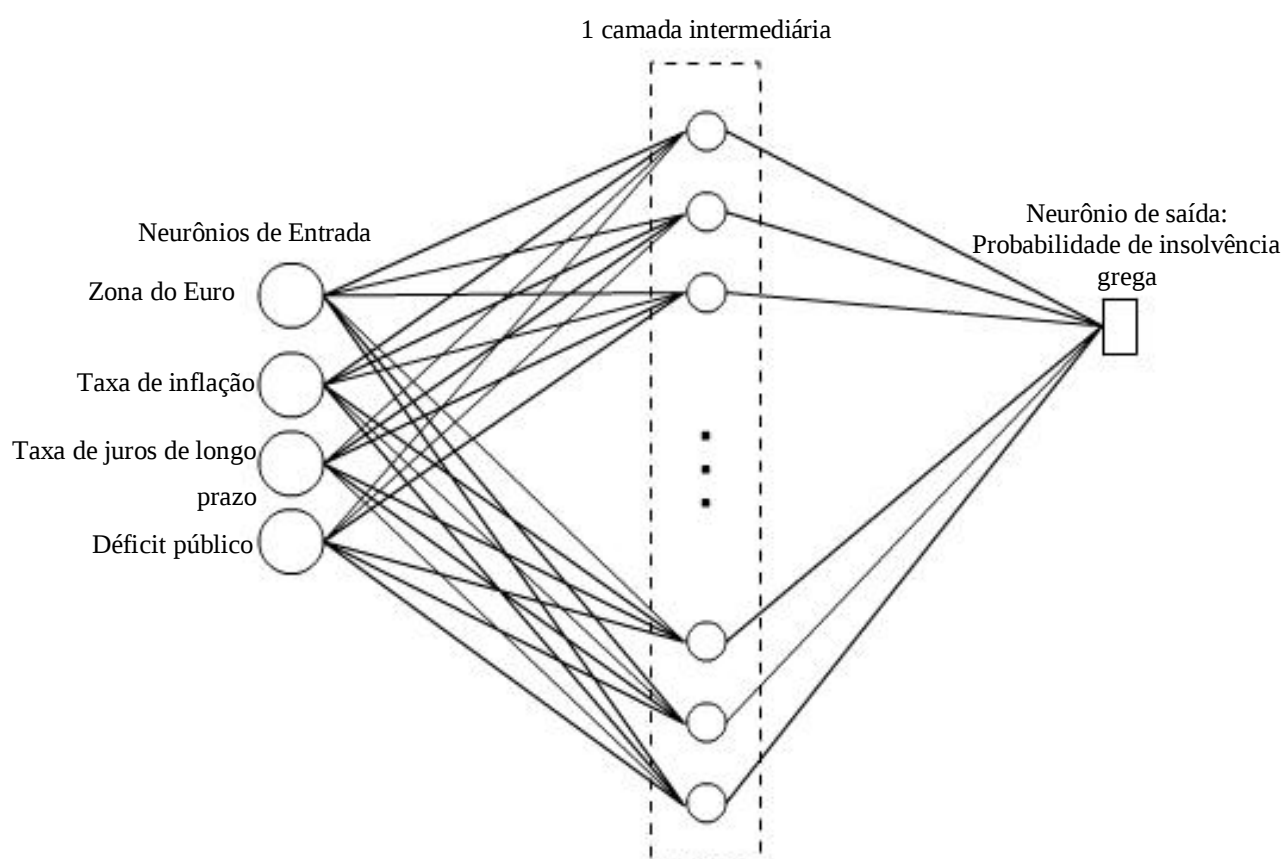


Figura 3. 2: Estrutura da Rede Neural Utilizada
Fonte: Elaboração Própria

2.3. Origem dos dados

Para o presente estudo, a informação necessária para a avaliação de insolvência da Grécia é analisada através das variáveis macroeconômicas desse país para o ano de 2007, um ano antes de deflagrada a crise no mercado imobiliário norte-americano. Os dados utilizados que dizem respeito às variáveis macroeconômicas e das finanças públicas particulares de cada país são disponibilizadas no sistema de estatísticas no sítio oficial da União Europeia, *eurostat*.

