

PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**“Projeto de Controladores Suplementares de Amortecimento
Utilizando Redes Neurais Artificiais”**

MARCOS AMORIELLE FURINI

Orientador: Prof. Dr. Percival Bueno de Araujo

Tese apresentada à Faculdade de
Engenharia - UNESP – Campus de Ilha
Solteira, para obtenção do título de
Doutor em Engenharia Elétrica.

Área de Conhecimento: Automação.

Ilha Solteira – SP
outubro/2011

FICHA CATALOGRÁFICA

Elaborada pela Seção Técnica de Aquisição e Tratamento da Informação
Serviço Técnico de Biblioteca e Documentação da UNESP - Ilha Solteira.

F984p

Furini, Marcos Amorielle.

Projeto de controladores suplementares de amortecimento
utilizando redes neurais artificiais / Marcos Amorielle Furini.

Ilha Solteira : [s.n.], 2011

131 f. : il.

Tese (doutorado) – Universidade Estadual Paulista. Faculdade de
Engenharia de Ilha Solteira. Área de Conhecimento: Automação, 2011

Orientador: Percival Bueno de Araujo

Inclui bibliografia

1. Sistemas elétricos de potência.
2. Estabilidade a pequenas perturbações.
3. Oscilações eletromecânicas.
4. Redes neurais (Computação).
5. Perceptron multicamadas.
6. ARTMAP nebulosa.

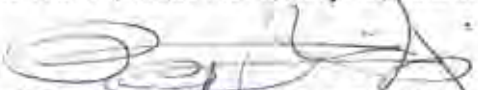
CERTIFICADO DE APROVAÇÃO

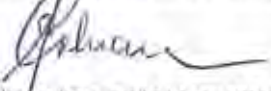
TÍTULO: Projeto de Controladores Suplementares de Amortecimento Utilizando Redes Neurais Artificiais


AUTOR: MARCOS AMORIELLE FURINI

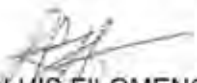
ORIENTADOR: Prof. Dr. PERCIVAL BUENO DE ARAUJO

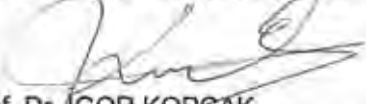
Aprovado como parte das exigências para obtenção do Título de DOUTOR EM ENGENHARIA ELÉTRICA, Área: AUTOMAÇÃO, pela Comissão Examinadora:


Prof. Dr. PERCIVAL BUENO DE ARAUJO
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Prof. Dr. LAURENCE DUARTE COLVARA
Departamento de Engenharia Elétrica / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Profa. Dra. MARA LÚCIA MARTINS LOPES
Departamento de Matemática / Faculdade de Engenharia de Ilha Solteira


Prof. Dr. LUIS FILOMENO DE JESUS FERNANDES
Departamento Faculdade do Gama / Universidade de Brasília - UnB


Prof. Dr. IGOR KOPCAK
Escola de Engenharia Elétrica e de Computação - EEEG / Universidade Federal de Goiás - UFG

Data da realização: 07 de outubro de 2011.

À Fernanda e Marina

Agradecimentos

Ao orientador e amigo Percival Bueno de Araujo, que desde 2005, foi essencial para a realização deste projeto, através de sua dedicação, paciência, compreensão, conhecimentos e ensinamentos compartilhados.

Aos professores Laurence Duarte Colvara e Anna Diva Plasencia Lotufo pelas contribuições técnicas desde a realização do mestrado.

À professora Mara Lúcia Martins Lopes pela disposição, incentivo e colaboração na utilização e apresentação das redes neurais artificiais.

À minha esposa Adriana por seu carinho, companheirismo e compreensão em relação aos anos dedicados a este projeto e por tornar essa jornada mais bonita e divertida pela sua constante presença e de nossas filhas Marina e Fernanda.

Aos meus pais Décio e Sandra pelo amor, dedicação, interesse e ensinamentos que sempre me ajudam a encontrar o caminho correto a seguir.

Aos antigos colegas de departamento que agora são meus amigos: André, Ricardo, Maxwell, João, Àpio e Danilo.

Ao Departamento de Engenharia Elétrica pelo suporte financeiro, técnico e de infraestrutura para realização deste trabalho.

À Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – CAPES, pelo incentivo financeiro.

“Não se pode entrar no mesmo rio duas vezes.”

Heráclito

Resumo

Neste trabalho é proposta a utilização da rede neural artificial (RNA) ARTMAP Nebulosa (*fuzzy*) no ajuste de parâmetros de controladores suplementares para o amortecimento de oscilações eletromecânicas de sistemas elétricos de potência, visando tornar este ajuste mais eficiente. Análises comparativas da atuação das redes neurais artificiais ARTMAP Nebulosa e Perceptron Multicamadas (PM) são realizadas para dois sistemas multimáquinas considerando o ajuste individual e coordenado dos controladores. Tais redes são utilizadas para o projeto dos controladores ESP (Estabilizadores de Sistemas de Potência) e POD (*Power Oscillation Damping*) acoplado ao dispositivo FACTS (*Flexible Alternating Current Transmission Systems*) UPFC (*Unified Power Flow Controller*). Será evidenciado que a RNA ARTMAP Nebulosa pode ser utilizada na melhora da estabilidade dinâmica, fornecendo resultados muito semelhantes aos da RNA Perceptron Multicamadas. Entretanto, é importante enfatizar que a vantagem da utilização da RNA ARTMAP Nebulosa está no fato da garantia da estabilidade e plasticidade associadas a um rápido treinamento, o que não ocorre com a RNA Perceptron Multicamadas.

Palavras-chave – Sistemas elétricos de potência. Estabilidade a pequenas perturbações. Oscilações eletromecânicas. ESP. POD. FACTS. UPFC. Redes neurais artificiais. Perceptron multicamadas. ARTMAP nebulosa.

Abstract

This work proposes the use of artificial neural network (ANN) Fuzzy ARTMAP to adjust the parameters of additional controllers to damp electromechanical oscillations in electric power systems in order to make this adjustment more efficient due to variations in load. Comparative analysis of the performance of artificial neural networks Fuzzy ARTMAP and Multilayer Perceptron are performed for two multimachine systems, considering individual and coordinated controller adjustment. Those networks are used for the design of Power System Stabilizers (PSS) and Power Oscillation Damping (POD) that is coupled to the FACTS (Flexible Alternating Current Transmission Systems) UPFC (Unified Power Flow Controller). It will be shown that the ANN Fuzzy ARTMAP can be used in the improvement of dynamic stability, providing very similar results to the ANN Multilayer Perceptron. However, it is important to emphasize that the advantage of using ANN Fuzzy ARTMAP is the guarantee of stability and plasticity associated with a fast training process which does not occur for the ANN Multilayer Perceptron.

Key-words – Electric power systems. Small signal stability. Electromechanical oscillations. PSS. POD. FACTS. UPFC. Artificial neural networks. Multilayer perceptron. Fuzzy ARTMAP.

Índice de Figuras

Figura 2.1 – Diagrama Unifilar do Gerador Síncrono.....	22
Figura 2.2 – Potências no Sistema Multimáquinas.....	24
Figura 2.3 – Regulador Automático de Tensão.....	29
Figura 2.4 – Diagrama de Blocos do MSP para Sistemas Multimáquinas.....	33
Figura 3.1 – Estrutura Básica do ESP.	37
Figura 3.2 – Regulador Automático de Tensão com o Sinal Suplementar do ESP.....	40
Figura 3.3 – Composição Básica do UPFC.	43
Figura 3.4 – Representação do UPFC para o Modelo de Injeção de Potência.	43
Figura 3.5 – Diagrama Fasorial devido Inclusão do UPFC.....	44
Figura 3.6 – Modelo de Injeção de Potência para o UPFC.	45
Figura 3.7 – Modelo Dinâmico do UPFC – Modo de Operação - vq	47
Figura 3.8 – Divisão dos Blocos <i>Washout</i> e <i>Lead-lag</i> do POD.	47
Figura 4.1 – Etapas do Projeto Coordenado de Controladores Utilizando Redes Neurais Artificiais.....	55
Figura 4.2 – Função de Transferência do Sistema Elétrico de Potência com Controlador.	57
Figura 4.3 – Deslocamento do Autovalor de Interesse de Acordo com o Método dos Resíduos.	58
Figura 4.4 – Estrutura de uma Rede <i>Feedforward</i> com uma Camada Escondida.....	62
Figura 4.5 – Grafo de Fluxo de Sinais na Interligação entre os Neurônios i e j	63
Figura 4.6 - Estrutura da rede neural ARTMAP nebulosa.	67
Figura 4.7 – Fluxograma do Processo de Treinamento da Rede Neural ARTMAP nebulosa.	71
Figura 5.1 – Diagrama Unifilar do Sistema Simétrico de Duas Áreas.....	74
Figura 5.2 – Localização e Deslocamento do Polo e Zero devido ao Aumento do Ganho do POD.	77
Figura 5.3 – Diagrama Unifilar do Sistema <i>New England</i>	92
Figura 5.4 – Localização do Polo de Interesse e do Zero Associados à Instalação do UPFC-POD nas LTs 30-10 e 30-31.	95
Figura 5.5 – Representação Esquemática do Fluxo de Sinais Envolvidos na Proposta de Comparação da Atuação das Redes Neurais RNA-PM e RNA-AN.	97
Figura A.II.1 – Sistemas Multimáquinas de Duas Áreas.	122
Figura A.II.2 – Diagrama Unifilar do Sistema <i>New England</i>	124

Índice de Tabelas

Tabela 5.1 – Autovalores Dominantes, Frequência e Coeficientes de Amortecimento (ζ).....	75
Tabela 5.2 – Módulo dos Resíduos Associados às Possíveis Localizações do ESP.	76
Tabela 5.3 – Módulo dos Resíduos associados às Possíveis Localizações do UPFC-POD.....	76
Tabela 5.4 – Distância entre o Polo (Modo Interárea) e o Zero mais Próximo da FTMA.....	77
Tabela 5.5 – Tempo (segundos) Decorrido para Treinamento das Redes Neurais.	81
Tabela 5.6 – Parâmetros dos Controladores obtidos pelo DMC e Redes Neurais para os Casos 1 e 2.	81
Tabela 5.7 – Parâmetros dos Controladores obtidos pela RNA-PM e RNA-AN para os Casos 1 e 2 (Variações de Carregamento na Área 1).....	82
Tabela 5.8 – Autovalores Dominantes, ω_n e ζ obtidos via DMC, RNA-PM e RNA-AN para o Caso 1 (Variações de Carregamento na Área 1).	83
Tabela 5.9 – Autovalores Dominantes, ω_n e ζ obtidos via DMC, RNA-PM e RNA-AN para o Caso 2 (Variações de Carregamento na Área 1).	83
Tabela 5.10 – Parâmetros dos Controladores obtidos pela RNA-PM e RNA-AN para os Casos 1 e 2 (Variações de Carregamento na Área 2).....	84
Tabela 5.11 – Autovalores Dominantes, ω_n e ζ obtidos via DMC, RNA-PM e RNA-AN para o Caso 1 (Variações de Carregamento na Área 2).	85
Tabela 5.12 – Autovalores Dominantes, ω_n e ζ obtidos via DMC, RNA-PM e RNA-AN para o Caso 2 (Variações de Carregamento na Área 2).	85
Tabela 5.13 – Tempo (segundos) decorrido para Treinamento das Redes Neurais.	86
Tabela 5.14 – Parâmetros dos Controladores obtidos pelo DMC e Redes Neurais para o Caso 3.....	86
Tabela 5.15 – Parâmetros dos Controladores obtidos pela RNA-PM e RNA-AN para o Caso 3 (Variações de Carregamento na Área 1).	87
Tabela 5.16 – Autovalores Dominantes, ω_n e ζ Obtidos via DMC, RNA-PM e RNA-AN para o Caso 3 (Variações de Carregamento na Área 1).	87
Tabela 5.17 – Parâmetros dos Controladores obtidos pela RNA-PM e RNA-AN para o Caso 3 (Variações de Carregamento na Área 2).	88
Tabela 5.18 – Autovalores Dominantes, ω_n e ζ obtidos via DMC, RNA-PM e RNA-AN para o Caso 3 (Variações de Carregamento na Área 2).	89

Tabela 5.19 – Tempo (segundos) decorrido para Treinamento da RNA-AN com Todos os Padrões.	89
Tabela 5.20 – Parâmetros dos Controladores obtidos pela RNA-AN para os Casos 1, 2 e 3 (Variações de Carregamento na Área 1).	90
Tabela 5.21 – Autovalores Dominantes, ω_n e ζ obtidos via RNA-AN para os Casos 1, 2 e 3 (Variações de Carregamento na Área 1).	90
Tabela 5.22 – Parâmetros dos Controladores obtidos pela RNA-AN para os Casos 1, 2 e 3 (Variações de Carregamento na Área 2).	91
Tabela 5.23 – Autovalores Dominantes, ω_n e ζ obtidos via RNA-AN para os Casos 1, 2 e 3 (Variações de Carregamento na Área 2).	92
Tabela 5.24 – Autovalores Dominantes, Frequências e Coeficientes de Amortecimento (ζ). ..	93
Tabela 5.25 – Módulo dos Resíduos Associados aos ESP e aos Modos Locais Instáveis.....	94
Tabela 5.26 – Módulo dos Resíduos Associados as Possíveis Localizações do UPFC-POD..	94
Tabela 5.27 – Distância entre Polo e Zero da FTMA do Controlador POD.	95
Tabela 5.28 – Intervalo de Tempo (segundos) decorrido para Treinamento das RNAs.	98
Tabela 5.29 – Parâmetros dos Controladores obtidos pelo DMC e Redes Neurais para o Caso Base.	99
Tabela 5.30 - Autovalores Dominantes, ω_n e ζ obtidos via DMC, RNA-PM e RNA-AN para o Caso Base.	100
Tabela 5.31 – Parâmetros dos Controladores para Condição de Operação Distinta do Caso Base.	100
Tabela 5.32 – Autovalores Dominantes – Condição de Operação Distinta do Caso Base....	101
Tabela 5.33 – Parâmetros dos Controladores obtidos pelo DMC e RNA-AN para o Caso Base.	102
Tabela 5.34 – Autovalores Dominantes obtidos para o Caso Base Considerando Padrões Conflitantes para a RNA-PM.	102
Tabela 5.35 – Parâmetros dos Controladores para Condição de Operação Distinta do Caso Base.	103
Tabela 5.36 – Autovalores Dominantes – Condição de Operação Distinta do Caso Base....	103
Tabela A.II.1 – Dados das Máquinas Geradoras.	122
Tabela A.II.2 – Dados do Regulador Automático de Tensão.	122
Tabela A.II.3 – Dados das Linhas de Transmissão.	123
Tabela A.II.4 – Dados do Ponto de Operação Inicial - Caso Base.	123

Tabela A.II.5 – Dados das Máquinas Geradoras e dos Reguladores Automáticos de Tensão.	124
Tabela A.II.6 – Dados das Linhas de Transmissão	125
Tabela A.II.7 – Dados do Ponto de Operação Inicial– Caso Base	126

Lista de Abreviaturas

ART – *Adaptive Resonance Theory*

DMC – *Decentralized Modal Control*

ESP – Estabilizador de Sistemas de Potência

FACTS – *Flexible Alternating Current Transmission Systems*

FTMA – Função de Transferência em Malha Aberta

GTO – *Gate Turn-Off*

LMI – *Linear Matrix Inequalities*

MHP – Modelo de Heffron & Phillips

MSP – Modelo de Sensibilidade de Potência

PMU – *Phasor Measurement Units*

POD – *Power Oscillation Damping*

PSS – *Power System Stabilizer*

RAT – Regulador Automático de Tensão

RNA – Rede Neural Artificial

RNA-AN – Rede Neural Artificial ARTMAP Nebulosa

RNA-PM – Rede Neural Artificial Perceptron Multicamadas

SEP – Sistema Elétrico de Potência

SVC – *Static Var Compensator*

UPFC – *Unified Power Flow Controller*

WAMS – *Wide-Area Measurement Units*

Lista de Símbolos

A – Matriz de estados

$A1_{Gk}, A2_{Gk}, A3_{Gk}$ – Coeficientes de potência ativa do gerador k

$A1_{km}, A2_{km}, A3_{km}$ – Coeficientes de potência ativa da linha de transmissão $k-m$

$A1_{Ui}, A2_{Ui}, A3_{Ui}, A4_{Ui}, A5_{Ui}, A6_{Ui}$ – Coeficientes da injeção de potência ativa da barra inicial de instalação do UPFC

$A1_{Uf}, A2_{Uf}, A3_{Uf}, A4_{Uf}, A5_{Uf}, A6_{Uf}$ – Coeficientes da injeção de potência ativa da barra final de instalação do UPFC

B – Matriz de entradas

C – Matriz de saídas

D_k – Coeficiente de amortecimento do gerador k

E'_k – Tensão interna do gerador k

E_{ak} – Tensão de definição da posição do sistema de coordenadas rotativo

E_{fdk} – Tensão de campo do gerador k

E'_{qk} – Tensão interna em quadratura do gerador k

E_Q – Erro quadrático utilizado para treinamento da RNA Perceptron Multicamadas

E_{QM} – Erro quadrático médio utilizado para treinamento da RNA Perceptron Multicamadas

I_{dk} – Componente de eixo direto da corrente da barra k .

I_k – Corrente elétrica do gerador k

I_{km} – Fluxo de corrente elétrica entre as barras k e m

i_q – Componente da corrente shunt injetada pelo UPFC

I_{qk} – Componente de eixo em quadratura da corrente da barra k

I_{sh} – Fonte de Corrente em derivação injetada pelo UPFC

$J1, J2, J3, J4, B1, B2$ – Matrizes do MSP

$J1_E, J2_E, J3_E, J4_E, B1_E, B2_E$ – Matrizes do MSP com ESP

$J1_U, J2_U, J3_U, J4_U, B1_U, B2_U$ – Matrizes do MSP com UPFC

K_{Ak}, K_{Vk} – Coeficientes da reação de armadura do gerador k no MSP

K – Ganho dos controladores ESP e/ou POD

K_{POD} – Ganho do controlador POD

K_{ESP} – Ganho do controlador ESP

K_{rk} – Ganho do RAT

$M_k = 2H_k$ – Constante de Inércia do gerador k

P_{Gk} – Potência ativa gerada pelo gerador k

- P_k – Injeção de potência ativa para a barra inicial de instalação do UPFC
- P_{km} – Fluxo de potência ativa entre as barras k e m
- P_{Lk} – Carga ativa da barra k
- P_m – Injeção de potência ativa para a barra final de instalação do UPFC
- P_{mk} – Potencia mecânica de entrada do gerador k
- Q_{Gk} – Potência reativa gerada pelo gerador k
- Q_k – Injeção de potência reativa para a barra inicial de instalação do UPFC
- Q_{km} – Fluxo de potência reativa entre as barras k e m
- Q_{Lk} – Carga reativa da barra k
- Q_m – Injeção de potência reativa para a barra final de instalação do UPFC
- r – Parâmetro de controle da magnitude da tensão inserida pelo UPFC
- $R1_{Gk}, R2_{Gk}, R3_{Gk}$ – Coeficientes de potência reativa do gerador k
- $R1_{km}, R2_{km}, R3_{km}$ – Coeficientes de potência reativa da linha de transmissão k - m
- $R1_{Ui}, R2_{Ui}, R3_{Ui}, R4_{Ui}, R5_{Ui}, R6_{Ui}$ – Coeficientes da injeção de potência reativa da barra inicial de instalação do UPFC
- $R1_{Uf}, R2_{Uf}, R3_{Uf}, R4_{Uf}, R5_{Uf}, R6_{Uf}$ – Coeficientes da injeção de potência reativa da barra final de instalação do UPFC
- R_{ijk} – Resíduo associado ao modo i devido entrada k e saída j
- R_{km} – Resistência da linha de transmissão entre as barras k e m
- s – Operador de Laplace
- S_{Gk} – Potência complexa gerada pelo gerador k
- S_{km} – Fluxo de potência aparente complexa entre as barras k e m
- T – Matriz de Transformação de Coordenadas
- T'_{d0k} – Constante de tempo transitória de eixo direto do gerador k
- T_{rk} – Constante de tempo do RAT
- T_{vp}, T_{vq}, T_{iq} – Constantes de tempo dos parâmetros de controle do UPFC
- T_w – Constante de tempo *washout* para ESP e POD
- T_1, T_2, T_3, T_4 – Constantes de tempo dos blocos avanço-atraso de fase para ESP e POD
- V_{dk} – Componente de eixo direto da tensão da barra k
- V_k – Tensão terminal da barra k
- V_{mk} – Componente imaginária da Tensão terminal da barra k
- V_p – Componente da tensão inserida pelo UPFC em fase com a corrente da linha
- V_q – Componente da tensão inserida pelo UPFC em quadratura com a corrente da linha
- V_{qk} – Componente de eixo em quadratura da tensão da barra k

- V_{rk} – Componente real da Tensão terminal da barra k
- V_{refk} – Tensão de referência para o RAT
- \tilde{V}_S – Tensão síncrona inserida pelo UPFC
- \tilde{x} – Fasor da variável x
- x_{dk} – Reatância síncrona de eixo direto do gerador k
- x'_{dk} – Reatância transitória de eixo direto do gerador k
- X_{km} – Reatância da linha de transmissão entre as barras k e m
- x_{qk} – Reatância síncrona de eixo em quadratura do gerador k
- z_j – Potencial de ativação do neurônio j da RNA Perceptron Multicamadas
- Z_{km} – Impedância da linha de transmissão entre as barras k e m
- β – Termo *momentum*
- ε – Tolerância para convergência do algoritmo Retropropagação
- δ_k – Ângulo interno do gerador k
- θ_k – Ângulo da tensão da barra k
- Ω_k – Conjunto de barras vizinhas à barra k
- w_{ji} – Peso sináptico conectando os neurônios i e j da RNA Perceptron Multicamadas
- w_j^a - Peso sináptico conectando as camadas F_1 e F_2 do Módulo ARTa da RNA ARTMAP nebulosa
- w_K^b - Peso sináptico conectando as camadas F_1 e F_2 do Módulo ARTb da RNA ARTMAP nebulosa
- w_{JK}^{ab} - Peso sináptico do Módulo Inter-ART da RNA ARTMAP nebulosa
- ω_k – Velocidade angular do gerador k
- ω_n – Frequência natural não amortecida do modo oscilatório
- ω_0 – Velocidade síncrona – 377 rad/s
- w_0 – Peso sináptico do limiar (*Bias*)
- ζ – Coeficiente de amortecimento do modo oscilatório
- η – Taxa de Treinamento da RNA Perceptron Multicamadas
- γ – Parâmetro de controle do ganho da tensão inserida pelo UPFC
- λ – Autovalor
- φ – Autovetor direito
- ψ – Autovetor esquerdo
- μ - Inclinação da função sigmóide para os neurônios da RNA Perceptron Multicamadas
- v_j – Gradiente local do neurônio j da RNA Perceptron Multicamadas
- χ – Parâmetro de escolha da RNA ARTMAP Nebulosa

τ – Taxa de treinamento da RNA ARTMAP Nebulosa

$\rho_a, \rho_b, \rho_{ab}$ – Parâmetros de vigilância da RNA ARTMAP Nebulosa

[•] – Representa d/dt

Δ – Representa pequenas variações em torno do ponto de equilíbrio

Δx – Vetor variáveis de estado linearizadas

Δz – Vetor variáveis algébricas linearizadas

Δu – Vetor de entradas linearizadas

(r,m) – Sistema de coordenadas fixo, eixos real e imaginário

(d,q) – Sistema de coordenadas rotativo, eixos direto e em quadratura

Sumário

1.	Introdução.....	17
2.	Modelo de Sensibilidade de Potência para Sistemas Multimáquinas	22
2.1	Introdução.....	22
2.2	Equações Gerais do MSP para Sistemas Multimáquinas	22
2.3	Potências Geradas e Fluxo de Potências no Sistema Multimáquinas.....	24
2.4	Balanco Nodal de Potências no Sistema Multimáquinas	28
2.5	Tensão Interna da Máquina Síncrona	28
2.6	Tensão de Campo da Máquina Síncrona	29
2.7	Equações de Movimento da Máquina Síncrona	30
2.8	Representações do MSP para Sistemas Multimáquinas	31
2.9	Conclusões.....	34
3.	Amortecimento Suplementar de Oscilações Eletromecânicas	36
3.1	Introdução.....	36
3.2	Estabilizadores de Sistemas de Potência – ESP	36
3.2.1	Inclusão do Controlador ESP no MSP	37
3.3	Dispositivo FACTS UPFC	42
3.3.1	Modelo de Injeção de Potência para o UPFC.....	43
3.3.2	Inclusão do UPFC com Estabilizador Suplementar (POD) no MSP.....	46
3.4	Conclusões.....	54
4.	Projeto Coordenado de Controladores Suplementares de Amortecimento	55
4.1	Introdução.....	55
4.2	Método dos Resíduos	56
4.3	Influência dos Zeros da FTMA no Projeto de Controladores Suplementares.....	59
4.4	Método <i>Decentralized Modal Control</i> - DMC	59
4.5	Redes Neurais Artificiais.....	61
4.5.1	Rede Neural Artificial Perceptron Multicamadas	62
4.5.1.1	Treinamento da RNA Perceptron Multicamadas – Algoritmo Retropropagação.....	64
4.5.1.2	Considerações ao Treinamento da RNA Perceptron Multicamadas – Algoritmo Retropropagação	66
4.5.2	Rede Neural Artificial ARTMAP Nebulosa.....	66
4.5.2.1	Parâmetros Fundamentais.....	67
4.5.2.2	Módulos ARTa e ARTb	68
4.5.2.3	Módulo Inter-ART.....	69
4.5.2.4	Aprendizado – Adaptação dos Pesos.....	69
4.5.2.5	Considerações ao Treinamento da RNA ARTMAP nebulosa.....	70
4.6	Conclusões.....	72

5.	Resultados e Simulações	74
5.1	Introdução.....	74
5.2	Sistema Simétrico de Duas Áreas.....	74
5.2.1	Localização dos Controladores ESP e POD.....	75
5.2.2	Obtenção da Base de Dados para Treinamento das Redes Neurais Artificiais	78
5.2.3	Definição da Estrutura e Parâmetros das Redes Neurais Artificiais	79
5.2.3.1	RNA-PM.....	80
5.2.3.2	RNA-AN.....	80
5.2.4	Desempenho dos Controladores ESP – Casos 1 e 2.....	81
5.2.5	Desempenho do Controlador POD – Caso 3	86
5.2.6	Desempenho da RNA-AN com Padrões de Treinamento Conflitantes para a RNA-PM.....	89
5.3	Sistema <i>New England</i>	92
5.3.1	Determinação da Quantidade e Localização dos Controladores ESP e POD.....	93
5.3.2	Coleta de Dados para Treinamento das Redes Neurais Artificiais.....	96
5.3.3	Definição da Estrutura e Parâmetros das Redes Neurais Artificiais	97
5.3.3.1	RNA-PM.....	98
5.3.3.1	RNA-AN.....	98
5.3.4	Análise do Desempenho das RNAs no Projeto Coordenado de ESP e POD	98
5.3.5	Desempenho da RNA-AN com Padrões de Treinamento Conflitantes para a RNA-PM.....	101
5.4	Conclusões.....	103
6.	Conclusões Finais e Trabalhos Futuros	105
	Referências	107
	Apêndice I. Coeficientes do Modelo de Injeção de Potência do UPFC.....	118
	Apêndice II. Dados dos Sistemas Multimáquinas Utilizados.....	122
	Anexo I. Artigos Publicados.....	127

1. Introdução

A operação de sistemas de energia elétrica sempre foi determinada por fatores mercantis, porém, com as atuais pressões ambientais e regulação do mercado elétrico, onde os agentes de geração, transmissão e distribuição são distintos, o uso efetivo e consciente dos sistemas energéticos é imperativo. Para isso grandes sistemas de energia elétrica, com equipamentos e dispositivos de controle altamente complexos foram interligados ocasionando o surgimento de oscilações eletromecânicas de baixa frequência pouco amortecidas ou até mesmo instáveis [1,2].

Oscilações de baixa frequência são fatores limitantes para o transporte de energia elétrica entre grandes sistemas e medidas devem ser adotadas para seu amortecimento [3-5]. Os Estabilizadores de Sistemas de Potência (ESP - do inglês *Power System Stabilizers* - PSS) atuam de maneira eficaz no amortecimento de oscilações eletromecânicas associadas aos modos locais [6-9]. Economicamente os controladores ESP podem ser ajustados para o amortecimento de oscilações associadas a modos interárea, entretanto devido sua concepção inicial (amortecimento de modos locais) e localização (malha de controle do Regulador Automático de Tensão), podem ocasionar situações de conflito para a operação segura dos sistemas de energia elétrica [10,11].

Nesse contexto a aplicação dos dispositivos FACTS (*Flexible Alternating Current Transmission Systems*) no amortecimento das oscilações eletromecânicas emergiu como fonte de atenção e pesquisas por especialistas [12-16]. É importante ressaltar que a aplicação inicial dos dispositivos FACTS foi concebida visando o controle dos fluxos de potência em rotas pré-estabelecidas e o aumento dos limites de transmissão dos sistemas existentes [17-21]. As aplicações citadas anteriormente são obtidas devido à rápida atuação dos dispositivos FACTS nos parâmetros que governam o fluxo de potência, ou seja, tensão, impedância e defasamento angular. Porém, estes dispositivos podem introduzir amortecimento desde que sejam equipados com controladores suplementares de amortecimento, designados POD (do inglês *Power Oscillation Damping*) e normalmente possuem estrutura idêntica ao ESP [22-24].

No que se refere à utilização dos dispositivos FACTS no amortecimento de oscilações eletromecânicas este trabalho possui como foco o UPFC (*Unified Power Flow Controller*). Este dispositivo é classificado como um Controlador Combinado Série-Derivação [18], pois unifica a atuação de diversos dispositivos FACTS em um, representando uma atuação simultânea ou seletiva sobre todos os parâmetros que determinam o fluxo de potência em uma

linha de transmissão [25-27].

O ajuste dos parâmetros dos controladores ESP e POD, ganho estático e constantes de tempo, é de fundamental importância para que seja introduzido amortecimento ao sistema, portanto, os métodos para este projeto ganharam ao longo do tempo grande destaque na literatura. Vários métodos podem ser utilizados para o projeto dos parâmetros dos controladores ESP e POD, sendo que os mais comuns e usados largamente nos controladores em operação são baseados na teoria de controle clássico, os quais utilizam técnicas como compensação de fase e alocação de polos [6,7,9,28,29].

As técnicas de controle clássico são aplicadas ao modelo obtido pela linearização das equações que descrevem o comportamento do sistema a ser controlado em uma condição de operação específica. Assim, todas as ferramentas de análise linear de sistemas dinâmicos podem ser empregadas na execução dos projetos. Dentre essas ferramentas podem ser destacados os autovalores, autovetores, fatores de participação, resíduos, os quais fornecem valiosas informações sobre a estabilidade do sistema [12,30-32].

O controlador projetado utilizando técnicas de controle clássico é normalmente de parâmetros fixos, os quais são obtidos para uma determinada consideração de operação; entretanto, o sistema de energia elétrica é extremamente não linear e suas condições de operação variam continuamente. Em vista disso, a atuação deste controlador pode ser insatisfatória ou até mesmo prejudicial ao amortecimento do sistema em um ponto de operação distinto daquele para o qual foi projetado. Desta forma, novas metodologias passaram a ser utilizadas no projeto de controladores em sistemas de potência.

O ajuste dos parâmetros dos controladores pode ser feito buscando a otimização global para todos os modos oscilatórios para as diversas condições de operação. Para isso faz-se uso de sinais globais do sistema com o auxílio de dispositivos WAMS (*Wide-Area Measurement Systems*) que processam sinais advindos de qualquer local do sistema em um tempo extremamente pequeno em associação com centrais PMU (*Phasor Measurement Units*) que realizam verificações e quantificações de oscilações em tempo real, contribuindo para um ajuste contínuo dos parâmetros destes controladores [33-35]. Porém, o emprego de tais técnicas necessita de alto investimento nos referidos sistemas de dados que oneram e diminuem a confiabilidade da operação do sistema. Além disso, o atraso no tempo de resposta é motivo de grande preocupação na literatura especializada [36,37].

A aplicação de técnicas de controle robusto tem ganhado grande atenção devido sua capacidade de trabalhar com incertezas, seja na modelagem ou nos dados de entrada, e assim, garantir formalmente a estabilidade robusta de sistemas dinâmicos para uma faixa de pontos

de operação. As técnicas que utilizam Desigualdades Matriciais Lineares (*LMI – Linear Matrix Inequalities*), norma H_2 e H_∞ têm sido avaliadas para o desenvolvimento de controladores para sistemas elétricos [38,39]. A principal limitação destas técnicas é que necessitam de um modelo matemático rigoroso do sistema a ser controlado, exigindo tempo computacional e sofisticação na modelagem dos controladores.

Algoritmos genéticos são heurísticas baseadas em analogia aos conceitos de natureza genética e biologia, tais como seleção natural, mutação, cromossomos, recombinação, reprodução, população, etc., no qual o algoritmo é utilizado para reconhecer um conjunto satisfatório de parâmetros durante o processamento. A principal característica positiva das heurísticas é procurar uma solução para problemas complexos em subespaços menores do que o espaço total e possível de soluções [40, 41]. Porém, a necessidade de uma análise de todo o sistema durante a verificação de diversas combinações de parâmetros torna o tempo computacional desta metodologia extremamente alto.

Inúmeros trabalhos utilizam técnicas de lógica e conjuntos nebulosos para o projeto de controladores para sistemas de potência [42-44]. Técnicas de conjuntos nebulosos trabalham com a relativização da definição linguística humana para as variáveis e parâmetros do sistema. Considere, por exemplo, a faixa etária de um ser humano que pode ser classificada em criança, jovem, adulto e idoso. Nota-se que a divisão entre as classificações não é rigorosamente definida, podendo ser modificada de acordo com o conceito pessoal, o que exemplifica sua potencialidade de flexibilização. Porém, a aplicação desta técnica em sistemas elétricos multimáquinas é extremamente complexa, pois está relacionada à definição de uma base de regras do tipo SE-ENTÃO, e estas são dependentes e obtidas do conhecimento humano do processo a ser controlado [45].

Para a utilização das técnicas descritas anteriormente se faz necessária uma sofisticada modelagem do sistema a ser controlado, sendo que hipóteses simplificadoras são adotadas para facilitar a resolução dos problemas em sistemas elétricos de potência. Tal artifício não é necessário quando da utilização de redes neurais artificiais, pois estas realizam o mapeamento do problema baseado em exemplos, independentemente da complexidade do modelo utilizado para descrição do comportamento do sistema a ser controlado [46].

Redes neurais artificiais (RNAs) tentam reproduzir o modo de processamento realizado pelo cérebro humano e são utilizadas para o projeto de controladores em sistemas de potência com grande eficiência, devido, principalmente, às seguintes características positivas: capacidade de generalização em caso de ruídos ou incertezas, adaptação, aprendizado e rápida resposta em tempo real [47-49].

Através do treinamento destas redes para diversas situações de operação, sejam elas pequenas ou grandes perturbações, variações na topologia ou modificação do carregamento, os parâmetros dos controladores podem ser automaticamente ajustados sem elevado custo computacional [50-52]. Além disso, esta técnica pode ser combinada com as anteriores, principalmente com lógica nebulosa, gerando controladores neuro-nebulosos, buscando melhorar a solução no problema de controle de multioscilações em sistemas elétricos [53,54].

Dentre as diversas arquiteturas de RNA presentes na literatura, destaca-se a Perceptron Multicamadas que, devido sua característica de aproximação universal de funções, é comumente utilizada no projeto robusto de controladores suplementares de amortecimento [50-52,55,56]. Entretanto, o algoritmo retropropagação (*backpropagation*) utilizado no treinamento desta rede, possui lenta convergência, grande dependência dos valores iniciais dos pesos sinápticos e ocorrência de mínimos locais [57].

Neste trabalho propõe-se a aplicação da rede RNA ARTMAP nebulosa [58] no projeto robusto dos controladores ESP e POD. Com isso será proposta uma alternativa à utilização da RNA Perceptron Multicamadas.

A utilização da RNA ARTMAP nebulosa na determinação da estabilidade dinâmica de um sistema máquina ligada a um barramento infinito é abordada em [59], porém, somente a informação sobre a estabilidade ou não do sistema é obtida.

