

PONTIFÍCIA UNIVERSIDADE CATÓLICA
DO RIO DE JANEIRO



Victor Barboza Brito

FuzzyFuture: Ferramenta de Previsão de Séries Temporais Baseada em Sistema Híbrido Fuzzy-Genético

Dissertação de Mestrado

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do título de Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da PUC-Rio.

Orientadora: Prof. Marley Vellasco
Co-Orientador: Ricardo Tanscheit

Rio de Janeiro

Abril de 2011



Victor Barboza Brito

FuzzyFuture: Ferramenta de Previsão de Séries Temporais Baseada em Sistema Híbrido Fuzzy-Genético

Dissertação apresentada como requisito parcial para obtenção do grau de Mestre pelo Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Departamento de Engenharia Elétrica do Centro Técnico Científico da PUC-Rio. Aprovada pela Comissão Examinadora abaixo assinada.

Profa. Marley Maria Bernardes Rebuzzi Vellasco

Orientadora

Departamento de Engenharia Elétrica – PUC-Rio

Prof. Ricardo Tanscheit

Co-Orientador

Departamento de Engenharia Elétrica – PUC-Rio

Prof. Carlos Roberto Hall Barbosa

Programa de Pós-Graduação em Metrologia – PUC-Rio

Prof. José Franco Machado do Amaral

UERJ

Prof. Karla Tereza Figueiredo Leite

UEZO

Prof. José Eugenio Leal

Coordenador Setorial do Centro

Técnico Científico

Rio de Janeiro, 06 de abril de 2011

Todos os direitos reservados. É proibida a reprodução total ou parcial do trabalho sem autorização da universidade, do autor e do orientador.

Victor Barboza Brito

Graduou-se em Engenharia de Produção na universidade Federal do Rio de Janeiro em 2005. Co-autor do livro "Previsão de Vendas", editora Atlas e autor do artigo "Aplicação de Simulação como Ferramenta de Apoio à Elaboração de um Planejamento Estratégico de Capacidade", 2006 (Revista Tecnológica). Atuou como Consultor no ILOS de 2005 a 2008, principalmente em projetos quantitativos nas áreas de planejamento da demanda, gestão de estoques em cadeias de suprimento e localização de instalações. Atualmente atua como Engenheiro na Petrobras, no Planejamento da Implantação do Projeto Comperj.

Ficha Catalográfica

Brito, Victor Barboza

FuzzyFuture: ferramenta de previsão de séries temporais baseada em sistema híbrido Fuzzy-Genético / Victor Barboza Brito ; orientadores: Marley Vellasco, Ricardo Tanscheit. – 2011.

151 f. : il. (color.) ; 30 cm

Dissertação (mestrado) – Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, Departamento de Engenharia Elétrica.

Inclui referências bibliográficas.

1. Engenharia elétrica – Teses. 2. Séries temporais. 3. Previsão. 4. Lógica fuzzy. 5. Algoritmos genéticos. 6. Ferramenta. I. Vellasco, Marley. II. Tanscheit, Ricardo. III. Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro. Departamento de Engenharia Elétrica. IV. Título.

CDD: 621.3

Aos meus pais Angela e Moisés
À minha esposa Daniela

Agradecimentos

Aos meus pais, pela educação, carinho e estímulo.

À minha esposa, pelo amor e apoio.

Aos meus orientadores, Professores Marley Vellasco e Ricardo Tanscheit, pela confiança, dedicação, apoio e compreensão nos momentos mais difíceis.

À PUC-Rio, pelos auxílios concedidos, sem os quais este trabalho não poderia ter sido realizado.

Aos professores que participaram da Comissão examinadora.

A todos os professores e funcionários do Departamento de Engenharia Elétrica pelos ensinamentos e pela ajuda.

À Pontifícia Universidade Católica de Rio de Janeiro.

A todos os amigos e familiares que de uma forma ou de outra me estimularam ou me ajudaram.