3. Resultados e discussões

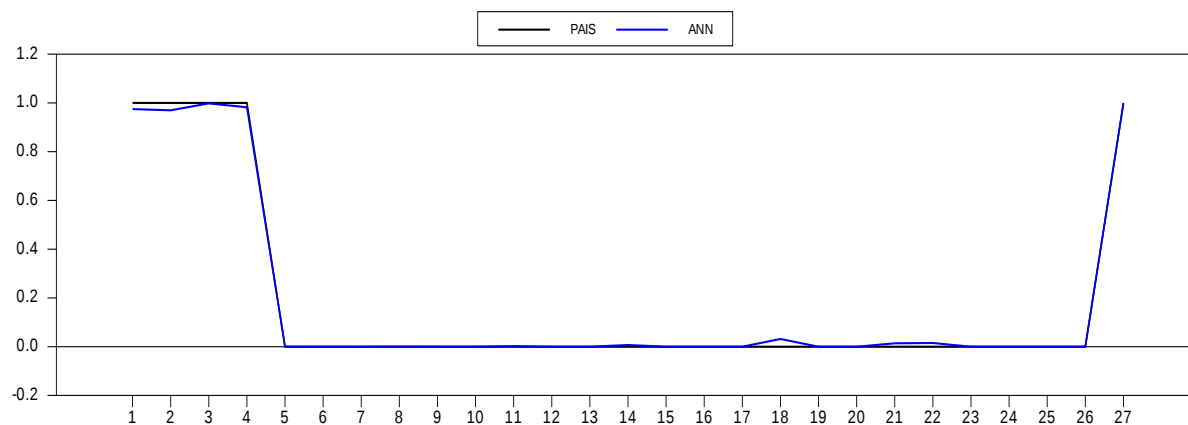
Com o objetivo de medir a previsibilidade da crise grega, os resultados das estimações são apresentados em duas subseções: a primeira parte traz os resultados de previsão de insolvência considerando os atuais Estados Membros que solicitaram ajuda financeira à União. A segunda subseção mostra os resultados das estimações quando se considera o processo de insolvência nos novos entrantes da Zona do Euro. Em todos os casos, os modelos foram estimados com o uso do *software* RATS (*Regression Analysis of Time Series*), versão 7.2.

3.1. Previsão I: Modelos de previsão da insolvência fiscal grega utilizando experimento via indução retroativa

Para analisar a previsibilidade da crise grega, foram utilizados três modelos de redes neurais artificiais. A combinação de variáveis obedece, estritamente, o que foi estabelecido nos critérios de convergência para a Zona do Euro. A especificação do modelo, por sua vez, segue o indicado por Vieira (2010) com o objetivo de verificar se com o uso da mesma ferramenta seria possível também avaliar a previsibilidade de Insolvências fiscais.

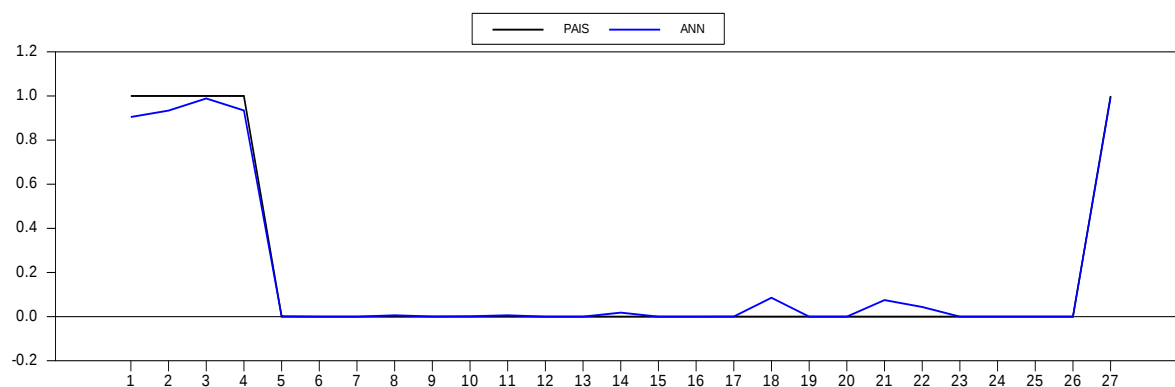
Nas figuras abaixo, a linha escura mostra os dados observados no processo de insolvência fiscal e a linha azulada mostra os resultados da rede neural após o processo de treinamento e teste (ANN). Vale ainda considerar que as primeiras 4 observações dizem respeito aos países insolventes enquanto as 21 seguintes são referentes às observações dos países solventes. Todas elas, juntas, foram utilizadas no processo de aprendizagem da rede neural. As duas últimas observações (26-27), tanto da série de dados quanto da série ANN, compõem o conjunto de informações utilizado no processo de teste da rede, em que a observação 27 diz respeito à Grécia. Os gráficos abaixo mostram os desempenhos das redes neurais.

Gráfico 3. 1: Modelo de previsão da insolvência grega: Grau de convergência: 0,999.
Neurônios intermediários: 50



Fonte: Elaboração Própria

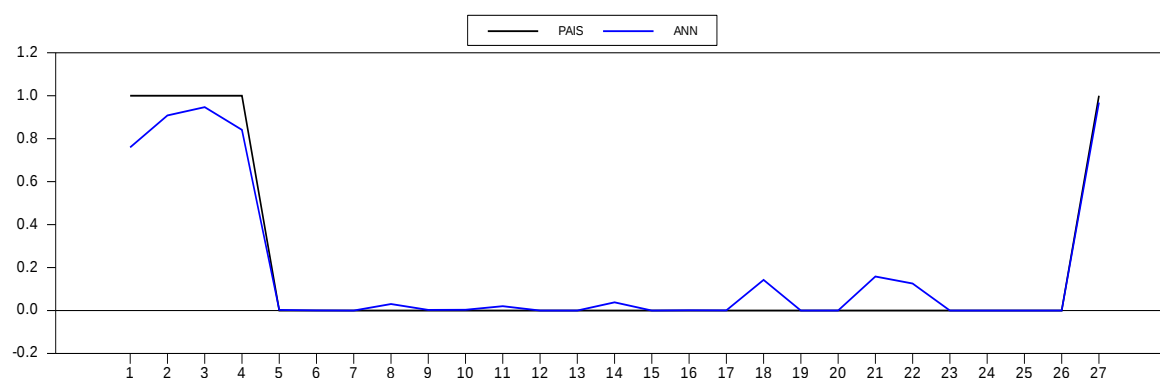
Gráfico 3. 2: Modelo de previsão da insolvência grega: Grau de convergência: 0,99.
Neurônios intermediários: 50



Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 3. 3: Modelo de previsão da insolvência grega: Grau de convergência: 0,95.