No presente trabalho é explorada a capacidade de generalização da RNA ARTMAP nebulosa, ou seja, sua propriedade de aproximação universal [60]. Desta forma, o projeto dos controladores ESP e UPFC-POD é realizado através da RNA ARTMAP nebulosa e os resultados obtidos no que diz respeito ao desempenho frente às pequenas perturbações são comparados com os obtidos a partir da RNA Perceptron Multicamadas.

Contribuições da Tese

Neste trabalho é realizada a implementação computacional do MSP para sistemas multimáquinas, bem como sua modificação para a consideração da atuação dos controladores ESP e POD (para o dispositivo FACTS UPFC). A utilização de técnicas baseadas em inteligência artificial, sendo proposta a aplicação da RNA ARTMAP nebulosa no projeto dos controladores ESP e POD é a principal contribuição desta Tese. Entretanto, para a aplicação desta RNA no projeto de controladores fez-se necessário o desenvolvimento de uma técnica sistemática para o projeto coordenado dos controladores ESP e POD através do algoritmo *Decentralized Modal Control*, o qual até então era aplicado ao projeto coordenado de

controladores ESP somente. Além disso, a análise dos resíduos e zeros da função de transferência de malha aberta (FTMA) dos controladores foi decisiva para definir uma localização satisfatória para os controladores ESP e POD acoplado ao UPFC. Para validar a aplicação desta rede neural são realizadas comparações com os métodos clássicos e também à utilização da RNA Perceptron Multicamadas nesta tarefa, onde a RNA ARTMAP nebulosa fornece resultados mais satisfatórios quando comparados aos obtidos pela RNA Perceptron Multicamadas, entretanto, com um tempo de treinamento muito menor, garantia de estabilidade e plasticidade, os quais não ocorrem para a RNA Perceptron Multicamadas.

Estrutura do Trabalho

Quanto à organização do texto, este se apresenta da forma a seguir. No Capítulo 2 é desenvolvido o Modelo de Sensibilidade de Potência (MSP) para sistemas multimáquinas, evidenciando suas características positivas, principalmente a preservação de todo o sistema de transmissão. No Capítulo 3 são abordadas as possibilidades de utilização de sinais estabilizadores suplementares, iniciando pela modelagem do ESP no MSP. Apresenta-se o Modelo de Injeção de Potência para o dispositivo FACTS UPFC, o qual terá acoplado o controlador POD, sendo que o procedimento para inclusão do conjunto UPFC-POD no MSP é apresentado.

O Capítulo 4 é dedicado à metodologia utilizada para o projeto coordenado dos parâmetros dos controladores ESP e POD utilizando RNAs. Neste capítulo é apresentada a formulação matemática envolvida desde a alocação e projeto individual dos controladores, os quais são realizados pelo método dos resíduos e análise de zeros da FTMA, até a aplicação do método *Decentralized Modal Control* para o projeto coordenado dos controladores, o qual é utilizado para geração dos padrões de treinamento para as RNAs. Além disso, os fundamentos principais e algoritmos de treinamento das RNAs Perceptron Multicamadas e ARTMAP nebulosa são apresentados.

O Capítulo 5 é dedicado às simulações e discussão dos resultados obtidos com dois sistemas teste, enquanto que no Capítulo 6 são mostradas as conclusões finais e sugestões para trabalhos futuros.

Seguem as Referências Bibliográficas, Apêndices e Anexos, para uma melhor compreensão do trabalho.

2. Modelo de Sensibilidade de Potência para Sistemas Multimáquinas

2.1 Introdução

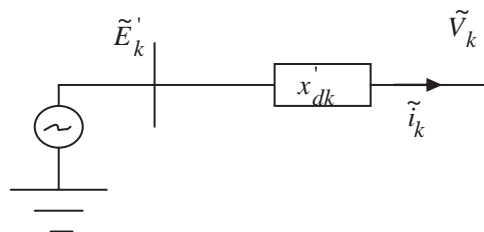
O Modelo de Sensibilidade de Potência (MSP) [61,62], utilizado neste trabalho, apresenta-se como alternativa à modelagem normalmente utilizada para sistemas elétricos de potência, a qual adota o Modelo de Heffron & Phillips (MHP) [6]. O MSP apresenta como principal vantagem a preservação de todo o sistema de transmissão, ou seja, não ocorre a redução do sistema de transmissão às barras dos geradores como no MHP. Portanto, a extensão para Sistemas Multimáquinas é facilitada.

A extensão do MSP para Sistemas Multimáquinas será apresentada neste Capítulo. Além das equações diferenciais referentes ao modelo dinâmico do gerador síncrono e dos controladores presentes no sistema, o equacionamento do MSP para Sistemas Multimáquinas é obtido pela aplicação do balanço nodal de potências ativa e reativa em cada barra do sistema elétrico, o que resulta em equações algébricas. O modelo final é linear e conseqüentemente, pode ser utilizado para a análise da estabilidade a pequenas perturbações [63,64].

2.2 Equações Gerais do MSP para Sistemas Multimáquinas

O equacionamento básico é obtido através do modelo clássico do gerador síncrono [3-5]. É importante ressaltar que as dinâmicas da tensão interna e do circuito de campo serão consideradas posteriormente. Portanto considere a Figura 2.1, onde é mostrado o diagrama unifilar do gerador síncrono ligado a uma barra genérica k . As variáveis \tilde{E}'_k , x'_{dk} e \tilde{i}_k correspondem respectivamente à tensão interna, à reatância transitória de eixo direto e à corrente do gerador k . A tensão terminal da barra contendo o gerador k é \tilde{V}_k .

Figura 2.1 – Diagrama Unifilar do Gerador Síncrono.



Fonte: Furini (2011).

A tensão terminal, expressa em componentes de eixos real e imaginário (r, m), é dada pela equação (2.1), enquanto que a equação (2.2) é obtida pela aplicação da Lei de Kirchhoff para tensões no circuito elétrico da Figura 2.1.

$$\tilde{V}_k = V_k \angle \theta_k = V_k \cos \theta_k + j V_k \sin \theta_k = V_{rk} + j V_{mk} \quad (2.1)$$

$$\tilde{E}'_k = \tilde{V}_k + j x'_{dk} \tilde{i}_k \quad (2.2)$$

De acordo com [3,4] pode-se definir uma tensão \tilde{E}_{ak} , localizada sobre o eixo em quadratura do rotor do gerador síncrono. Esta tensão é expressa conforme a equação (2.3), onde a grandeza x_{qk} corresponde à reatância síncrona de eixo em quadratura do gerador k .

$$\tilde{E}_{ak} = \tilde{V}_k + j x_{qk} \tilde{i}_k \quad (2.3)$$

Nota-se das equações anteriormente apresentadas a ocorrência de dois sistemas de coordenadas, um estático (r, m) que representa as grandezas do estator, e outro rotativo (d, q), representando as grandezas do rotor. Adotando uma transformação baseada na Transformação de Park é possível referenciar todas as grandezas ao sistema de coordenadas rotativo (d, q) [3,4]. Após a aplicação da transformação anteriormente mencionada, as equações (2.1), (2.2) e (2.3) podem ser agrupadas de acordo com suas componentes de eixo direto (d) e eixo em quadratura (q), conforme apresentado nas equações (2.4) e (2.5), sendo que δ_k representa o ângulo interno do rotor do gerador síncrono.

$$V_{dk} = V_k \sin(\delta_k - \theta_k) = E'_{dk} + x'_{dk} I_{qk} = x_{qk} I_{qk} \quad (2.4)$$

$$V_{qk} = V_k \cos(\delta_k - \theta_k) = E'_{qk} - x'_{dk} I_{dk} = E_{ak} - x_{qk} I_{dk} \quad (2.5)$$

Utilizando as equações (2.4) e (2.5), podem ser obtidas as correntes de eixos direto e em quadratura do gerador k , como nas equações (2.6) e (2.7).

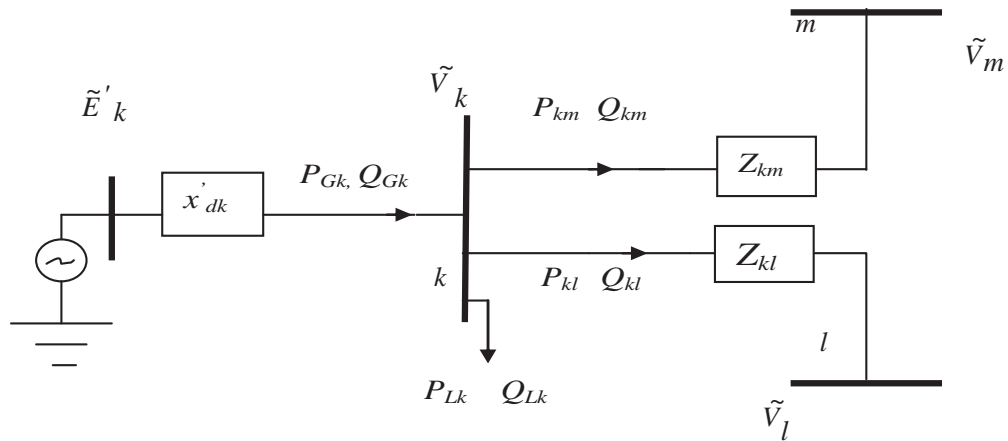
$$I_{dk} = \frac{E'_{qk} - V_k \cos(\delta_k - \theta_k)}{x'_{dk}} \quad (2.6)$$

$$I_{qk} = \frac{V_k \text{sen}(\delta_k - \theta_k)}{x_{qk}} \quad (2.7)$$

2.3 Potências Geradas e Fluxo de Potências no Sistema Multimáquinas

Um gerador síncrono conectado a uma barra k do sistema elétrico fornece potências ativa e reativa que são transferidas às cargas através de linhas de transmissão. Para a dedução das equações dessas potências, considere uma barra de geração genérica k conectada a outras duas barras m e l , através de linhas de transmissão, cujas impedâncias são respectivamente $Z_{km} = R_{km} + jX_{km}$ e $Z_{kl} = R_{kl} + jX_{kl}$, conforme mostrado na Figura 2.2.

Figura 2.2 – Potências no Sistema Multimáquinas.



Fonte: Furini (2011).

As potências ativa e reativa fornecidas pelos geradores podem ser obtidas através do cálculo da potência complexa entregue à barra k , de acordo com a equação (2.8).

$$\tilde{S}_{Gk} = \tilde{V}_k (\tilde{i}_k)^* = P_{Gk} + jQ_{Gk} \quad (2.8)$$

A substituição das equações (2.4) a (2.7) na equação (2.8) fornece as expressões para as potências ativa e reativa geradas, conforme as equações (2.9) e (2.10).

$$P_{Gk} = \frac{E'_k V_k \text{sen}(\delta_k - \theta_k)}{x'_{dk}} + \frac{1}{2} \left[\frac{1}{x_{qk}} - \frac{1}{x'_{dk}} \right] V_k^2 \text{sen}2(\delta_k - \theta_k) \quad (2.9)$$

$$Q_{Gk} = \frac{E'_{qk} V_k \cos(\delta_k - \theta_k)}{x'_{dk}} - \frac{V_k^2}{x'_{dk}} - \frac{V_k^2}{2} \left[\frac{1}{x_{qk}} - \frac{1}{x'_{dk}} \right] [1 - \cos 2(\delta_k - \theta_k)] \quad (2.10)$$

Admitindo-se pequenas variações em torno de um ponto de equilíbrio estável, as equações (2.9) e (2.10) podem ser linearizadas, e expressas em função das variações das diferenças angulares entre o ângulo do rotor do gerador k e o ângulo da tensão terminal da barra na qual o gerador síncrono encontra-se conectado, $(\delta_k - \theta_k)$, da magnitude da tensão interna em quadratura E'_{qk} e da magnitude da tensão terminal V_k (equações (2.11) e (2.12)).

$$\Delta P_{Gk} = A1_{Gk} \Delta(\delta_k - \theta_k) + A2_{Gk} \Delta E'_{qk} + A3_{Gk} \Delta V_k \quad (2.11)$$

$$A1_{Gk} = \left(\frac{\partial P_{Gk}}{\partial(\delta_k - \theta_k)} \right) = \frac{E'_{qk} V_k \cos(\delta_k - \theta_k)}{x'_{dk}} + V_k^2 \left[\frac{1}{x_{qk}} - \frac{1}{x'_{dk}} \right] \cos 2(\delta_k - \theta_k) \quad (2.11.a)$$

$$A2_{Gk} = \left(\frac{\partial P_{Gk}}{\partial E'_{qk}} \right) = \frac{V_k \sin(\delta_k - \theta_k)}{x'_{dk}} \quad (2.11.b)$$

$$A3_{Gk} = \left(\frac{\partial P_{Gk}}{\partial V_k} \right) = \frac{E'_{qk} \sin(\delta_k - \theta_k)}{x'_{dk}} + V_k \left[\frac{1}{x_{qk}} - \frac{1}{x'_{dk}} \right] \sin 2(\delta_k - \theta_k) \quad (2.11.c)$$

$$\Delta Q_{Gk} = R1_{Gk} \Delta(\delta_k - \theta_k) + R2_{Gk} \Delta E'_{qk} + R3_{Gk} \Delta V_k \quad (2.12)$$

$$R1_{Gk} = \left(\frac{\partial Q_{Gk}}{\partial(\delta_k - \theta_k)} \right) = -\frac{E'_{qk} V_k \sin(\delta_k - \theta_k)}{x'_{dk}} - V_k^2 \left[\frac{1}{x_{qk}} - \frac{1}{x'_{dk}} \right] \sin 2(\delta_k - \theta_k) \quad (2.12.a)$$

$$R2_{Gk} = \left(\frac{\partial Q_{Gk}}{\partial E'_{qk}} \right) = \frac{V_k \cos(\delta_k - \theta_k)}{x'_{dk}} \quad (2.12.b)$$

$$R3_{Gk} = \left(\frac{\partial Q_{Gk}}{\partial V_k} \right) = \frac{E'_{qk} \cos(\delta_k - \theta_k)}{x'_{dk}} - \frac{2V_k}{x'_{dk}} - V_k \left[\frac{1}{x_{qk}} - \frac{1}{x'_{dk}} \right] [1 - \cos 2(\delta_k - \theta_k)] \quad (2.12.c)$$

As constantes $A1_{Gk}$, $A2_{Gk}$ e $A3_{Gk}$ são os coeficientes de potência ativa, enquanto os

termos $R1_{Gk}$, $R2_{Gk}$ e $R3_{Gk}$ são os coeficientes de potência reativa do gerador k .

Para obtenção dos coeficientes do sistema de transmissão, considere a linha de transmissão responsável pela ligação entre as barras k e m do sistema multimáquinas (Figura 2.2). A impedância da linha de transmissão entre as barras k e m (Z_{km}), é representada conforme equação (2.13).

$$Z_{km} = R_{km} + jX_{km} = |Z_{km}| \angle (Z_{km}) \quad (2.13)$$

A linha de transmissão k - m é percorrida por uma corrente I_{km} , transferindo os fluxos ativo P_{km} e reativo Q_{km} (o índice km nos fluxos de potência indica a sua direção).

É importante ressaltar que neste trabalho o efeito das perdas ativas nas linhas de transmissão é considerado, isto é, a parte real da impedância Z_{km} da linha de transmissão km não é nula, diferente da dedução apresentada nas referências [61,62].

A corrente na linha de transmissão que interliga a barra k à barra m pode ser expressa pela equação (2.14) e o fluxo da potência complexa com sentido da barra k para a barra m é dado pela equação (2.15).

$$\tilde{I}_{km} = \frac{(\tilde{V}_k - \tilde{V}_m)}{Z_{km}} \quad (2.14)$$

$$\tilde{S}_{km} = \tilde{V}_k (\tilde{I}_{km})^* = P_{km} + jQ_{km} \quad (2.15)$$

Da manipulação da equação (2.15) são obtidos os fluxos de potência ativa e potência reativa, dados pelas equações (2.16) e (2.17) respectivamente.

$$P_{km} = \frac{R_{km}}{|Z_{km}|^2} (V_k^2 - V_k V_m \cos \theta_{km}) + \frac{X_{km}}{|Z_{km}|^2} (V_k V_m \sin \theta_{km}) \quad (2.16)$$

$$Q_{km} = -\frac{R_{km}}{|Z_{km}|^2} (V_k V_m \sin \theta_{km}) + \frac{X_{km}}{|Z_{km}|^2} (V_k^2 - V_k V_m \cos \theta_{km}) \quad (2.17)$$

É importante lembrar que os efeitos da susceptância shunt (b_{km}^{sh}) foram considerados

no elemento da diagonal principal, (X_{kk}) da matriz de impedância do sistema de transmissão.

Para pequenas variações em torno de um ponto de equilíbrio, as equações (2.16) e (2.17) podem ser linearizadas e assumem a forma das equações (2.18) e (2.19), respectivamente.

$$\Delta P_{km} = A1_{km} \Delta \theta_{km} + A2_{km} \Delta V_k + A3_{km} \Delta V_m \quad (2.18)$$

$$A1_{km} = \left(\frac{\partial P_{km}}{\partial (\theta_{km})} \right) = \frac{R_{km}}{|Z_{km}|^2} (V_k V_m \text{sen} \theta_{km}) + \frac{X_{km}}{|Z_{km}|^2} (V_k V_m \text{cos} \theta_{km}) \quad (2.18.a)$$

$$A2_{km} = \left(\frac{\partial P_{km}}{\partial (V_k)} \right) = \frac{R_{km}}{|Z_{km}|^2} (2V_k - V_m \text{cos} \theta_{km}) + \frac{X_{km}}{|Z_{km}|^2} (V_m \text{sen} \theta_{km}) \quad (2.18.b)$$

$$A3_{km} = \left(\frac{\partial P_{km}}{\partial (V_m)} \right) = -\frac{R_{km}}{|Z_{km}|^2} (V_k \text{cos} \theta_{km}) + \frac{X_{km}}{|Z_{km}|^2} (V_k \text{sen} \theta_{km}) \quad (2.18.c)$$

$$\Delta Q_{km} = R1_{km} \Delta \theta_{km} + R2_{km} \Delta V_k + R3_{km} \Delta V_m \quad (2.19)$$

$$R1_{km} = \left(\frac{\partial Q_{km}}{\partial (\theta_{km})} \right) = -\frac{R_{km}}{|Z_{km}|^2} (V_k V_m \text{cos} \theta_{km}) + \frac{X_{km}}{|Z_{km}|^2} (V_k V_m \text{sen} \theta_{km}) \quad (2.19.a)$$

$$R2_{km} = \left(\frac{\partial Q_{km}}{\partial (V_k)} \right) = -\frac{R_{km}}{|Z_{km}|^2} (V_m \text{sen} \theta_{km}) + \frac{X_{km}}{|Z_{km}|^2} (2V_k - V_m \text{cos} \theta_{km}) \quad (2.19.b)$$

$$R3_{km} = \left(\frac{\partial Q_{km}}{\partial (V_m)} \right) = -\frac{R_{km}}{|Z_{km}|^2} (V_k \text{sen} \theta_{km}) - \frac{R_{km}}{|Z_{km}|^2} (V_k \text{cos} \theta_{km}) \quad (2.19.c)$$

As constantes $A1_{km}$, $A2_{km}$ e $A3_{km}$ são os coeficientes de potência ativa, enquanto os termos $R1_{km}$, $R2_{km}$ e $R3_{km}$ são os coeficientes de potência reativa da linha de transmissão $k-m$.

2.4 Balanço Nodal de Potências no Sistema Multimáquinas

O MSP para Sistema Multimáquinas tem como conceito fundamental a aplicação do balanço de potências ativa e reativa em cada barra do sistema [62]. Para isso considere uma barra genérica k conectada a um conjunto de barras vizinhas Ω_k . Desta forma, as variações das potências ativa e reativa geradas na barra k (ΔP_{Gk} e ΔQ_{Gk}) devem ser iguais à somatória das variações dos fluxos ativo e reativo (ΔP_{km} e ΔQ_{km}) às barras vizinhas, somada às variações das cargas ativas e reativas (ΔP_{Lk} e ΔQ_{Lk}) conectadas à barra k (as cargas são representadas pelo modelo de impedância constante). Matematicamente, o balanço de potências ativa e reativa na barra k é dado pelas equações (2.20) e (2.21).

$$\Delta P_{Gk} - \Delta P_{Lk} - \sum_{m \in \Omega_k} \Delta P_{km} = 0 \quad (2.20)$$

$$\Delta Q_{Gk} - \Delta Q_{Lk} - \sum_{m \in \Omega_k} \Delta Q_{km} = 0 \quad (2.21)$$

É importante notar que as equações (2.20) e (2.21) são equações algébricas e traduzem o balanço nodal de potência na sua forma incremental em cada barra do sistema multimáquinas.

2.5 Tensão Interna da Máquina Síncrona

Considerando-se o circuito de campo do gerador síncrono, as variações da tensão interna são dadas pela equação (2.22), onde x_{dk} é a reatância síncrona de eixo direto, E_{fdk} é a tensão de campo do gerador síncrono e T'_{d0k} a constante de tempo transitória de eixo direto em circuito aberto [3,4].

$$T'_{d0k} \dot{E}'_{qk} = E_{fdk} - [E'_{qk} + (x_{dk} - x'_{dk})I_{dk}] \quad (2.22)$$

Admitindo-se pequenas variações em torno de um ponto de equilíbrio, a equação (2.22) pode ser linearizada e através de manipulações matemáticas apresentadas em [63] é possível obter as variações da tensão interna de eixo em quadratura em sua forma linearizada

de acordo com a equação (2.23) mostrada na sequência.

$$T'_{d0k} \Delta \dot{E}'_{qk} = \Delta E_{fdk} - \frac{x_{dk}}{x'_{dk}} \Delta E'_{qk} + K_{V_k} \Delta V_k - K_{A_k} \Delta (\delta_k - \theta_k) \quad (2.23)$$

$$K_{V_k} = \frac{(x_{dk} - x'_{dk}) \cos(\delta_k - \theta_k)}{x'_{dk}} \quad (2.23.a)$$

$$K_{A_k} = \frac{(x_{dk} - x'_{dk}) V_k \text{sen}(\delta_k - \theta_k)}{x'_{dk}} \quad (2.23.b)$$

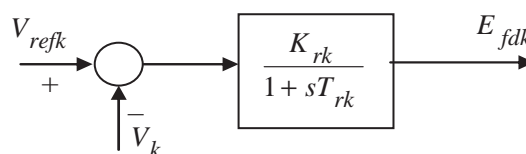
Os coeficientes K_{V_k} e K_{A_k} são denominados de coeficientes de reação de armadura do gerador síncrono k .

A reação de armadura no MSP é determinada pelas variações do ângulo da tensão interna do gerador síncrono (δ_k), da magnitude da tensão terminal (V_k) e do ângulo da tensão terminal (θ_k), em contraste com o modelo MHP onde a reação de armadura é associada somente às variações de δ_k ponderada pelo termo K_A ; portanto, o Modelo de Sensibilidade de Potência fornece uma melhor representação da reação de armadura do gerador síncrono quando este é submetido a perturbações externas [62,65].

2.6 Tensão de Campo da Máquina Síncrona

A fim de se considerar os efeitos do enrolamento de campo, ou seja, a variação da tensão de excitação da máquina síncrona, se faz necessário introduzir o Sistema de Excitação (chamado comumente de Regulador Automático de Tensão - RAT) do gerador. O RAT tem como função regular a tensão de excitação da máquina síncrona (E_{fdk}), de acordo com as variações da tensão terminal (V_k) em relação a uma tensão de referência especificada (V_{refk}), conforme Figura 2.3.

Figura 2.3 – Regulador Automático de Tensão.



Fonte: Furini (2011).

Dentre os vários modelos para o regulador automático de tensão, neste trabalho será considerado um de primeira ordem, representado por um ganho K_{rk} e por uma constante de tempo T_{rk} , muito utilizado em estudos da estabilidade a pequenas perturbações [3-6].

Com base no diagrama da Figura 2.3, pode-se escrever a expressão da tensão de campo E_{fd} e admitindo-se pequenos desvios em torno de um ponto de operação é obtida a forma linearizada da tensão de campo do gerador síncrono conforme equação (2.24).

$$\Delta \dot{E}_{fdk} = -\frac{1}{T_{rk}} \Delta E_{fdk} + \frac{K_{rk}}{T_{rk}} \Delta V_{refk} - \frac{K_{rk}}{T_{rk}} \Delta V_k \quad (2.24)$$

2.7 Equações de Movimento da Máquina Síncrona

O comportamento das grandezas mecânicas de uma máquina síncrona, em função das grandezas elétricas, é obtido a partir da equação de balanço (*swing*) da máquina síncrona.

A partir da equação de oscilação do gerador síncrono [3-5], (equação diferencial de grau dois, que pode ser decomposta em duas equações diferenciais de grau um), as variações do ângulo interno (δ_k) e velocidade angular do rotor (ω_k), linearizadas em torno de um ponto de equilíbrio, são dadas por (2.25) e (2.26).

$$\Delta \dot{\omega}_k = \frac{1}{M_k} (\Delta P_{mk} - \Delta P_{Gk} - D_k \Delta \omega_k) \quad (2.25)$$

$$\Delta \dot{\delta}_k = \omega_0 \Delta \omega_k \quad (2.26)$$

Nas equações (2.25) e (2.26), ω_0 é a velocidade síncrona (377 rad/s), ΔP_m são as variações da potência mecânica de entrada, $M_k (= 2H_k)$ é a constante de inércia da máquina síncrona e D_k é o coeficiente de amortecimento inerente ao sistema (este termo é normalmente designado por coeficiente de torque de amortecimento, e expressa as componentes de torques contrários às oscilações do rotor, relativas às inércias das cargas e sistemas de transmissão e distribuição e atritos não considerados) [4,66].

2.8 Representações do MSP para Sistemas Multimáquinas

O conjunto de equações algébricas (2.20) e (2.21) e diferenciais (2.23), (2.24), (2.25) e (2.26) permitem representar o sistema multimáquinas através do MSP. Estas representações podem ser realizadas no domínio do tempo ou no domínio da frequência. Desta forma os vetores de variáveis de estado (Δx), de entrada (Δu) e de variáveis algébricas (Δz) são dados de acordo com o conjunto de equações (2.27) e definem a representação do MSP no domínio do tempo.

$$\Delta x = [\Delta \omega \quad \Delta \delta \quad \Delta E'_q \quad \Delta E_{fd}] \quad (2.27.a)$$

$$\Delta u = [\Delta P_m \quad \Delta V_{ref} \quad \Delta P_L \quad \Delta Q_L] \quad (2.27.b)$$

$$\Delta z = [\Delta \theta \quad \Delta V] \quad (2.27.c)$$

A representação completa do MSP para sistemas multimáquinas no domínio do tempo é obtida através das equações matriciais (2.28) e (2.29), para isso considere um sistema multimáquinas constituído de ng geradores e nb barras.

$$\begin{aligned} \begin{bmatrix} \dot{[\Delta \omega]} \\ \dot{[\Delta \delta]} \\ \dot{[\Delta E'_q]} \\ \dot{[\Delta E_{fd}]} \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} -[M]^{-1}[D] & -[M]^{-1}[A1_G] & -[M]^{-1}[A2_G] & [0]_{ng \times ng} \\ [\omega_o] & [0]_{ng \times ng} & [0]_{ng \times ng} & [0]_{ng \times ng} \\ [0]_{ng \times ng} & -[T'_{do}]^{-1}[K_A] & -[T'_{do}]^{-1}[x'_d][x'_d]^{-1} & [T'_{do}]^{-1} \\ [0]_{ng \times ng} & [0]_{ng \times ng} & [0]_{ng \times ng} & -[T'_r]^{-1} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [\Delta \omega] \\ [\Delta \delta] \\ [\Delta E'_q] \\ [\Delta E_{fd}] \end{bmatrix} + \\ &+ \begin{bmatrix} [M]^{-1}[A1_G] & [0]_{ng \times nb-ng} & -[M]^{-1}[A3_G] & [0]_{ng \times nb-ng} \\ [0]_{ng \times ng} & [0]_{ng \times nb-ng} & [0]_{ng \times ng} & [0]_{ng \times nb-ng} \\ [T'_{do}]^{-1}[K_A] & [0]_{ng \times nb-ng} & [T'_{do}]^{-1}[K_V] & [0]_{ng \times nb-ng} \\ [0]_{ng \times ng} & [0]_{ng \times nb-ng} & -[T'_r]^{-1}[K_r] & [0]_{ng \times nb-ng} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [\Delta \theta] \\ [\Delta V] \end{bmatrix} + \\ &+ \begin{bmatrix} [M]^{-1} & [0]_{ng \times ng} & [0]_{ng \times nb} & [0]_{ng \times nb} \\ [0]_{ng \times ng} & [0]_{ng \times ng} & [0]_{ng \times nb} & [0]_{ng \times nb} \\ [0]_{ng \times ng} & [0]_{ng \times ng} & [0]_{ng \times nb} & [0]_{ng \times nb} \\ [0]_{ng \times ng} & [T'_r]^{-1}[K_r] & [0]_{ng \times nb} & [0]_{ng \times nb} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [\Delta P_m] \\ [\Delta V_{ref}] \\ [\Delta P_L] \\ [\Delta Q_L] \end{bmatrix} \end{aligned} \quad (2.28)$$

$$\begin{aligned}
\begin{bmatrix} [0] \\ [0] \end{bmatrix} &= \begin{bmatrix} [0]_{ng \times ng} & [A1_G] & [A2_G] & [0]_{ng \times ng} \\ [0]_{nb-ng \times ng} & [0]_{nb-ng \times ng} & [0]_{nb-ng \times ng} & [0]_{nb-ng \times ng} \\ [0]_{ng \times ng} & [R1_G] & [R2_G] & [0]_{ng \times ng} \\ [0]_{nb-ng \times ng} & [0]_{nb-ng \times ng} & [0]_{nb-ng \times ng} & [0]_{nb-ng \times ng} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [\Delta \omega] \\ [\Delta \delta] \\ [\Delta E'_q] \\ [\Delta E_{fd}] \end{bmatrix} + \\
&+ \begin{bmatrix} [J4_1] & [J4_2] \\ [J4_3] & [J4_4] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [\Delta \theta] \\ [\Delta V] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} [0]_{nb \times ng} & [0]_{nb \times ng} & [diag(-1)]_{nb \times nb} & [0]_{nb \times nb} \\ [0]_{nb \times ng} & [0]_{nb \times ng} & [0]_{nb \times nb} & [diag(-1)]_{nb \times nb} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [\Delta P_m] \\ [\Delta V_{ref}] \\ [\Delta P_L] \\ [\Delta Q_L] \end{bmatrix}
\end{aligned} \tag{2.29}$$

A matriz $\mathbf{J4}$ na representação descrita pela equação matricial (2.29), possui formação correspondente à matriz Jacobiana do fluxo de potência. O conjunto de equações (2.30) mostra a lei de formação de cada submatriz componente da matriz $\mathbf{J4}$.

$$[J4_1] = \begin{cases} J4_{1kk} = -A1_{Gk} - \sum_{k \neq m} A1_{km} \\ J4_{1km} = A1_{km} \end{cases} \tag{2.30.a}$$

$$[J4_2] = \begin{cases} J4_{2kk} = A3_{Gk} - \sum_{k \neq m} A2_{km} \\ J4_{2km} = -A3_{km} \end{cases} \tag{2.30.b}$$

$$[J4_3] = \begin{cases} J4_{3kk} = -R1_{Gk} - \sum_{k \neq m} R1_{km} \\ J4_{3km} = R1_{km} \end{cases} \tag{2.30.c}$$

$$[J4_4] = \begin{cases} J4_{4kk} = R3_{Gk} - \sum_{k \neq m} R2_{km} \\ J4_{4km} = -R3_{km} \end{cases} \tag{2.30.d}$$

Finalmente, com as equações (2.30), as equações (2.28) e (2.29) podem ser representadas em uma forma compacta, como em (2.31).

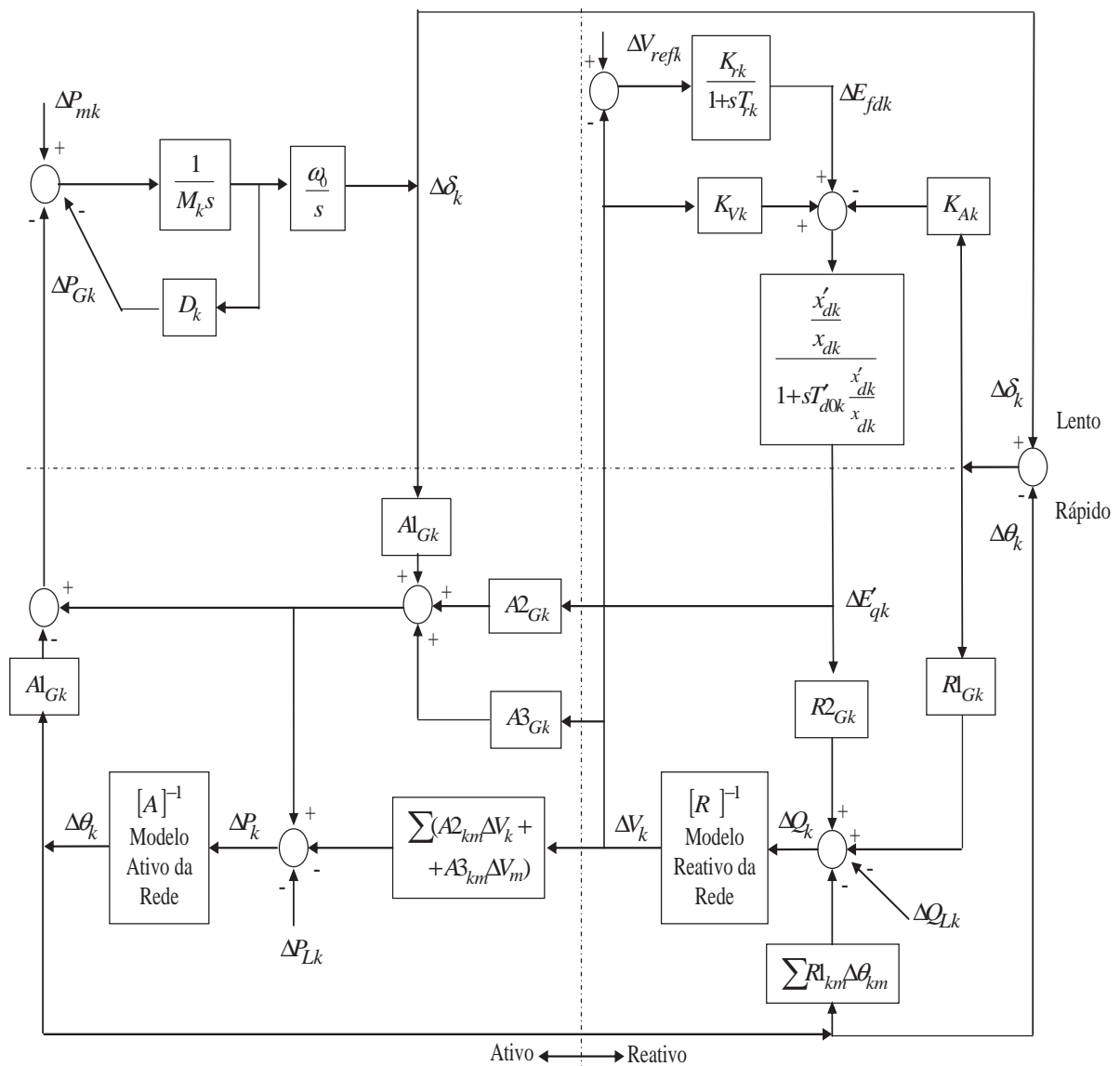
$$\begin{bmatrix} \Delta \dot{x} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J1 & J2 \\ J3 & J4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x \\ \Delta z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B1 \\ B2 \end{bmatrix} [\Delta u] \tag{2.31}$$

A representação em forma de espaço de estados é obtida através da eliminação do vetor de variáveis algébricas (Δz), resultando na equação (2.32).

$$\dot{\Delta x} = (J1 - J2J4^{-1}J3)\Delta x + (B1 - J2J4^{-1}B2)\Delta u \quad (2.32)$$

Na equação (2.32), a matriz de estados (ou matriz de planta), é dada por $(J1 - J2J4^{-1}J3)$. A matriz de entradas B é dada por $(B1 - J2J4^{-1}B2)$.