Resumo

Brito, Victor Barboza; Vellasco, Marley Maria Bernardes Rebuzzi. **FuzzyFuture: Ferramenta de Previsão de Séries Temporais Baseada em Sistema Híbrido Fuzzy-Genético**. Rio de Janeiro, 2011. 151p. Dissertação de Mestrado - Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

A previsão de séries temporais está presente em diversas áreas como os setores elétrico, financeiro, a economia e o industrial. Em todas essas áreas, as previsões são fundamentais para a tomada de decisões no curto, médio e longo prazo. Certamente, as técnicas estatísticas são as mais utilizadas em problemas de previsão de séries, principalmente por apresentarem um maior grau de interpretabilidade, garantido pelos modelos matemáticos gerados. No entanto, técnicas de inteligência computacional têm sido cada vez mais aplicadas em previsão de séries temporais no meio acadêmico, com destaque para as Redes Neurais Artificiais (RNA) e os Sistemas de Inferência Fuzzy (FIS). Muitos são os casos de sucesso de aplicação de RNAs, porém os sistemas desenvolvidos são do tipo “caixa preta”, inviabilizando uma melhor compreensão do modelo final de previsão. Já os FIS são interpretáveis, entretanto sua aplicação é comprometida pela dependência de criação de regras por especialistas e pela dificuldade em ajustar os diversos parâmetros como o número e formato de conjuntos e o tamanho da janela. Além disso, a falta de pessoas com o conhecimento necessário para o desenvolvimento e utilização de modelos baseados nessas técnicas também contribui para que estejam pouco presentes na rotina de planejamento e tomada de decisão na maioria das organizações. Este trabalho tem como objetivo desenvolver uma ferramenta computacional capaz de realizar previsões de séries temporais, baseada na teoria de Sistemas de Inferência Fuzzy, em conjunto com a otimização de parâmetros por Algoritmos Genéticos, oferecendo uma interface gráfica intuitiva e amigável.

Palavras-chave

Séries temporais; previsão; lógica fuzzy; algoritmos genéticos; ferramenta

Abstract

Brito, Victor Barboza; Vellasco, Marley Maria Bernardes Rebuszi (Advisor). **FuzzyFuture: Time Series Forecasting Tool Based on Fuzzy-Genetic Hybrid System**. Rio de Janeiro, 2011. 151p. MSc Dissertation - Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro.

The time series forecasting is present in several areas such as electrical, financial, economy and industry. In all these areas, the forecasts are critical to decision making in the short, medium and long term. Certainly, statistical techniques are most often used in time series forecasting problems, mainly because of a greater degree of interpretability, guaranteed by the mathematical models generated. However, computational intelligence techniques have been increasingly applied in time series forecasting in academic research, with emphasis on Artificial Neural Networks (ANN) and Fuzzy Inference Systems (FIS). There are many cases of successful application of ANNs, but the systems developed are "black box", not allowing a better understanding of the final prediction. On the other hand the FIS are interpretable, but its application is compromised by reliance on rule-making by experts and by the difficulty in adjusting the various parameters as the number and shape of fuzzy sets and the window size. Moreover, the lack of people with the knowledge necessary for the development and use of models based on these techniques also restricts their application in the routine planning and decision making in most organizations. This work aims to develop a computational tool able to make forecasts of time series, based on the theory of Fuzzy Inference Systems, in conjunction with the optimization of parameters by Genetic Algorithms, providing an intuitive and friendly graphical user interface.

Keywords

Time series; forecasting; fuzzy logic; genetic algorithms; tool

Sumário

| | | |
|--------|--|----|
| 1 | Introdução | 17 |
| 1.1. | Motivação | 17 |
| 1.2. | Objetivos | 19 |
| 1.3. | Organização da Dissertação | 20 |
| 2 | Sistemas Inteligentes | 21 |
| 2.1. | Introdução | 21 |
| 2.2. | Sistemas de Inferência Fuzzy | 23 |
| 2.2.1. | Introdução | 23 |
| 2.2.2. | Conjuntos Fuzzy | 23 |
| 2.2.3. | Lógica Fuzzy | 27 |
| 2.2.4. | Sistema de Inferência Fuzzy | 29 |
| 2.2.5. | Extração de Regras | 31 |
| 2.2.6. | Modelos Híbridos | 36 |
| 2.3. | Algoritmos Genéticos | 37 |
| 2.3.1. | Introdução | 37 |
| 2.3.2. | Representação | 38 |
| 2.3.3. | Decodificação | 39 |
| 2.3.4. | Avaliação | 39 |
| 2.3.5. | Seleção e Reprodução | 39 |
| 2.3.6. | Operadores Genéticos | 40 |
| 2.3.7. | Parâmetros da evolução | 43 |
| 3 | Técnicas de Previsão de Séries Temporais | 45 |
| 3.1. | Introdução | 45 |
| 3.2. | Técnicas Estatísticas de Previsão de Séries Temporais | 48 |
| 3.3. | Técnicas de Inteligência Computacional aplicadas em Previsão | 49 |
| 3.3.1. | Sistemas de Inferência Fuzzy aplicadas em Previsão | 49 |
| 3.3.2. | Sistemas de Inteligência Computacional Híbridos Aplicados à Previsão | 52 |
| 3.4. | Avaliação do Desempenho de uma Previsão | 53 |
| 4 | FuzzyFuture: Ferramenta de Previsão de Séries Temporais | 56 |