Neurônios intermediários: 30



Fonte: Elaboração Própria

Os três gráficos apresentados acima mostram um forte grau de ajustamento da rede neural aos dados originais. Tal fato pode ser observado pela proximidade entre as linhas escura e azulada. A explicação para esse fato é dada pela existência de relações não lineares entre as variáveis. Em todos, os casos, como será mostrado em seguida, o modelo apresentou boa performance quando realizada a análise dentro da amostra.

A utilidade dos modelos de redes neurais artificiais como potencial sistema de previsão será testada utilizando-se o seguinte procedimento de classificação: a probabilidade da Grécia entrar em colapso fiscal é comparada com um valor de corte (nesse caso, assume-se 10%). Se essa probabilidade for maior que o valor de corte, o país será classificado como provável insolvência (ou país com problemas) e se essa probabilidade for menor que o corte, o país será classificado como uma insolvência improvável.

Como nos demais estudos sobre previsão de insolvência, um erro tipo I é definido como a classificação equivocada de um país insolvente como um país solvente e um erro tipo II é definido como a classificação errada de um país solvente como um país insolvente. Segundo a literatura, o erro tipo I é considerado mais grave que um erro do tipo II em um processo de *early warning*. Segundo Rocha (1999), prever que uma determinada unidade vai sobreviver quando, na verdade, ela entra em processo de insolvência

implica demora na resolução e, conseqüentemente, maiores custos. A autora afirma ainda que uma vez que os recursos para o exame das unidades são escassos, os erros tipo II também devem ser minimizados a fim de evitar exames desnecessários. A tabela abaixo apresenta os resultados de classificação obtidos utilizando-se os modelos estimados nos conjuntos de dados de 2007 para avaliações dentro da amostra (essas avaliações consideram os dados das observações utilizadas para o treinamento da rede neural) e fora da amostra (essas avaliações consideram os dados das observações utilizadas no processo de teste da rede neural). Os dados entre parênteses dizem respeito ao número de países solventes e insolventes utilizados na estimação do modelo, respectivamente.

Tabela 3. 1: Resultados de classificação para dados dentro e fora da amostra

Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3	
Variáveis utilizadas: zona do euro, taxa de inflação, indicador de déficit e dívida pública, taxa de juros de longo prazo, taxa de câmbio					
Especificações do Modelo: Nível de convergência da Série: 0.999 Quantidade de Neurônios Intermediários: 50		Especificações do Modelo: Nível de convergência da Série: 0.99 Quantidade de Neurônios Intermediários: 50		Especificações do Modelo: Nível de convergência da Série: 0.95 Quantidade de Neurônios Intermediários: 30	
Resultados dentro da amostra					
Erro tipo I: 0 (4,25)	Erro tipo II: 0 (4,25)	Erro tipo I: 0 (4,25)	Erro tipo II: 0 (4,25)	Erro tipo I: 0 (4,25)	Erro tipo II: 3 (4,25)
Resultados fora da amostra					
Erro tipo I: 0 (1,1)	Erro tipo II: 0 (1,1)	Erro tipo I: 0 (1,1)	Erro tipo II: 0 (1,1)	Erro tipo I: 0 (1,1)	Erro tipo II: 0 (1,1)

Fonte: Elaboração Própria

Através da análise da tabela acima, é possível observar que para todos os casos, o modelo de redes neurais artificiais apresentou performance adequada, gerando três erros do tipo II, sendo todos os erros dentro da amostra verificados nos modelos de menor complexidade. Deve-se notar ainda que, por não apresentar erros do tipo I, mais graves, as redes neurais podem ser utilizadas como preditoras insolvência fiscal dos países da União Europeia.

Um ponto que deve ser elucidado se refere ao desempenho do modelo de menor complexidade (30 neurônios intermediários e grau de convergência de 0,95). Deve-se notar que, embora esse modelo produza erros do tipo II dentro da amostra, dois desses

erros referem-se Romenia e a Eslovenia. Note-se que o primeiro não faz parte da Zona do Euro. A Eslovenia, por sua vez, ingressa na Zona do Euro apenas em 2007, ano de análise do trabalho. Assim, é possível indicar que o modelo produz erro considerável ao indicar um processo de insolvência fiscal na Áustria, com probabilidade média de 14,24%. Deve-se notar, finalmente, que em nenhum dos modelos analisados há erros nas observações de teste. A tabela abaixo apresenta o erro quadrático médio dos modelos.