Figura 2.4 – Diagrama de Blocos do MSP para Sistemas Multimáquinas.



Fonte: Furini (2011).

A aplicação da Transformada de Laplace nas equações algébricas (2.20) e (2.21) e diferenciais (2.23), (2.24), (2.25) e (2.26), permite a representação do MSP para sistemas

multimáquinas no domínio da frequência, cujo diagrama de blocos é mostrado na Figura 2.4 (apenas para um gerador genérico k).

Do diagrama de blocos da Figura 2.4 pode-se observar a separação entre dois subsistemas, delimitados pela linha vertical: à esquerda um subsistema referente às potências ativas envolvidas (subsistema ativo), e à direita um subsistema reativo (referente às potências reativas envolvidas).

Observe que existe uma troca de variáveis entre os subsistemas esquerdo (ativo) e direito (reativo). O modelo ativo fornece os desvios angulares ($\Delta\delta$, $\Delta\theta$), a partir das solicitações da potência ativa. O modelo reativo responde corrigindo o valor absoluto das tensões ($\Delta E'_q$, ΔV), resultantes do balanço de potência reativa [61].

Pode-se também subdividir o diagrama de blocos da Figura 2.4 em outros dois subsistemas (conforme separação horizontal). O subsistema inferior é considerado rápido, o qual representa os efeitos das variáveis algébricas de rápida variação. O subsistema lento (porção superior) relaciona os efeitos das variáveis de estado, de lenta variação.

Esta decomposição existe pois dinâmicas de velocidades diferentes ocorrem no sistema elétrico (a malha de controle de tensão (através da potência reativa), é mais rápida que a malha de controle de frequência (por meio da potência ativa)).

Na Figura 2.4 observa-se que o subsistema superior (diferencial), troca variáveis com o subsistema inferior (algébrico). As variáveis da rede ($\Delta\theta$, ΔV) são atualizadas rapidamente pelo sistema algébrico, enquanto as variáveis da máquina síncrona ($\Delta\delta$, $\Delta E'_q$) são lentamente atualizadas pelo sistema diferencial.

A modelagem da rede elétrica é explícita no Modelo de Sensibilidade de Potência. No diagrama de blocos da Figura 2.4 esta modelagem fica representada nos modelos ativo e reativo da rede, expressos pelas equações (2.33) e (2.34) respectivamente. Note que esta representação permite observar claramente os acoplamentos ($\Delta P - \Delta\theta$) e ($\Delta Q - \Delta V$) [62].

$$[\Delta P_k] = [A]_{k \times k} [\Delta\theta_k] \quad (2.33)$$

$$[\Delta Q_k] = [R]_{k \times k} [\Delta V_k] \quad (2.34)$$

2.9 Conclusões

Neste Capítulo foi apresentado o desenvolvimento de um modelo linear para a análise

da estabilidade de sistemas elétricos submetidos a pequenas perturbações, denominado de Modelo de Sensibilidade de Potência, para sistemas multimáquinas. Tal modelo foi obtido a partir das equações que descrevem o comportamento mecânico e elétrico de um sistema de potência genérico.

Após o desenvolvimento matemático do modelo, foram feitas representações do Sistema Multimáquinas no domínio do tempo (na forma de espaço de estados), e no domínio da frequência (na forma de diagrama de blocos).

Da representação em diagrama de blocos, notou-se que no modelo linear obtido surgem duas importantes decomposições.

A separação vertical do diagrama de blocos mostra a decomposição entre a parte ativa do sistema (lado esquerdo), e a parte reativa do sistema (lado direito).

Na separação horizontal do diagrama de blocos, vê-se a decomposição entre outros dois subsistemas, o subsistema lento (parte superior), correspondente às variáveis de estado do gerador síncrono, e o subsistema rápido (parte inferior), correspondente às variáveis algébricas da rede de transmissão.

No próximo Capítulo será apresentada a utilização de sinais estabilizadores suplementares para o amortecimento de oscilações eletromecânicas. A inclusão do controlador ESP no MSP será apresentada, bem como a modelagem do dispositivo FACTS UPFC equipado com controlador adicional POD.

3. Amortecimento Suplementar de Oscilações Eletromecânicas

3.1 Introdução

Neste Capítulo serão apresentados conceitos relativos ao amortecimento de oscilações eletromecânicas de sistemas elétricos de potência multimáquinas. Sabe-se que os controladores ESP (Estabilizadores de Sistemas de Potência) realizam essa função de maneira eficaz há várias décadas. Portanto, o procedimento para inclusão desse controlador no MSP Multimáquinas será apresentado. Além disso, os dispositivos FACTS podem realizar essa tarefa desde que sejam equipados com controladores suplementares denominados POD (*Power Oscillation Damping*). Atenção especial será dada ao dispositivo UPFC (*Unified Power Flow Controller*), sendo que a dedução matemática do Modelo de Injeção Potência utilizado para representação deste dispositivo será apresentada. Por fim o procedimento para inclusão do UPFC equipado com POD no MSP Multimáquinas será apresentado e, desta forma, a facilidade de inclusão de novos dispositivos no MSP será verificada.

3.2 Estabilizadores de Sistemas de Potência – ESP

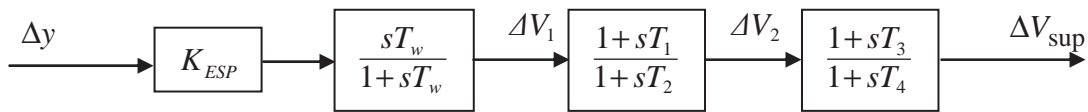
A estabilidade de sistemas de energia elétrica em regime permanente é determinada pela presença das componentes de torque elétrico de sincronização e de amortecimento. A componente de torque elétrico de sincronização ocorre em fase com as variações do ângulo do rotor do gerador ($\Delta\delta$), enquanto que a componente de amortecimento ocorre em fase com as variações da velocidade angular do gerador ($\Delta\omega$) [1].

A falta de torque de sincronização pode levar o sistema à instabilidade do tipo monotônica, ou seja, onde o ângulo interno e velocidade angular dos geradores variam no tempo de forma exponencial. Já a falta de torque de amortecimento é caracterizada como uma instabilidade oscilatória, em que as citadas grandezas oscilam e podem levar o sistema à perda de sincronismo se medidas não forem adotadas para seu amortecimento [4,6].

Desde a década de 50, a utilização de Reguladores Automáticos de Tensão (RAT) de atuação rápida para máquinas síncronas tornou-se comum, fornecendo torque de sincronização. Entretanto, o uso de RAT associado às condições de alto carregamento e sistema de transmissão eletricamente fraco pode anular ou até mesmo tornar negativa a componente de torque de amortecimento inerente ao sistema de energia elétrica [6,7].

Para introduzir amortecimento adicional às oscilações eletromecânicas é utilizada, em larga escala, a realimentação de sinais estabilizadores suplementares à malha de controle do RAT, através do ESP [7-9]. A estrutura deste controlador é composta por um bloco de ganho estático (K_{ESP}), ajustado de acordo com o amortecimento desejado, um bloco *washout*, sendo a constante T_w definida para atuação somente em modos eletromecânicos de oscilação e, de maneira geral, dois blocos *lead-lag*, sendo $T_1 = T_3$ e $T_2 = T_4$, como mostrado na Figura 3.1.

Figura 3.1 – Estrutura Básica do ESP.



Fonte: Furini (2011).

Neste trabalho o sinal de entrada (Δy) utilizado para o ESP são as variações da velocidade angular ($\Delta\omega$) da máquina a ser equipada com este controlador e o sinal de saída é somado à malha de controle do RAT. Na seção seguinte serão apresentados os procedimentos para inclusão deste controlador no MSP multimáquinas [63].

3.2.1 Inclusão do Controlador ESP no MSP

Nota-se da Figura 3.1 que devido à inclusão do controlador ESP surgem três novas variáveis para cada máquina geradora k (ΔV_1 , ΔV_2 e ΔV_{sup}), as quais serão incluídas às variáveis de estado. De acordo com a Figura 3.1 e realizando manipulações matemáticas é possível obter as equações (3.1), (3.2) e (3.3) que apresentam o comportamento dinâmico das variáveis ΔV_1 , ΔV_2 e ΔV_{sup} respectivamente.

$$\dot{\Delta V}_{1k} = K_{ESPk} \dot{\Delta \omega}_k - \frac{1}{T_{wk}} \Delta V_{1k} \quad (3.1)$$

$$\dot{\Delta V}_{2k} = \frac{T_{1k}}{T_{2k}} \dot{\Delta V}_{1k} + \frac{1}{T_{2k}} \Delta V_{1k} - \frac{1}{T_{2k}} \Delta V_{2k} \quad (3.2)$$

$$\dot{\Delta V}_{supk} = \frac{T_{3k}}{T_{4k}} \dot{\Delta V}_{2k} + \frac{1}{T_{4k}} \Delta V_{2k} - \frac{1}{T_{4k}} \Delta V_{supk} \quad (3.3)$$

A derivada da velocidade angular é dada na equação (2.25) e pode ser prontamente substituída na equação (3.1) resultando no conjunto de equações (3.4) que define a variável de estado ΔV_1 em função das variáveis de estado, algébricas e de entrada do sistema devido a inclusão de k controladores ESP em p máquinas geradoras.

$$\Delta \dot{V}_{1k} = K_{11} \Delta \omega_k + K_{12} \Delta \delta_k + K_{13} \Delta E'_{qk} + K_{14} \Delta \theta_k + K_{15} \Delta V_k + K_{16} \Delta V_{1k} + K_{17} \Delta P_{mk} \quad (3.4)$$

$$[K_{11}] = \begin{cases} K_{11}(k \times p) = \frac{-K_{ESPk} D_k}{M_k} \\ K_{11}(k \times s) = 0 \\ s \neq p \end{cases} \quad (3.4.a)$$

$$[K_{12}] = \begin{cases} K_{12}(k \times p) = \frac{-K_{ESPk} A1_{Gk}}{M_k} \\ K_{12}(k \times s) = 0 \\ s \neq p \end{cases} \quad (3.4.b)$$

$$[K_{13}] = \begin{cases} K_{13}(k \times p) = \frac{-K_{ESPk} A2_{Gk}}{M_k} \\ K_{13}(k \times s) = 0 \\ s \neq p \end{cases} \quad (3.4.c)$$

$$[K_{14}] = -[K_{12}] \quad (3.4.d)$$

$$[K_{15}] = \begin{cases} K_{15}(k \times p) = \frac{-K_{ESPk} A3_{Gk}}{M_k} \\ K_{15}(k \times s) = 0 \\ s \neq p \end{cases} \quad (3.4.e)$$

$$[K_{16}] = \text{diagonal} \left(\frac{-1}{T_{wk}} \right) \quad (3.4.f)$$

$$[K_{17}] = \begin{cases} K_{17}(k \times p) = \frac{K_{ESPk}}{M_k} \\ K_{17}(k \times s) = 0 \\ s \neq p \end{cases} \quad (3.4.g)$$

Adotando um procedimento semelhante ao realizado para a equação (3.4) é obtido o conjunto de equações (3.5) que define a variável de estado ΔV_2 .

$$\Delta \dot{V}_{2k} = K_{21} \Delta \omega_k + K_{22} \Delta \delta_k + K_{23} \Delta E'_{qk} + K_{24} \Delta \theta_k + K_{25} \Delta V_k + K_{26} \Delta V_{1k} + K_{27} \Delta P_{mk} + K_{28} \Delta V_{2k} \quad (3.5)$$

$$[K_{21}] = \frac{T_{1k}}{T_{2k}} [K_{11}] \quad (3.5.a)$$

$$[K_{22}] = \frac{T_{1k}}{T_{2k}} [K_{12}] \quad (3.5.b)$$

$$[K_{23}] = \frac{T_{1k}}{T_{2k}} [K_{13}] \quad (3.5.c)$$

$$[K_{24}] = -[K_{22}] \quad (3.5.d)$$

$$[K_{25}] = \frac{T_{1k}}{T_{2k}} [K_{15}] \quad (3.5.e)$$

$$[K_{26}] = \text{diagonal} \left(\frac{-T_{1k}}{T_{2k} T_{wk}} + \frac{1}{T_{2k}} \right) \quad (3.5.f)$$

$$[K_{27}] = \frac{T_{1k}}{T_{2k}} [K_{17}] \quad (3.5.g)$$

$$[K_{28}] = \text{diagonal} \left(\frac{-1}{T_{2k}} \right) \quad (3.5.h)$$

Da mesma forma o conjunto de equações (3.6) apresenta o comportamento dinâmico da variável de estado ΔV_{sup} .

$$\begin{aligned} \dot{\Delta V}_{supk} = & K_{s1} \Delta \omega_k + K_{s2} \Delta \delta_k + K_{s3} \Delta E'_{qk} + K_{s4} \Delta \theta_k + K_{s5} \Delta V_k + K_{s6} \Delta V_{1k} + K_{s7} \Delta P_{mk} + \\ & + K_{s8} \Delta V_{2k} + K_{s9} \Delta V_{supk} \end{aligned} \quad (3.6)$$

$$[K_{s1}] = \frac{T_{3k}}{T_{4k}} [K_{21}] \quad (3.6.a)$$

$$[K_{s2}] = \frac{T_{3k}}{T_{4k}} [K_{22}] \quad (3.6.b)$$

$$[K_{s3}] = \frac{T_{3k}}{T_{4k}} [K_{23}] \quad (3.6.c)$$

$$[K_{s4}] = -[K_{s2}] \quad (3.6.d)$$

$$[K_{s5}] = \frac{T_{3k}}{T_{4k}} [K_{25}] \quad (3.6.e)$$

$$[K_{s6}] = \frac{T_{3k}}{T_{4k}} [K_{26}] \quad (3.6.f)$$

$$[K_{s7}] = \frac{T_{3k}}{T_{4k}} [K_{27}] \quad (3.6.g)$$

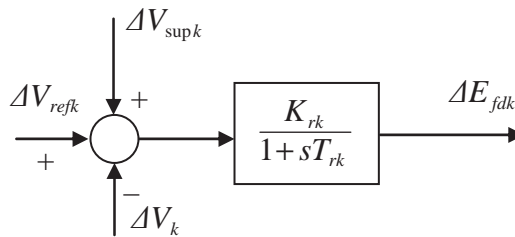
$$[K_{s8}] = \text{diagonal} \left(\frac{-T_{3k}}{T_{2k}T_{4k}} + \frac{1}{T_{4k}} \right) \quad (3.6.h)$$

$$[K_{s9}] = \text{diagonal} \left(\frac{-1}{T_{4k}} \right) \quad (3.6.i)$$

O processo de inclusão do ESP é finalizado pela adição do sinal suplementar ΔV_{sup} à malha do RAT, conforme mostrado na Figura 3.2, obtendo-se a equação (3.7) para a tensão de campo na forma linearizada.

$$\Delta \dot{E}_{fdk} = -\frac{1}{T_{rk}} \Delta E_{fdk} + \frac{K_{rk}}{T_{rk}} \Delta V_{refk} - \frac{K_{rk}}{T_{rk}} \Delta V_k + \frac{K_{rk}}{T_{rk}} \Delta V_{supk} \quad (3.7)$$

Figura 3.2 – Regulador Automático de Tensão com o Sinal Suplementar do ESP.



Fonte: Furini (2011).

As equações (3.8) e (3.9) são obtidas da combinação das equações (3.4) à (3.7) e a equação (2.31) do Capítulo 2. Desta forma é obtida a representação, no domínio do tempo, de um sistema de energia elétrica com ng geradores, nb barras considerando a inclusão de k controladores ESP.

A facilidade de inclusão de novos dispositivos e controladores no MSP pode ser observada das equações (3.8) e (3.9), sendo que a formulação anteriormente obtida não é descartada, somente novas submatrizes são adicionadas ao modelo.

$$\begin{bmatrix} \dot{[\Delta\omega]} \\ \dot{[\Delta\delta]} \\ \dot{[\Delta E'_q]} \\ \dot{[\Delta E'_{fd}]} \\ \dot{[\Delta V_1]} \\ \dot{[\Delta V_2]} \\ \dot{[\Delta V_{sup}]} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [J1] & [0]_{3ng \times 3k} \\ [K_{11}] [K_{12}] [K_{13}] [0]_{k \times ng} & [0]_{ng \times k} [0]_{ng \times k} [K_r][T_r]^{-1} \\ [K_{21}] [K_{22}] [K_{23}] [0]_{k \times ng} & [K_{16}] [0]_{k \times k} [0]_{k \times k} \\ [K_{s1}] [K_{s2}] [K_{s3}] [0]_{k \times ng} & [K_{26}] [K_{28}] [0]_{k \times k} \\ & [K_{s6}] [K_{s8}] [K_{s9}] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [\Delta\omega] \\ [\Delta\delta] \\ [\Delta E'_q] \\ [\Delta E'_{fd}] \\ [\Delta V_1] \\ [\Delta V_2] \\ [\Delta V_{sup}] \end{bmatrix} + \tag{3.8}$$

$$+ \begin{bmatrix} [J2] \\ [K_{14}] [K_{15}] \\ [K_{24}] [0]_{3k \times nb-k} [K_{25}] [0]_{3k \times nb-k} \\ [K_{s4}] [K_{s5}] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [\Delta\theta] \\ [\Delta V] \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} [B1] \\ [K_{17}] \\ [K_{27}] [0]_{3k \times (ng+2nb-k)} \\ [K_{s7}] \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [\Delta P_m] \\ [\Delta V_{ref}] \\ [\Delta P_L] \\ [\Delta Q_L] \end{bmatrix}$$

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [J3] \parallel [0]_{2nb \times 3k} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} [\Delta\omega] \\ [\Delta\delta] \\ [\Delta E'_q] \\ [\Delta E'_{fd}] \\ [\Delta V_1] \\ [\Delta V_2] \\ [\Delta V_{sup}] \end{bmatrix} + [J4] \begin{bmatrix} [\Delta\theta] \\ [\Delta V] \end{bmatrix} + [B2] \begin{bmatrix} [\Delta P_m] \\ [\Delta V_{ref}] \\ [\Delta P_L] \\ [\Delta Q_L] \end{bmatrix} \tag{3.9}$$

As equações (3.8) e (3.9) podem ser representadas na forma compacta como mostrada na equação (3.10)

$$\begin{bmatrix} \dot{\Delta x_E} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J1_E & J2_E \\ J3_E & J4 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x_E \\ \Delta z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B1_E \\ B2 \end{bmatrix} \Delta u \tag{3.10}$$

Assim, a representação na forma de espaço de estados pode ser obtida pela eliminação do vetor de variáveis algébricas (Δz) conforme mostrada na equação (3.11).

$$\dot{\Delta x_E} = (J1_E - J2_E J4^{-1} J3_E) \Delta x_E + (B1_E - J2_E J4^{-1} B2) \Delta u \tag{3.11}$$

O ajuste dos parâmetros do controlador ESP é tarefa essencial para o eficaz amortecimento de oscilações de baixa frequência. O método proposto para tal ajuste é utilizado também para o ajuste do controlador POD a ser inserido no dispositivo FACTS

UPFC. Portanto, convenientemente o método de ajuste dos controladores ESP e POD será apresentado no capítulo seguinte.

3.3 Dispositivo FACTS UPFC

A necessidade de aumento da confiabilidade e da diminuição de custos na operação e planejamento de sistemas elétricos de potência exige a máxima e efetiva utilização dos sistemas existentes, sendo conduzidos aos seus limites estáticos e dinâmicos. Com isso, surgem oscilações de baixa frequência, as quais são originadas pela interação da variação de velocidade dos rotores das máquinas geradoras, que limitam o transporte de energia elétrica [1-5]. Neste contexto surgem os dispositivos FACTS, que possuem como princípio a rápida atuação sobre os parâmetros que governam a operação de sistemas elétricos, ou seja, tensão, ângulo, impedância e corrente [17,18].

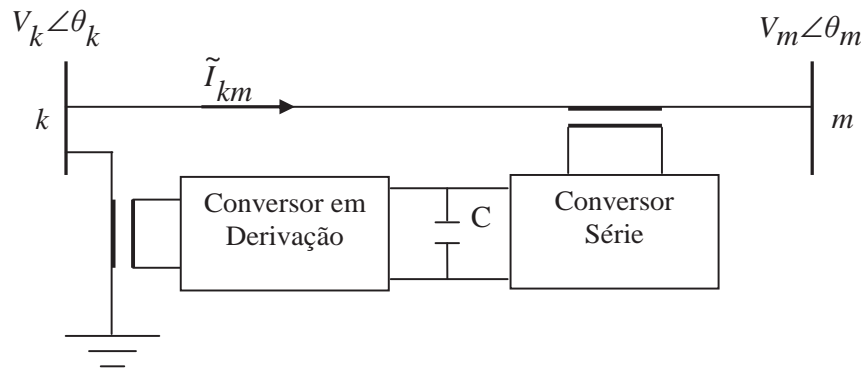
É importante lembrar que os objetivos primordiais de aplicação dos dispositivos FACTS são a maximização da capacidade de transmissão e o controle do fluxo de potência dos sistemas existentes. Entretanto, tais dispositivos podem ser utilizados no amortecimento de oscilações eletromecânicas de baixa frequência, desde que sejam equipados com um controlador suplementar denominado POD [16,22,23,31].

Os dispositivos FACTS são divididos em quatro categorias: Controladores Série, Controladores em Derivação, Controladores Combinados Série - Série e Controladores Combinados Série-Derivação [18,20]. Neste trabalho, analisa-se a influência do *Unified Power Flow Controller* (UPFC), representante dos Controladores Combinados Série-Derivação, no amortecimento das oscilações eletromecânicas.

A representação de um dispositivo de atuação generalizada, que exemplifique a ação de vários controladores existentes deu origem ao UPFC. Este dispositivo pode atuar sobre todos os parâmetros que determinam o fluxo de potência em uma linha de transmissão, ou seja, pode controlar a tensão terminal, o ângulo, a reatância e a corrente da linha de transmissão [25,26].

O UPFC se enquadra na segunda geração de dispositivos FACTS, ou seja, utiliza conversores fonte de tensão, constituídos basicamente de chaves tiristoras autocomutadas, como por exemplo, o GTO (*Gate-Turn Off*) para obter a energia reativa necessária à compensação. Desta forma pode-se representar o UPFC por dois conversores fonte de tensão, inseridos em série e em derivação com a linha de transmissão, interligados por um capacitor (C) conforme mostrado na Figura 3.3.

Figura 3.3 – Composição Básica do UPFC.



Fonte: Furini (2011).

O conversor série realiza a função principal do UPFC, inserindo uma tensão série com a linha de transmissão que pode ser controlada em magnitude e defasamento angular [26].

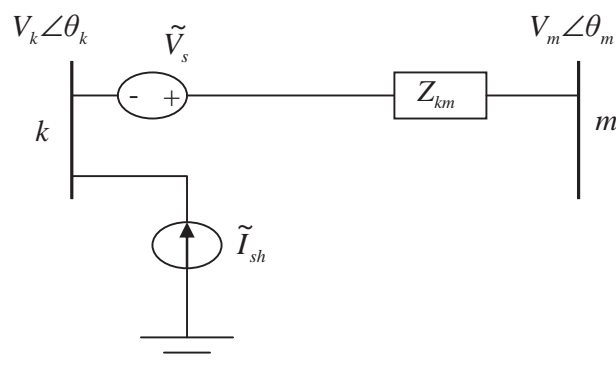
O conversor em derivação possui como principal função o controle de reativos na barra inicial de instalação do UPFC, ou seja, esse conversor pode absorver ou gerar potência reativa, efetuando uma função semelhante à realizada pelo dispositivo SVC [25].

Na seção seguinte é apresentada a modelagem adotada para representação do UPFC no MSP, denominada Modelo de Injeção de Potência [67].

3.3.1 Modelo de Injeção de Potência para o UPFC

Conforme as características acima descritas, os conversores série e em derivação podem ser representados, respectivamente, por uma fonte de tensão ideal V_s e uma fonte de corrente ideal I_{sh} , conforme mostrado na Figura 3.4, considerando a inclusão do UPFC na linha de transmissão entre as barras k e m representada por uma impedância $Z_{km} = R_{km} + jX_{km}$. [67,68].

Figura 3.4 – Representação do UPFC para o Modelo de Injeção de Potência.

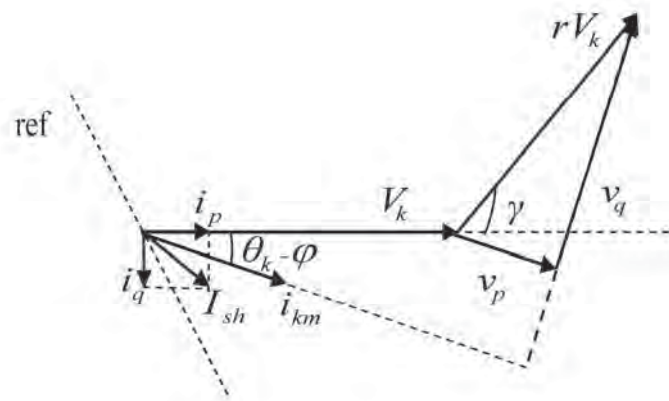


Fonte: Furini (2011).

A tensão série inserida pelo conversor série do UPFC pode ser controlada em magnitude, através do parâmetro r , e defasamento angular através do parâmetro γ , conforme evidenciado na equação (3.12). Esta tensão pode ser convenientemente decomposta em duas componentes: uma em fase (v_p) e outra em quadratura com a corrente da linha de transmissão de instalação do UPFC (i_{km}) de acordo com o diagrama fasorial da Figura 3.5.

$$\tilde{V}_s = r\tilde{V}_k e^{j\gamma} = rV_k e^{j(\theta_k + \gamma)} \quad (3.12)$$

Figura 3.5 – Diagrama Fasorial devido Inclusão do UPFC.



Fonte: Furini (2011).

A atuação do conversor em derivação será representada pelo controle do nível da tensão através da injeção de uma corrente elétrica em quadratura com a tensão da barra inicial de instalação, sendo neste trabalho representada por i_q , também mostrada na Figura 3.5. Ainda desta Figura é possível definir os parâmetros r e γ em função das variáveis do sistema e do UPFC, de acordo com as equações (3.13) e (3.14), respectivamente [68].

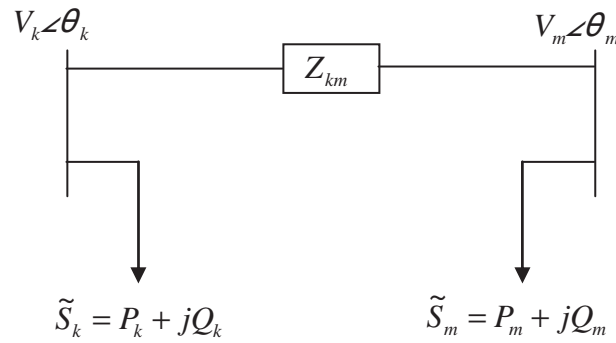
$$r = \frac{\sqrt{v_p^2 + v_q^2}}{V_k} \quad (3.13)$$

$$\gamma = \arctan\left(\frac{v_q}{v_p}\right) - \theta_k + \varphi \quad (3.14)$$

Através de transformações convenientes (apresentadas de forma completa em [63]) das fontes de tensão (\tilde{V}_s) e corrente (\tilde{I}_{sh}) é possível definir o Modelo de Injeção de Potência para o UPFC, o qual pode ser representado por cargas variáveis nas barras inicial (k) e final

(m) de instalação do UPFC, de acordo com a Figura 3.6 [67, 68]. Estas cargas são dependentes do ponto de operação do sistema e também dos parâmetros do UPFC, conforme apresentado no conjunto de equações (3.15) que definem as cargas ativas (P_k, P_m) e reativas (Q_k, Q_m).

Figura 3.6 – Modelo de Injeção de Potência para o UPFC.



Fonte: Furini (2011).

$$P_k = \frac{r^2(V_k)^2 R_{km} + r(V_k)^2 (2R_{km} \cos \gamma) + rV_k V_m [X_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma) - R_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma)]}{(R_{km}^2 + X_{km}^2)} \quad (3.15.a)$$

$$Q_k = \left\{ \frac{-r(V_k)^2 [R_{km} \text{sen}(\gamma) - X_{km} \cos(\gamma)]}{(R_{km}^2 + X_{km}^2)} \right\} - V_k I_q \quad (3.15.b)$$

$$P_m = \frac{-rV_k V_m [X_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma) + R_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma)]}{(R_{km}^2 + X_{km}^2)} \quad (3.15.c)$$

$$Q_m = \frac{rV_k V_m [R_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma) - X_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma)]}{(R_{km}^2 + X_{km}^2)} \quad (3.15.d)$$

O conjunto de equações (3.15) descreve o Modelo de Injeção de Potência para o UPFC e deve ser linearizado em torno de um ponto de equilíbrio, pois o escopo deste trabalho é o estudo da ação de amortecimento do UPFC na estabilidade a pequenas perturbações. Desta forma são obtidos os coeficientes ativos e reativos para o Modelo de Injeção de Potência do UPFC, mostrados de forma integral no Apêndice I.

3.3.2 Inclusão do UPFC com Estabilizador Suplementar (POD) no MSP

A utilização de ESP é realizada de maneira eficaz, econômica e confiável há várias décadas [3-7]. Sua localização (malha de controle da tensão do gerador) e filosofia de aplicação evidenciam que sua principal atuação é o amortecimento das oscilações de modo local, ou seja, associadas a geradores fisicamente próximos. Visando superar esta restrição surgem os dispositivos FACTS como possibilidade de inserção de amortecimento.

Em vista disso, para que ocorra a adição de amortecimento de maneira efetiva, é necessária a introdução de um controlador adicional (normalmente nomeado de POD) à malha de controle do dispositivo FACTS UPFC [16,22,23,31]. Para inclusão do UPFC no MSP é necessária a representação de um modelo dinâmico para os parâmetros de controle do UPFC, ou seja, para as componentes v_p e v_q da tensão série (\vec{V}_s) e a componente i_q da corrente em derivação (\vec{I}_{sh}).

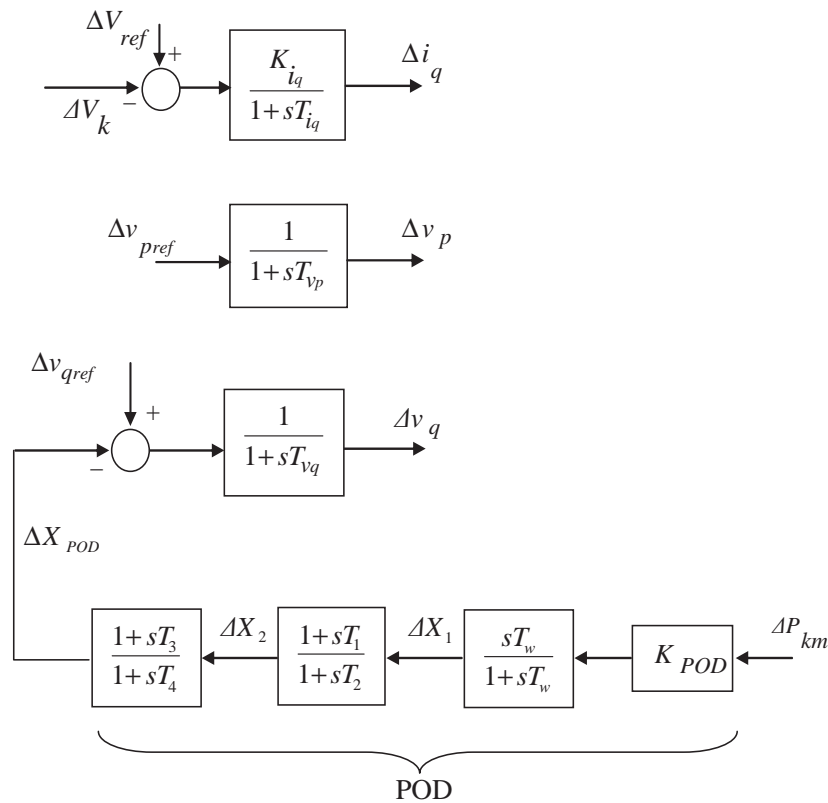
Considere que o dispositivo UPFC opera no modo de compensação reativa série, ou seja, introduzindo amortecimento através da componente v_q , processada pelo controlador suplementar POD, cuja estrutura é idêntica à utilizada para o ESP. É importante ressaltar que apesar da estrutura dos controladores ESP e POD serem idênticas, o sinal de entrada para cada controlador e a realimentação de cada um destes para o sistema elétrico são diferentes. Utiliza-se como sinal de entrada para o POD as variações do fluxo de potência ativa na linha de transmissão de instalação do UPFC (ΔP_{km} – equação (3.16)) e para o ESP as variações da velocidade angular ($\Delta \omega_k$) da máquina de instalação deste controlador. Portanto, para ambos os casos são sinais de entrada disponíveis localmente, dispensando assim, o uso de sistemas de telecomunicação, os quais oneram e diminuem a confiabilidade na operação de sistemas de energia elétrica [11,14,16].

$$\Delta P_{km} = A1_{km} \Delta \theta_{km} + A2_{km} \Delta V_k + A3_{km} \Delta V_m \quad (3.16)$$

Na Figura 3.7 é apresentado o modelo dinâmico e linearizado para o UPFC considerando o POD modulando as variações da tensão v_q .

Na Figura 3.7 o atraso inerente ao sistema de atuação dos parâmetros v_p , v_q e i_q é representado pelas constantes de tempo T_{vp} , T_{vq} e T_{iq} . Além disso, pode-se observar que o bloco de controle do parâmetro i_q possui um ganho (K_{iq}) responsável pela regulação da tensão da barra inicial de instalação (ΔV_k) do UPFC.

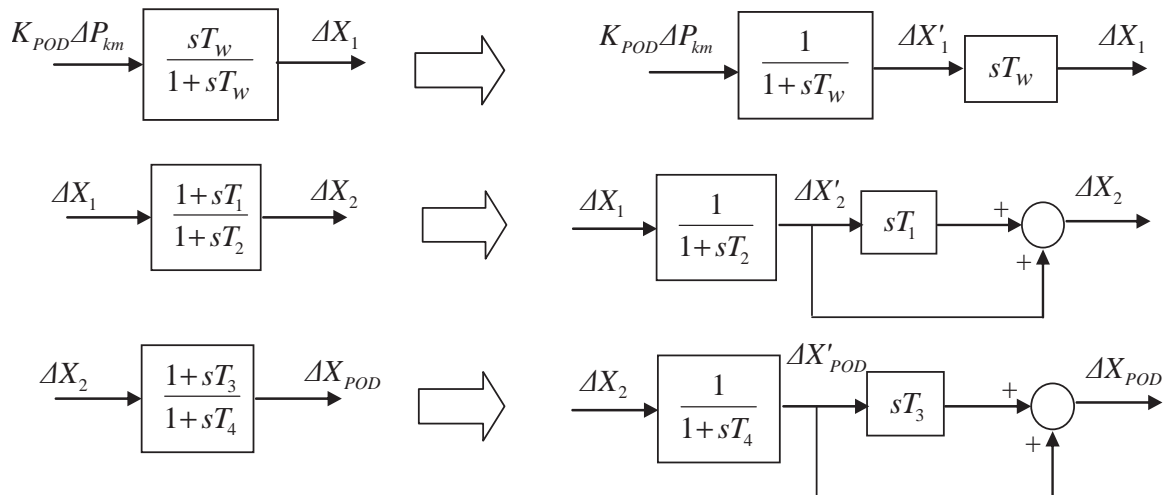
Figura 3.7 – Modelo Dinâmico do UPFC – Modo de Operação - v_q .



Fonte: Furini (2011).

A inclusão do UPFC no MSP é realizada adotando um procedimento semelhante ao realizado para o ESP. Entretanto devido ao fato do sinal de entrada (fluxo de potência ativa) do POD não ser uma variável de estado faz-se necessária a divisão dos blocos representativos do POD de acordo com o apresentado na Figura 3.8 [63].

Figura 3.8 – Divisão dos Blocos Washout e Lead-lag do POD.



Fonte: Furini (2011).