| | |
|---|-----|
| 4.1. Introdução | 56 |
| 4.2. Estrutura e Metodologia | 57 |
| 4.2.1. Módulo de Fuzzificação | 58 |
| 4.2.2. Módulo de Extração de Regras | 59 |
| 4.2.3. Módulo de Inferência | 62 |
| 4.2.4. Módulo de Defuzzificação | 63 |
| 4.2.5. Módulo Laboratório para Avaliação de Configurações | 63 |
| 4.2.6. Módulo de Otimização de Parâmetros | 64 |
| 4.3. Funcionalidades Básicas | 68 |
| 4.4. Utilização da Ferramenta | 69 |
| | |
| 5 Estudo de Caso e Resultados | 81 |
| 5.1. Introdução | 81 |
| 5.2. Dados Utilizados | 81 |
| 5.3. Tratamento dos Dados | 86 |
| 5.3.1. Retirada da Tendência da Série NN3_105 | 87 |
| 5.3.2. Retirada da tendência da série NN3_107 | 88 |
| 5.3.3. Retirada da Tendência da Série NN3_109 | 89 |
| 5.4. Procedimento e Parametrizações | 91 |
| 5.4.1. Introdução | 91 |
| 5.4.2. Seleção da Melhor Configuração FIS Avaliada | 91 |
| 5.4.3. Otimização do FIS Selecionado | 93 |
| 5.4.4. Comparação dos resultados | 95 |
| 5.5. Resultados Obtidos | 97 |
| 5.5.1. Série NN3_101 | 97 |
| 5.5.2. Série NN3_102 | 101 |
| 5.5.3. Série NN3_103 | 105 |
| 5.5.4. Série NN3_104 | 108 |
| 5.5.5. Série NN3_105 | 112 |
| 5.5.6. Série NN3_106 | 116 |
| 5.5.7. Série NN3_107 | 119 |
| 5.5.8. Série NN3_108 | 123 |
| 5.5.9. Série NN3_109 | 127 |
| 5.5.10. Série NN3_110 | 130 |
| 5.5.11. Série NN3_111 | 134 |
| 5.5.12. Resumo dos resultados | 138 |

| | |
|----------------------------------|-----|
| 6 Conclusões e Trabalhos Futuros | 139 |
| 7 Referências Bibliográficas | 141 |