Tabela 3. 2: Erro quadrático médio dos modelos

Modelo	Erro Quadrático Médio dentro da amostra	Erro Quadrático Médio fora da amostra	Erro Quadrático Médio total
Modelo 1	0,0116	0,0022	0,00061
Modelo 2	0,0364	0,0044	0,00121
Modelo 3	0,0796	0,0224	0,0061

Fonte: Elaboração Própria

Analisando a tabela acima, pode-se observar que o modelo com maior complexidade na sua estrutura (maior nível de convergência e maior quantidade de neurônios intermediários) apresenta melhor desempenho quando comparado aos demais.

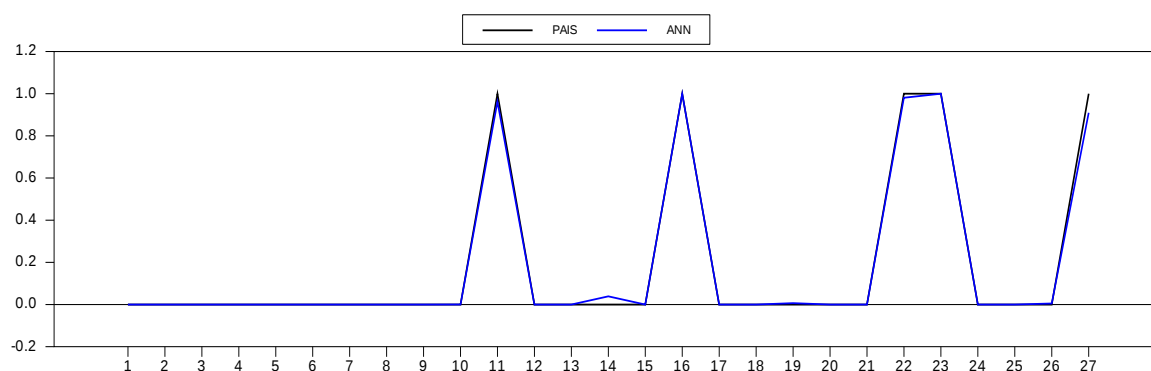
3.2. Previsão II: Modelos de previsão da insolvência fiscal grega utilizando experimento com dados dos novos países entrantes na Zona do Euro

De forma semelhante ao que foi observado no experimento que considera as informações dos países que já sinalizaram problemas fiscais na Zona do Euro, nas figuras abaixo, a linha escura mostra os dados observados no processo de insolvência fiscal e a linha azulada mostra os resultados da rede neural após o processo de treinamento e teste (ANN). Para o caso do experimento em tela, as observações 7, 11, 16, 22 e 23 dizem respeito aos países que ingressaram na Zona do Euro após 1999. As demais observações até a 25ª são referentes aos países solventes. Todas elas, juntas, foram utilizadas no processo de aprendizagem da rede neural. As duas últimas

observações (26-27), tanto da série de dados quanto da série ANN, compõem o conjunto de informações utilizado no processo de teste da rede, em que a observação 27 diz respeito à Grécia. Os gráficos abaixo mostram os desempenhos das redes neurais.

Gráfico 3. 4: Modelo de previsão da insolvência grega: Grau de convergência: 0,999.