Da Figura 3.8 nota-se o surgimento de três variáveis de estado ($\Delta X'_1$, $\Delta X'_2$ e $\Delta X'_{POD}$), sem sentido físico que serão incluídas ao conjunto de variáveis de estado original do sistema, devido à inclusão do UPFC com controlador POD. Também da Figura 3.8 é possível definir as novas variáveis de estado do sistema de acordo com o conjunto de equações (3.17).

$$\Delta \dot{X}'_1 = \frac{1}{T_w} (K_{POD} \Delta P_{km} - \Delta X'_1) \quad (3.17.a)$$

$$\Delta \dot{X}'_2 = \frac{1}{T_2} (K_{POD} \Delta P_{km} - \Delta X'_1 - \Delta X'_2) \quad (3.17.b)$$

$$\Delta \dot{X}'_{POD} = \left(\frac{T_1}{T_2 T_4} \right) (K_{POD} \Delta P_{km} - \Delta X'_1) + \left(\frac{1}{T_4} - \frac{T_1}{T_2 T_4} \right) \Delta X'_2 - \frac{1}{T_4} \Delta X'_{POD} \quad (3.17.c)$$

O processo de inclusão do POD é finalizado pela realimentação do sinal suplementar ($\Delta X'_{POD}$) ao bloco de controle da componente v_q da tensão serie do UPFC, de acordo com a equação (3.18).

$$\Delta \dot{v}_q = \frac{1}{T_{vq}} \left[\Delta v_{qref} - \Delta v_q - \left(\frac{T_1 T_3}{T_2 T_4} \right) (K_{POD} \Delta P_{km} - \Delta X'_1) - \left(\frac{T_3}{T_4} - \frac{T_1 T_3}{T_2 T_4} \right) \Delta X'_2 + \left(1 - \frac{T_3}{T_4} \right) \Delta X'_{POD} \right] \quad (3.18)$$

Das equações (3.16) e (3.17) é possível obter o comportamento dinâmico da variável de estado $\Delta X'_1$ para um sistema multimáquinas de ng geradores, nb barras e n dispositivos UPFC instalados entre a barra inicial k e final m de acordo com a equação (3.19).

$$\Delta \dot{X}'_{1n} = K_{11} \Delta X'_{1n} + K_{12} \Delta \theta_{km} + K_{13} \Delta V_k + K_{13} \Delta V_m \quad (3.19)$$

$$[K_{11}] = \text{diagonal} \left(\frac{-1}{T_{W_n}} \right) \quad (3.19.a)$$

$$[K_{12}] = \begin{cases} K_{12}(n \times k) = \frac{K_{PODn} A1_{km}}{T_{W_n}} \\ K_{12}(n \times m) = \frac{-K_{PODn} A1_{km}}{T_{W_n}} \\ K_{12}(n \times s) = 0 \\ s \neq k \text{ ou } m \end{cases} \quad (3.19.b)$$

$$[K_{13}] = \begin{cases} K_{13}(n \ x \ k) = \frac{K_{PODn} A2_{km}}{T_{Wn}} \\ K_{13}(n \ x \ m) = \frac{K_{PODn} A3_{km}}{T_{Wn}} \\ K_{13}(n \ x \ s) = 0 \\ s \neq k \text{ ou } m \end{cases} \quad (3.19.c)$$

Adotando um procedimento análogo ao realizado anteriormente para $\Delta X'_1$ define-se a variável de estado $\Delta X'_2$ de acordo com a equação (3.20).

$$\dot{\Delta X}'_{2n} = K_{21} \Delta X'_{1n} + K_{22} \Delta \theta_{km} + K_{23} \Delta V_k + K_{23} \Delta V_m + K_{24} \Delta X'_{2n} \quad (3.20)$$

$$[K_{21}] = \text{diagonal} \left(\frac{-1}{T_{2n}} \right) \quad (3.20.a)$$

$$[K_{22}] = \begin{cases} K_{22}(n \ x \ k) = \frac{K_{PODn} A1_{km}}{T_{2n}} \\ K_{22}(n \ x \ m) = \frac{-K_{PODn} A1_{km}}{T_{2n}} \\ K_{22}(n \ x \ s) = 0 \\ s \neq k \text{ ou } m \end{cases} \quad (3.20.b)$$

$$[K_{23}] = \begin{cases} K_{23}(n \ x \ k) = \frac{K_{PODn} A2_{km}}{T_{2n}} \\ K_{23}(n \ x \ m) = \frac{K_{PODn} A3_{km}}{T_{2n}} \\ K_{23}(n \ x \ s) = 0 \\ s \neq k \text{ ou } m \end{cases} \quad (3.20.c)$$

$$[K_{24}] = [K_{21}] \quad (3.20.d)$$

Utilizando a expressão que define a variável $\Delta X'_2$ é possível definir a variável $\Delta X'_{POD}$ de acordo com a equação (3.21).

$$\dot{\Delta X}'_{PODn} = K_{x1} \Delta X'_{1n} + K_{x2} \Delta \theta_{km} + K_{x3} \Delta V_k + K_{x3} \Delta V_m + K_{x4} \Delta X'_{2n} + K_{x5} \Delta X'_{PODn} \quad (3.21)$$

$$[K_{x1}] = \frac{T_{1n}}{T_{4n}} [K_{21}] \quad (3.21.a)$$

$$[K_{x2}] = \frac{T_{1n}}{T_{4n}} [K_{22}] \quad (3.21.b)$$

$$[K_{x3}] = \frac{T_{1n}}{T_{4n}} [K_{23}] \quad (3.21.c)$$

$$[K_{x4}] = \text{diagonal} \left(\frac{1}{T_{4n}} - \frac{T_{1n}}{T_{2n}T_{4n}} \right) \quad (3.21.d)$$

$$[K_{x5}] = \text{diagonal} \left(\frac{-1}{T_{4n}} \right) \quad (3.21.e)$$

Finalmente definem-se as variáveis de controle do UPFC (v_p , v_q e i_q), como variáveis de estado de acordo com o conjunto de equações (3.22), (3.23) e (3.24) respectivamente.

$$\dot{\Delta v_{pn}} = K_{p1} \Delta v_{pn} + K_{p2} \Delta v_{p \text{ ref } n} \quad (3.22)$$

$$[K_{p1}] = \text{diagonal} \left(-\frac{1}{T_{v_{pn}}} \right) \quad (3.22.a)$$

$$[K_{p2}] = -[K_{p1}] \quad (3.22.b)$$

$$\dot{\Delta v_{qn}} = K_{q1} \Delta X'_{1n} + K_{q2} \Delta v_{qn} + K_{q3} \Delta \theta_{km} + K_{q4} \Delta V_k + K_{q4} \Delta V_m + K_{q5} \Delta X'_{2n} + K_{q6} \Delta X'_{\text{POD}n} + K_{q7} \Delta v_{q \text{ ref } n} \quad (3.23)$$

$$[K_{q1}] = -\frac{T_{3n}}{T_{v_{qn}}} [K_{x1}] \quad (3.23.a)$$

$$[K_{q2}] = \text{diagonal} \left(-\frac{1}{T_{v_{qn}}} \right) \quad (3.23.b)$$

$$[K_{q3}] = -\frac{T_{3n}}{T_{v_{qn}}} [K_{x2}] \quad (3.23.c)$$

$$[K_{q4}] = -\frac{T_{3n}}{T_{v_{qn}}} [K_{x3}] \quad (3.23.d)$$

$$[K_{q5}] = -\frac{T_{3n}}{T_{v_{qn}}} [K_{x4}] \quad (3.23.e)$$

$$[K_{q6}] = \text{diagonal} \left(\frac{-1}{T_{Vqn}} + \frac{T_{3n}}{T_{4n} T_{Vqn}} \right) \quad (3.23.f)$$

$$[K_{q7}] = -[K_{q1}] \quad (3.23.g)$$

$$\dot{\Delta i}_{qn} = K_{i1} \Delta i_{qn} + K_{i2} \Delta V_{refn} - K_{i2} \Delta V_k \quad (3.24)$$

$$[K_{i1}] = \text{diagonal} \left(-\frac{K_{iqn}}{T_{iqn}} \right) \quad (3.24.a)$$

$$[K_{i2}] = -[K_{i1}] \quad (3.24.b)$$

Após a definição das equações diferenciais (equações (3.19) – (3.24)) que representam a instalação do dispositivo UPFC faz-se necessária a aplicação do balanço nodal de potências ativa e reativa para a obtenção das equações algébricas do MSP para esta configuração.

O balanço de potência ativa é mostrado na equação (3.25) enquanto que o balanço de potência reativa é dado pela equação (3.26). Nestas equações ΔP_k e ΔP_m são, respectivamente, as injeções lineares de potência ativa para a barra inicial e para a barra final de instalação do UPFC. De forma análoga ΔQ_k e ΔQ_m são as injeções de potência reativa para a barra inicial e para a barra final de instalação do UPFC.

Portanto, se a barra k em questão for uma barra inicial de instalação, ΔP_m e ΔQ_m serão nulos; porém, se esta for uma barra final, então ΔP_k e ΔQ_k é que serão nulos.

$$\Delta P_{Gk} - \Delta P_{Lk} - \sum_{m \in \Omega_k} (\Delta P_{km}) - \Delta P_k - \Delta P_m = 0 \quad (3.25)$$

$$\Delta Q_{Gk} - \Delta Q_{Lk} - \sum_{m \in \Omega_k} (\Delta Q_{km}) - \Delta Q_k - \Delta Q_m = 0 \quad (3.26)$$

As expressões de ΔP_k , ΔQ_k , ΔP_m e ΔQ_m são mostradas no Apêndice I como também seus respectivos coeficientes.

Desta forma, a formulação matricial das variáveis de estado para um sistema multimáquinas com ng geradores e nb barras e n dispositivos UPFC equipados com POD modulando as variações da tensão v_q é dada pela equação (3.27).

$$\begin{bmatrix} \Delta\omega \\ \Delta\delta \\ \Delta E'_q \\ \Delta E'_{fd} \\ \Delta X'_1 \\ \Delta X'_2 \\ \Delta X'_{POD} \\ \Delta v_p \\ \Delta v_q \\ \Delta i_q \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [J1] & [0]_{4ng \times 6n} \\ [0]_{6n \times 4ng} & \begin{bmatrix} [K_{11}] & [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} \\ [K_{21}] & [K_{24}] & [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} \\ [K_{x1}] & [K_{x2}] & [K_{x5}] & [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} \\ [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} & [K_{p1}] & [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} \\ [K_{q1}] & [K_{q5}] & [K_{q6}] & [0]_{n \times n} & [K_{q2}] & [0]_{n \times n} \\ [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} & [K_{i1}] \end{bmatrix} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\omega \\ \Delta\delta \\ \Delta E'_q \\ \Delta E'_{fd} \\ \Delta X'_1 \\ \Delta X'_2 \\ \Delta X'_{POD} \\ \Delta v_p \\ \Delta v_q \\ \Delta i_q \end{bmatrix} + \quad (3.27)$$

$$+ \begin{bmatrix} [J2] \\ \begin{bmatrix} [K_{12}] & [K_{13}] \\ [K_{22}] & [K_{23}] \\ [K_{x2}] & [K_{x3}] \\ [0]_{n \times nb} & [0]_{n \times nb} \\ [K_{q3}] & [K_{q4}] \\ [0]_{n \times nb} & [-K_{i2}] \end{bmatrix} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\theta \\ \Delta V \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} [B1] \\ \begin{bmatrix} [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} \\ [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} \\ [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} \\ [K_{p2}] & [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} \\ [0]_{n \times n} & [K_{q7}] & [0]_{n \times n} \\ [0]_{n \times n} & [0]_{n \times n} & [K_{i2}] \end{bmatrix} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta P_m \\ \Delta V_{ref} \\ \Delta P_L \\ \Delta Q_L \\ \Delta V_{p ref} \\ \Delta V_{q ref} \\ \Delta V_{ref} \end{bmatrix}$$

O balanço de potências ativa e reativa é obtido conforme apresentado nas equações (3.25) e (3.26) sendo que a formulação obtida para o MSP no Capítulo 2 não é descartada. Somente algumas matrizes são adicionadas às já existentes, como mostrado na equação (3.28).

$$\begin{bmatrix} 0 \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} [J3] & \begin{bmatrix} [0]_{nb \times 3n} & [-A4_U] & [-A5_U] & [-A6_U] \\ [0]_{nb \times 3n} & [-R4_U] & [-R5_U] & [-R6_U] \end{bmatrix} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta\omega \\ \Delta\delta \\ \Delta E'_q \\ \Delta E'_{fd} \\ \Delta X'_1 \\ \Delta X'_2 \\ \Delta X'_{POD} \\ \Delta v_p \\ \Delta v_q \\ \Delta i_q \end{bmatrix} + [J4_U] \begin{bmatrix} \Delta\theta \\ \Delta V \end{bmatrix} + [B2] \begin{bmatrix} [0]_{nb \times 3n} \\ [0]_{nb \times 3n} \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta P_m \\ \Delta V_{ref} \\ \Delta P_L \\ \Delta Q_L \\ \Delta v_{p ref} \\ \Delta v_{q ref} \\ \Delta V_{ref} \end{bmatrix} \quad (3.28)$$

As submatrizes $A4_U$, $A5_U$, $A6_U$, $R4_U$, $R5_U$ e $R6_U$ são formadas de acordo com o tipo de barra de instalação do UPFC, ou seja, se a barra em questão for do tipo inicial de instalação

do UPFC, têm-se coeficientes ativos e reativos da barra inicial (*bi*), caso contrário, serão formadas por coeficientes ativos e reativos da barra final (*bf*), conforme mostrado no Apêndice I.

A matriz $J4_U$ possui formulação semelhante à apresentada no Capítulo 2 (pela equação (2.30)), porém deve-se incluir o efeito do dispositivo UPFC no balanço de potências ativa e reativa conforme mostrado pelo conjunto de equações (3.29).

$$[J4_{U11}] = \begin{cases} J4_{U11(kk)} = -A1_{Gk} - \sum_{k \neq m} A1_{km} - \sum_{k \neq m} A1_{Ui} - \sum_{k \neq m} A1_{Uf} \\ J4_{U11(km)} = A1_{km} + A1_{Ui} + A1_{Uf} \end{cases} \quad (3.29.a)$$

$$[J4_{U12}] = \begin{cases} J4_{U12(kk)} = A3_{Gk} - \sum_{k \neq m} A2_{km} - \sum_{k \neq m} A2_{Ui} - \sum_{k \neq m} A2_{Uf} \\ J4_{U12(km)} = -A3_{km} - A3_{Ui} - A3_{Uf} \end{cases} \quad (3.29.b)$$

$$[J4_{U21}] = \begin{cases} J4_{U21(kk)} = -R1_{Gk} - \sum_{k \neq m} R1_{km} - \sum_{k \neq m} R1_{Ui} - \sum_{k \neq m} R1_{Uf} \\ J4_{U22(km)} = R1_{km} + R1_{Ui} + R1_{Uf} \end{cases} \quad (3.29.c)$$

$$[J4_{U22}] = \begin{cases} J4_{U21(kk)} = R3_{Gk} - \sum_{k \neq m} R2_{km} - \sum_{k \neq m} R2_{Ui} - \sum_{k \neq m} R2_{Uf} \\ J4_{U22(km)} = -R3_{km} - R2_{Ui} - R2_{Uf} \end{cases} \quad (3.29.d)$$

Os coeficientes iniciais e finais do UPFC serão nulos caso a barra em questão for respectivamente do tipo final e inicial de instalação do UPFC.

A equação matricial (3.30) apresenta a forma compacta das equações (3.27) e (3.28).

$$\begin{bmatrix} \dot{\Delta x_U} \\ 0 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} J1_U & J2_U \\ J3_U & J4_U \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \Delta x_U \\ \Delta z \end{bmatrix} + \begin{bmatrix} B1_U \\ B2_U \end{bmatrix} [\Delta u_U] \quad (3.30)$$

Eliminando-se o vetor de variáveis algébricas Δz é obtida a formulação do sistema multimáquinas no espaço de estados, expressa pela equação (3.31).

$$\dot{\Delta x_U} = (J1_U - J2_U J4_U^{-1} J3_U) \Delta x_U + (B1_U - J2_U J4_U^{-1} B2_U) \Delta u_U \quad (3.31)$$

3.4 Conclusões

Neste Capítulo foram apresentados os conceitos motivadores da utilização de sinais suplementares para o amortecimento de oscilações eletromecânicas de baixa frequência. A inclusão dos controladores clássicos ESP no MSP foi abordada. Da formulação apresentada notou-se que o modelo utilizado para a representação de sistemas multimáquinas facilita a inclusão de novos dispositivos no modelo, onde a formulação anteriormente obtida não é descartada e sim ocorre um acréscimo de submatrizes à formulação original.

A possibilidade de utilização dos dispositivos FACTS no amortecimento de oscilações eletromecânicas foi apresentada, sendo dado destaque ao dispositivo UPFC, de atuação simultânea ou seletiva sobre todos os parâmetros que determinam o fluxo de potência em um sistema de transmissão. A modelagem utilizada para o UPFC, a qual apresenta cargas variáveis de acordo com o ponto de operação nas barras inicial e final de instalação do dispositivo se mostrou conveniente para o MSP. Novamente observou-se a facilidade de inclusão de novos equipamentos no MSP quando um controlador adicional (POD) foi incorporado ao UPFC.

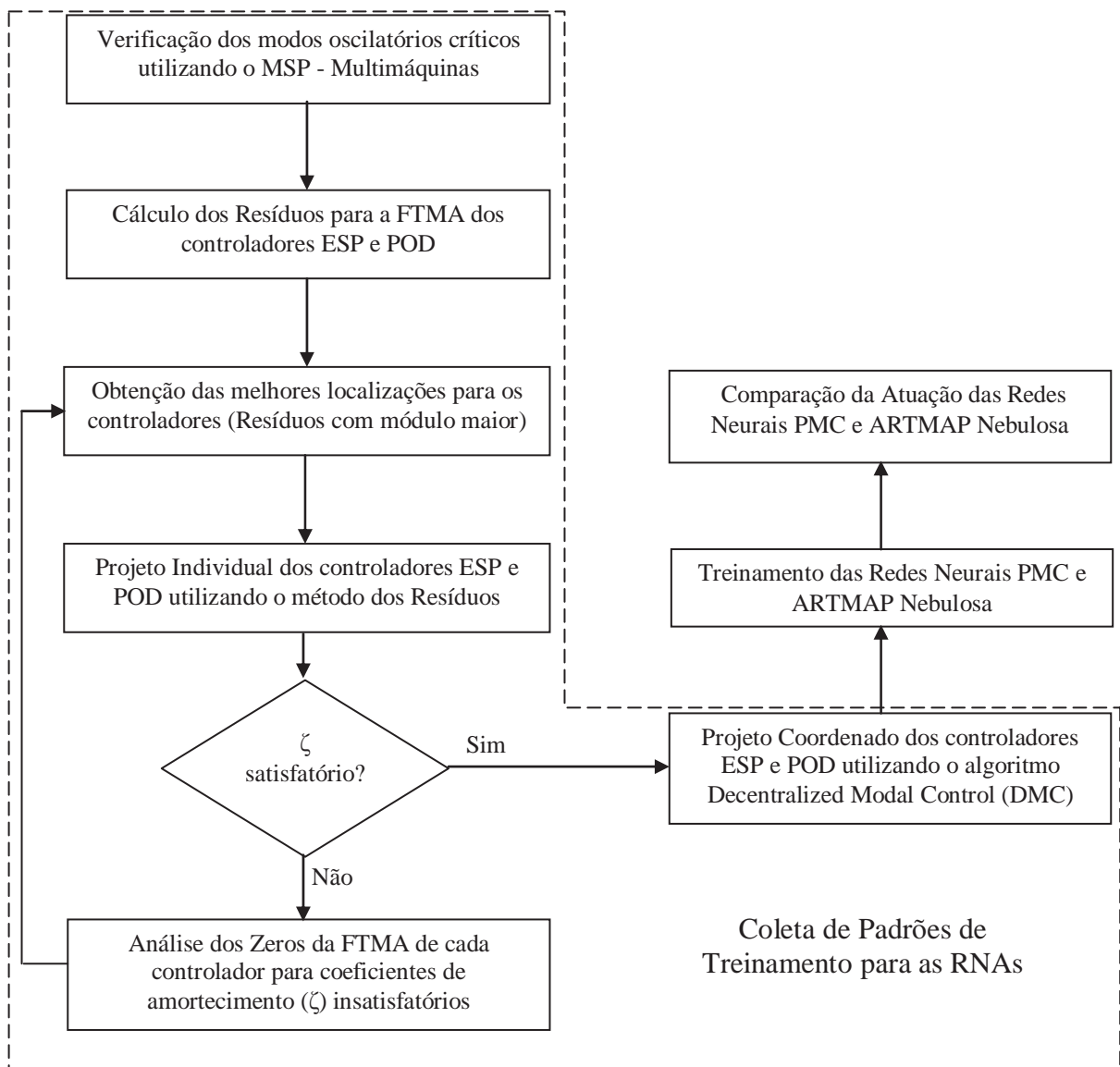
No Capítulo seguinte será apresentado o procedimento para o ajuste dos parâmetros dos controladores, o qual utiliza métodos clássicos para a geração da base de dados (dados de treinamento) das redes neurais artificiais Perceptron Multicamadas e ARTMAP nebulosa, que também serão apresentadas.

4. Projeto Coordenado de Controladores Suplementares de Amortecimento

4.1 Introdução

O projeto de controladores suplementares de amortecimento visando a estabilidade a pequenas perturbações de sistemas elétricos de potência é uma tarefa complexa, pois exige alto conhecimento do sistema em questão pelo projetista, sendo que neste trabalho tal tarefa envolve várias etapas que podem ser resumidas como no fluxograma mostrado na Figura 4.1.

Figura 4.1 – Etapas do Projeto Coordenado de Controladores Utilizando Redes Neurais Artificiais.



Fonte: Furini (2011).

Inicialmente devem ser diagnosticados quais modos oscilatórios possuem amortecimento insuficiente. A próxima etapa (de grande importância) é a seleção do sinal de entrada para os controladores e devem ser escolhidos somente sinais que possuem grande observabilidade do modo oscilatório com amortecimento insuficiente. Desta forma, de acordo com os sinais selecionados podem ser definidos os locais (Geradores para o ESP e Linhas de Transmissão para o conjunto UPFC-POD) para a instalação dos controladores, seguindo a filosofia de utilização de sinais disponíveis localmente, os quais dispensam o uso de sistemas de telecomunicação. Com estas informações pode-se realizar o projeto aplicando algum método de ajuste, seja sequencial, coordenado, robusto ou inteligente (neste caso as redes neurais artificiais - RNAs). Neste Capítulo será apresentado todo o procedimento necessário para realização do projeto coordenado de controladores suplementares de amortecimento através das redes neurais artificiais. Dito de outra forma serão apresentados todos os conceitos e a formulação envolvida desde a detecção dos modos oscilatórios pouco amortecidos ou instáveis até a aplicação das RNAs no projeto de controladores suplementares de amortecimento. Para isso, os conceitos básicos relativos à teoria e aplicação de redes neurais artificiais (RNAs) na resolução de problemas complexos dos sistemas de energia elétrica serão abordados. Das diversas arquiteturas presentes na literatura serão destacadas as redes neurais Perceptron Multicamadas e ARTMAP nebulosa. Ambas as redes neurais serão utilizadas no ajuste dos parâmetros dos controladores ESP e POD para condições variadas de carregamento para dois sistemas teste. O equacionamento necessário para o desenvolvimento computacional do algoritmo de treinamento e teste destas redes será apresentado. As características positivas da RNA ARTMAP Nebulosa, tais como a garantia de estabilidade, convergência e rápido treinamento serão abordadas. Com isso, pretende-se explorar tais benefícios da aplicação da RNA ARTMAP Nebulosa propondo-a como alternativa à já consagrada RNA Perceptron Multicamadas e ao algoritmo retropropagação, comumente utilizado para seu treinamento.

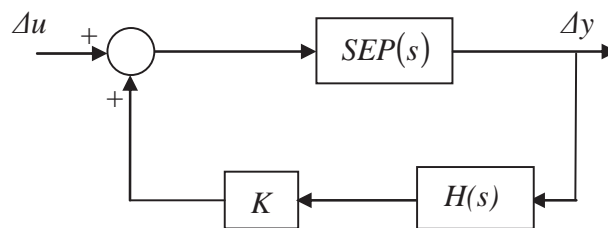
4.2 Método dos Resíduos

O segundo passo para o projeto de controladores para sistemas elétricos de potência multimáquinas é definir sua localização para instalação. A localização para qualquer controlador deve ser adotada buscando o máximo amortecimento ao modo oscilatório de interesse e mínimas interações com os modos restantes. Neste contexto o método dos resíduos

pode fornecer a localização tanto para os controladores ESP quanto para os controladores POD [31-33, 63].

Esta etapa do projeto dos controladores ESP e POD é baseada na obtenção dos resíduos da função de transferência em malha aberta (FTMA) entre a entrada (Δu) e a saída (Δy) dos controladores. Para isso considere que o sistema elétrico de potência é representado por uma função de transferência $SEP(s)$ e que $KH(s)$ seja a função de transferência do controlador a ser inserido, de acordo com a Figura 4.2.

Figura 4.2 – Função de Transferência do Sistema Elétrico de Potência com Controlador.



Fonte: Furini (2011).

O resíduo (R_{ijk}) obtido fornece informações sobre a controlabilidade e observabilidade do conjunto entrada-saída ($C_j - B_k$) para o controlador em um determinado autovalor (λ_i) de acordo com os autovetores direito (φ_i) e esquerdo (ψ_i) obtidos da matriz de estados do sistema, conforme apresentado na equação (4.1) [22]. Portanto, o maior resíduo fornecerá maior amortecimento ao modo de oscilação selecionado.

$$R_{ijk} = C_j \varphi_i \psi_i B_k \quad (4.1)$$

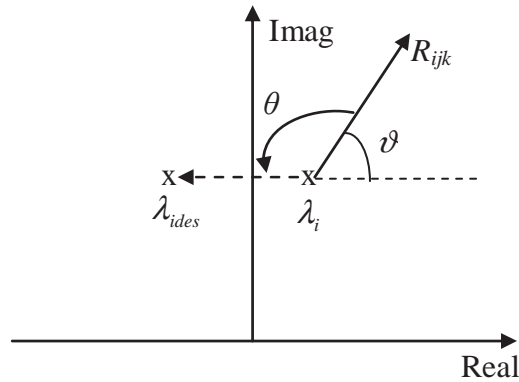
Desta forma, através da inclusão de um controlador é possível deslocar o autovalor (λ_i) para o semiplano esquerdo do plano complexo, de maneira que sua componente real se torne mais negativa. A equação (4.2) mostra a relação entre o deslocamento do autovalor e o seu correspondente resíduo [22].

$$\Delta \lambda_i = R_{ijk} (K H(\lambda_i)) \quad (4.2)$$

O projeto do controlador se resume a calcular as constantes de tempo $T_1=T_3$, $T_2=T_4$ e o ganho K de forma a introduzir a compensação de fase necessária ao deslocamento do autovalor de interesse, de acordo com o apresentado esquematicamente na Figura 4.3. Para

isso, considere que o ângulo a ser compensado pelo controlador seja θ , ω_i seja a frequência em rad/s do modo eletromecânico de interesse e que λ_{ides} a posição desejada para o autovalor, de forma que o conjunto de equações (4.3) fornece o procedimento para obtenção dos parâmetros do controlador [22].

Figura 4.3 – Deslocamento do Autovalor de Interesse de Acordo com o Método dos Resíduos.



Fonte: Furini (2011).

$$\begin{aligned} \theta &= 180^\circ - \arg(R_{ijk}) \\ \alpha &= \frac{1 - \text{sen}(\theta/2)}{1 + \text{sen}(\theta/2)} \\ T2 &= \frac{1}{\omega_i \sqrt{\alpha}}; \quad T1 = \alpha T2 \\ K &= \left| \frac{\lambda_{ides} - \lambda_i}{R_{ijk} H(\lambda_i)} \right| \end{aligned} \quad (4.3)$$

O amortecimento obtido para os modos oscilatórios de interesse será, individualmente, muito próximo ao desejado, uma vez realizado o ajuste dos controladores pelo método dos resíduos, descrito pelo conjunto de equações (4.3). Entretanto, das análises realizadas e da literatura especializada [69,70], nota-se que a inserção de amortecimento pode ser comprometida pela presença de zeros da FTMA dos controladores próximos aos polos referentes aos autovalores/modos oscilatórios de interesse. Este fato é brevemente abordado na seção seguinte.

4.3 Influência dos Zeros da FTMA no Projeto de Controladores Suplementares

O posicionamento dos zeros da FTMA de um controlador é determinante no comportamento do polo da função de transferência em malha fechada (FTMF) do sistema a ser controlado. Desta forma o posicionamento dos zeros da FTMA de um controlador está intimamente relacionado à facilidade ou dificuldade de controle sobre um sistema [28,69,70].

Como os polos da FTMF tendem a se deslocar para os zeros da FTMA quando o ganho tende ao infinito, é importante que haja uma boa distância entre os polos críticos e os zeros a fim de se obter um movimento adequado do autovalor de interesse com o aumento do ganho [12].

Se para uma dada localização do controlador no sistema, o conjunto entrada-saída fornecer boas condições de controlabilidade e observabilidade para o polo de interesse, esta localização será eficiente no amortecimento deste polo de acordo com o método dos resíduos. Observe que neste método foca-se o projeto no polo de interesse e nenhuma informação é obtida em relação aos zeros da FTMA. Em vista disso, em alguns casos, uma posição satisfatória obtida pelo método dos resíduos pode não fornecer amortecimento adequado devido ao mau posicionamento dos zeros da FTMA [71-73].

É importante salientar que, neste trabalho, os zeros são obtidos através das funções disponíveis na biblioteca do software MATLAB[®], sendo que o algoritmo utilizado é apresentado de maneira completa em [74].

Portanto, o posicionamento de zeros em uma determinada região do plano complexo pode limitar a eficácia do controlador projetado pelo método dos resíduos, ou seja, o amortecimento desejado poderá não ser obtido. Desta forma, uma nova localização para os controladores deve ser verificada até que o amortecimento obtido individualmente para cada modo oscilatório seja satisfatório [71-73].

4.4 Método *Decentralized Modal Control* - DMC

O objetivo principal deste trabalho é o ajuste coordenado dos controladores suplementares de amortecimento através da aplicação das Redes Neurais Artificiais. Para isso, um método clássico pode ser aplicado para a coleta de padrões para o treinamento das RNAs. Após a aplicação do método dos resíduos e verificação do posicionamento dos zeros da FTMA dos controladores aplica-se o método de ajuste DMC, sendo este baseado na coordenação da operação entre controladores POD e ESP. Este método possui como

equacionamento básico o posicionamento de polos em malha fechada, obtendo assim os parâmetros dos controladores através da resolução iterativa de equações não lineares [75,76]. Assim apresenta-se uma matriz $G(s)$, que represente a função de transferência em malha aberta do sistema a ser estudado, obtida da manipulação da equação (3.10) para o caso do ESP e equação (3.30) para o UPFC-POD para uma dada saída do sistema ($\Delta y = C_1 \Delta x + C_2 \Delta z$) conforme apresentado na equação (4.4).

$$G(s) = [C_1 \quad C_2] \begin{bmatrix} sI - J_{11} & -J_{12} \\ -J_{21} & -J_{22} \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} B_1 \\ B_2 \end{bmatrix} \quad (4.4)$$

Os controladores ESP e POD possuem a mesma estrutura e, portanto o mesmo equacionamento, assim pode-se definir uma matriz diagonal $[H(s)]$ de controle, composta pelas equações individuais de todos os controladores (h_i) de acordo com a equação (4.5).

$$h_i(s) = K_i \frac{sT_{wi}}{1 + sT_{wi}} \left(\frac{1 + sT_{1i}}{1 + sT_{2i}} \right)^2 \quad (4.5)$$

O comportamento dinâmico do sistema de energia elétrica, após a inclusão dos controladores, é analisado através dos autovalores (λ), obtidos da resolução da equação característica da função de transferência de malha fechada dada pela equação (4.6).

$$\det[I - G(s)H(s)]_{s=\lambda} = 1 \quad (4.6)$$

A inclusão de i controladores possibilita o posicionamento de i autovalores, especificando-se o coeficiente de amortecimento desejado para os autovalores de interesse, a constante de tempo *washout* (T_{wi}) e a constante de tempo de atraso de fase (T_{2i}) para os controladores, a qual é obtida pelo método dos resíduos (equação (4.3)). Assim, através do desenvolvimento em colunas do determinante apresentado na equação (4.6) é obtido um conjunto de equações não lineares, sendo utilizado o método de Newton-Raphson para sua solução, ou seja, a obtenção dos valores de ganho (K_i) e da constante de tempo (T_{1i}) que satisfaçam o posicionamento dos autovalores de interesse [77,78].

4.5 Redes Neurais Artificiais

Redes neurais artificiais simulam o comportamento do cérebro humano na solução de problemas de reconhecimento, aprendizado e diagnóstico. Para isso são compostas por várias camadas com inúmeras unidades de processamento (neurônios artificiais) altamente interligadas, caracterizando o processamento paralelo executado pelo cérebro humano [48, 49].

O procedimento realizado pela maioria das redes neurais artificiais para a solução de qualquer problema é composto de duas etapas, primeiramente a rede neural extrai informações sobre o processo a ser solucionado através de exemplos e após isso deve apresentar soluções coerentes para condições não conhecidas, ou seja, deve ser capaz de generalizar. Estas duas etapas apresentam as principais características motivadoras de utilização das redes neurais artificiais na resolução de problemas complexos, quais sejam, sua capacidade de aprendizado e generalização [55,79].

A interligação entre os neurônios, anteriormente descrita, é realizada por pesos sinápticos que descrevem o processo de aprendizagem e memória para o ser humano. Portanto, para que a rede neural artificial solucione eficientemente um problema proposto é necessário que esta aprenda o processo de resolução, ou seja, é necessário que esta rede seja treinada.

O tipo de treinamento utilizado para a aprendizagem das redes neurais artificiais é dividido em dois grupos principais: treinamento supervisionado e treinamento não supervisionado.

Para o treinamento não supervisionado utiliza-se somente um conjunto de entradas. Desta forma admite-se que a rede neural seja capaz de mapear as características principais do problema somente com as entradas fornecidas a ela; normalmente este treinamento é denominado de auto-organizável [48,49,80].

O treinamento supervisionado é composto por um conjunto de entradas e as suas respectivas saídas desejadas, ou seja, para este tipo de aprendizado tem-se a solução esperada para diversas condições de operação. Portanto, realiza-se um mapeamento das características inerentes aos conjuntos de entrada e saída desejada [48,49,80]. As redes neurais utilizadas neste trabalho, Perceptron Multicamadas e ARTMAP Nebulosa, utilizam o treinamento supervisionado como método de aprendizagem.

Ao fim do processo de treinamento a rede neural será capaz de fornecer soluções consistentes para condições de entrada não utilizadas no treinamento. Com isso, nota-se a

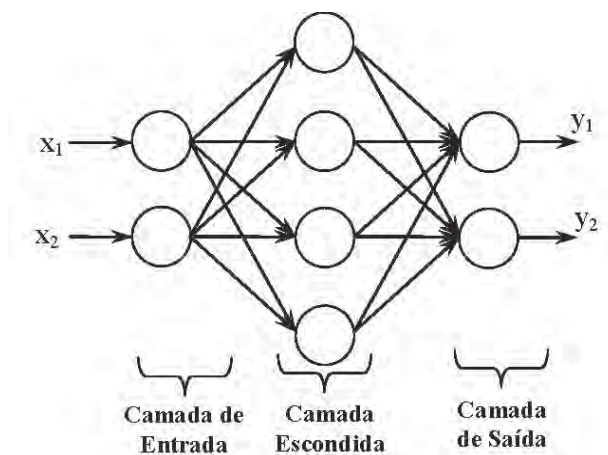
potencialidade de utilização das redes neurais artificiais, principalmente em problemas complexos onde a modelagem do sistema a ser observado/controlado não é conhecida ou muito trabalhosa. Todas as características descritas anteriormente habilitam o uso das redes neurais artificiais em sistemas elétricos de potência. Portanto, propõe-se a utilização de redes neurais artificiais no projeto de controladores para o amortecimento de oscilações eletromecânicas em sistemas elétricos de potência multimáquinas. Para isso as redes Perceptron Multicamadas e ARTMAP Nebulosa são utilizadas e serão apresentadas a seguir.