Lista de figuras

| | |
|---|----|
| Figura 1 – Propriedades de um conjunto fuzzy | 25 |
| Figura 2 – Representação por variável fuzzy da temperatura | 25 |
| Figura 3 – Conjunto fuzzy de formato triangular | 26 |
| Figura 4 – Conjunto fuzzy de formato trapezoidal | 26 |
| Figura 5 – Representação gráfica da função de pertinência do conseqüente com suporte infinito | 28 |
| Figura 6 – Representação gráfica da função de pertinência do conseqüente com suporte finito | 29 |
| Figura 7 – Representação de um sistema de inferência fuzzy | 29 |
| Figura 8 – Defuzzificação por média dos máximos | 31 |
| Figura 9 – Divisão dos intervalos de domínio em regiões representadas por conjuntos fuzzy | 33 |
| Figura 10 – Exemplo de uma base de regras fuzzy | 35 |
| Figura 11 – Procedimento básico de um algoritmo genético | 38 |
| Figura 12 – Crossover de um ponto | 40 |
| Figura 13 – Crossover uniforme | 41 |
| Figura 14 – Mutação por inversão de bit | 42 |
| Figura 15 – Divisão do universo de discurso da série em conjuntos fuzzy | 49 |
| Figura 16 – Variável fuzzy composta por conjuntos triangulares representando o domínio da série temporal $x(t)$ | 50 |
| Figura 17 – Grau de pertinência dos elementos das janelas | 50 |
| Figura 18 – Divisão da série de dados nos conjuntos de treino, validação e teste | 54 |
| Figura 19 – Os seis módulos do FuzzyFuture | 57 |
| Figura 20 – Conjuntos fuzzy com sobreposição de 0% | 59 |
| Figura 21 – Conjuntos fuzzy com sobreposição de 50% | 59 |
| Figura 22 – Previsão multistep, passo 1 | 60 |
| Figura 23 – Previsão multistep, passo 2 | 60 |
| Figura 24 – Previsão multistep, passo 3 | 61 |
| Figura 25 – Previsão singlestep, 1º valor do horizonte | 61 |
| Figura 26 – Previsão singlestep, 2º valor do horizonte | 61 |
| Figura 27 Previsão singlestep, 3º valor do horizonte | 62 |
| Figura 28 – Exemplo de representação com variável fuzzy de 3 conjuntos | 65 |

| | |
|---|----|
| Figura 29 – Tela de abertura | 69 |
| Figura 30 – Tela principal | 69 |
| Figura 31 – Novo previsor | 70 |
| Figura 32 – Abertura de um arquivo de dados | 71 |
| Figura 33 – Dados importados | 71 |
| Figura 34 – Definição dos conjuntos fuzzy | 72 |
| Figura 35 – Geração de conjuntos fuzzy | 72 |
| Figura 36 – Novos conjuntos fuzzy criados | 73 |
| Figura 37 – Definição da base de regras | 73 |
| Figura 38 – Geração da base de regras | 74 |
| Figura 39 – Base de regras gerada | 74 |
| Figura 40 – Teste do previsor configurado | 75 |
| Figura 41 - Duplicação de Previsores | 76 |
| Figura 42 – Laboratório | 76 |
| Figura 43 – Geração de experimentos | 77 |
| Figura 44 – Experimentos gerados | 78 |
| Figura 45 – Adição de um experimento | 78 |
| Figura 46 - Experimentos calculados | 79 |
| Figura 47 – Configuração do GA | 79 |
| Figura 48 – Série temporal NN3_101 | 82 |
| Figura 49 – Série temporal NN3_102 | 82 |
| Figura 50 – Série temporal NN3_103 | 82 |
| Figura 51 – Série temporal NN3_104 | 83 |
| Figura 52 – Série temporal NN3_105 | 83 |
| Figura 53 – Série temporal NN3_106 | 83 |
| Figura 54 – Série temporal NN3_107 | 84 |
| Figura 55 – Série temporal NN3_108 | 84 |
| Figura 56 – Série temporal NN3_109 | 84 |
| Figura 57 – Série temporal NN3_110 | 85 |
| Figura 58 – Série temporal NN3_111 | 85 |
| Figura 59 – Procedimento para tratamento das séries com tendência | 86 |
| Figura 60 – Retirada da tendência da série NN3_105 | 88 |
| Figura 61 – Série NN3_105 após retirada da tendência | 88 |
| Figura 62 – Retirada da tendência da série NN3_107 | 89 |
| Figura 63 – Série NN3_107 após retirada da tendência | 89 |
| Figura 64 – Retirada da tendência da série NN3_109 | 90 |