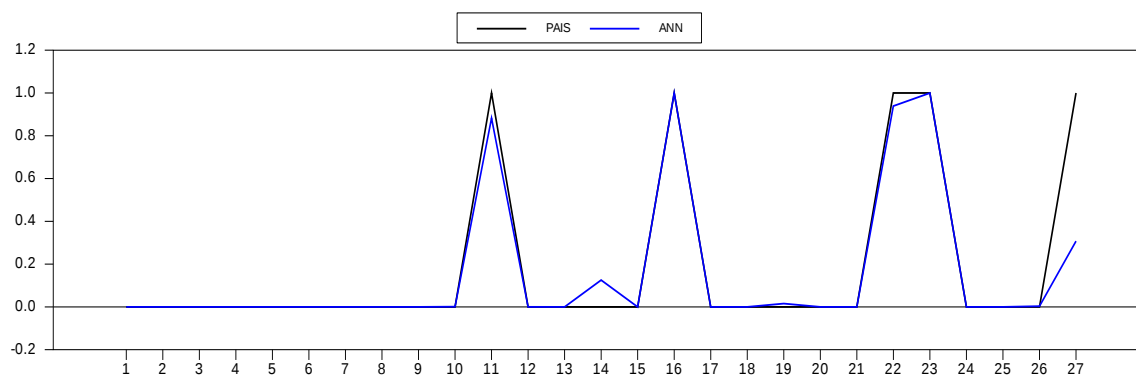
Neurônios intermediários: 50



Fonte: Elaboração Própria

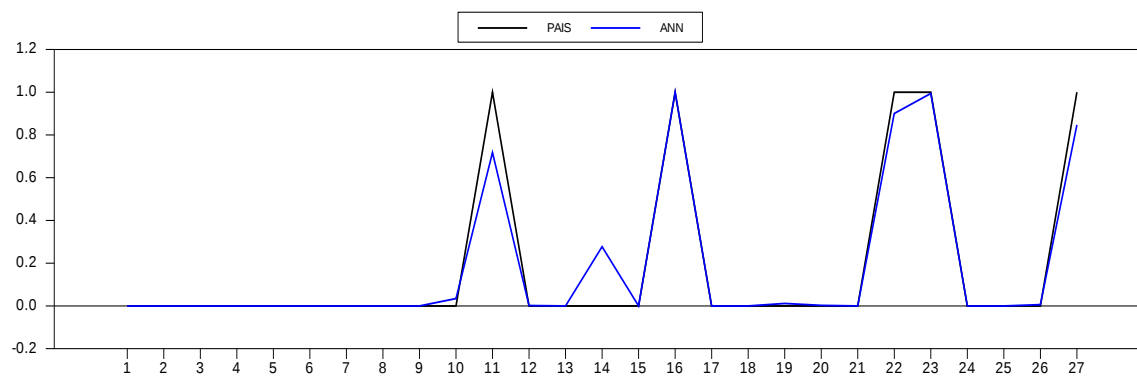
Gráfico 3. 5: Modelo de previsão da insolvência grega: Grau de convergência: 0,99.

Neurônios intermediários: 50



Fonte: Elaboração Própria

Gráfico 3. 6: Modelo de previsão de mudança de comportamento: Grau de convergência: 0,95. Neurônios intermediários: 30



Fonte: Elaboração Própria

Tabela 3. 3: Resultados de classificação para dados dentro e fora da amostra

Modelo 1		Modelo 2		Modelo 3	
Variáveis utilizadas: zona do euro, taxa de inflação, indicador de déficit e dívida pública, taxa de juros de longo prazo, taxa de câmbio.					
Especificações do Modelo: Nível de convergência da Série: 0.999 Quantidade de Neurônios Intermediários: 50		Especificações do Modelo: Nível de convergência da Série: 0.99 Quantidade de Neurônios Intermediários: 50		Especificações do Modelo: Nível de convergência da Série: 0.95 Quantidade de Neurônios Intermediários: 30	
Resultados dentro da amostra					
Erro tipo I: 0 (25,4)	Erro tipo II: 0 (25,4)	Erro tipo I: 1 (25,4)	Erro tipo II: 0 (25,4)	Erro tipo I: 1 (25,4)	Erro tipo II: 0 (25,4)
Resultados fora da amostra					
Erro tipo I: 0 (1,1)	Erro tipo II: 0 (1,1)	Erro tipo I: 0 (1,1)	Erro tipo II: 0 (1,1)	Erro tipo I: 0 (1,1)	Erro tipo II: 0 (1,1)

Fonte: Elaboração Própria

Tabela 3. 4 : Erro quadrático médio dos modelos

Modelo	Erro Quadrático Médio dentro da amostra	Erro Quadrático Médio fora da amostra	Erro Quadrático Médio total
Modelo 1	0,0116	0,0641	0,0174
Modelo 2	0,0366	0,4897	0,1333
Modelo 3	0,0819	0,1084	0,0295

Fonte: Elaboração Própria

Através dos resultados mostrados nos gráficos e tabelas acima, é possível observar que, novamente, o modelo que possui maior complexidade em sua estrutura (modelo 1) apresenta desempenhos satisfatórios no que diz respeito à ausência de erros de tipo I e II tanto dentro quanto fora da amostra. Além disso, é necessário afirmar que nenhum dos modelos apresentou erros fora da amostra. Finalmente, deve-se observar que todos os modelos se apresentaram como bons instrumentos de previsão de insolvência fiscal para o caso grego, tendo em vista a inexistência de valores significativos de erro quadrático médio para as análises fora da amostra (fase de teste da rede neural).

Uma análise mais profunda dos modelos apresenta resultados bastante singulares e de considerável importância para o estudo em tela. Quando testados em relação aos demais países entrantes, os modelos, em menor ou maior grau, apresentam indícios de insolvência fiscal na sua fase de teste. Assim, Eslovenia (ingressante na Zona do Euro em 2007), Malta, Chipre (adicionados à Zona do Euro em 2008), Eslováquia (admitida na Zona do Euro em 2009) e Estônia (último país aceito na Zona do Euro em 2011) apresentaram consideráveis probabilidades de colapso fiscal em 2007 quando posicionadas na parte de testes dos modelos. Deve-se notar que, embora os países não tenham entrado em um processo insolvência no ano de análise, a exceção da Eslovenia, as suas autotizações para entrada na União Monetária se deram em anos posteriores, o que indica que esses países tiveram tempo para ajustar seus indicadores macroeconômicos a fim de evitar um colapso ao ingressar na Zona do Euro.

3.3. Comparações entre os modelos

A partir dos resultados dos desempenhos dos modelos considerando dois tipos distintos de experimento, é possível verificar que, dentre as redes neurais utilizadas para previsão de insolvência fiscal grega, o modelo que considera uma maior quantidade de neurônios nas camadas intermediárias se destaca por possuir maior poder preditivo tanto dentro como fora da amostra quando comparado com os demais, além de possuir menor erro quadrático médio da previsão o que possibilita uma previsão mais acurada do comportamento grego. O quadro a seguir mostra as atuações dos modelos de melhor desempenho para os dois tipos de experimentos especificados.