4.5.1 Rede Neural Artificial Perceptron Multicamadas

A RNA Perceptron Multicamadas é composta por camadas sucessivas de neurônios artificiais. Normalmente a estrutura desta rede possui uma camada de entrada, uma camada de saída e várias camadas escondidas, sendo que o número de camadas escondidas e o número de neurônios pertencentes a esta camada são determinados empiricamente, pois depende da complexidade do problema a ser resolvido [55,81]. Entretanto, para as camadas de entrada e saída normalmente adota-se como número de neurônios a dimensão dos vetores de entrada e saída respectivamente [82]. Além disso, as camadas são interligadas por pesos sinápticos que processam o nível de atividade existente entre a saída de uma camada para a entrada da camada subsequente.

A RNA Perceptron Multicamadas é classificada como uma rede *feedforward*, ou seja, os sinais aplicados à camada de entrada são progressivamente aplicados às camadas posteriores, conforme mostrado na Figura 4.4.

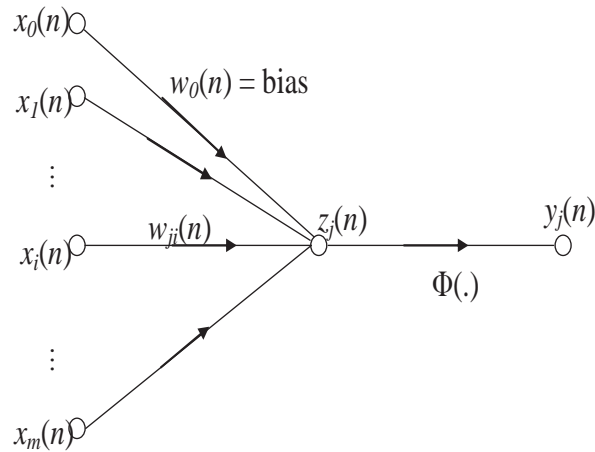
Figura 4.4 – Estrutura de uma Rede *Feedforward* com uma Camada Escondida.



Fonte: Furini (2011).

O processamento de dados envolvido em cada neurônio da rede neural pode ser entendido de acordo com o apresentado na Figura 4.5 no qual é descrito o grafo de fluxo de sinais do neurônio j .

Figura 4.5 – Grafo de Fluxo de Sinais na Interligação entre os Neurônios i e j .



Fonte: Furini (2011).

De acordo com a Figura 4.5 e considerando a interligação entre os neurônios i e j de camadas sucessivas, onde a entrada (x_i) é conectada ao neurônio j através de um peso sináptico w_{ji} , é possível definir o potencial de ativação (z_j) do neurônio j de acordo com a equação (4.7) para m entradas considerando o n -ésimo padrão de treinamento, onde w_0 é peso sináptico do limiar (*bias*) [48].

$$z_j(n) = \sum_{i=1}^m w_{ji}(n) x_i(n) + w_0 x_0 \quad (4.7)$$

Desta forma, a saída (y_j) do neurônio j é obtida de acordo com o potencial de ativação e sua função de ativação não linear (Φ), neste trabalho é utilizada a sigmóide, conforme mostrado na equação (4.8), sendo que μ define a inclinação da função sigmóide.

$$y_j(n) = \frac{1}{1 + \exp(-\mu \cdot z_j(n))} \quad (4.8)$$

Após a definição dos princípios básicos da RNA Perceptron Multicamadas, na

sequência será apresentado o algoritmo normalmente utilizado para o treinamento desta rede, denominado retropropagação [48,83].

4.5.1.1 Treinamento da RNA Perceptron Multicamadas – Algoritmo Retropropagação

Uma propriedade extremamente importante da RNA Perceptron Multicamadas é o aprendizado através de exemplos, constituídos de um conjunto de saídas desejadas para determinadas entradas. Trata-se, portanto, de um treinamento supervisionado. Desta forma, pode-se afirmar que o processo contínuo de apresentação do conjunto de entradas e saídas desejadas, até que a diferença entre as saídas reais dos neurônios e as desejadas se enquadrem em certa tolerância, é o processo de treinamento.

O algoritmo retropropagação é baseado na retropropagação do erro, ou seja, a correção dos pesos é feita no sentido da camada de saída para a camada intermediária e assim por diante. Este algoritmo é basicamente constituído de duas etapas, direta e reversa. Na etapa direta, através da inicialização aleatória dos pesos sinápticos e aplicação de entradas, são obtidas as saídas dos neurônios que são conseqüentemente comparadas às saídas desejadas. Desta forma, o erro entre as saídas deverá ser calculado (real x desejada) e caso este erro seja maior que uma tolerância pré-especificada, os pesos sinápticos devem ser ajustados, caracterizando a etapa reversa [48].

A função erro quadrático (E_Q) é minimizada de acordo com as saídas real (y_j) e desejada (d_j) para k saídas da RNA considerando o n -ésimo padrão de treinamento, conforme mostrado na equação (4.9) e apresentado na Figura 4.5.

$$E_Q(n) = \frac{1}{2} \sum_{j=1}^k (d_j(n) - y_j(n))^2 \quad (4.9)$$

Define-se como índice para o critério de parada o erro quadrático médio (E_{QM}) normalizado em função do total de n padrões de treinamento, de acordo com a equação (4.10) [56].

$$E_{QM} = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n E_Q(k) \quad (4.10)$$

O algoritmo converge se a diferença do E_{QM} entre duas épocas consecutivas é menor que certa tolerância ε previamente especificada, de acordo com a inequação (4.11). Uma época consiste no intervalo correspondente à apresentação de todos os ρ padrões de treinamento à camada de entrada da rede [48,49,82].

$$|E_{QM}(n+1) - E_{QM}(n)| \leq \varepsilon \quad (4.11)$$

A correção dos pesos sinápticos é imperativa caso a inequação (4.11) não seja satisfeita e realizada de acordo com o conjunto de equações (4.12), onde v é o gradiente local do neurônio j , η a taxa de treinamento e $y'(n)$ é a derivada da função de ativação sigmóide. É importante ressaltar que a equação (4.12.a) é aplicada aos pesos sinápticos interligados à camada de saída enquanto que a equação (4.12.b) aos demais pesos interligados às demais camadas, onde Ψ corresponde ao conjunto de neurônios da camada seguinte do neurônio j interligados ao neurônio j [56].

$$w_{ji}(n+1) = w_{ji}(n) + \Delta w_{ji}(n) = w_{ji}(n) + 2\eta v_j(n) x_i(n) \quad (4.12)$$

$$v_j(n) = (d_j(n) - y_j(n)) y'_j(n) \quad (4.12.a)$$

$$v_j(n) = y'_j(n) \sum_{k \in \Psi} v_k(n) w_{kj}(n) \quad (4.12.b)$$

É usual a introdução de um termo de aceleração do processo de treinamento, denominado termo *momentum* (β), evitando dessa forma a paralisia no processo de convergência do treinamento [49,84,85].

Desta forma, através da introdução deste termo na equação de adaptação dos pesos sinápticos é possível acelerar o processo de convergência do treinamento da rede neural e aumentar a estabilidade do processo de aprendizado. Portanto, a nova equação de adaptação de pesos é mostrada na equação (4.13).

$$w_{ij}(n+1) = w_{ij}(n) + \Delta w_{ij}(n) = w_{ij}(n) + 2\eta(1 - \beta)v_j x_i + \beta \Delta w_{ij}(n-1) \quad (4.13)$$

4.5.1.2 Considerações ao Treinamento da RNA Perceptron Multicamadas – Algoritmo Retropropagação

O desenvolvimento do algoritmo de treinamento da RNA Perceptron Multicamadas foi muito importante para a intensificação das pesquisas atuais na área de redes neurais artificiais, pois renovou o interesse de vários pesquisadores. Entretanto notam-se algumas limitações, principalmente o tempo de treinamento e a ocorrência de demasiados mínimos locais [83].

A inclusão do termo *momentum*, o qual acelera o processo de treinamento, constitui uma melhora ao processo de treinamento original [56]. Além disso, outras estratégias podem ser utilizadas na melhoria do algoritmo Retropropagação, tais como a incorporação de controladores nebulosos no ajuste da taxa de treinamento [86]. Entretanto, as melhorias obtidas com tais modificações não são satisfatórias, pois as limitações não são eliminadas.

A utilização do gradiente descendente ocasiona o surgimento de vários mínimos locais e vales na superfície de erro do algoritmo de treinamento, com isso, a rede pode finalizar seu treinamento sem obter os resultados exigidos e esperados, ocasionando várias oscilações na resposta devido à uma convergência lenta do algoritmo de treinamento [56,82]. Além disso, pode ocorrer paralisia no processo de adaptação dos pesos, pois a saída da função sigmóide pode ser muito alta (muito próxima à 1 ou 0), ocasionando altos valores para os pesos sinápticos caracterizando a saturação do ajuste dos pesos [82,87].

Outro fator limitante ao processo de treinamento é que os pesos iniciais devem possuir valores randômicos, pois a iniciação com valores nulos limita a convergência do algoritmo [88]. Com isso a solução final apresentada pela rede possui grande dependência dos valores utilizados na iniciação dos pesos.

Visando a eliminação das características negativas do treinamento da RNA Perceptron Multicamadas é que se propõe a utilização da rede neural ARTMAP Nebulosa. A seguir serão apresentados os conceitos básicos e a formulação necessária ao desenvolvimento desta rede.

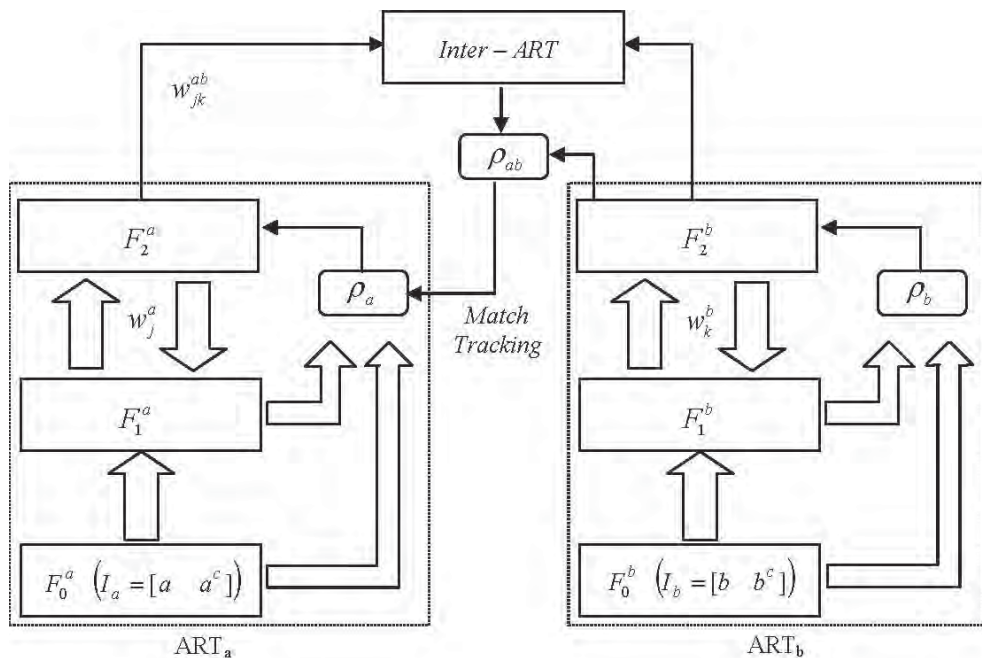
4.5.2 Rede Neural Artificial ARTMAP Nebulosa

A rede neural artificial ARTMAP Nebulosa é uma arquitetura baseada na teoria da ressonância adaptativa (*Adaptive Resonance Theory* - ART) e pertence à família das redes neurais ART [89]. Sua principal característica de atuação é o agrupamento de todas as entradas em classes, as quais são criadas durante o processo de treinamento. Desta forma a convergência do processo de treinamento é estável e rápida. Outra característica positiva da

família de redes ART é a preservação da plasticidade, ou seja, aprender continuamente sem comprometer as informações anteriormente obtidas [58].

Portanto, a RNA ARTMAP nebulosa realiza o reconhecimento de entradas arbitrárias em classes através de um processo de auto-organização. A aprendizagem obtida por essa rede é realizada por um processo de treinamento supervisionado. Desta forma, apresenta-se na Figura 4.6 a estrutura desta rede neural, a qual é composta de dois módulos nebulosos ART (ARTa e ARTb), os quais recebem e classificam as entradas (I_a) e saídas desejadas (I_b) respectivamente, e um módulo Inter-ART que verifica o casamento das entradas e saídas (binárias ou analógicas) em uma determinada classe [90].

Figura 4.6 - Estrutura da rede neural ARTMAP nebulosa.



Fonte: Furini (2011).

A seguir serão apresentados os procedimentos para treinamento e os principais componentes da RNA ARTMAP nebulosa [91-93].

4.5.2.1 Parâmetros Fundamentais

Os parâmetros fundamentais para definição no processo de aprendizagem e diagnóstico de uma RNA ARTMAP nebulosa são:

- O parâmetro de escolha ($\chi > 0$): que atua na seleção de categorias;
- O parâmetro taxa de treinamento ($\tau \in [0, 1]$): que controla a velocidade de adaptação dos pesos sinápticos;
- Os parâmetros de vigilância (ρ_a, ρ_b e $\rho_{ab} \in [0, 1]$) para os módulos ARTa, ARTb e Inter-ART respectivamente. Estes parâmetros controlam a ressonância da rede, definindo o número de classes.

4.5.2.2 Módulos ARTa e ARTb

Cada módulo ART é composto de três camadas: F_0 (camada de entrada), que recebe os padrões de entrada atuais; F_1 (camada de comparação), responsável pela diversificação das entradas advindas de F_0 ; e F_2 (camada de reconhecimento), que realiza o armazenamento em classes.

Os dados (I) fornecidos para a camada F_0 estão na forma de codificação de complemento, ou seja, $I_a = [a \ a^c]$ e $I_b = [b \ b^c]$, no qual $a^c = 1 - a$.

As camadas F_1 e F_2 são interligadas por pesos sinápticos (w_{ja} para ARTa e w_{kb} para ARTb), que representam a ativação de uma determinada categoria em F_2 . Todos os pesos possuem valor inicial igual a 1, portanto durante o processo de treinamento estes pesos são decrescidos, caracterizando a estabilidade do processo de treinamento. Os pesos anteriormente descritos são utilizados no processo de escolha da categoria, sendo que para cada vetor de entrada (I) em F_1 e nó j de F_2 é possível definir a função de escolha T_j de acordo com a equação (4.14).

$$T_j = \frac{|I \wedge w_j|}{\chi + |w_j|} \quad (4.14)$$

Na equação (4.14) \wedge é o operador nebuloso AND. A escolha da categoria é efetuada de acordo com o critério mostrado na equação (4.15), onde J é o nó ativo de F_2 .

$$J = \arg \max T_j \quad (4.15)$$

Por fim a ressonância ocorre se o critério de vigilância apresentado na equação (4.16) for satisfeito para o nó ativo J .

$$\frac{|I \wedge w_J|}{I} \geq \rho \quad (4.16)$$

Caso o critério de vigilância apresentado na equação (4.16) não seja satisfeito, ocorre o *reset*, no qual a função de escolha para o nó ativo J é anulada e o processo continua até que uma nova categoria J satisfaça o critério da equação (4.16). Ao fim do processo de ressonância nos módulos ARTa e ARTb faz-se necessário verificar o casamento das categorias de ambos os módulos, o qual é realizado pelo módulo Inter-ART.

4.5.2.3 Módulo Inter-ART

Conforme descrito anteriormente este módulo é responsável pelo casamento de informações entre os módulos ART, ou seja, verifica se a entrada representada pela categoria ativa (J) do módulo ARTa corresponde à saída desejada representada pela categoria ativa (K) do módulo ARTb. Este processo é realizado pelo critério denominado *Match Tracking* descrito pela equação (4.17).

$$\frac{|y^b \wedge w_{JK}^{ab}|}{|y^b|} \geq \rho_{ab} \quad (4.17)$$

Na equação anterior y^b representa o vetor de atividade do módulo ARTb, ou seja representa a categoria ativa da saída desejada. Este vetor, inicialmente nulo, obtém o valor unitário na posição que caracteriza a ressonância para uma determinada categoria.

Caso o critério proposto pela equação (4.17) não seja satisfeito, uma nova categoria do módulo ARTa deve ser escolhida e introduzida no processo de treinamento até que este critério seja satisfeito.

4.5.2.4 Aprendizado – Adaptação dos Pesos

Depois de satisfeitos os processos de ressonância para os módulos ARTa e ARTb e o

critério *Match Tracking* para o módulo Inter-ART é realizada a adaptação dos pesos sinápticos w_J^a , w_K^b e w_{JK}^{ab} de acordo com a equação (4.18).

$$\begin{aligned}
 w_J^{a \text{ novo}} &= \tau(I \wedge w_J^{a \text{ velho}}) + (1 - \tau)w_J^{a \text{ velho}} \\
 w_K^{b \text{ novo}} &= \tau(I \wedge w_K^{b \text{ velho}}) + (1 - \tau)w_K^{b \text{ velho}} \\
 w_{JK}^{ab \text{ novo}} &= 1
 \end{aligned}
 \tag{4.18}$$

$$w_{JK}^{ab \text{ novo}} = 0 \quad \text{se } j \neq J \text{ e } k \neq K$$

A adaptação dos pesos é a última etapa do processo de treinamento da RNA ARTMAP nebulosa.

O fluxograma da Figura 4.7, apresenta as etapas para o treinamento da RNA ARTMAP nebulosa, no qual fica mais evidente os conceitos e formulações definidas anteriormente [80].

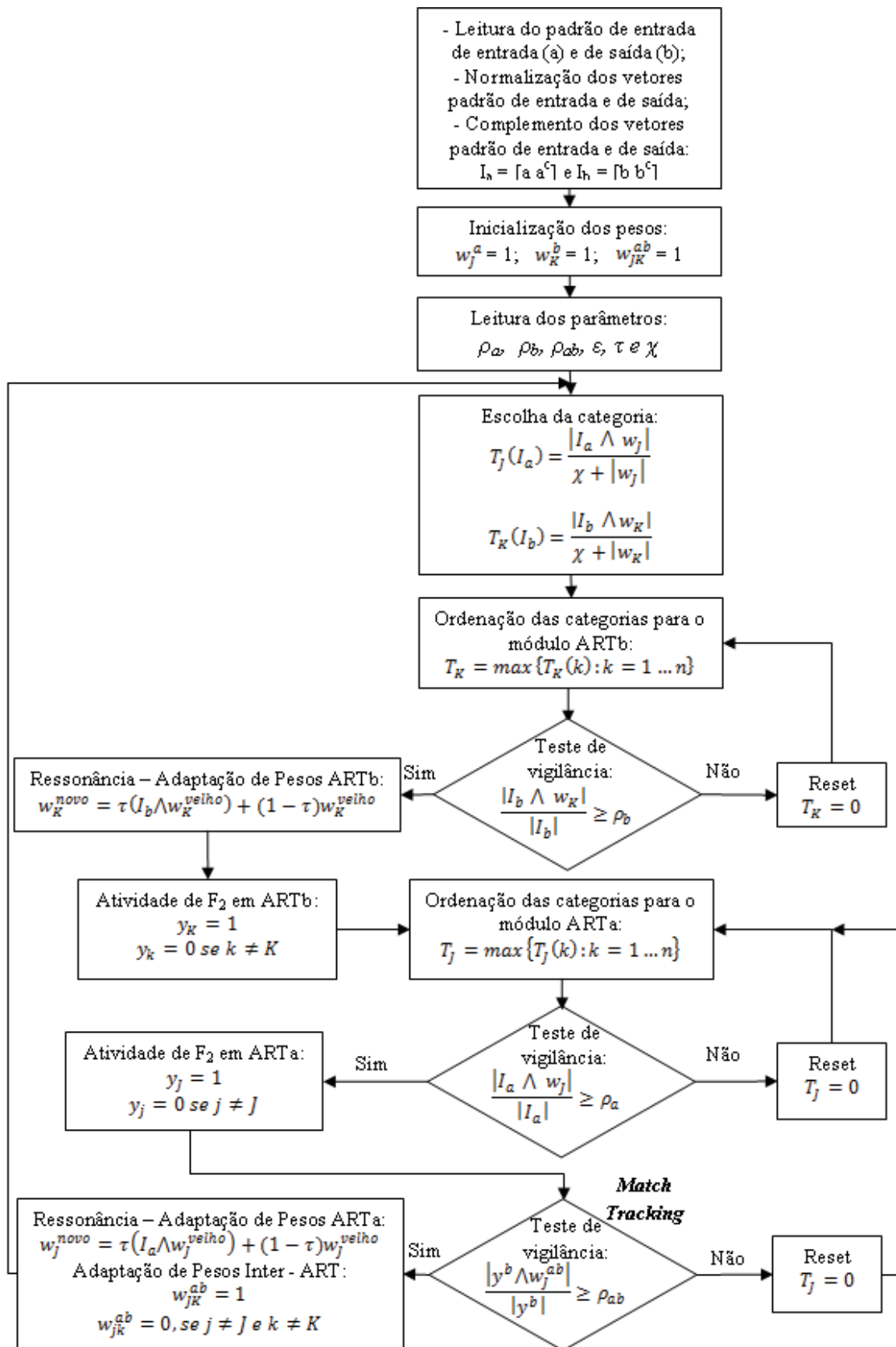
4.5.2.5 Considerações ao Treinamento da RNA ARTMAP nebulosa

Nota-se do processo de treinamento desta rede neural que não ocorre um processo de minimização de erros, tal como realizado pelo algoritmo Retropropagação o qual é baseado no gradiente descendente. Com isso, a escolha dos parâmetros para especificação é de fundamental importância para a extração de características dos dados de treinamento e para a consequente geração de categorias coerentes [91].

A iniciação dos pesos sinápticos é feita adotando como valor inicial 1, e com isso ao longo do processo de treinamento estes pesos vão decrescendo, o que impede a saturação do processo de adaptação dos pesos. Desta forma a convergência do processo de treinamento é garantida e isto ocorre de maneira mais rápida quando comparada à RNA Perceptron Multicamadas treinada pelo algoritmo Retropropagação [90,92].

A RNA ARTMAP Nebulosa é capaz de fornecer soluções mesmo para eventos raros, distintos dos utilizados durante o processo de treinamento. Desta forma através do processo de *Match Tracking*, uma nova categoria é criada pela rede, caracterizando a plasticidade, ou seja, capacidade de aprender continuamente [58].

Figura 4.7 – Fluxograma do Processo de Treinamento da Rede Neural ARTMAP nebulosa.



Fonte: Adaptada de Lopes (2005).

Entretanto, quando um evento raro é apresentado à RNA Perceptron Multicamadas o processo de generalização é comprometido, pois a capacidade de extrapolação na resposta fornecida por esta rede não é eficaz, e assim este evento raro não é armazenado no processo de aprendizagem desta RNA.

Além das características anteriormente descritas o processo de aprendizado da RNA ARTMAP nebulosa não é significativamente afetado pelo aumento do número de padrões de entrada que definem a base de dados, utilizada para o treinamento.

4.6 Conclusões

Neste capítulo foram apresentadas todas as etapas do processo aplicado neste trabalho para o ajuste dos parâmetros dos controladores suplementares de amortecimento. Inicialmente foi abordado o método dos resíduos, o qual será utilizado para localização e ajuste individual dos controladores ESP e POD no sistema elétrico de potência.

A ineficiência do amortecimento obtido em alguns casos para os modos de interesse após a aplicação do método dos resíduos foi abordada. Esta limitação no amortecimento inserido é devido ao mau posicionamento dos zeros da FTMA de cada controlador. Uma vez detectada a ineficiência na introdução de amortecimento deve-se adotar uma nova localização para o controlador em questão. Entretanto, se o amortecimento obtido anteriormente for satisfatório aplica-se o método de ajuste coordenado *Decentralized Modal Control* – DMC, o qual será utilizado para geração da base de dados para treinamento de ambas as redes neurais utilizadas neste trabalho.

Devido ao vasto conteúdo sobre redes neurais artificiais na literatura abordaram-se conceitos primordiais à sua aplicação na resolução de problemas complexos. As principais características que motivam a utilização de redes neurais, ou seja, sua capacidade de aprendizagem e generalização, em problemas de sistemas de energia elétrica foram apresentadas.

O processo de especificação das características principais das redes neurais artificiais Perceptron Multicamadas e ARTMAP nebulosa e a formulação necessária à implementação computacional do treinamento de ambas as redes foram apresentados.

As características positivas da RNA ARTMAP nebulosa em relação à RNA Perceptron Multicamadas (utilizando o algoritmo Retropropagação) foram evidenciadas. Principalmente destacou-se que seu treinamento é auto-organizável, o que é a garantia de uma rápida convergência do processo de treinamento.

Do exposto pretende-se utilizar essas duas redes neurais no ajuste dos parâmetros dos controladores ESP e POD visando a garantia da estabilidade a pequenas perturbações de sistemas de energia elétrica multimáquinas para diversas condições de carregamento. No capítulo seguinte são apresentados resultados comparativos entre as duas arquiteturas de redes utilizando dois sistemas teste. Com isso pretende-se validar o uso da RNA ARTMAP nebulosa no projeto coordenado de controladores suplementares de amortecimento.

5. Resultados e Simulações

5.1 Introdução

Neste Capítulo serão apresentados os resultados, simulações e consequentes análises do comportamento dinâmico de dois sistemas multimáquinas teste, com foco na influência da inclusão de controladores ESP e POD, cujos parâmetros são ajustados pelas redes neurais artificiais apresentadas no Capítulo anterior.

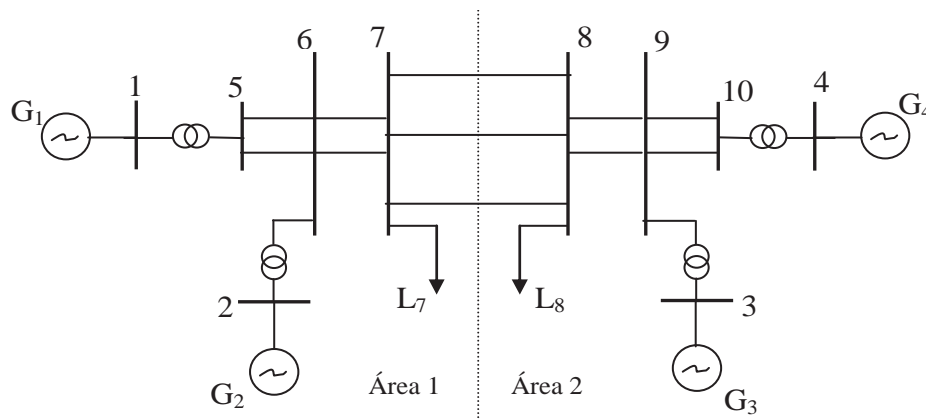
Toda modelagem, ou seja, MSP multimáquinas com os controladores ESP e POD para o dispositivo FACTS UPFC, bem como a implementação computacional das redes neurais artificiais Perceptron Multicamadas (RNA-PM) e ARTMAP Nebulosa (RNA-AN) foi realizada utilizando-se o software MATLAB[®].

Pretende-se, com os resultados a serem apresentados, comparar a atuação da RNA-AN com a proporcionada pela RNA-PM, deste modo validando sua utilização no projeto coordenado de controladores suplementares.

5.2 Sistema Simétrico de Duas Áreas

O sistema multimáquinas simétrico de duas áreas, cujo diagrama unifilar é apresentado na Figura 5.1 foi proposto para se estudar os fatores que influenciam os modos interárea de oscilação [2].

Figura 5.1 – Diagrama Unifilar do Sistema Simétrico de Duas Áreas.



Fonte: Furini (2011).

Trata-se de um sistema simétrico, composto por 2 áreas, 4 geradores, 10 barras e 9 linhas de transmissão. Os dados dos geradores, barras, linhas de transmissão e fluxo de potência para o caso base são mostrados no Apêndice II [94]. É importante ressaltar que a resolução do fluxo de potência não faz parte do escopo deste trabalho e para seu cálculo foi utilizada a ferramenta computacional de acesso livre MATPOWER[®], disponível em [95].

De acordo com a Figura 5.1 nota-se a existência de duas áreas, sendo estas conectadas por três linhas de transmissão paralelas longas, ou seja, com alta reatância indutiva. Este fato contribui para a falta de amortecimento do sistema, ocasionando instabilidade, pois como pode ser verificado a partir dos autovalores dominantes apresentados na Tabela 5.1 para o caso base, o modo interárea possui coeficiente de amortecimento negativo.

Tabela 5.1 – Autovalores Dominantes, Frequência e Coeficientes de Amortecimento (ζ).

Autovalores	Frequência (Hz)	ζ (pu)
$-0,2356 \pm j 6,2956$ (Local 1)	1,0026	0,0374
$-0,1585 \pm j 5,8779$ (Local 2)	0,9358	0,0270
$0,0460 \pm j 4,1382$ (Interárea)	0,6587	-0,0111

Para solucionar o problema da instabilidade é necessária a inclusão de fontes adicionais de amortecimento ao sistema, e isto pode ser realizado tanto pela inclusão de ESP quanto pelo dispositivo FACTS UPFC equipado com controlador POD. Desta forma, ambas as possibilidades serão exploradas e analisadas. Conforme descrito no Capítulo 4, após a verificação dos autovalores dominantes, o próximo passo para o projeto de controladores para o amortecimento de oscilações eletromecânicas é a determinação do seu local de instalação.

5.2.1 Localização dos Controladores ESP e POD

A determinação do local de instalação destes controladores está condicionada aos sinais de entrada e realimentação ao sistema, utilizados para cada controlador, pois se adotou a filosofia de utilização de sinais locais para fornecimento de amortecimento. Assim, o ESP processa o sinal de velocidade angular enquanto que o POD processa o sinal fluxo de potência ativa na linha de instalação do dispositivo FACTS UPFC.

O local de inclusão destes controladores deve ser selecionado de forma que os sinais de entrada possuam uma alta observabilidade dos modos oscilatórios de interesse (neste caso

o modo interárea), e que os sinais de realimentação ao sistema possuam uma eficaz controlabilidade destes modos. Os resíduos da função de transferência em malha aberta (FTMA) dos controladores podem fornecer estas informações de maneira simultânea. A Tabela 5.2 apresenta o módulo dos resíduos associados às possíveis localizações do ESP no sistema teste.

Tabela 5.2 – Módulo dos Resíduos Associados às Possíveis Localizações do ESP.

	Gerador 1	Gerador 2	Gerador 3	Gerador 4
Resíduos (pu)	0,01491	0,00848	0,00384	0,01019

De acordo com os resíduos apresentados na Tabela 5.2 nota-se que os geradores 1 e 4 possuem os maiores resíduos e, portanto podem fornecer maior amortecimento ao modo interárea para um mesmo valor de ganho, sendo estas as duas possibilidades consideradas para análise.

Utilizando um procedimento semelhante ao realizado para o ESP é possível obter o módulo dos resíduos associados às possíveis localizações do UPFC equipado com controlador POD no sistema de transmissão de acordo com o apresentado na Tabela 5.3.

Tabela 5.3 – Módulo dos Resíduos associados às Possíveis Localizações do UPFC-POD.

Linhas de Transmissão	5-6	6-7	7-8	9-8	10-9
Resíduos (pu)	3,2531	12,464	11,728	10,021	2,8538

As linhas de transmissão (LTs) entre as barras 6-7, 7-8 e 9-8 apresentam resíduos com valores próximos para inclusão do UPFC com POD. Entretanto, somente a LT entre as barras 7-8 é eficaz no amortecimento do modo interárea. Este fato ocorre devido à presença de um zero (z) da FTMA muito próximo ao polo (λ) associado ao modo interárea quando se considera a instalação do UPFC nas LTs entre as barras 6-7 e 9-8.

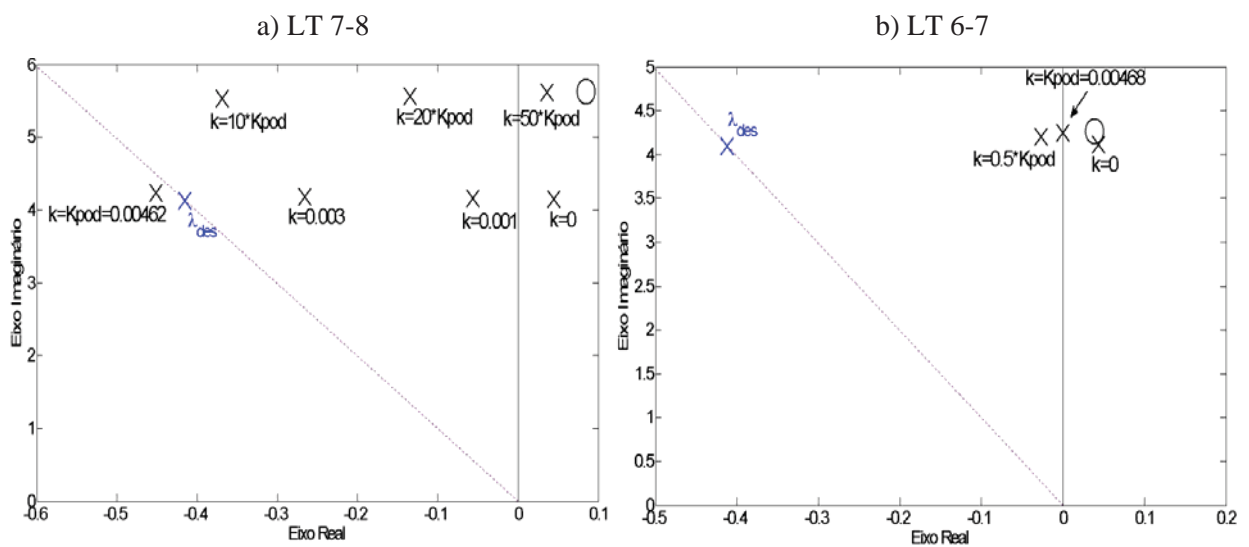
Sabe-se que uma má separação entre os polos e zeros da FTMA de um controlador impede o deslocamento e introdução de amortecimento ao modo de interesse, mesmo com altos valores de resíduos [12,28,69]. Este fato ocorre principalmente quando se utiliza controladores com sinais de entrada tais como fluxo de potência, corrente elétrica e tensão [70]. A Tabela 5.4 apresenta a distância ($|\lambda-z|$) entre o polo (modo interárea) e o zero mais próximo para as LTs entre as barras 6-7, 7-8 e 9-8.

Tabela 5.4 – Distância entre o Polo (Modo Interárea) e o Zero mais Próximo da FTMA.

Linhas de Transmissão	6-7	7-8	9-8
$ \lambda-z $	0,1440	1,4800	0,117

Nota-se da Tabela 5.4 que a separação entre o polo e o zero para a LT entre as barras 7-8 é dez vezes maior que as LTs entre as barras 6-7 e 9-8. Este fato proporciona um bom aproveitamento do projeto do controlador POD para a LT entre as barras 7-8, pois a localização do modo interárea, obtida com a introdução do controlador projetado pelo método dos resíduos, é muito próxima ao local desejado (λ_{des}) durante a fase de projeto. Este fato pode ser observado a partir da Figura 5.2 onde é apresentada a localização do polo e do zero em função da variação do ganho de projeto do controlador (K_{pod}) para as LTs entre as barras 6-7 e 7-8.

Figura 5.2 – Localização e Deslocamento do Polo e Zero devido ao Aumento do Ganho do POD.



Fonte: Furini (2011).

De acordo com a Figura 5.2 nota-se claramente a diferença entre a separação do polo e do zero da FTMA ($k = 0$) do controlador POD para as diferentes linhas de transmissão. Com o UPFC equipado com POD instalado na LT entre as barras 7-8 (Figura 5.2.a) o polo é posicionado muito próximo ao local desejado na fase de projeto. Entretanto, para o caso da LT entre as barras 6-7 (Figura 5.2.b) nota-se o mínimo deslocamento obtido para o polo de interesse, ficando este muito distante ao local desejado. O posicionamento e deslocamento do polo de interesse e do zero da FTMA do controlador a ser instalado na LT entre as barras 9-8 possui comportamento idêntico ao da LT entre as barras 6-7. Portanto, para o caso de

instalação do UPFC equipado com controlador POD será considerada a LT entre as barras 7-8 a melhor localização.

É importante ressaltar que os controladores ESPs não apresentaram problemas quanto à separação de polos e zeros da FTMA, devido ao uso do sinal de entrada velocidade angular.