| | |
|--|-----|
| Figura 65 – Série NN3_109 após retirada da tendência | 90 |
| Figura 66 – Desempenho das 8 combinações de parametrização avaliadas | 94 |
| Figura 67 – NN3_101: Série Real x Série Prevista (FIS Selecionado) | 98 |
| Figura 68 – NN3_101: Conjuntos Fuzzy do FIS Selecionado | 98 |
| Figura 69 – NN3_101: Série Real x Série Prevista (FIS Otimizado) | 98 |
| Figura 70 – NN3_101: Conjuntos Fuzzy do FIS Otimizado | 99 |
| Figura 71 – NN3_101: Séries no conjunto de teste | 99 |
| Figura 72 – NN3_102: Série Real x Série Prevista (FIS Selecionado) | 102 |
| Figura 73 – NN3_102: Conjuntos Fuzzy do FIS Selecionado | 102 |
| Figura 74 – NN3_102: Série Real x Série Prevista (FIS Otimizado) | 102 |
| Figura 75 – NN3_102: Conjuntos Fuzzy do FIS Otimizado | 103 |
| Figura 76 – NN3_102: Séries no conjunto de teste | 103 |
| Figura 77 – NN3_103: Série Real x Série Prevista (FIS Selecionado) | 106 |
| Figura 78 – NN3_103: Conjuntos Fuzzy do FIS Selecionado | 106 |
| Figura 79 – NN3_103: Série Real x Série Prevista (FIS Otimizado) | 106 |
| Figura 80 – NN3_103: Conjuntos Fuzzy do FIS Otimizado | 107 |
| Figura 81 – NN3_103: Séries no conjunto de teste | 107 |
| Figura 82 – NN3_104: Série Real x Série Prevista (FIS Selecionado) | 108 |
| Figura 83 – NN3_104: Conjuntos Fuzzy do FIS Selecionado | 109 |
| Figura 84 – NN3_104: Série Real x Série Prevista (FIS Otimizado) | 109 |
| Figura 85 – NN3_104: Conjuntos Fuzzy do FIS Otimizado | 110 |
| Figura 86 – NN3_104: Séries no conjunto de teste | 110 |
| Figura 87 – NN3_105: Série Real x Série Prevista (FIS Selecionado) | 113 |
| Figura 88 – NN3_105: Conjuntos Fuzzy do FIS Selecionado | 113 |
| Figura 89 – NN3_105: Série Real x Série Prevista (FIS Otimizado) | 113 |
| Figura 90 – NN3_105: Conjuntos Fuzzy do FIS Otimizado | 114 |
| Figura 91 – NN3_105: Séries no conjunto de teste | 114 |
| Figura 92 – NN3_106: Série Real x Série Prevista (FIS Selecionado) | 116 |
| Figura 93 – NN3_106: Conjuntos Fuzzy do FIS Selecionado | 117 |
| Figura 94 – NN3_106: Série Real x Série Prevista (FIS Otimizado) | 117 |
| Figura 95 – NN3_106: Séries no conjunto de teste | 118 |
| Figura 96 – NN3_106: Conjuntos Fuzzy do FIS Otimizado | 118 |
| Figura 97 – NN3_107: Série Real x Série Prevista (FIS Selecionado) | 120 |
| Figura 98 – NN3_107: Conjuntos Fuzzy do FIS Selecionado | 120 |
| Figura 99 – NN3_107: Série Real x Série Prevista (FIS Otimizado) | 120 |
| Figura 100 – NN3_107: Conjuntos Fuzzy do FIS Otimizado | 121 |

| | |
|---|-----|
| Figura 101 – NN3_107: Séries no conjunto de teste | 121 |
| Figura 102 – NN3_108: Série Real x Série Prevista (FIS Selecionado) | 123 |
| Figura 103 – NN3_108: Conjuntos Fuzzy do FIS Selecionado | 124 |
| Figura 104 – NN3_108: Série Real x Série Prevista (FIS Otimizado) | 124 |
| Figura 105 – NN3_108: Conjuntos Fuzzy do FIS Otimizado | 124 |
| Figura 106 – NN3_108: Séries no conjunto de teste | 125 |
| Figura 107 – NN3_109: Série Real x Série Prevista (FIS Selecionado) | 127 |
| Figura 108 – NN3_109: Conjuntos Fuzzy do FIS Selecionado | 128 |
| Figura 109 – NN3_109: Série Real x Série Prevista (FIS Otimizado) | 128 |
| Figura 110 – NN3_109: Conjuntos Fuzzy do FIS Otimizado | 128 |
| Figura 111 – NN3_109: Séries no conjunto de teste | 129 |
| Figura 112 – NN3_110: Série Real x Série Prevista (FIS Selecionado) | 130 |
| Figura 113 – NN3_110: Conjuntos Fuzzy do FIS Selecionado | 131 |
| Figura 114 – NN3_110: Série Real x Série Prevista (FIS Otimizado) | 131 |
| Figura 115 – NN3_110: Conjuntos Fuzzy do FIS Otimizado | 131 |
| Figura 116 – NN3_110: Séries no conjunto de teste | 132 |
| Figura 117 – NN3_111: Série Real x Série Prevista (FIS Selecionado) | 135 |
| Figura 118 – NN3_111: Conjuntos Fuzzy do FIS Selecionado | 135 |
| Figura 119 – NN3_111: Série Real x Série Prevista (FIS Otimizado) | 135 |
| Figura 120 – NN3_111: Conjuntos Fuzzy do FIS Otimizado | 135 |
| Figura 121 – NN3_111: Séries no conjunto de teste | 136 |