Para tanto, foi considerado o seguinte critério de desempate: menor quantidade de erro do tipo I, menor quantidade de erro do tipo II, e menor erro quadrático médio total. Tal procedimento foi adotado pois, embora contrarie à literatura que afirma que a melhor rede está associada ao menor erro, erros do tipo I representam fortes custos políticos para um país, além de implicar também custos para a instituição internacional. Além disso, deve-se notar ainda que redes neurais com estruturas mais complexas terão, necessariamente, menores erros. A partir das informações mostradas no quadro, é possível observar que o Modelo 1 (grau de convergência de 0,999 e 50 neurônios na camada intermediária) possui melhor performance quando comparado aos demais modelos.

Quadro 3. 1: Modelos de melhor desempenho

Mudança de comportamento	Manutenção do comportamento
Modelo 1	Modelo 1

Fonte: Elaboração Própria

Considerações Finais

A atual crise na Zona do Euro foi analisada por uma vasta quantidade de estudiosos das mais diversas áreas que buscou identificar, entre outros fatores, qual a previsibilidade da insolvência grega e os seus posteriores desdobramentos, como os processos observados na Irlanda, Portugal, Itália e Espanha.

Como instrumento metodológico, foram adotadas as redes neurais artificiais com o objetivo realizar avaliações a fim de prever a insolvência fiscal grega. Dessa forma, trabalho em tela treinou três redes neurais compostas por topologias distintas (quantidade de neurônios intermediários e graus de convergência), além de analisar esses mesmos modelos para dois períodos de tempo diferentes.

Como resultados, observou-se que a ferramenta possibilita prever o colapso grego, tanto quando comparada aos países da União Europeia que já solicitaram ajuda à instância supranacional quanto aos demais ingressantes na Zona do Euro. Dessa forma, o trabalho ratifica a importância do uso de ferramentas de inteligência artificial para prever comportamentos não apenas econômicos, mas também políticos. O estudo verificou também que, independentemente do experimento analisado, o modelo que apresentou o melhor poder preditivo era composto por maior quantidade de neurônios intermediários e maior grau de convergência. Tal fato pode ser explicado pelo seu poder de aproximação e ajuste a qualquer função não-linear a qualquer grau de precisão.

Os resultados encontrados nesse trabalho ratificam aqueles encontrados na literatura internacional, em que as redes neurais apresentam melhor desempenho quando comparadas a métodos de previsão paramétricos, como os modelos logit ou probit. Uma crítica que pode ser feita à metodologia diz respeito a sua estrutura em “caixa preta”, que não permite a verificação dos determinantes individuais da tomada de decisão política.

Referências

- Acemoglu, D., P. Aghion, F. Zilibotti. **Distance to frontier, selection, and economic growth**. Working Paper No. 9066. National Bureau of Economic Growth.
- Acharya, V. **A Theory of Systemic Risk and Design of Prudential Bank Regulation**, Working Paper, London Business School, 2001.
- Alexander, C. **Model of Markets**, BM&F, 2007.
- Arnaud, A. **Abordagem Híbrida para Otimização de Redes Neurais Artificiais para Previsão de Séries Temporais**. UFPE, Dissertação de Mestrado, 2007.
- Bagehot, W. **Lombard Street**, 1962 ed. Irwin, Homewood, IL, 1873.
- Baer, W., **A Economia Brasileira**, Editora Nobel, 2009
- Barber, T. (2009). **Greece vows action to cut budget deficit**. 20 de outubro. Página consultada em 17 de setembro de 2013. http://www.ft.com/intl/cms/s/3e7e0e46-bd47-11de-9f6a-00144feab49a,Authorised=false.html?_i_location=http%3A%2F%2Fwww.ft.com%2Fcms%2Fs%2F0%2F3e7e0e46-bd47-11de-9f6a-00144feab49a.html%3Fsiteedition%3Dintl&siteedition=intl&_i_referer=http%3A%2F%2Fwww.theguardian.com%2Fbusiness%2Finteractive%2F2012%2Foct%2F17%2Feurozone-crisis-interactive-timeline-three-years#axzz25lRWizdp
- Barnhill, T. e M. R. Souto. **Stochastic Volatilities and Correlations, Extreme Values and Modeling the Financial and Economic Environment under which Brazilian Banks Operate**, IMF Working Paper, 2007
- Barnhill, T. e W. Maxwell. **Modeling Correlated Interest Rate, Exchange Rate, and Credit Risk in Fixed Income Portfolios**, Journal of Banking and Finance 26, 347-374, 2002.
- Barnhill, T., P. Papapanagiotou, and M. R. Souto. **Preemptive Strategies for the Assessment and Management of Financial System Risk Levels: An Application to Japan with Implications to Emerging Economies**. *Review of Pacific-Basin Financial Markets and Policies* 7 (1), 1-42, 2004.

Barnhill, T., P. Papapanagiotou, e L. Schumacher, **Measuring Integrated Market and Credit Risk in Bank Portfolios: an Application to a Set of Hypothetical Banks Operating in South Africa**, Financial Markets, Institutions, and Instruments, forthcoming.

Blackburn, K.; Y. Hung. **A theory of growth, financial development and trade**. *Econômica* 65, 104-124, 1998.