Portanto são definidos três casos de análise para introdução de amortecimento ao sistema simétrico da Figura 5.1, destacados a seguir:

- Caso 1: ESP no gerador 1;
- Caso 2: ESP no gerador 4;
- Caso 3: UPFC equipado com POD na LT entre as barras 7-8.

Após definidos os locais para instalação dos controladores passa-se à coleta dos dados para posterior treinamento das redes neurais.

5.2.2 Obtenção da Base de Dados para Treinamento das Redes Neurais Artificiais

A coleta de dados (padrões de treinamento) que represente significativamente o processo a ser mapeado entre as entradas e saídas desejadas pelas redes neurais é de extrema importância para sua eficaz atuação. Neste trabalho os dados para treinamento são obtidos através do método iterativo *Decentralized Modal Control* (DMC) baseado na teoria de controle clássico, através do posicionamento de polos [75,76].

Conforme descrito anteriormente os padrões de treinamento (entrada e saída para as redes neurais) devem mapear o problema a ser solucionado, sendo neste caso o ajuste dos parâmetros dos controladores ESP e POD. Portanto as saídas desejadas para ambas as redes neurais são as constantes de tempo dos blocos *lead-lag* T_1 e T_2 e o ganho de cada controlador K , de modo a fornecer um coeficiente de amortecimento (ζ) de 0,1 para todos os casos de análise. As entradas para ambas as redes neurais foram definidas considerando as variáveis que possuíam maior sensibilidade às variações no ponto de operação do sistema em questão. Observou-se que as variações da potência ativa gerada pela máquina 4 (ΔP_{G4}), a qual se encontra conectada à barra *slack* do sistema, e as variações do fluxo de potência reativa na LT entre as barras 7-8 (ΔQ_{78}), sofrem grande modificações devido à variação do ponto de operação. Portanto, estes sinais são utilizados como entradas para todas as redes neurais.

Foram consideradas variações, a maior e a menor, tanto nas cargas ativas quanto nas

cargas reativas. Faz-se necessária tais variações, pois a atuação dos controladores convencionais ESP (ajustados por métodos clássicos) possui desempenho bastante inferior quando da mudança da energia reativa fornecida ou consumida pelos geradores [52].

Inicialmente foram coletados 120 padrões de treinamento para o Caso 1, 90 padrões para o Caso 2 e 110 padrões para o Caso 3, onde cada padrão de treinamento corresponde a uma condição de operação não necessariamente factível para o sistema de energia elétrica. Entretanto, notou-se que a RNA-PM não é capaz de diferenciar pontos de operação semelhantes quanto à entrada da rede neural, porém distintos quanto à saída. Para ilustrar melhor este fato considere o seguinte exemplo observado na coleta de dados para o Caso 1 (que ocorre também para os outros casos): acréscimos na carga ativa da barra 7 e na carga reativa da barra 8 ocasionam comportamentos semelhantes para as entradas (ΔP_{G4} e ΔQ_{78}) utilizadas para as redes neurais, entretanto suas saídas (T_1 , T_2 e K) possuem comportamentos distintos.

A utilização de todos os padrões de treinamento para a RNA-PM não é possível, devido à sua limitação, demonstrada anteriormente (seu processo de treinamento não converge). Observou-se aqui a primeira vantagem da RNA-AN, pois esta é eficaz na diferenciação dos pontos de operação anteriormente descritos. Devido à sua capacidade de classificação e organização em categorias de eventos raros, todos os padrões de treinamento obtidos para cada Caso poderiam ser utilizados pela RNA-AN com eficaz diferenciação entre as condições de operação distintas (este fato será apresentado posteriormente).

Para a utilização da RNA-PM faz-se necessária a seleção dos dados coletados para evitar conflitos, como o apresentado anteriormente. É evidente que, para a devida comparação entre a atuação da RNA-AN e a atuação da RNA-PM, os mesmos padrões de treinamento são utilizados. Portanto, a quantidade de padrões utilizados para ambas as redes neurais e para os Casos 1 e 2 foi de 60 padrões enquanto que para o Caso 3 foi de 40 padrões.

5.2.3 Definição da Estrutura e Parâmetros das Redes Neurais Artificiais

Para cada caso (Casos 1, 2 e 3) de estudo de possibilidade de introdução de amortecimento é definida uma RNA-PM e uma RNA-AN com o objetivo de avaliar a atuação de cada controlador.

A seguir são apresentados os procedimentos para definição da estrutura e dos parâmetros de cada rede neural.

5.2.3.1 RNA-PM

A eficaz atuação da RNA-PM é dependente da estrutura e dos parâmetros utilizados durante o seu processo de treinamento. Portanto, necessita-se a definição empírica de sua estrutura, a qual através de diversos e exaustivos testes adotou-se 3 camadas de neurônios para todos os casos a serem analisados, ou seja, uma camada de entrada, uma camada de saída e uma camada intermediária (escondida). Além da definição do número de camadas é necessária a definição do número de neurônios de cada camada, sendo obtidos através de testes e adotando o procedimento descrito em [82], 2 neurônios para a camada de entrada, 3 neurônios para a camada de saída e 3 neurônios para a camada escondida. A mesma estrutura foi utilizada para todos os casos de análise.

Os parâmetros fundamentais da RNA-PM utilizados para o treinamento através do algoritmo Retropropagação foram definidos novamente através de inúmeros testes, onde para todos os casos de análise utilizou-se taxa de treinamento (η) de 0,6, termo *momentum* (β) de 0,8, tolerância (ε) de 10^{-9} e os pesos foram iniciados randomicamente no intervalo [0,1].

5.2.3.2 RNA-AN

De maneira semelhante à RNA-PM, a atuação da RNA-AN é dependente dos parâmetros a serem utilizados durante a fase de treinamento. Entretanto, a estrutura desta rede neural não necessita ser definida empiricamente pelo usuário, onde somente o número de neurônios da camada F_2 é definido de acordo com o número de padrões de entrada, pois estes neurônios representam o número de possíveis categorias criadas durante o processo de treinamento da RNA-AN. Portanto, para os Casos 1 e 2 a camada F_2 terá 60 neurônios enquanto que para o Caso 3, 40 neurônios.

Neste trabalho é exigido à RNA-AN uma grande diferenciação dos padrões de treinamento coletados, pois estes representam pontos de operação distintos. Em vista disso definem-se altos valores para os parâmetros de vigilância ($\rho_a = 0.9$; $\rho_b = 1$; e $\rho_{ab} = 0.95$), com parâmetro de escolha ($\chi = 0,1$) e treinamento rápido ($\tau = 1$). Estes valores foram adotados para todos os Casos de análise.

Uma vez definida a estrutura para ambas as redes neurais a seguir serão apresentados os resultados comparativos entre as possibilidades de introdução de amortecimento ao modo interárea, representadas pelos Casos 1, 2 e 3 e também análises comparativas da atuação das

RNAs PM e AN.

5.2.4 Desempenho dos Controladores ESP – Casos 1 e 2

O processo de treinamento para as redes neurais artificiais demanda a maior parte do tempo para a utilização desta técnica em aplicações para sistema de energia elétrica. A vantagem é que, uma vez treinadas, suas respostas para aplicações *on-line* são imediatas. A Tabela 5.5 apresenta os tempos decorridos para o treinamento das redes neurais RNA-PM e RNA-AN para os Casos 1 e 2. Utilizou-se um processador AMD de 1,6 GHz com 1 GB de memória RAM.

Tabela 5.5 – Tempo (segundos) Decorrido para Treinamento das Redes Neurais.

Casos	RNA-PM	RNA-AN
1	4,6	0,297
2	6,01	0,125

Conclui-se após a análise dos dados mostrados na Tabela 5.5 que o tempo de treinamento da RNA-AN é muito menor do que o necessário para a RNA-PM para os mesmos padrões de treinamento. Observa-se aqui mais uma vantagem da utilização desta rede neural (RNA-AN), e, além disso, o aumento dos padrões de treinamento não ocasiona grande aumento no tempo decorrido para seu processo de aprendizado [91].

Efetuada-se o projeto pelo método convencional (DMC) e utilizando as redes neurais (RNA-PM e RNA-AN) é possível obter os parâmetros do ESP para os Casos 1 e 2 considerando o ponto de operação base (Caso Base) de acordo com o mostrado na Tabela 5.6.

Tabela 5.6 – Parâmetros dos Controladores obtidos pelo DMC e Redes Neurais para os Casos 1 e 2.

Parâmetros	Caso 1 – ESP no Gerador 1			Caso 2 – ESP no Gerador 4		
	DMC	RNA-PM	RNA-AN	DMC	RNA-PM	RNA-AN
T_1 (s)	0,56051	0,56649	0,57352	0,74173	0,77486	0,74579
T_2 (s)	0,21073	0,20895	0,20992	0,20659	0,21302	0,20741
K (pu)	5,7762	5,8948	5,7884	3,8347	3,7215	3,8223

De acordo com os parâmetros apresentados na Tabela 5.6 observa-se que ambas as redes neurais fornecem ajustes muito próximos dos fornecidos pelo método convencional

(DMC). Evidentemente o amortecimento inserido ao modo interárea também é semelhante. Este fato era esperado, pois o ajuste convencional (DMC) considera o ponto de operação base para obtenção dos parâmetros dos controladores. Entretanto, o grande diferencial da utilização de redes neurais é sua capacidade de generalização, ou seja, sua atuação coerente em condições de operação distintas das utilizadas durante o processo de treinamento. Portanto, considere uma condição de carregamento onde as cargas ativa e reativa da barra 7 sofrem diminuição de 10% e 100% respectivamente. Para esta nova condição de operação os parâmetros obtidos para os controladores com as redes neurais RNA-PM e RNA-AN são apresentados na Tabela 5.7. É importante lembrar que os parâmetros dos controladores ajustados pelo método convencional são fixos e não mudam de acordo com a variação do carregamento do sistema.

Tabela 5.7 – Parâmetros dos Controladores obtidos pela RNA-PM e RNA-AN para os Casos 1 e 2 (Variações de Carregamento na Área 1).

Parâmetros	Caso 1 – ESP no Gerador 1		Caso 2 – ESP no Gerador 4	
	RNA-PM	RNA-AN	RNA-PM	RNA-AN
T_1 (s)	0,74241	0,70764	0,77486	0,84364
T_2 (s)	0,2095	0,20937	0,21302	0,22129
K (pu)	3,5508	3,854	3,7215	3,7793

De acordo com os dados apresentados na Tabela 5.7 nota-se que para o Caso 1 os parâmetros obtidos pelas redes neurais sofreram variações significativas, em relação aos obtidos para o caso base (ver Tabela 5.6), enquanto que para o Caso 2 tais parâmetros não sofreram grande mudança, sendo que para o caso da RNA-PM foram obtidos os mesmos do ponto de operação base. Este fato pode ser explicado pela localização dos controladores ESPs no sistema de energia elétrica. Para o Caso 1 o ESP é instalado na área 1, enquanto que para o Caso 2 é instalado na área 2. Nota-se que a condição de operação considerada distingue da operação base por variações nas cargas da área 1, ou seja, devido ao ESP do Caso 1 estar instalado na mesma área de ocorrência das variações de carga seu ajuste pelas redes neurais é mais sensível à perturbações nas cargas da mesma área.

Este fato também pode ser observado a partir dos autovalores dominantes, frequências de oscilação (ω_n -Hz) e coeficientes de amortecimento (ζ) obtidos através da inclusão dos controladores, cujos parâmetros são apresentados na Tabela 5.7, no sistema simétrico considerando diminuição de 10% e 100% nas cargas ativa e reativa da barra 7

respectivamente. As Tabelas 5.8 e 5.9 referem-se, respectivamente, ao Caso 1 e Caso 2.

Tabela 5.8 – Autovalores Dominantes, ω_n e ζ obtidos via DMC, RNA-PM e RNA-AN para o Caso 1 (Variações de Carregamento na Área 1).

Métodos	Autovalores Dominantes	ω_n (Hz)	ζ (pu)
DMC	$-1,3088 \pm j 4,3147$ (Local 1)	0,71760	0,29027
	$-0,2351 \pm j 5,6880$ (Local 2)	0,90604	0,04129
	$-0,3415 \pm j 4,0947$ (Interárea)	0,65396	0,08313
RNA-PM	$-0,8941 \pm j 4,4643$ (Local 1)	0,72463	0,19639
	$-0,2353 \pm j 5,6886$ (Local 2)	0,90614	0,04132
	$-0,3956 \pm j 3,9248$ (Interárea)	0,62782	0,10029
RNA-AN	$-0,9429 \pm j 4,4373$ (Local 1)	0,72200	0,20787
	$-0,2352 \pm j 5,6885$ (Local 2)	0,90612	0,04132
	$-0,3955 \pm j 3,9571$ (Interárea)	0,63293	0,09946

É importante observar dois fatos apresentados na Tabela 5.8. Primeiramente nota-se que ambas as redes neurais fornecem resultados muito satisfatórios, pois o coeficiente de amortecimento obtido é muito próximo ao desejado (0,1 pu), enquanto que para o ajuste convencional nota-se uma deterioração deste coeficiente. Entretanto, observa-se também que para ambas as redes o controle do modo interárea ocasiona um forte amortecimento ao modo local 1. Este fato é explicado pela natureza local de ajuste e amortecimento deste controlador, pois o gerador 1 será responsável pelo controle do modo interárea, mas também este gerador possui grande participação no modo local 1.

Tabela 5.9 – Autovalores Dominantes, ω_n e ζ obtidos via DMC, RNA-PM e RNA-AN para o Caso 2 (Variações de Carregamento na Área 1).

Métodos	Autovalores Dominantes	ω_n (Hz)	ζ (pu)
DMC	$-0,3048 \pm j 6,2859$ (Local 1)	1,00160	0,04843
	$-0,3521 \pm j 4,3361$ (Local 2)	0,69239	0,08094
	$-0,6196 \pm j 3,9372$ (Interárea)	0,63434	0,15547
RNA-PM	$-0,3048 \pm j 6,2859$ (Local 1)	1,00160	0,04843
	$-0,3308 \pm j 4,3415$ (Local 2)	0,69298	0,07598
	$-0,6479 \pm j 3,8949$ (Interárea)	0,62840	0,16410
RNA-AN	$-0,3048 \pm j 6,2859$ (Local 1)	1,00160	0,04843
	$-0,2600 \pm j 4,3829$ (Local 2)	0,69879	0,05922
	$-0,6814 \pm j 3,6786$ (Interárea)	0,59543	0,18214

O Caso 2, que representa a inclusão do ESP na máquina 4, não se mostrou eficaz para nenhum tipo de ajuste, seja o convencional ou pelas redes neurais, conforme pode ser observado na Tabela 5.9, quando consideradas variações de carga na área 1. Este fato já podia ser previsto de acordo com o apresentado na Tabela 5.7, onde os parâmetros do ESP para o Caso 2 não variavam com a variação de carga na área distinta da instalação do controlador. Com isso, o coeficiente de amortecimento obtido para o modo interárea aumentou significativamente para todos os casos, sem nenhum controle exercido pelo ESP. Além disso, nota-se novamente que além de inserir amortecimento ao modo interárea, o modo local 2 é afetado e sua frequência de oscilação também é bastante modificada.

De acordo com o apresentado nas Tabelas 5.8 e 5.9 observa-se que a utilização do ESP no amortecimento do modo interárea é eficaz. Entretanto este controlador introduz grande amortecimento ao modo local da área à qual pertence. Além disso, notou-se que o ESP é sensível somente às variações de carga pertencentes à sua área. Para verificar este fato, é necessário determinar o comportamento dos Casos 1 e 2 de acordo com variações de carga pertencentes à área 2. Para isso, considere que as cargas ativa e reativa da barra 8 sofrem diminuição de 30% e 50% respectivamente. Os parâmetros obtidos pelas redes neurais RNA-PM e RNA-AN para os Casos 1 e 2 são apresentados na Tabela 5.10.

Tabela 5.10 – Parâmetros dos Controladores obtidos pela RNA-PM e RNA-AN para os Casos 1 e 2 (Variações de Carregamento na Área 2).

Parâmetros	Caso 1 – ESP no Gerador 1		Caso 2 – ESP no Gerador 4	
	RNA-PM	RNA-AN	RNA-PM	RNA-AN
T_1 (s)	0,51515	0,52885	0,41508	0,44376
T_2 (s)	0,20948	0,21319	0,20707	0,21296
K (pu)	6,4850	6,9340	8,6755	8,9997

O comportamento apresentado pelos parâmetros dos controladores para os Casos 1 e 2 da Tabela 5.10 são semelhantes aos apresentados na Tabela 5.7; entretanto nesse caso são os parâmetros do Caso 1 que não sofrem variações significativas com a mudança do ponto de operação. Confirma-se aqui novamente a sensibilidade do ESP às variações de carga pertencentes à sua área de instalação.

Adotando um procedimento semelhante ao realizado anteriormente para variações nas cargas da área 1, apresenta-se nas Tabelas 5.11 e 5.12 os autovalores dominantes, frequências de oscilação e coeficientes de amortecimento obtidos para os Casos 1 e 2 respectivamente,

devido diminuição de 30% e 50% nas cargas ativa e reativa da barra 8 respectivamente. Novamente ressalta-se que para o método convencional os parâmetros dos controladores são fixos e não diferem dos apresentados para a condição de operação base.

Tabela 5.11 – Autovalores Dominantes, ω_n e ζ obtidos via DMC, RNA-PM e RNA-AN para o Caso 1 (Variações de Carregamento na Área 2).

Métodos	Autovalores Dominantes	ω_n (Hz)	ζ (pu)
DMC	-1,3429 ± j 4,3973 (Local 1)	0,73176	0,29207
	-0,29127 ± j 5,172 (Local 2)	0,82445	0,05623
	-0,24326 ± j 3,7601 (Interárea)	0,59969	0,06456
RNA-PM	-1,4847 ± j 4,4365 (Local 1)	0,74458	0,31736
	-0,28879 ± j 5,1677 (Local 2)	0,82374	0,05579
	-0,23266 ± j 3,7792 (Interárea)	0,60261	0,06145
RNA-AN	-1,4229 ± j 4,2407 (Local 1)	0,71191	0,31809
	-0,2849 ± j 5,1742 (Local 2)	0,82475	0,05497
	-0,2635 ± j 3,7890 (Interárea)	0,60449	0,06937

De acordo com os dados apresentados na Tabela 5.11 nota-se novamente a inclusão de grande amortecimento ao modo local 1 devido o ESP estar localizado na área 1. Entretanto, observa-se que a atuação das redes neurais não foi eficaz para este caso, pois o amortecimento obtido foi deteriorado em relação ao amortecimento desejado (0,1) para o modo interárea. Conclui-se que devido às variações de carga ocorrerem em área distinta da localização do controlador local ESP, este é ineficaz no amortecimento do modo interárea.

Tabela 5.12 – Autovalores Dominantes, ω_n e ζ obtidos via DMC, RNA-PM e RNA-AN para o Caso 2 (Variações de Carregamento na Área 2).

Métodos	Autovalores Dominantes	ω_n (Hz)	ζ (pu)
DMC	-0,2621 ± j 6,2876 (Local 1)	1,00160	0,04165
	-0,4124 ± j 4,6117 (Local 2)	0,73691	0,08907
	-0,3223 ± j 3,6049 (Interárea)	0,57603	0,08905
RN-PM	-0,26221 ± j 6,2877 (Local 1)	1,00160	0,04167
	-0,63501 ± j 4,6309 (Local 2)	0,74393	0,13585
	-0,38737 ± j 3,8279 (Interárea)	0,61234	0,10068
RN-AN	-0,2622 ± j 6,2876 (Local 1)	1,00160	0,04167
	-0,6059 ± j 4,5307 (Local 2)	0,72750	0,13257
	-0,46831 ± j 3,8123 (Interárea)	0,61131	0,12193

Da Tabela 5.12 conclui-se que para o Caso 2, o controlador ESP é sensível às variações de carga na mesma área, portanto as redes neurais fornecem amortecimento próximo ao desejado, com destaque para a RNA-PM.

De todos os resultados apresentados para a utilização do ESP no amortecimento do modo interárea nota-se que as redes neurais podem fornecer condições de operação melhores do que o ajuste convencional. Entretanto devido à localização, ao sinal de entrada e da forma de atuação deste controlador observa-se sua sensibilidade somente às variações de carga pertencentes à sua área de instalação. Desta forma, na seção seguinte são apresentados resultados obtidos com o dispositivo FACTS UPFC equipado com controlador POD, que devida sua instalação no sistema de transmissão espera-se maior sensibilidade para variações em ambas as áreas do sistema simétrico.

5.2.5 Desempenho do Controlador POD – Caso 3

Considerando a atuação do controlador POD instalado na LT entre as barras 7-8, que utilizou 40 padrões de treinamento, o tempo decorrido para o treinamento das redes neurais são mostrados na Tabela 5.13, sendo observada a rapidez no treinamento da RNA-AN.

Tabela 5.13 – Tempo (segundos) decorrido para Treinamento das Redes Neurais.

Caso	RNA-PM	RNA-AN
3	2,67	0,0940

Inicialmente o controlador POD é ajustado para a condição de operação base utilizando o método convencional (DMC). Os parâmetros obtidos pelas redes neurais RNA-PM e RNA-AN para esta condição de operação são apresentados juntamente com os obtidos pelo DMC (Tabela 5.14).

Tabela 5.14 – Parâmetros dos Controladores obtidos pelo DMC e Redes Neurais para o Caso 3.

Parâmetros	Caso 3 – UPFC-POD (LT 7-8)		
	DMC	RNA-PM	RNA-AN
T_1 (s)	0,93998	0,92244	0,93624
T_2 (s)	0,08259	0,07991	0,08264
K (pu)	0,00204	0,00266	0,00244

De acordo com os valores mostrados na Tabela 5.14 nota-se que tanto a RNA-PM quanto a RNA-AN fornecem parâmetros muito próximos para a condição de operação base, portanto o amortecimento inserido ao modo interárea é o mesmo.

Para verificar a capacidade de generalização das redes neurais artificiais novamente são analisadas as condições de carregamento para as quais os Casos 1 e 2 foram submetidos. Inicialmente considere a variação das cargas ativa e reativa da barra 7 (diminuição de 10% e 100% respectivamente). Os parâmetros obtidos pelas redes neurais RNA-PM e RNA-AN são apresentados na Tabela 5.15.

Tabela 5.15 – Parâmetros dos Controladores obtidos pela RNA-PM e RNA-AN para o Caso 3 (Variações de Carregamento na Área 1).

Parâmetros	Caso 3 – UPFC-POD (LT 7-8)	
	RNA-PM	RNA-AN
T_1 (s)	0,86245	0,83537
T_2 (s)	0,07600	0,07339
K (pu)	0,00289	0,00326

Os autovalores dominantes obtidos, bem como suas respectivas frequências de oscilação e coeficientes de amortecimento são apresentados na Tabela 5.16, considerando o projeto do controlador POD pelas redes neurais e pelo DMC.

Tabela 5.16 – Autovalores Dominantes, ω_n e ζ Obtidos via DMC, RNA-PM e RNA-AN para o Caso 3 (Variações de Carregamento na Área 1).

Métodos	Autovalores Dominantes	ω_n (Hz)	ζ (pu)
DMC	$-0,32308 \pm j 6,2801$ (Local 1)	1,00080	0,05137
	$-0,25448 \pm j 5,6853$ (Local 2)	0,90575	0,04471
	$-0,34228 \pm j 4,1176$ (Interárea)	0,65760	0,08284
RNA-PM	$-0,3276 \pm j 6,2776$ (Local 1)	1,00050	0,05211
	$-0,2613 \pm j 5,6863$ (Local 2)	0,90596	0,04591
	$-0,4403 \pm j 4,1172$ (Interárea)	0,65901	0,10633
RNA-AN	$-0,3293 \pm j 6,2765$ (Local 1)	1,00030	0,05240
	$-0,2641 \pm j 5,6865$ (Local 2)	0,90601	0,04639
	$-0,4788 \pm j 4,1170$ (Interárea)	0,65965	0,11552

De acordo com os coeficientes de amortecimento obtidos com os diferentes métodos de ajuste nota-se que as redes neurais conseguem mantê-los próximos ao valor desejado (0,1). Entretanto, ocorre que mesmo o ajuste convencional é eficiente para esta condição de operação, pois o coeficiente de amortecimento obtido é também muito próximo ao desejado. Nota-se aqui uma vantagem da utilização do POD alimentado com um sinal local com alta observabilidade do modo oscilatório, que mesmo em pontos de operação distintos do qual o projeto convencional foi realizado pode fornecer condições de operação satisfatórias.

Outro fato importante e positivo da utilização do UPFC equipado com POD no amortecimento do modo interárea é a mínima influência nos modos locais, onde suas frequências de oscilação não são modificadas, contribuindo para o caso de uma posterior coordenação de controladores.

Finalmente admite-se a mudança do ponto de operação considerando uma diminuição nas cargas ativa e reativa da barra 8 de 30% e 50% respectivamente. Os parâmetros obtidos para o controlador POD através das redes neurais são apresentados na Tabela 5.17.

Tabela 5.17 – Parâmetros dos Controladores obtidos pela RNA-PM e RNA-AN para o Caso 3 (Variações de Carregamento na Área 2).

Parâmetros	Caso 3 – UPFC-POD (LT 7-8)	
	RNA-PM	RNA-AN
T_1 (s)	1,3298	1,4829
T_2 (s)	0,10386	0,098361
K (pu)	0,00195	0,001516

Nota-se grande variação nos parâmetros do controlador POD para ambas as redes neurais para a condição de operação considerada, ou seja, o projeto através das redes neurais é sensível para variações de carga em ambas as áreas. Este fato pode ser verificado pela análise dos autovalores dominantes obtidos para cada método de ajuste conforme apresentado na Tabela 5.18.

De acordo com os dados apresentados na Tabela 5.18 observa-se uma grande deterioração do amortecimento do modo interárea no caso do ajuste convencional, enquanto que o ajuste pelas redes neurais fornece condições de operação mais satisfatórias com coeficiente de amortecimento muito próximo ao desejado. Portanto, a propriedade de generalização das redes neurais, ou seja, sua atuação coerente para condições não usadas durante o treinamento, é observada e realizada com sucesso.

Tabela 5.18 – Autovalores Dominantes, ω_n e ζ obtidos via DMC, RNA-PM e RNA-AN para o Caso 3 (Variações de Carregamento na Área 2).

Métodos	Autovalores Dominantes	ω_n (Hz)	ζ (pu)
DMC	$-0,2705 \pm j 6,2862$ (Local 1)	1,00140	0,042995
	$-0,3132 \pm j 5,0915$ (Local 2)	0,81187	0,061398
	$-0,1769 \pm j 3,8112$ (Interárea)	0,60722	0,046371
RNA-PM	$-0,2768 \pm j 6,2867$ (Local 1)	1,00150	0,04399
	$-0,4027 \pm j 5,1261$ (Local 2)	0,81836	0,07833
	$-0,3268 \pm j 3,8443$ (Interárea)	0,61405	0,08470
RNA-AN	$-0,2767 \pm j 6,2856$ (Local 1)	1,00130	0,04398
	$-0,4062 \pm j 5,1071$ (Local 2)	0,81538	0,07929
	$-0,3277 \pm j 3,8111$ (Interárea)	0,60880	0,08568

Observou-se que RNA-AN fornece resultados muito semelhantes aos da RNA-PM para todos os casos e condições de operação analisadas e, portanto, configura-se como alternativa para o projeto de controladores ESP e POD.

5.2.6 Desempenho da RNA-AN com Padrões de Treinamento Conflitantes para a RNA-PM

Conforme descrito nas seções anteriores a RNA-AN pode fornecer resultados muito semelhantes aos da RNA-PM, entretanto redes neurais baseadas na teoria da ressonância adaptativa podem armazenar conhecimento de dados conflitantes e raros, conforme apresentado na Seção 5.2.2. Com isso, nesta seção pretende-se apresentar a atuação da RNA-AN quando todos os padrões coletados para os Casos 1 (120 padrões), 2 (90 padrões) e 3 (110 padrões) são utilizados durante o treinamento desta rede neural.

De acordo com a Tabela 5.19 nota-se que o tempo decorrido para o treinamento da RNA-AN para todos os casos não aumenta significativamente, sendo que estes continuam sendo menores do que os apresentados para a RNA-PM com um conjunto de padrões bem menor.

Tabela 5.19 – Tempo (segundos) decorrido para Treinamento da RNA-AN com Todos os Padrões.

Caso 1	Caso 2	Caso 3
1,510	0,625	0,999

Deseja-se verificar a atuação da RNA-AN para as condições de operação analisadas anteriormente. Em vista disso, a Tabela 5.20 apresenta os parâmetros obtidos para os controladores ESP e POD considerando os Casos 1, 2 e 3 para uma diminuição de 10% e 100% nas cargas ativa e reativa da barra 7 respectivamente.

Tabela 5.20 – Parâmetros dos Controladores obtidos pela RNA-AN para os Casos 1, 2 e 3 (Variações de Carregamento na Área 1).

Parâmetros	Caso 1	Caso 2	Caso 3
T_1 (s)	0,70764	0,69505	0,90983
T_2 (s)	0,20937	0,20483	0,083406
K (pu)	3,854	5,1213	0,00258

Os parâmetros obtidos para o Caso 1 são idênticos aos obtidos para o treinamento utilizando 60 padrões de treinamento, conforme se pode observar na Tabela 5.7 e fornece condições de amortecimento idênticas. Quanto aos Casos 2 e 3 a consideração da totalidade de padrões de treinamento não ocasiona mudança significativa nos parâmetros dos controladores.

Na Tabela 5.21 são apresentados os resultados obtidos com os controladores ajustados com os parâmetros dados na Tabela 5.20.

Tabela 5.21 – Autovalores Dominantes, ω_n e ζ obtidos via RNA-AN para os Casos 1, 2 e 3 (Variações de Carregamento na Área 1).

Métodos	Autovalores Dominantes	ω_n (Hz)	ζ (pu)
Caso 1	-0,9430 ± j 4,4373 (Local 1)	0,72200	0,20787
	-0,2353 ± j 5,6885 (Local 2)	0,90612	0,04132
	-0,3955 ± j 3,9571 (Interárea)	0,63293	0,09946
Caso 2	-0,3048 ± j 6,2859 (Local 1)	1,00160	0,04843
	-0,2491 ± j 4,3747 (Local 2)	0,69739	0,05685
	-0,7384 ± j 3,6936 (Interárea)	0,59948	0,19605
Caso 3	-0,3269 ± j 6,2794 (Local 1)	1,00080	0,05199
	-0,2594 ± j 5,6877 (Local 2)	0,90616	0,04555
	-0,4253 ± j 4,1334 (Interárea)	0,66132	0,10236

De acordo com a Tabela 5.21 as conclusões anteriormente obtidas para o conjunto de treinamento reduzido são reproduzidas.

Para o Caso 1, como os parâmetros obtidos para este caso foram os mesmos obtidos para o conjunto de dados de treinamento reduzido, o amortecimento obtido para o modo interárea é o mesmo. Deste caso nota-se a alta influência do ESP no modo local 1, conforme observado anteriormente.

O Caso 2 não apresenta sensibilidade às variações de carga na área 1, por estar instalado em área distinta. Quanto ao Caso 3 conclui-se por sua superioridade, pois o amortecimento obtido para o modo interárea é muito próximo ao desejado (0,1 pu) e ocorrem mínimas variações nas frequências de oscilação e amortecimento dos modos restantes, sendo que o aumento da base de dados de treinamento melhorou o amortecimento fornecido ao modo interárea (ver Tabela 5.16).

Finalmente analisa-se a atuação da RNA-AN utilizando todos os padrões de treinamento para variações de carga na área 2 do sistema simétrico (diminuição de 30% e 50% nas cargas ativa e reativa da barra 8 respectivamente). Os parâmetros dos controladores obtidos para os Casos 1, 2 e 3 de análise são apresentados na Tabela 5.22.

Tabela 5.22 – Parâmetros dos Controladores obtidos pela RNA-AN para os Casos 1, 2 e 3 (Variações de Carregamento na Área 2).

Parâmetros	Caso 1	Caso 2	Caso 3
T_1 (s)	0,52591	0,44376	1,4829
T_2 (s)	0,21345	0,21296	0,098361
K (pu)	7,0239	8,9997	0,001516

Os parâmetros apresentados para o Caso 1 pouco diferem dos obtidos para o conjunto de treinamento reduzido. Para os Casos 2 e 3, os parâmetros são idênticos aos obtidos anteriormente (ver Tabela 5.10 para os Casos 1 e 2 e Tabela 5.17 para o Caso 3).

Portanto, o amortecimento inserido para os Casos 2 e 3 são idênticos aos obtidos anteriormente, conforme apresentado na Tabela 5.23. Além disso, o Caso 1 apresenta comportamento semelhante ao obtido pelo conjunto reduzido de dados de treinamento. Novamente observam-se os aspectos negativos de utilização do controlador ESP no amortecimento do modo interárea, ou seja, alta influência no modo local e baixa sensibilidade para variações de carga pertencentes à área distinta.

De acordo com os resultados apresentados nesta seção conclui-se que a utilização de todos os padrões de treinamento não é prejudicial ao desempenho da RNA-AN e pode até melhorar seu desempenho em alguns casos. Deve-se ressaltar que o algoritmo de treinamento

utilizado pela RNA-PM não converge para todos os Casos (1, 2 e 3) analisados quando da utilização do conjunto total de dados de treinamento.

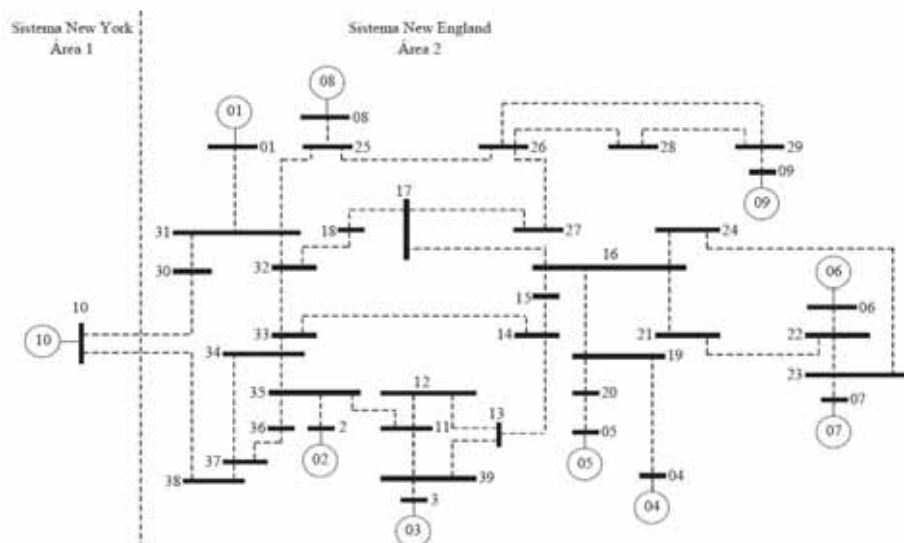
Tabela 5.23 – Autovalores Dominantes, ω_n e ζ obtidos via RNA-AN para os Casos 1, 2 e 3 (Variações de Carregamento na Área 2).

Métodos	Autovalores Dominantes	ω_n (Hz)	ζ (pu)
Caso 1	$-1,4347 \pm j 4,2338$ (Local 1)	0,71147	0,32095
	$-0,2845 \pm j 5,1741$ (Local 2)	0,82473	0,05490
	$-0,2635 \pm j 3,7914$ (Interárea)	0,60488	0,06933
Caso 2	$-0,2622 \pm j 6,2876$ (Local 1)	1,00160	0,04167
	$-0,6059 \pm j 4,5307$ (Local 2)	0,72750	0,13257
	$-0,4683 \pm j 3,8123$ (Interárea)	0,61131	0,12193
Caso 3	$0,2795 \pm j 6,2848$ (Local 1)	1,00120	0,04443
	$-0,4105 \pm j 5,1095$ (Local 2)	0,81582	0,08008
	$-0,3302 \pm j 3,8135$ (Interárea)	0,60921	0,08627

5.3 Sistema New England

O segundo sistema utilizado para validação da metodologia proposta para o ajuste de controladores suplementares de amortecimento é denominado “New England”. Tal sistema, cujo diagrama unifilar é mostrado na Figura 5.3, é composto por 10 geradores, 39 barras e 46 linhas de transmissão. Os dados completos do sistema *New England* estão apresentados no Apêndice II.

Figura 5.3 – Diagrama Unifilar do Sistema New England.



Fonte: Furini (2011).