Lista de tabelas

| | |
|--|-----|
| Tabela 1 – Principais tipos de representação | 38 |
| Tabela 2 – Configurações avaliadas em todas as séries | 92 |
| Tabela 3 - Combinações de parametrizações avaliadas | 93 |
| Tabela 4 – NN3_101: Desempenho das melhores 15 configurações | 97 |
| Tabela 5 – NN3_101: Erro FIS Selecionado x Erro FIS Otimizado | 99 |
| Tabela 6 – NN3_101: Teste de hipótese para médias dos erros | 100 |
| Tabela 7 – NN3_102: Desempenho das melhores 15 configurações | 101 |
| Tabela 8 – NN3_102: Erro FIS Selecionado x Erro FIS Otimizado | 103 |
| Tabela 9 – NN3_102: Teste de hipótese para médias dos erros | 104 |
| Tabela 10 – NN3_103: Desempenho das melhores 15 configurações | 105 |
| Tabela 11 – NN3_103: Erro FIS Selecionado x Erro FIS Otimizado | 107 |
| Tabela 12 – NN3_104: Desempenho das melhores 15 configurações | 108 |
| Tabela 13 – NN3_104: Erro FIS Selecionado x Erro FIS Otimizado | 110 |
| Tabela 14 – NN3_104: Teste de hipótese para médias dos erros | 111 |
| Tabela 15 – NN3_105: Desempenho das melhores 15 configurações | 112 |
| Tabela 16 – NN3_105: Erro FIS Selecionado x Erro FIS Otimizado | 114 |
| Tabela 17 – NN3_105: Teste de hipótese para médias dos erros | 115 |
| Tabela 18 – NN3_106: Desempenho das melhores 15 configurações | 116 |
| Tabela 19 – NN3_106: Erro FIS Selecionado x Erro FIS Otimizado | 118 |
| Tabela 20 – NN3_107: Desempenho das melhores 15 configurações | 119 |
| Tabela 21 – NN3_107: Erro FIS Selecionado x Erro FIS Otimizado | 122 |
| Tabela 22 – NN3_107: Teste de hipótese para médias dos erros | 122 |
| Tabela 23 – NN3_108: Desempenho das melhores 15 configurações | 123 |
| Tabela 24 – NN3_108: Erro FIS Selecionado x Erro FIS Otimizado | 125 |
| Tabela 25 – NN3_108: Teste de hipótese para médias dos erros | 126 |
| Tabela 26 – NN3_109: Desempenho das melhores 15 configurações | 127 |
| Tabela 27 – NN3_109: Erro FIS Selecionado x Erro FIS Otimizado | 129 |
| Tabela 28 – NN3_109: Teste de hipótese para médias dos erros | 129 |
| Tabela 29 – NN3_110: Desempenho das melhores 15 configurações | 130 |
| Tabela 30 – NN3_110: Erro FIS Selecionado x Erro FIS Otimizado | 132 |
| Tabela 31 – NN3_110: Teste de hipótese para médias dos erros | 133 |
| Tabela 32 – NN3_111: Desempenho das melhores 15 configurações | 134 |
| Tabela 33 – NN3_111: Erro FIS Selecionado x Erro FIS Otimizado | 136 |

| | |
|--|-----|
| Tabela 34 – NN3_111: Teste de hipótese para médias dos erros | 137 |
| Tabela 35 – Resumo dos resultados | 138 |