Birchler, U.; M. Büttler. **Information Economics**. Routledge Press, 2007

Canuto, O., Lima. G., **Price stability and banking sector distress in Brazil after 1994**. Rio de Janeiro: UERJ, Instituto de Economia, Texto Para Discussão 388, 1996.

Corrar, J., E. Paulo, E. Dias Filho, **Análise Multivariada: para os cursos de administração, ciências contábeis e economia**, 2007.

Cavalcanti, T.; A. Villamil. **On the welfare and distributional implications of intermediation costs** Anais do X Encontro Regional de Economia do Nordeste, Fortaleza, 2005.

Cavalcanti, V., A. Vieira, A. Silva Neto, Mota, D., Lima, R., **Modelos de previsão para dados de alta frequência: Um estudo comparativo utilizando os modelos de redes neurais e ARIMA para o caso do preço futuro do açúcar**. Anais do XLVII Congresso da Sober, 2009.

Cherubine, G., L. Dowbor. **O mapa da crise financeira**. *Le Monde Diplomatique*, jan/2009.

Demirgüç-Kunt, A., Detragiache, E., **The determinants of banking crises: evidence from developing and developed countries**. IMF Working Paper, 1997.

Diamond, D. V, P. Dybvig. **Bank Runs, Deposit Insurance, and Liquidity**. *Journal of Political Economy* 91 (3), 401-419, 1983.

Elsinger, H., A. Lehar, M. Summer. **Risk Assessment for Banking Systems**, *Working Paper*, University of Vienna, 2003.

Feijó, C., **Contabilidade Social**. Editora Campus, 2004.

Ferguson, C., **Inside Job**, 02 de fevereiro, DVD, 2010

- Ferreira, R. **Matemática Financeira Aplicada**. Editora Atlas, 2008.
- Filgueiras, C., **Manual de Contabilidade Bancária**, Editora Campus, 2010
- Freitas, M. **Os efeitos da crise global no Brasil: aversão ao risco e preferência pela liquidez no mercado de crédito**, Estudos Avançados, 2009
- Frascaroli, B., Costa Silva, L., Silva Filho, O. (2009). **Os Ratings de Risco Soberano e os Fundamentos Macroeconômicos dos Países: Um Estudo Utilizando Redes Neurais Artificiais**, Revista Brasileira de Finanças, Vol. 7, Nº1, PP 73-106
- Fucidji, J.; D. Mendonça. **Determinantes do Crédito Bancário: uma análise com dados em painel para as maiores instituições**. Anais do XII Encontro Regional de Economia do Nordeste, Fortaleza, 2007.
- Galetovic, A. **Specialization, intermediation and growth**. Journal of Monetary Economics 38, 549-559, 1996
- Gately, E. **Neural Networks for Financial Forecasting**. John Wiley & Sons, Inc, United States, 1996.
- Giambiagi, Fábio e Villella, André. **Economia Brasileira Contemporânea**. Ed. Campus.
- Goldsmith, R. **Financial Structure and Development**. Yale University Press, New Haven, CT, 2010
- Gorton, G., **Banking Panic and Business Cycles**. Oxford Economic Papers, 1988.
- Gurley, J., Shaw, E. **Financial aspects of economic development**. American Economic Review, 45, 515-538, 1955.
- Gow, D. (2011). **Eurozone crisis: banks agree 50% reduction on Greece's debt**. 27 de outubro. Página consultada em 17 de setembro de 2013. <http://www.theguardian.com/world/2011/oct/27/eurozone-crisis-banks-50-greece>
- Hall, M., Muljawan, D., Suprayogi & Moordena, L., **Using The Artificial Neural Network (ANN) to Assess Bank Credit Risk: A Case Study of Indonesia**, Loughborough University, Working Paper, 2008.

Hall, M., Muljawan, D., Suprayogi & Moordena, L., **Using The Artificial Neural Network (ANN) to Assess Bank Credit Risk: A Case Study of Indonesia**, Loughborough University, Working Paper, 2008.

Hardy, D. C.; Pazarbasioglu, C. **Leading indicators of banking crises: was Asia different?** Washington: International Monetary Fund, 1998. (IMF Working Paper, n. 91)

Hausmann, R., **The Roots of Banking Crises: The Macroeconomic Context**. Inter-American Development Bank, Working Paper 318, 1996

Janot, M., **Modelos de Previsão de Insolvência Bancária no Brasil**. Trabalhos para Discussão nº 13, Brasília: Banco Central do Brasil, 2001

King, R.; R. Levine. **Finance and growth: Schumpeter might be right**. Journal of Monetary Economics 108, 717-738, 1993.

Kollewe, J (2009). **Greek bank chief takes paycut as economy fears intensify**. 4 de dezembro. Página consultada em 18 de setembro de 2013. <http://www.theguardian.com/business/2009/dec/04/greek-bank-chief-takes-pay-cut>

Krugman, P. **Introdução à Economia**, Editora Campus, 2008.

Laffont, J.; D. Martimort. **The Theory of Incentives – The Principal-Agent Model**, Princeton University Press, 2002.

Levine, R., **Finance and Growth: Theory and Evidence**. In.: AGHION, P., DURLAUF, S. (Ed.). Handbook of Economic Growth, Vol. 1A. Elsevier, 2005.