De acordo com a Figura 5.3 nota-se a existência de duas áreas distintas neste sistema, a área 1 refere-se ao sistema *New York*, sendo representado de maneira compacta pelo gerador equivalente 10 e a área 2 corresponde ao sistema *New England*. Através da análise dos autovalores dominantes, apresentados na Tabela 5.24 e os respectivos valores de frequência de oscilação e coeficiente de amortecimento obtidos para o caso base, nota-se que tal sistema possui quatro modos eletromecânicos de oscilação instáveis, sendo o Modo 9 referente à oscilações interárea, enquanto os Modos 6, 7 e 8 são associados às oscilações do tipo local.

Tabela 5.24 – Autovalores Dominantes, Frequências e Coeficientes de Amortecimento (ζ).

Modo	Autovalores	Frequência (Hz)	ζ (pu)
1	$-0,2432 \pm j 8,3145$	1,3239	0,0292
2	$-0,1956 \pm j 8,2569$	1,3145	0,0237
3	$-0,2694 \pm j 8,0989$	1,2897	0,0332
4	$-0,2079 \pm j 7,2578$	1,1556	0,0286
5	$-0,1139 \pm j 6,4738$	1,0305	0,0176
6	$0,0579 \pm j 6,8626$	1,0922	-0,0084
7	$0,1693 \pm j 5,9126$	0,9414	-0,0286
8	$0,0901 \pm j 6,3175i$	1,0056	-0,0143
9	$0,00149 \pm j 3,5348$	0,5625	-0,000424

Ainda de acordo com a Tabela 5.24 conclui-se que tanto os modos locais como o modo interárea contribuem para a instabilidade para o caso base deste sistema. Portanto, tanto controladores do tipo ESP como POD acoplado ao dispositivo FACTS UPFC, serão utilizados de maneira coordenada visando o amortecimento de todos os modos instáveis, para conduzir o sistema à estabilidade.

5.3.1 Determinação da Quantidade e Localização dos Controladores ESP e POD

Utilizando o mesmo procedimento aplicado ao sistema de duas áreas, é possível determinar as prováveis e melhores localizações para os controladores através do método dos resíduos. Desta forma, apresenta-se na Tabela 5.25 o módulo dos resíduos associados aos modos de oscilação do tipo local instáveis (Modos 6-8) e às possíveis localizações dos ESPs, ou seja, todos os geradores do sistema, com exceção do gerador 10 que representa de maneira

equivalente o sistema *New York*.

Tabela 5.25 – Módulo dos Resíduos Associados aos ESP e aos Modos Locais Instáveis.

ESP	Resíduos (pu)		
	Modo 6	Modo 7	Modo 8
Gerador 1	0,000999	6,47E-005	9,72E-005
Gerador 2	0,000394	0,000260	0,002281
Gerador 3	0,000312	0,000273	0,002383
Gerador 4	0,000287	0,000334	5,24E-005
Gerador 5	0,000287	0,035796	0,015053
Gerador 6	0,000368	1,61E-005	0,000715
Gerador 7	0,002666	0,000200	0,005222
Gerador 8	0,000784	0,000784	0,000160
Gerador 9	0,016612	0,021521	0,040841

Nota-se da Tabela 5.25 que devido à instalação do ESP no gerador 9 são obtidos os mais significantes valores de resíduos associados a todos os modos locais instáveis e, portanto, o gerador 9 será equipado com um ESP.

Utilizando um procedimento semelhante ao realizado para o ESP é possível obter o módulo dos resíduos associados às possíveis localizações do UPFC equipado com controlador POD no sistema de transmissão de acordo com o apresentado na Tabela 5.26 (todas as linhas de transmissão foram analisadas, entretanto, somente os quatro maiores valores de módulo dos resíduos são apresentados).

Tabela 5.26 – Módulo dos Resíduos Associados as Possíveis Localizações do UPFC-POD.

Linhas de Transmissão	30 – 10	30 – 31	38 – 10	37 – 38
Resíduos	7,9427	7,3725	4,385	2,6041

De acordo com a Tabela 5.26 as linhas de transmissão entre as barras 30-10 e 30-31 possuem valores próximos para os resíduos, entretanto, é possível obter maior amortecimento através da instalação do conjunto UPFC-POD na LT 30-31. Este fato ocorre devido à proximidade de um zero da FTMA do controlador ao modo de oscilação de interesse no caso da LT 30-10, atraindo-o e dificultando seu deslocamento para o semiplano esquerdo do plano complexo [71,72]. Para ilustrar este fato considere as distâncias entre o zero (z) e o polo (λ) de interesse para as possíveis localizações do UPFC-POD consideradas na Tabela 5.26.

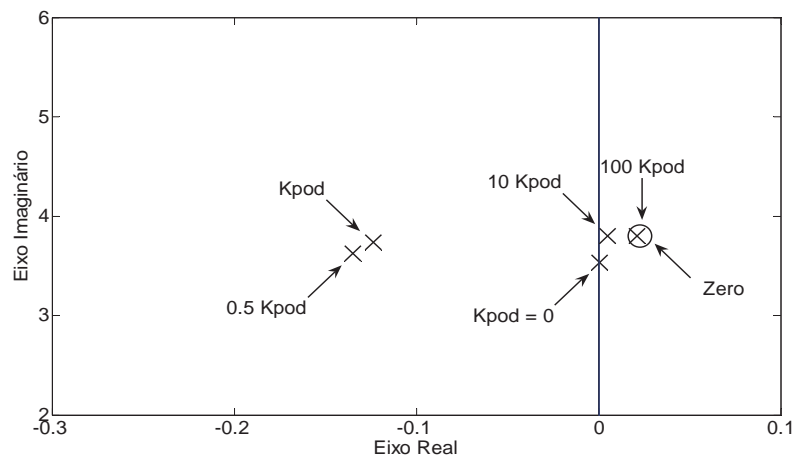
Tabela 5.27 – Distância entre Polo e Zero da FTMA do Controlador POD.

Linhas de Transmissão	30 – 10	30 – 31	38 – 10	37 – 38
$ \lambda-z $	0,2550	0,5310	0,2290	0,5320

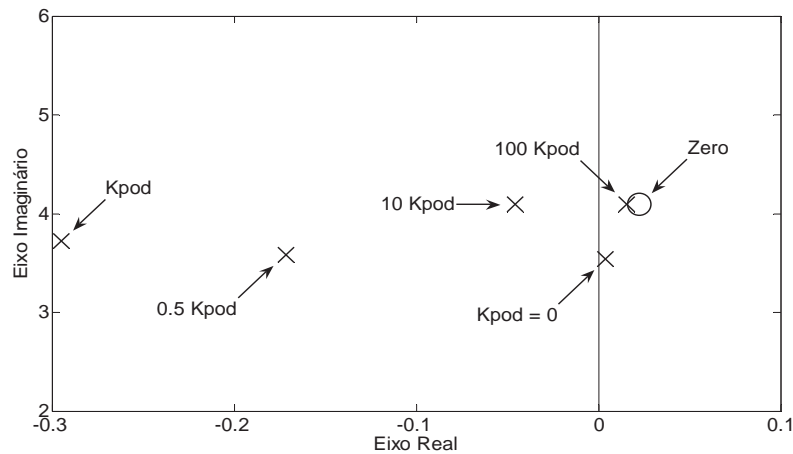
Nota-se da Tabela 5.27 que a distância entre o zero e o polo da FTMA do controlador POD é o dobro para a LT 30-31 em relação à LT 30-10. Este fato pode ser verificado através da Figura 5.4, que apresenta a localização do polo de interesse e o zero da FTMA do POD de acordo com a variação do ganho (K_{POD}) do controlador.

Figura 5.4 – Localização do Polo de Interesse e do Zero Associados às Instalação do UPFC-POD nas LTs 30-10 e 30-31.

a) Localização do Polo e o Zero para Instalação do UPFC-POD na LT 30-10.



b) Localização do Polo e o Zero para Instalação do UPFC-POD na LT 30-31.



Fonte: Furini (2011).

Nota-se da Figura 5.4 que para a LT 30-31 ocorre uma maior separação entre o zero e o polo de interesse e, devido a este fato, o deslocamento do polo de interesse para o semiplano esquerdo do plano complexo é facilitado. Portanto, a LT 30-31 será adotada como localização para instalação do UPFC equipado com POD. É válido observar que, de acordo com a Tabela 5.7, a LT 37-38 possui a mesma distância que a LT 30-31 o que favorece a introdução de amortecimento. Entretanto, a LT 30-31 possui maior valor de resíduo (ver Tabela 5.26) exigindo menor valor de ganho estático para o mesmo coeficiente de amortecimento requerido.

Desta forma, o processo de seleção da localização dos controladores é concluído, sendo proposta a inclusão do ESP no Gerador 9 e do dispositivo FACTS UPFC equipado com POD na LT 30-31 e assim, procede-se à coleta de dados para futuro treinamento das redes neurais artificiais utilizadas neste trabalho.

5.3.2 Coleta de Dados para Treinamento das Redes Neurais Artificiais

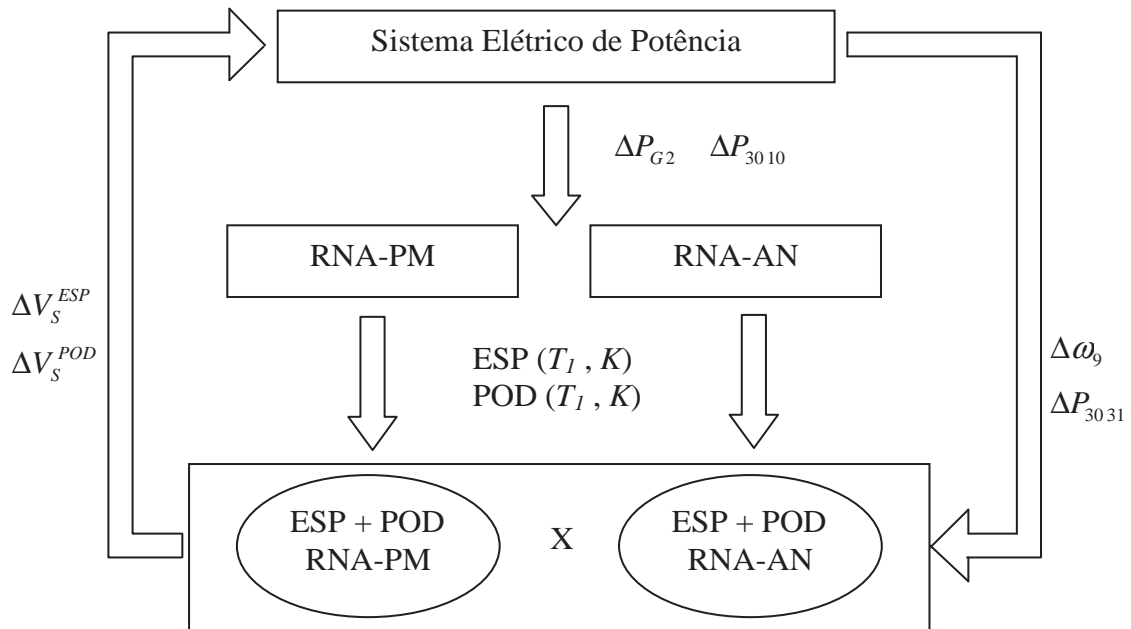
No caso do sistema *New England* a potencialidade do algoritmo DMC será utilizada, pois o ajuste dos parâmetros dos controladores será realizado de maneira coordenada para todos os padrões de treinamento das redes neurais artificiais. Desta forma, as saídas desejadas de ambas as redes neurais serão a constante de tempo T_1 dos blocos *lead-lag* e o ganho de cada controlador K , de maneira a fornecer um coeficiente de amortecimento de 0,1 pu em todos os casos de análise. É importante ressaltar que devido à pequena variação no valor da constante de tempo T_2 , nas diversas condições de operação, seu valor foi considerado constante.

As entradas das redes neurais artificiais foram definidas adotando o mesmo procedimento do sistema de duas áreas, ou seja, foram adotadas aquelas variáveis que possuíam maior sensibilidade à variação do carregamento do sistema. Observou-se que as variações potência ativa fornecida pelo Gerador 2 (ΔP_{G2}), o qual está conectado à barra *slack* do sistema e as variações do fluxo de potência ativa entre as barras 30-10 (ΔP_{30-10}) são sensíveis às variações de carregamento e, portanto, são utilizadas como entradas para ambas as redes neurais.

Na Figura 5.5 é apresentada de maneira esquemática a proposta de comparação entre as atuações das redes neurais RNA-PM e RNA-AN no projeto coordenado dos controladores ESP e POD. Em vista disso, na Figura 5.5 são apresentadas as entradas (ΔP_{G2} e ΔP_{30-10}) e as saídas das RNAs (T_1 e k para os controladores ESP e/ou POD), os sinais de entrada para os

controladores ESP ($\Delta\omega_9$) e POD ($\Delta P_{30\ 31}$) e a realimentação de seus sinais suplementares de amortecimento (ΔV_S) ao Sistema Elétrico de Potência.

Figura 5.5 – Representação Esquemática do Fluxo de Sinais Envolvidos na Proposta de Comparação da Atuação das Redes Neurais RNA-PM e RNA-AN.



Fonte: Furini (2011).

Durante a coleta dos padrões de treinamento, foram considerados aumentos e diminuições tanto nas cargas ativas como reativas do sistema, totalizando 111 padrões inicialmente coletados. Entretanto, para a utilização da RNA-PM fez-se necessária a seleção dos dados coletados para evitar conflitos, conforme apresentado anteriormente para o sistema de duas áreas. É importante ressaltar que para a devida comparação entre as atuações das redes neurais o mesmo conjunto de padrões de treinamento foi aplicado a ambas as redes neurais, em vista disso, 53 padrões foram utilizados.

5.3.3 Definição da Estrutura e Parâmetros das Redes Neurais Artificiais

A seguir são apresentados os procedimentos para definição da estrutura e dos parâmetros de cada rede neural.

5.3.3.1 RNA-PM

Conforme descrito anteriormente a eficaz atuação da RNA-PM é extremamente dependente da estrutura adotada, parâmetros e pesos iniciais adotados durante o processo de treinamento. Assim, devem ser realizados diversos testes empíricos para a obtenção de melhores combinações entre estrutura, parâmetros e pesos iniciais. Para o sistema *New England* adotou-se 4 camadas de neurônios, uma camada de entrada com dois neurônios, duas camadas escondidas com seis neurônios cada e uma camada de saída com 4 neurônios. Para todos os casos de análise utilizou-se taxa de treinamento (η) de 0,6, termo *momentum* (β) de 0,8, tolerância (ε) de 10^{-9} e os pesos foram iniciados randomicamente no intervalo [0,1].

5.3.3.1 RNA-AN

Uma grande vantagem da RNA-AN é que estrutura desta rede neural não necessita ser definida empiricamente pelo usuário, onde somente o número de neurônios da camada F_2 é definido de acordo com o número de padrões de entrada, pois estes neurônios representam o número de possíveis categorias criadas durante o processo de treinamento da RNA-AN. Portanto, para o sistema *New England* a camada F_2 terá 53 neurônios.

Neste trabalho é exigido da RNA-AN uma grande diferenciação dos padrões de treinamento coletados, pois estes representam pontos de operação distintos. Para garantir esta característica são definidos altos valores para os parâmetros de vigilância ($\rho_a = 0.9$; $\rho_b = 1$; e $\rho_{ab} = 0.95$), com parâmetro de escolha ($\chi = 0,1$) e treinamento rápido ($\tau = 1$).

5.3.4 Análise do Desempenho das RNAs no Projeto Coordenado de ESP e POD

Na Tabela 5.28 são apresentados os intervalos de tempo decorridos para o treinamento de ambas as redes neurais.

Tabela 5.28 – Intervalo de Tempo (segundos) decorrido para Treinamento das RNAs.

	RNA-PM	RNA-AN
Tempo	47,2970	0,2350

De acordo com os dados apresentados na Tabela 5.28 nota-se maior rapidez no tempo

de processamento da RNA-AN quando comparada à RNA-PM. Considerando o Caso Base, os parâmetros dos controladores, ajustados de maneira coordenada, são obtidos através da aplicação do método convencional (DMC) e de ambas as RNAs, e são representados na Tabela 5.29.

Tabela 5.29 – Parâmetros dos Controladores obtidos pelo DMC e Redes Neurais para o Caso Base.

Parâmetros	ESP no Gerador 9			UPFC-POD na LT 30-31		
	DMC	RNA-PM	RNA-AN	DMC	RNA-PM	RNA-AN
T_1 (s)	0,32156	0,31277	0,32156	1,5385	1,5885	1,5385
T_2 (s)	0,09551	0,09551	0,09551	0,10053	0,10053	0,10053
K (pu)	4,4681	4,6253	4,4681	0,001319	0,001302	0,001319

A análise dos dados apresentados na Tabela 5.29 permite observar que existe uma diferença muito pequena entre os dados obtidos via RNA-PM e os obtidos pelo método convencional DMC. Este fato já era esperado, pois para o caso base as redes neurais devem fornecer valores de parâmetros muito próximos ou idênticos aos do método convencional. Nota-se que, os dados obtidos pela RNA-AN são idênticos aos obtidos pelo DMC, o que é uma característica positiva, pois a classificação realizada pela RNA-AN é a classe relacionada ao Caso Base. Todavia, isto pode ser evidenciado pelos autovalores dominantes obtidos para o Caso Base devido instalação do ESP no gerador 9, do conjunto UPFC-POD na LT 30-31, cujos parâmetros foram obtidos através do DMC, RNA-PM e RNA-AN, de acordo com a Tabela 5.30.

Os autovalores apresentados na Tabela 5.30 correspondem aos modos locais anteriormente instáveis, os demais autovalores não são afetados após a inclusão dos controladores e, portanto, não serão incluídos nas demais tabelas.

Nota-se dos dados apresentados na Tabela 5.30, que tanto o método DMC quanto as redes neurais proporcionam comportamentos dinâmicos semelhantes, pois, a condição de operação corresponde ao Caso Base. Além disso, nota-se que os Modos 7 e 9 foram devidamente alocados, pois o coeficiente de amortecimento é muito próximo à 0,1 pu, tanto pela utilização do DMC quanto pelas redes neurais.

Tabela 5.30 - Autovalores Dominantes, ω_n e ζ obtidos via DMC, RNA-PM e RNA-AN para o Caso Base.

Métodos	Modo	Autovalores Dominantes	ω_n (Hz)	ζ (pu)
DMC	6	-0,02632 ± j 6,0202	0,95816	0,00437
	7	-0,59126 ± j 5,8845	0,94126	0,09997
	8	-0,14018 ± j 6,4885	1,03290	0,02159
	9	-0,3592 ± j 3,5222	0,56348	0,10146
RNA-PM	6	-0,026863 ± j 6,0196	0,95807	0,004462
	7	-0,59552 ± j 5,9120	0,94569	0,10022
	8	-0,14037 ± j 6,4887	1,0330	0,02163
	9	-0,38476 ± j 3,5281	0,56484	0,10841
RNA-AN	6	-0,02632 ± j 6,0202	0,95816	0,00437
	7	-0,59126 ± j 5,8845	0,94126	0,09997
	8	-0,14018 ± j 6,4885	1,03290	0,02159
	9	-0,3592 ± j 3,5222	0,56348	0,10146

Entretanto, o grande diferencial das redes neurais é sua atuação para condições não previstas no processo de treinamento, ou seja, sua capacidade de generalização. Para isso considere uma diminuição simultânea de 30% na carga ativa da barra 10, 50% na carga reativa da barra 10 e 5% na carga ativa da barra 32. Os parâmetros dos controladores obtidos através das redes neurais são apresentados na Tabela 5.31 e é importante lembrar que os parâmetros dos controladores ajustados pelo método DMC não são modificados para condições de operação distintas do Caso Base, pois esta metodologia não permite posteriores ajustes *on-line*.

Tabela 5.31 – Parâmetros dos Controladores para Condição de Operação Distinta do Caso Base.

Parâmetros	ESP no Gerador 9		UPFC-POD na LT 30-31	
	RNA-PM	RNA-AN	RNA-PM	RNA-NA
T_1 (s)	0,29193	0,29196	1,0033	1,0418
T_2 (s)	0,09551	0,09551	0,10053	0,10053
K (pu)	5,0669	5,0670	0,0093253	0,0090284

Nota-se da Tabela 5.31 que o ponto de operação considerado modifica significativamente os valores dos parâmetros dos controladores, sugerindo que nesta condição o ajuste convencional, feito para um único ponto de operação, pode ser não eficiente. Desta

forma, para verificar a atuação das RNAs no ajuste coordenado dos parâmetros dos controladores, considere a Tabela 5.32, na qual são apresentados os autovalores dominantes obtidos após a inclusão dos controladores cujos parâmetros constam da Tabela 5.31.

Tabela 5.32 – Autovalores Dominantes – Condição de Operação Distinta do Caso Base.

Métodos	Modo	Autovalores Dominantes	ω_n (Hz)	ζ (pu)
DMC	6	$0,0008185 \pm j 5,8355$	0,92874	-0,000141
	7	$-0,55604 \pm j 5,8554$	0,93610	0,094537
	8	$-0,11757 \pm j 6,3336$	1,0082	0,01856
	9	$-0,13226 \pm j 3,6808$	0,5862	0,035909
RNA-PM	6	$-0,0040962 \pm j 5,8401$	0,92948	0,00071
	7	$-0,58792 \pm j 5,8780$	0,94018	0,099524
	8	$-0,10638 \pm j 6,3529$	1,0112	0,016743
	9	$-0,35877 \pm j 3,7357$	0,5973	0,095597
RNA-AN	6	$-0,004332 \pm j 5,8403$	0,92951	0,00074
	7	$-0,58979 \pm j 5,8750$	0,93974	0,09988
	8	$-0,10571 \pm j 6,3535$	1,0113	0,01663
	9	$-0,37425 \pm j 3,7368$	0,59771	0,099654

Conclui-se da Tabela 5.32 que os controladores ajustados pelo método convencional não são capazes de manter a estabilidade do sistema, pois a parte real do par complexo associado ao Modo 6 torna-se positiva caracterizando um sistema instável. Este fato não ocorre pelo ajuste via RNAs. Além disso, em se tratando do Modo 9 de oscilação, observa-se que seu amortecimento se deteriora e torna-se muito baixo quando comparado com o amortecimento desejado. Diferentemente, quando o ajuste dos controladores é realizado via RNAs os Modos 7 e 9 são eficazmente alocados.

5.3.5 Desempenho da RNA-AN com padrões de treinamento conflitantes para a RNA-PM

Como afirmado para o sistema de duas áreas e pelos mesmos motivos, deve-se realizar uma seleção de dados conflitantes (com sua posterior retirada) para o uso da RNA-PM. Entretanto, para a RNA-AN esta seleção não é necessária, o que caracteriza outra vantagem da utilização desta RNA. Adotando um procedimento semelhante ao realizado para o sistema de duas áreas é proposta a análise do desempenho da RNA-AN com todos os padrões de

treinamento (111 padrões). Dos resultados obtidos observa-se que o tempo de processamento da RNA-AN para a quantidade total de padrões aumentou. Entretanto, ainda é muito inferior ao da RNA-PM, mesmo esta trabalhando com a quantidade de padrões reduzidos. O tempo decorrido para o treinamento da RNA-AN foi de 1,8750 (s). É válido enfatizar que o algoritmo de treinamento da RNA-PM não converge para o conjunto total de padrões de treinamento.

Considerando o Caso Base, os valores obtidos pela RNA-AN para os parâmetros dos controladores foram idênticos aos valores obtidos para a quantidade de padrões reduzidos e são apresentados novamente na Tabela 5.33. Conseqüentemente os autovalores dominantes obtidos também são idênticos aos apresentados na Tabela 5.30, mas serão reproduzidos para facilidade de leitura na Tabela 5.34.

Tabela 5.33 – Parâmetros dos Controladores obtidos pelo DMC e RNA-AN para o Caso Base.

Parâmetros	ESP do Gerador 9			UPFC-POD na LT 30-31		
	DMC	RNA-PM	RNA-AN	DMC	RNA-PM	RNA-AN
T_1 (s)	0,32156	-	0,32156	1,5385	-	1,5385
T_2 (s)	0,09551	-	0,09551	0,10053	-	0,10053
K (pu)	4,4681	-	4,4681	0,001319	-	0,001319

Tabela 5.34 – Autovalores Dominantes obtidos para o Caso Base Considerando Padrões Conflitantes para a RNA-PM.

Métodos	Modo	Autovalores Dominantes	ω_n (Hz)	ζ (pu)
DMC e RNA-NA	6	-0,02632 ± j 6,0202	0,95816	0,00437
	7	-0,59126 ± j 5,8845	0,94126	0,09997
	8	-0,14018 ± j 6,4885	1,03290	0,02159
	9	-0,3592 ± j 3,5222	0,56348	0,10146

Para a condição de operação distinta do Caso Base, a qual foi analisada na seção anterior (diminuição simultânea de 30% na carga ativa da barra 10, 50% na carga reativa da barra 10 e 5% na carga ativa da barra 32), os valores obtidos para os parâmetros dos controladores pela RNA-AN, considerando todos os padrões de treinamento, foram idênticos aos obtidos para a quantidade de padrões reduzida e são apresentados novamente na Tabela 5.35.

Tabela 5.35 – Parâmetros dos Controladores para Condição de Operação Distinta do Caso Base.

Parâmetros	ESP no Gerador 9		UPFC-POD na LT 30-31	
	RNA-PM	RNA-AN	RNA-PM	RNA-AN
T_1 (s)	-	0,29196	-	1,0418
T_2 (s)	-	0,09551	-	0,10053
K (pu)	-	5,0670	-	0,0090284

É evidente que os autovalores dominantes obtidos também serão os mesmos obtidos para a quantidade de padrões reduzidos. Desta forma, são apresentados na Tabela 5.36.

Tabela 5.36 – Autovalores Dominantes – Condição de Operação Distinta do Caso Base.

Métodos	Modo	Autovalores Dominantes	ω_n (Hz)	ζ (pu)
DMC	6	$0,0008185 \pm j 5,8355$	0,92874	-0,000141
	7	$-0,55604 \pm j 5,8554$	0,93610	0,094537
	8	$-0,11757 \pm j 6,3336$	1,0082	0,01856
	9	$-0,13226 \pm j 3,6808$	0,5862	0,035909
RNA-AN	6	$-0,004332 \pm j 5,8403$	0,92951	0,00074
	7	$-0,58979 \pm j 5,8750$	0,93974	0,09988
	8	$-0,10571 \pm j 6,3535$	1,0113	0,01663
	9	$-0,37425 \pm j 3,7368$	0,59771	0,099654

De acordo com os resultados nota-se que a utilização do conjunto total de padrões de treinamento não afetou o desempenho da RNA-AN. Desta forma, a etapa de seleção de padrões conflitantes pode ser eliminada, o que é um aspecto vantajoso da RNA-AN quanto comparada à RNA-PM.

5.4 Conclusões

O principal objetivo deste trabalho foi o de analisar a possibilidade de utilização da rede neural artificial ARTMAP nebulosa no projeto de controladores suplementares de amortecimento, ESP e UPFC-POD.

Inicialmente, para definição dos locais para instalação dos controladores ESP e POD, uma análise dos resíduos da FTMA foi realizada, sendo que para o caso do POD uma análise sobre a separação entre polos e zeros da FTMA foi considerada.

Através dos resultados apresentados concluiu-se que é possível fornecer amortecimento às oscilações eletromecânicas de maneira eficiente e satisfatória através da utilização das redes neurais aqui apresentadas, uma vez que, para todos os casos estudados e para todas as condições de operação observou-se sua generalização, fornecendo condições de operação mais satisfatórias que a fornecida pelo ajuste convencional.

Além disso, observou-se a dependência dos controladores locais quanto à localização das variações de carregamento, e sua alta influência nos modos locais de oscilação, caracterizando fatores limitantes na escolha de controladores suplementares locais para amortecimento de modos do tipo interárea. Dos resultados apresentados conclui-se que esta dependência não é ocasionada pelo método utilizado para o ajuste, pois tanto no método convencional quanto na utilização das redes neurais observou-se o mesmo comportamento. Tal fato é explicado pela localização, sinal de entrada utilizado e forma de atuação de cada controlador.

Para todos os casos apresentados conclui-se que a RNA-AN fornece resultados muito semelhantes aos da RNA-PM, sendo que sua atuação pode ser melhorada com a inclusão de novos dados de treinamento. Com isso apresentou-se uma alternativa mais rápida e mais estável quanto ao processo de treinamento em relação à RNA-PM, normalmente utilizada no ajuste de estabilizadores suplementares.

6. Conclusões Finais e Trabalhos Futuros

O principal objetivo deste trabalho foi a análise da atuação de técnicas inteligentes, especificamente as redes neurais artificiais (RNAs), no projeto de controladores suplementares de amortecimento de oscilações eletromecânicas em sistemas elétricos de potência. Para isso, uma análise sistemática de todas as etapas envolvidas no projeto de controladores suplementares de amortecimento foi desenvolvida, ou seja, desde a determinação dos modos oscilatórios críticos, seguido pelo ajuste individual e coordenado até a geração de padrões de treinamento e verificação da atuação das RNAs.

Em relação à alocação e ajuste individual dos controladores, concluiu-se que o método dos resíduos é uma importante ferramenta utilizada para a alocação e projeto individual de controladores suplementares de amortecimento. Entretanto, dos resultados e análises realizadas verificou-se a necessidade da análise dos resíduos e zeros da FTMA para garantir a operação satisfatória dos controladores com coeficientes de amortecimento muito próximos aos desejados.

A aplicação conjunta do Modelo de Sensibilidade de Potência com o método de ajuste coordenado *Decentralized Modal Control* (DMC) permitiu a utilização e análise de sinais algébricos, disponíveis localmente e com alta observabilidade dos modos oscilatórios de interesse para a entrada dos controladores. Desta forma, a geração de padrões de treinamento para as RNAs foi realizada.

Duas RNAs foram utilizadas na resolução do problema da estabilidade dinâmica, ou seja, o projeto individual e coordenado de controladores suplementares de amortecimento (ESP e POD), sendo proposto o uso da RNA ARTMAP nebulosa e sua aplicação foi comparada à RNA Perceptron Multicamadas (o coeficiente de amortecimento obtido pelo método DMC para os modos oscilatórios de interesse, tornou-se um índice de eficiência para a verificação de atuação das RNAs).

Ambas as RNAs foram utilizadas para o ajuste individual e coordenado dos parâmetros dos controladores ESP e POD (acoplado ao dispositivo UPFC). De acordo com os resultados apresentados concluiu-se que os controladores ajustados via RNAs forneceram resultados mais satisfatórios para condições de operação distintas do caso base quando comparados com os controladores que utilizam métodos convencionais de ajuste.

A análise comparativa da atuação das RNAs permitiu demonstrar que a RNA ARTMAP nebulosa fornece ajustes e resultados muito semelhantes aos da RNA Perceptron

Multicamadas, validando desta forma sua aplicação no projeto de controladores suplementares de amortecimento. Entretanto, conforme abordado no trabalho, nota-se que a RNA ARTMAP nebulosa possui algumas vantagens operativas quando comparada à RNA Perceptron Multicamadas. Dentre as vantagens podem ser destacadas a convergência rápida e garantida, os valores iniciais fixos para os pesos sinápticos, a estrutura fixa, a eliminação do problema de mínimos locais e a possível utilização de padrões de treinamento de rara ocorrência ou conflitantes entre si. Desta forma, apresentou-se uma forma alternativa para o projeto de controladores suplementares de amortecimento em relação à vasta aplicação da RNA Perceptron Multicamadas para este fim.

Sugestões para Trabalhos Futuros

A RNA ARTMAP nebulosa pode fornecer resultados muito semelhantes aos obtidos pela RNA Perceptron Multicamadas, conforme verificado neste trabalho. Neste contexto, a aplicação da RNA ARTMAP nebulosa para o ajuste de vários controladores em sistemas de grande porte, deverá ser analisada.

De acordo com os resultados apresentados concluiu-se que a utilização das RNAs Perceptron Multicamadas e ARTMAP nebulosa no projeto de controladores suplementares fornece condições de operação satisfatórias. Entretanto, a aplicação de outras técnicas, as quais utilizam sistemas inteligentes, tais como lógica nebulosa, algoritmos genéticos e a combinação RNA - Lógica Nebulosa é um grande campo de estudo para os pesquisadores da área.

As análises aqui apresentadas se referem a sistemas lineares, ou seja, análises para condições de operação nas quais o comportamento dinâmico pode ser matematicamente representado por equações diferenciais e algébricas lineares. Entretanto, sabe-se que o comportamento de sistemas elétricos de potência é descrito por equações não lineares e o estudo da atuação dos controladores suplementares de amortecimento poderá ser realizado em um ambiente não linear. Desta forma, a aplicação de RNAs no mapeamento do processo de ajuste de parâmetros de controladores em um ambiente não linear também poderá ser tópico de interesse para estudos futuros.

Referências

- [1] KUNDUR, P. et al. Definition and classification of power system stability, IEEE/CIGRE joint task force on stability terms and definitions. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 19, n. 3, p. 1387 – 1401, 2004.
- [2] KLEIN M.; ROGERS G. J.; KUNDUR P. A fundamental study of inter-area oscillation in power systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 6, n. 3, p. 914-921, 1991.
- [3] ANDERSON, P. and FOUAD, A. A. *Power system control and stability*. 2th ed. United States of America: JohnWiley & Sons, 2003. 464 p.
- [4] KUNDUR, P. *Power system stability and control*. United States of America: Electric Power Research Institute, 1994. 1176 p.
- [5] YU, Y. N. *Electric power system dynamic*. New York: Academic Press, 1983. 255p.
- [6] DEMELLO, F. P.; CONCÓRDIA, C. Concepts of synchronous machine stability as affected by excitation control. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, New York, v. 88, n. 4, p. 316-329, 1969.
- [7] LARSEN E. V.; SWANN D. A. Applying power system stabilizers, Part I: general concepts, Part II: Performance objectives and tuning concepts, Part III: Practical considerations. *IEEE Power Apparatus and Systems*, New York, v. PAS-100, n. 12, p. 3017–3046, 1981.
- [8] KISS L.; ZERÉNYI J. A new conception for constructing and tuning power system stabilizers (PSS). *IEEE Bologna Power Tech Conference*, Bologna, Italy, v.1, n. 1, p. 1-5, 2003.
- [9] LI-JUN C.; ERLICH, I. Simultaneous coordinated tuning of PSS and FACTS damping controllers in large power systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 20, n. 1, p. 294 – 300, 2005.
- [10] PESSANHA J. E. O.; SAAVEDRA O. R.; BUZAR J. C. R.; PAZ A. A.; POMA C. P.

Power system stability reinforcement based on network expansion: a practical case. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Amsterdam, v. 29, n. 3, p. 208 – 216, 2007.

[11] PELLANDA P. C.; SAVELLI, D. C.; MACEDO, N. J. P.; MARTINS, N.; LUZ, G. S. Síntese de sinais e escolha de estrutura dos estabilizadores dos TCSCs da interligação norte-sul considerando robustez a perturbações externas. In: SIMPÓSIO DE PLANEJAMENTO E OPERAÇÃO DE SISTEMAS ELÉTRICOS DE POTÊNCIA - SEPOPE, 10., 2006, Florianópolis. *Proceedings...* Florianópolis: [s.n.], 2006. p. 1-12.

[12] MARTINS N.; LIMA, L. T. G. Determination of suitable locations for power system stabilizers and static VAR compensators for damping electromechanical oscillations in large scale power systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 5, n. 4, p. 74–82, 1990.

[13] NOROOZIAN, M.; ANDERSSON, G. Damping of inter-area and local modes by use of controllable components, *IEEE Transactions on Power Delivery*, New York, v. 10, n. 4, p. 2007–2012, 1995.

[14] GAMA, C. Brazilian north-south interconnection – control application and operating experience with a TCSC. *IEEE Power Engineering Society Summer Meeting*, New York, v. 2, p. 1103–1108, 1999.

[15] WANG, H. F.; SWIFT F. J.; LI M. FACTS-based stabilizer designed by the phase compensation method part-II: multi-machine power systems. In: ADVANCES IN POWER SYSTEM CONTROL, OPERATION AND MANAGEMENT - APSCOM, 4., Hong Kong, 1997. *Proceedings...* Hong Kong: [s.n.], 1997. p. 644-649.