Li, Z.; Zhao, X.. **Macroeconomic Effect in Corporate Default**. Department of Economics, York University, 2006.

Lucas, R. **On the mechanisms of economic development**. Journal of Monetary Economics. 22, 3-42, 1988.

Mandic, D. P.; Chambers, J. A. **Recurrent Neural Networks for Prediction**. John Wiley & Sons, LTD, (Baffins Lane, chichester, West Sussex) England, 2001.

Mckinnon R. **Money and Capital in Economic Development**. Brooking Institution, Washington DC, 1973

Mcnelis, P., **Neural Networks in Finance: Gaining Predictive Edge in the Market**, Elsevier Academic Press, 2005.

Meier, G., Seers, D., **Pioneers in Development**. Oxford University Press, New York,

Miller, M. **Financial markets and economic growth**. Journal of Applied Corporate Finance 11, 8-14, 1998.

Moya, E. (2009). **Investors' fears grow over Greek economy**. 30 de novembro. Página consultada em 18 de setembro de 2013. <http://www.theguardian.com/business/2009/nov/30/greece-economy-budget-deficit-fears>

Morales, F. **Financial intermediation in a model of growth through creative destruction**. Macroeconomics Dynamics 7, 363-393, 2003.

Moreira, T., **Fatores determinantes de crises cambiais e bancárias**. Revista Econômica do Nordeste, Fortaleza, v. 33, n. 2, 2002

Portugal, M., L. Fernandes. **Redes Neurais Artificiais e Previsão de Séries Econômicas: Uma Introdução**. 2000

Público (2012), **Entenda a Crise Grega** . Página consultada em 18 de setembro de 2013. <http://www.terra.com.br/economia/infograficos/entenda-a-crise-na-grecia/>

Rocha, F., **Previsão de Falência Bancária: Um modelo de risco proporcional**. Pesquisa e Planejamento Econômico, Rio de Janeiro, v. 29. nº1, Abril, 1999.

Rochet, J-C; J Tirole. **Inter-bank Lending and Systemic Risk**, Journal of Money, Credit, and Banking 28 (4), 733-762, 1986.

Rumelhart, D. E., McClelland, J., **Parallel Distributed Processing**, vol. 1, MIT Press, 1986.

Samuelson, P., Nordhaus, W. **Economics**. Berkeley Publication, 1991.

Schumpeter, J.; **Die Theorie der Wirtschaftlichen Entwicklung**, 1911

Silva, E., Porto Júnior, S., **Sistema financeiro e crescimento econômico: uma aplicação de regressão quantílica**. Anais do IX Encontro Regional de Economia do Nordeste, Fortaleza, 2004.

Smith, H. (2009). **Financial Markets tumble after Fitch downgrades Greece's credit rating.** 08 de dezembro. Página consultada em 18 de setembro de 2013.

<http://www.theguardian.com/world/2009/dec/08/greece-credit-rating-lowest-eurozone>

Smith, H. (2009). **Papandreou unveils radical reforms to salvage Greece's public finances.** 14 de dezembro. Página consultada em 18 de setembro de 2013.

<http://www.theguardian.com/world/2009/dec/14/greece-unveils-reforms-to-public-finances>

SMITH, H. (2010). **Greece: eurozone ministers agree to rescue package.** 15 de março. Página consultada em 18 de setembro de 2013.

<http://www.theguardian.com/business/2010/mar/15/greece-eu-meeting>

Smith, H. (2010). **Greece activates €45bn EU/IMF loans.** 23 de abril. Página consultada em 18 de setembro de 2013.

<http://www.theguardian.com/business/2010/apr/23/greece-activates-eu-imf-loans>

Stiglitz, J.; B. Greenwald. **Rumo a um novo paradigma em economia monetária.**

Tradução por Laura Knapp e Cecília Camargo Bartalotti. Tradução de: *Towards a new paradigm in monetary economics*. Ed. Francis, São Paulo – SP, 2004.

Stiglitz, J. E. **Some aspects of the pure theory of corporate finance: bankruptcies and takeovers.** Bell Journal of Economics, v. 3, p. 458-82, 1972.

Traynor, I. (2010). **EU ministers agree €500bn fund to save euro from disaster.** 10 de maio. Página consultada em 18 de setembro de 2013.

<http://www.theguardian.com/business/2010/may/09/debt-crisis-european-union>

Traynor, I. (2011). **Greece granted €120bn EU bailout.** 24 de junho. Página consultada em 18 de setembro de 2013.

<http://www.theguardian.com/world/2011/jun/24/greece-eu-bailout-david-cameron>

Vieira, A. **Avaliação de insolvência no sistema bancário: uma aplicação para o caso brasileiro.** UFPE, Dissertação de Mestrado, 2010.

Wearden, G. (2011) **Greek parliament passes bill enabling new package of austerity measures.** 30 de junho. Página consultada em 18 de setembro de 2013.

<http://www.theguardian.com/business/2011/jun/30/greek-parliament-passes-enabling-bill-austerity-measures>

Whalen, G. **A proportional hazards model of bank failure: an examination of its usefulness as an early warning tool.** Economic Review, Federal Reserve Bank of Cleveland, First Quarter, p. 21-31, 1991.