[16] DEL ROSSO, A. D.; CAÑIZARES, C. A.; DOÑA, V. M. A study of TCSC controller design for power system stability improvement. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 18, n. 4, p. 1487–1496, 2003.

[17] HINGORANI, N. G. High power electronics and flexible AC transmission systems. *IEEE Power Engineering Review*, New York, v. 76, n. 4, p. 3-4, 1998.

[18] HINGORANI, N. G.; GYUGYI, L. *Understanding FACTS: concepts and technology of*

flexible AC transmission systems. New York: IEEE Press- John Wiley, 1999. 452 p.

[19] WATANABE, E. H.; BARBOSA, P. G.; ALMEIDA, K. C.; TARANTO, G. N. Tecnologia FACTS- tutorial. *SBA Controle & Automação*, Campinas, v. 9, n. 1, p. 39–55, 1998.

[20] PASERBA, J. J. How facts controller benefit AC transmission systems. *Transmission and Distribution Conference and Exposition, IEEE PES*, New York, v. 3, n. 7-12, p. 991–998, 2003.

[21] SONG, Y. H.; JOHNS A. T. *Flexible AC transmission system (FACTS)*. England: The Institute of Electrical Engineers, TJ International, 1999. 592 p.

[22] YANG, N.; LIU, Q.; MCCALLEY, J. D. TCSC controller design for damping interarea oscillations. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 13, n. 14, p. 1304–1310, 1998.

[23] WANG, H. F.; SWIFT, F. J. An unified model for the analysis of FACTS devices in damping power system oscillations part II: multi-machine power systems. *IEEE Transactions on Power Delivery*, New York, v. 13, n. 4, p. 1355-1362, 1998.

[24] CAI, L. J.; ERLICH, I. Simultaneous coordinated tuning of PSS and FACTS controller for damping power system oscillations in multi-machine systems. *IEEE Bologna Power Tech Conference*, Bologna, v. 2, n. 1, p. 1-6, 2003.

[25] GYUGYI, L. Unified power-flow control concept for flexible AC transmission systems. *IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution*, London, v. 139, n. 4, p. 323-331, 1992.

[26] GYUGYI, L. The Unified power flow controller- a new approach to power transmission control. *IEEE on Power Delivery*, New York, v. 10, n. 2, p. 1085-1097, 1995.

[27] KUMKRATUA, P.; HAQUE, M. H. Versatile model of a unified power flow controller in a simple power system. *IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution*, London, v. 150, n. 2, p. 155-161, 2003.

[28] MHASKAR, U.P.; KULKARNI, A.M. Power oscillation damping using FACTS

devices: modal controllability, observability in local signals, and location of transfer function zeros. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 21, n. 1, p. 285 – 294, 2006.

[29] KUMAR, B. K.; SINGH, S. N.; SRIVASTAVA, S. C. Placement of FACTS controllers using modal controllability indices to damp out power system oscillations. *IET Generation, Transmission & Distribution*, London, v. 1, n. 2, p. 209 – 217, 2007.

[30] GOMES JUNIOR, S.; MARTINS, N.; PORTELA, C. Computing small-signal stability boundaries for large-scale power systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v.18, n. 2, p. 747 – 752, 2003.

[31] CHANG, Y.; XU, Z. A novel SVC supplementary controller based on wide area signals. *Electric Power Systems Research*, Amsterdam, v. 77, n. 12, p. 1569 - 1574, 2007.

[32] FURINI, M. A.; ARAUJO, P. B. Melhora da estabilidade dinâmica de sistemas elétricos de potência multimáquinas usando o dispositivo FACTS “thyristor controlled series capacitor - TCSC”. *SBA Controle & Automação*, Campinas, v. 19, n. 2, p. 214 – 225, 2008.

[33] OKOU, F.; DESSAINT, L. A.; AKHRIF, O. Power systems stability enhancement using a wide-area signals based hierarchical controller. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 20, n. 3, p. 1465 – 1477, 2005.

[34] XIE, X.; XIAO, J.; LU, C.; HAN, Y. Wide-area stability control for damping interarea oscillations of interconnected power systems. *IEE Proceedings on Generation, Transmission and Distribution*, London, v. 153, n. 5, p. 507 – 514, 2006.

[35] KORBA, P. Real-time monitoring of electromechanical oscillations in power systems: first findings. *IET Generation, Transmission & Distribution*, London, v. 1, n. 1, p. 80 – 88, 2007.

[36] MAJUMDER, R.; CHAUDHURI, B.; PAL, B.C. Implementation and test results of a wide-area measurement-based controller for damping interarea oscillations considering signal-transmission delay. *IET Generation, Transmission & Distribution*, London, v. 1, n. 1, p. 1 – 7, 2007.

[37] JIA H.; YU, X.; YU, Y.; WANG, C. Power system small signal stability region with time

delay. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Amsterdam, v. 30, n. 1, p. 16-22, 2008.

[38] OLIVEIRA, R. V.; RAMOS, ANDRADE, R.; BRETAS, N. G. Controlador robusto multiobjetivo para o amortecimento de oscilações eletromecânicas em sistemas elétricos de potência. *Sba Controle & Automação*, Campinas, v.16, n.3, p. 290 – 302, 2005.

[39] MAJUMDER, R.; PAL, B.C.; DUFOUR, C.; KORBA, P. Design and real-time implementation of robust FACTS controller for damping inter-area oscillation. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 21, n. 2, p. 809 – 816, 2006.

[40] MISHRA, S.; TRIPATHY, M.; NANDA, J. Multi-machine power system stabilizer design by rule based bacteria foraging. *Electric Power Systems Research*, Amsterdam, v. 77, n. 12, p. 1595 – 1607, 2007.

[41] FARSANGI, M. M.; NEZAMABADI-POUR, H.; SONG Y.; LEE, K. Y. Placement of SVCs and selection of stabilizing signals in power systems. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 22, n. 3, p. 1061 – 1071, 2007.

[42] SADEGH, M. O.; LO, K. L. Method for co-ordinating application of FACTS-based stabilisers in multimachine power system using fuzzy output feedback controller. *IEE Proceedings Generation, Transmission and Distribution*, London, v. 152, n. 3, p. 397 – 405, 2005

[43] MUKHERJEE, V.; GHOSHAL, S. P. Comparison of intelligent fuzzy based AGC coordinated PID controlled and PSS controlled AVR system. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Amsterdam, v. 29, n. 9, p. 679 – 689, 2007.

[44] KAZEMI, A.; SOHRFOROUZANI, V. M. Power system damping using fuzzy controlled facts devices. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Amsterdam, v. 28, n. 5 p. 349 – 357, 2006.

[45] SEGAL, R.; SHARMA, A.; KOTHARI, M. L. A self-tuning power system stabilizer based on artificial neural network. *Electrical Power and Energy Systems*, Amsterdam, v. 26, n. 3, p. 423 – 430, 2004.

[46] RAY, S.; VENAYAGAMOORTHY, G. K. Wide-area signal-based optimal

neurocontroller for a UPFC. *IEEE Transactions on Power Delivery*, New York, v. 23, n. 3. p. 1597 – 1605, 2008.

[47] McCULLOCH, W. S.; PITTS, W. *A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity*. Cambridge: MIT Press, 1943. (Bulletin of Mathematical Biophysics, 5).

[48] HAYKIN, S. S. *Redes neurais: princípios e prática*. Porto Alegre: Bookman, 2001. 900 p.

[49] WASSERMAN, P. D. *Neural computing: theory and practice*. New York: Van Nostrand Reinhold, 1989. 230 p.

[50] NGUYEN, T. T.; GIANTO, R. Neural networks for adaptive control coordination of PSSs and FACTS devices in multimachine power system. *IET Generation, Transmission and Distribution*, London, v. 2, n. 3, p. 355 – 372, 2008.

[51] CHATURVEDI, D. K.; MALIK, O. P. Generalized neuron-based adaptive PSS for multimachine environment. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 20, n. 1, p. 358 – 366, 2005.

[52] BARREIROS, J. A. L. et al. Estabilizador neural não-linear para sistemas de potência treinado por rede de controladores lineares. *Sba Controle & Automação*, Campinas, v. 17, n. 2, p. 115-126, 2005.

[53] MOHAGHEGHI, S.; VENAYAGAMOORTHY, G. K.; HARLEY, R. G. Optimal neuro-fuzzy external controller for a STATCOM in the 12-bus benchmark power system. *IEEE Transactions on Power Delivery*, New York, v. 22, n. 4, p. 2548 – 2558, 2007.

[54] MOHAGHEGHI, S.; VENAYAGAMOORTHY, G. K.; HARLEY, R. G. Adaptive critic design based neuro-fuzzy controller for a static compensator in a multimachine power system. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 21, n. 4, p.1744 – 1754, 2006.

[55] ROSENBLANT, F. The perceptron: a probabilistic model for information storage and organization in the brain. *Psychological Review*, Washington, v. 65, n. 6, p. 386-408, 1958.

[56] WIDROW B.; LEHR M. A. 30 years of adaptive neural networks: perceptron, madaline,

and backpropagation, *Proceedings of the IEEE*, New York, v. 78, n. 9, p. 1415-1442, 1990.

[57] KARAYIANNIS, N. B.; VENETSANOPOULOS A. N. *Artificial neural networks: learning algorithms, performance evaluation, and applications*. Toronto: Kluwer Academic Publishers, 1992. 460 p.

[58] CARPENTER G. A.; GROSSBERG, S.; MARKUZON N.; REYNOLDS, J. H.; ROSEN, D. B. Fuzzy ARTMAP: A neural network architecture for incremental supervised learning of analog multidimensional maps. *IEEE Transactions on Neural Networks*, New York, v. 3, n. 5, p. 698-713, 1992.

[59] ASSADI, K.; TAN, A.; ETEZADI-AMOLI, K.; EGBERT, D.; FADALI, M.S. Application of the ARTMAP neural network to power system stability studies, *IEEE International Conference on System, man and Cybernetics*, New York, v. 2, n. 1, p. 1080-1085, 1992.

[60] VERZI, S. J.; HEILEMAN, G. L.; GEORGIOPOULOS, M.; ANAGNOSTOPOULOS G. C. Universal approximation with fuzzy ART and fuzzy ARTMAP. In: INTERNATIONAL JOINT CONFERENCE ON NEURAL NETWORKS, 2003, Portland. *Proceedings ...* Portland: The International Neural Network Society, 2003. v. 3, p. 1987-1992.

[61] DA COSTA V. F. *Modelo de sensibilidade de potência para análise de oscilações de baixa frequência em sistemas de energia elétrica*. 1992. 186 f. Tese (Doutorado) - Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação, Universidade Estadual de Campinas, Campinas, 1992.

[62] DECKMANN, S. M.; DA COSTA, V. F. A Power sensitivity model for electromechanical oscillation studies. *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 9, n. 2, p. 965-971, 1994.

[63] FURINI, M. A. *Estudo da estabilidade a pequenas perturbações de sistemas elétricos de potência multimáquinas sob a ação dos controladores FACTS TCSC e UPFC*. 2008. 153 f. Dissertação (Mestrado) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, Ilha Solteira, 2008.

[64] AYRES, H. M.; CASTRO, M. S.; DA COSTA, V. F.; SILVA, L. C. P. D. The usage of upfc for damping interarea oscillations in power systems. In: SIMPÓSIO DE

PLANEJAMENTO E OPERAÇÃO DE SISTEMAS ELÉTRICOS DE POTÊNCIA - SEPOPE, 10., 2006, Florianópolis. *Proceedings...* Florianópolis. [s.n.], p. 1-11, 2006.

[65] DECKMANN, S. M.; DA COSTA, V. F. Synchronizing and damping torques obtained from a power sensitivity model. In: COLLOQUIUM OF CIGRÉ STUDY COMMITTEE, 38., 1993, Florianópolis. *Cigre...* Florianópolis: [s.n.], 1993. p. 3.6.1-3.6.4.

[66] BRETAS, N. G.; ALBERTO, L. F. C. *Estabilidade transitória em sistemas eletromagnéticos*. São Carlos: USP/EESC 2000. 155 p.

[67] NOROOZIAN M.; ÄNGQUIST L.; GHANDHARI M.; ANDERSON G. Use of UPFC for optimal power flow control. *IEEE on Power Delivery*, New York, v. 12, n. 4, p. 1629-1634, 1997.

[68] MENG, Z. J.; SO P. L. A current injection UPFC model for enhancing power system dynamic performance. *IEEE on Power Engineering Society Winter Meeting*, New York, v. 2, n. 1, p. 1544-1549, 2000.

[69] MARTINS, N.; PINTO, H. J. C. P.; LIMA, L. T. G. Efficient methods for finding transfer function zeros of power systems, *IEEE Transactions on Power Systems*, New York, v. 7, n. 3, p. 1350–1361, 1992.

[70] JONES, L. E.; ANDERSON, G. Application of modal analysis of zeros to power system control and stability, *Electric Power Systems Research*, Amsterdam, v. 43, n. 3, p. 205-211, 1998.

[71] MOURA, R. F.; FURINI, M. A.; ARAUJO, P. B. Análise de resíduos e zeros da função de transferência de controladores suplementares de amortecimento de dispositivos FACTS UPFC para diferentes sinais de entrada. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA – CBA, 18., 2010, Bonito. *Anais ...* Bonito: [s.n.], 2010. p. 1-6.

[72] MOURA, R. F.; FURINI, M. A. e ARAUJO, P. B. Influência dos zeros na localização e controle de dispositivos FACTS UPFC/POD para o amortecimento de oscilações eletromecânicas. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SISTEMAS ELÉTRICOS – SBSE, 3., 2010, Belém. *Anais ...* Belém: [s.n.], 2010. p. 1-6.

- [73] MOURA, R. F.; FURINI, M. A.; ARAUJO, P. B. Análise das limitações no amortecimento de oscilações eletromecânicas devido à má localização dos zeros da função de transferência de controladores suplementares, In: IEEE/PES T&D LATIN AMÉRICA, 2010, São Paulo. *Proceedings ...* São Paulo: [s.n.], 2010, p. 1-6.
- [74] EMAMI-NAEIND, A.; DOOREN P. V. Computation of zeros of linear multivariable systems, *Automatica*, Amsterdam, v. 18, n. 4, p. 415 – 430, 1982.
- [75] CHEN, C.L.; HSU, Y. Y. Coordinated synthesis of multimachine power system stabilizer using an efficient decentralized modal control (DMC) algorithm. *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, New York, v. PWRS-2, n. 3, p.543-551, 1987.
- [76] ARAUJO, P. B.; ZANETTA, L. C. Pole placement method using system matrix transfer function and sparsity. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Amsterdam, v. 23, n. 3, p. 173–178. 2001.
- [77] FURINI, M. A.; ARAUJO, P. B. Alocação e projeto de PSS e controladores suplementares para dispositivos UPFC. In: ENCONTRO REGIONAL IBERO-AMERICANO DO CIGRÉ - ERIAC, 13., 2009, Puerto Iguazú. *Anais ...* Puerto Iguazú: [s.n.], 2009. v. B4, p. 1-8.
- [78] FURINI, M. A.; PEREIRA, A. L. S.; ARAUJO, P. B. Pole placement by coordinated tuning of power system stabilizers and FACTS-POD stabilizers. *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, Amsterdam, v. 33, n. 3, p. 624-631, 2011.
- [79] SIMPSON, P. K. *Artificial neural systems: foundations, paradigms, applications, and Implementations*. New York: Pergamon Press, 1989. 209 p.
- [80] LOPES, M. L. M. *Desenvolvimento de redes neurais para previsão de cargas elétricas de sistemas de energia elétrica*. 2005. 169 f. Tese (Doutorado) – Faculdade de Engenharia, Universidade Estadual Paulista Júlio de Mesquita Filho, Ilha Solteira, 2005.
- [81] MINSKY, M.; PAPERT, S. *Perceptrons: an introduction to computational geometry*. Cambridge: MIT Press, 1969. 268 p.
- [82] MINUSSI, C. R. *Curso sobre redes neurais artificiais*, programa de pós-graduação em engenharia elétrica, Ilha Solteira: UNESP, 2008. 86 p.

- [83] RUMELHART, D. E.; HINTON, G. E.; WILLIAMS, R. J. *Learning internal representations by error propagation in parallel distributed processing*, Cambridge: M. I. T., 1986.
- [84] BEALE, R; JACKSON, T. *Neural computing: an introduction*. Bristol: Hilger, 1990. 240 p.
- [85] BRAGA, A. P.; CARVALHO A. C. P. L. F.; LUDEMIR T. B. *Redes neurais artificiais: teoria e aplicações*. 2. ed. Rio de Janeiro: LTC, 2007. 238 p.
- [86] LOPES, M. L. M.; MINUSSI, C. R.; LOTUFO, A. P. A fast electric load forecasting using adaptive neural networks, In: IEEE BOLOGNA POWER-TECH, 2003., 2003, Italy. *Proceedings ... Italy: University of Bologna v. 1*, p. 23-26.
- [87] WERBOS, P. J. *Beyond regression: new tools for prediction and analysis in the behavioral sciences*. 1974. 453 f. Thesis (PhD.) Harvard University, Cambridge, 1974.
- [88] VILLALBA, S. A.; BEL, C. A. Hybrid demand model for load estimation and short term load forecasting in distribution electric systems, *IEEE Transactions on Power Delivery*, New York, v. 15, n. 2, p. 764-769, 2000.
- [89] CARPENTER, G. A.; GROSSBERG, S. A massively parallel architecture for a self-organizing neural pattern recognition machine. *Computer Vision, Graphics, and Image Processing*, v. 37, n. 1, p. 54-115, 1987.
- [90] CARPENTER, G. A.; GROSSBERG, S. A self-organizing neural network for supervised learning, recognition and prediction. *IEEE Communications Magazine*, New York, v. 30, n. 9, p. 38-49, 1992.
- [91] LOPES, M. L. M.; MINUSSI, C. R.; LOTUFO, A. P. Electric load forecasting using a fuzzy ART&ARTMAP neural network. *Applied Soft Computing*, Amsterdam, v. 5, n. 2, p. 235-244, 2005.
- [92] LIM, C. P.; HARRISON, R. F. Modified fuzzy ARTMAP approaches bayes optimal classification rates: an empirical demonstration. *Neural Networks*, Amsterdam, v. 10, n. 4, p. 755-774, 1997.

- [93] GEORGIOPOULOS, M.; FERNLUND, H.; BEBIS, G.; HEILEMAN, G. L. Order of search in fuzzy ART and fuzzy ARTMAP: effect of the choice parameter. *Neural Networks*, Amsterdam, v. 9, n. 9, p. 1541-1559, 1996.
- [94] SAUER P. W.; PAI M. A. *Power system dynamics and stability*. New Jersey: Prentice Hall, 1998. 357 p.
- [95] ZIMMERMAN R.; GAN D. MATPOWER – A MATLAB power system simulation package. Tempe: Power System Engineering Research Center – PSERC. Disponível em: <<http://www.pserc.cornell.edu/matpower/matpower.html>>. Acesso em: 5 fev. 2010.

Apêndice I. Coeficientes do Modelo de Injeção de Potência do UPFC

Neste apêndice são mostrados os coeficientes lineares do Modelo de Injeção de Potência do UPFC obtidos a partir do conjunto de equações (3.15), deduzidas no Capítulo 3. O modelo possui coeficientes ativos e reativos para as barras inicial e final de instalação do UPFC, conforme descrito a seguir.

A.I.1 – Barra Inicial de Instalação – Coeficientes Ativos

$$\Delta P_k = A1_{Ui} \Delta \theta_{km} + A2_{Ui} \Delta V_k + A3_{Ui} \Delta V_m + A4_{Ui} \Delta v_p + A5_{Ui} \Delta v_q + A6_{Ui} \Delta i_q \quad (\text{A.I.1})$$

$$A1_{Ui} = \frac{\partial P_k}{\partial \theta_{km}} = \frac{1}{R_{km}^2 + X_{km}^2} \left\{ 2rV_k^2 R_{km} \text{sen} \gamma \left[\frac{V_m^2 - V_k V_m \cos(\theta_{km})}{V_k^2 + V_m^2 - 2V_k V_m \cos(\theta_{km})} \right] + \right. \\ \left. + rV_k V_m [X_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma) + R_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma)] \left[\frac{V_k^2 - V_k V_m \cos(\theta_{km})}{V_k^2 + V_m^2 - 2V_k V_m \cos(\theta_{km})} \right] \right\} \quad (\text{A.I.1.a})$$

$$A2_{Ui} = \frac{\partial P_k}{\partial V_k} = \frac{1}{R_{km}^2 + X_{km}^2} \left\{ rV_k R_{km} \cos \gamma - [2rV_k^2 R_{km} \text{sen} \gamma - \right. \\ \left. - rV_k V_m [X_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma) + R_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma)] \left[\frac{V_m \text{sen}(\theta_{km})}{V_k^2 + V_m^2 - 2V_k V_m \cos(\theta_{km})} \right] \right\} \quad (\text{A.I.1.b})$$

$$A3_{Ui} = \frac{\partial P_k}{\partial V_m} = \frac{1}{R_{km}^2 + X_{km}^2} \left\{ rV_k [X_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma) - R_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma)] + [2rV_k^2 R_{km} \text{sen} \gamma + \right. \\ \left. + rV_k V_m [X_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma) + R_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma)] \left[\frac{V_k \text{sen}(\theta_{km})}{V_k^2 + V_m^2 - 2V_k V_m \cos(\theta_{km})} \right] \right\} \quad (\text{A.I.1.c})$$

$$A4_{Ui} = \frac{\partial P_k}{\partial v_p} = \frac{1}{(R_{km}^2 + X_{km}^2)(v_p^2 + v_q^2)} \left\{ 2v_p R_{km} (v_p^2 + v_q^2) + 2rv_p V_k^2 R_{km} \cos \gamma + 2rv_q V_k^2 R_{km} \text{sen} \gamma - \right. \\ \left. - rV_k V_m [v_q X_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma) + v_q R_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma) - v_p X_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma) + v_p R_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma)] \right\} \quad (\text{A.I.1.d})$$

$$A5_{Ui} = \frac{\partial \mathcal{P}_k}{\partial v_q} = \frac{1}{(R_{km}^2 + X_{km}^2)} \frac{1}{(v_p^2 + v_q^2)} \left\{ 2v_q R_{km} (v_p^2 + v_q^2) + 2rv_q V_k^2 R_{km} \cos \gamma - 2rv_p V_k^2 R_{km} \text{sen} \gamma + \right. \\ \left. + rV_k V_m [v_q X_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma) - v_q R_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma) + v_p X_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma) + v_p R_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma)] \right\} \quad (\text{A.I.1.e})$$

$$A6_{Ui} = \frac{\partial \mathcal{P}_k}{\partial i_q} = 0 \quad (\text{A.I.1.f})$$

A.I.2 – Barra Inicial de Instalação – Coeficientes Reativos

$$\Delta Q_k = R1_{Ui} \Delta \theta_{km} + R2_{Ui} \Delta V_k + R3_{Ui} \Delta V_m + R4_{Ui} \Delta v_p + R5_{Ui} \Delta v_q + R6_{Ui} \Delta i_q \quad (\text{A.I.2})$$

$$R1_{Ui} = \frac{\partial Q_k}{\partial \theta_{km}} = \frac{1}{R_{km}^2 + X_{km}^2} \left\{ rV_k^2 (R_{km} \text{sen} \gamma + X_{km} \text{sen} \gamma) \left[\frac{V_m^2 - V_k V_m \cos(\theta_{km})}{V_k^2 + V_m^2 - 2V_k V_m \cos(\theta_{km})} \right] \right\} \quad (\text{A.I.2.a})$$

$$R2_{Ui} = \frac{\partial Q_k}{\partial V_k} = \frac{v_p^2 + v_q^2}{R_{km}^2 + X_{km}^2} \left\{ R_{km} (\cos \gamma - \text{sen} \gamma) + X_{km} (\cos \gamma + \text{sen} \gamma) \left[\frac{V_k V_m \text{sen}(\theta_{km})}{V_k^2 + V_m^2 - 2V_k V_m \cos(\theta_{km})} \right] \right\} - i_q \quad (\text{A.I.2.b})$$

$$R3_{Ui} = \frac{\partial Q_k}{\partial V_m} = \frac{1}{R_{km}^2 + X_{km}^2} \left\{ -rV_k^2 (R_{km} \cos \gamma + X_{km} \text{sen} \gamma) \left[\frac{V_m \text{sen}(\theta_{km})}{V_k^2 + V_m^2 - 2V_k V_m \cos(\theta_{km})} \right] \right\} \quad (\text{A.I.2.c})$$

$$R4_{Ui} = \frac{\partial Q_k}{\partial v_p} = \frac{1}{(R_{km}^2 + X_{km}^2)} \frac{V_k^2}{(v_p^2 + v_q^2)} \left\{ -r [v_q (R_{km} \cos \gamma + X_{km} \text{sen} \gamma) + v_p (X_{km} \cos \gamma - R_{km} \text{sen} \gamma)] \right\} \quad (\text{A.I.2.d})$$

$$R5_{Ui} = \frac{\partial Q_k}{\partial v_q} = \frac{1}{(R_{km}^2 + X_{km}^2)} \frac{V_k^2}{(v_p^2 + v_q^2)} \left\{ -r [v_q (R_{km} \text{sen} \gamma - X_{km} \text{sen} \gamma) + v_p (X_{km} \text{sen} \gamma + R_{km} \cos \gamma)] \right\} \quad (\text{A.I.2.e})$$

$$R6_{Ui} = \frac{\partial Q_k}{\partial i_q} = -V_k \quad (\text{A.I.2.f})$$

A.I.3 – Barra Final de Instalação – Coeficientes Ativos

$$\Delta P_m = A1_{Uf} \Delta \theta_{km} + A2_{Uf} \Delta V_k + A3_{Uf} \Delta V_m + A4_{Uf} \Delta v_p + A5_{Uf} \Delta v_q + A6_{Uf} \Delta i_q \quad (\text{A.I.3})$$

$$A1_{Uf} = \frac{\partial P_m}{\partial \theta_{km}} = \frac{rV_k V_m}{R_{km}^2 + X_{km}^2} \left\{ [-X_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma) + R_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma)] \left[\frac{V_k^2 - V_k V_m \cos(\theta_{km})}{V_k^2 + V_m^2 - 2V_k V_m \cos(\theta_{km})} \right] \right\} \quad (\text{A.I.3.a})$$

$$A2_{Uf} = \frac{\partial P_m}{\partial V_k} = \frac{rV_k V_m}{R_{km}^2 + X_{km}^2} \left\{ [X_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma) - R_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma)] \left[\frac{V_m \text{sen}(\theta_{km})}{V_k^2 + V_m^2 - 2V_k V_m \cos(\theta_{km})} \right] \right\} \quad (\text{A.I.3.b})$$

$$A3_{Uf} = \frac{\partial P_m}{\partial V_m} = \frac{-rV_k}{R_{km}^2 + X_{km}^2} \left\{ [X_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma) + R_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma)] + \right. \\ \left. + V_m [X_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma) + R_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma)] \left[\frac{V_k \text{sen}(\theta_{km})}{V_k^2 + V_m^2 - 2V_k V_m \cos(\theta_{km})} \right] \right\} \quad (\text{A.I.3.c})$$

$$A4_{Uf} = \frac{\partial P_m}{\partial v_p} = \frac{1}{(R_{km}^2 + X_{km}^2)} \frac{-rV_k V_m}{(v_p^2 + v_q^2)} \left\{ v_q [R_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma) - X_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma)] + \right. \\ \left. + v_p [R_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma) + X_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma)] \right\} \quad (\text{A.I.3.d})$$

$$A5_{Uf} = \frac{\partial P_m}{\partial v_q} = \frac{1}{(R_{km}^2 + X_{km}^2)} \frac{-rV_k V_m}{(v_p^2 + v_q^2)} \left\{ v_q [R_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma) + X_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma)] + \right. \\ \left. + v_p [-R_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma) + X_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma)] \right\} \quad (\text{A.I.3.e})$$

$$A6_{Uf} = \frac{\partial P_m}{\partial i_q} = 0 \quad (\text{A.I.3.f})$$

A.I.4 – Barra Final de Instalação – Coeficientes Reativos

$$\Delta Q_m = R1_{Uf} \Delta \theta_{km} + R2_{Uf} \Delta V_k + R3_{Uf} \Delta V_m + R4_{Uf} \Delta v_p + R5_{Uf} \Delta v_q + R6_{Uf} \Delta i_q \quad (\text{A.I.4})$$

$$R1_{Uf} = \frac{\partial Q_m}{\partial \theta_{km}} = \frac{rV_k V_m}{R_{km}^2 + X_{km}^2} \left\{ [X_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma) + R_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma)] \left[\frac{V_k^2 - V_k V_m \cos(\theta_{km})}{V_k^2 + V_m^2 - 2V_k V_m \cos(\theta_{km})} \right] \right\} \quad (\text{A.I.4.a})$$

$$R2_{Uf} = \frac{\partial Q_m}{\partial V_k} = \frac{-rV_k V_m}{R_{km}^2 + X_{km}^2} \left\{ [X_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma) + R_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma)] \left[\frac{V_m \text{sen}(\theta_{km})}{V_k^2 + V_m^2 - 2V_k V_m \cos(\theta_{km})} \right] \right\} \quad (\text{A.I.4.b})$$

$$R3_{Uf} = \frac{\partial Q_m}{\partial V_m} = \frac{rV_k}{R_{km}^2 + X_{km}^2} \left\{ [-X_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma) + R_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma)] + \right. \\ \left. + V_m [X_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma) + R_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma)] \left[\frac{V_k \text{sen}(\theta_{km})}{V_k^2 + V_m^2 - 2V_k V_m \cos(\theta_{km})} \right] \right\} \quad (\text{A.I.4.c})$$

$$R4_{Uf} = \frac{\partial Q_m}{\partial v_p} = \frac{1}{(R_{km}^2 + X_{km}^2)(v_p^2 + v_q^2)} \frac{rV_k V_m}{(v_p^2 + v_q^2)} \left\{ v_q [-R_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma) - X_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma)] + \right. \\ \left. + v_p [R_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma) - X_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma)] \right\} \quad (\text{A.I.4.d})$$

$$R5_{Uf} = \frac{\partial Q_m}{\partial v_q} = \frac{1}{(R_{km}^2 + X_{km}^2)(v_p^2 + v_q^2)} \frac{rV_k V_m}{(v_p^2 + v_q^2)} \left\{ v_q [R_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma) - X_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma)] + \right. \\ \left. + v_p [R_{km} \cos(\theta_{km} + \gamma) + X_{km} \text{sen}(\theta_{km} + \gamma)] \right\} \quad (\text{A.I.4.e})$$

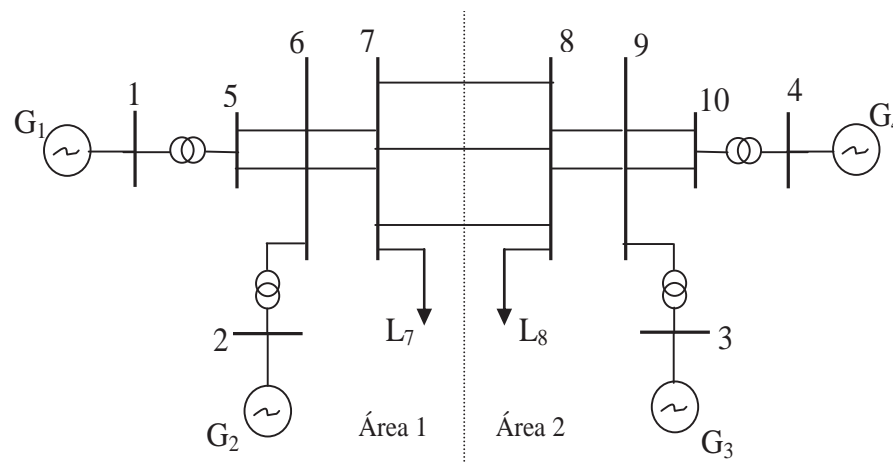
$$R6_{Uf} = \frac{\partial Q_m}{\partial i_q} = 0 \quad (\text{A.I.4.f})$$

Apêndice II. Dados dos Sistemas Multimáquinas Utilizados

A.II.1 – Sistema de Duas Áreas

O diagrama unifilar do sistema simétrico de duas áreas é dado pela Figura A.II.1. Os dados aqui reproduzidos nas Tabelas A.II.1 à A.II.4, para esse sistema podem ser encontrados em [94].

Figura A.II.1 – Sistema Multimáquinas de Duas Áreas.



Fonte: Furini (2011).

Tabela A.II.1 – Dados das Máquinas Geradoras.

	G1	G2	G3	G4
x'_d (pu)	0,033	0,033	0,033	0,033
x_q (pu)	0,19	0,19	0,19	0,19
x_d (pu)	0,2	0,2	0,2	0,2
H (s)	54	54	63	63
D (pu)	0,1	0,1	0,1	0,1
T'_{do} (s)	8	8	8	8

Tabela A.II.2 – Dados do Regulador Automático de Tensão.

Variável	G1	G2	G3	G4
Kr (pu)	200	200	200	200
Tr (pu)	0,001	0,001	0,001	0,001

Tabela A.II.3 – Dados das Linhas de Transmissão.

Barra Inicial	Barra Final	R (pu)	X (pu)	B (pu)
1	5	0,001	0,012	-
2	6	0,001	0,012	-
7	8	0,022	0,22	0,33
7	8	0,022	0,22	0,33
7	8	0,022	0,22	0,33
6	7	0,002	0,02	0,03
6	7	0,002	0,02	0,03
4	10	0,001	0,012	-
3	9	0,001	0,012	-
9	8	0,002	0,02	0,03
9	8	0,002	0,02	0,03
5	6	0,005	0,05	0,075
5	6	0,005	0,05	0,075
10	9	0,005	0,05	0,075
10	9	0,005	0,05	0,075

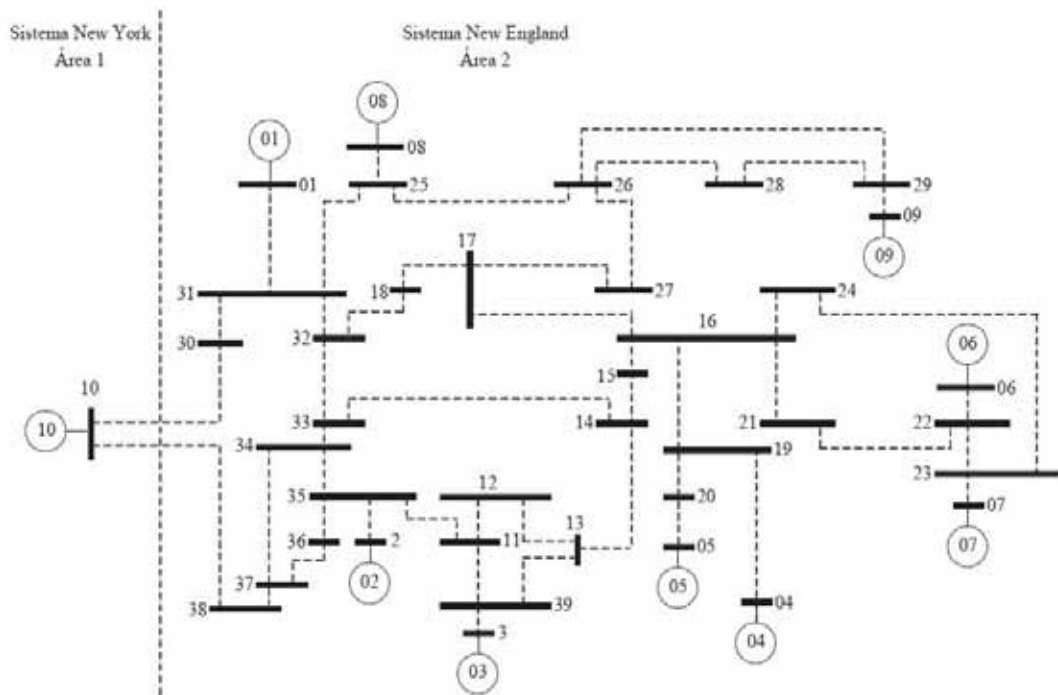
Tabela A.II.4 – Dados do Ponto de Operação Inicial - Caso Base.

Barra	V (pu)	Ang. (graus)	P _G (MW)	Q _G (MVar)	P _L (MW)	Q _L (MVar)
1	1,0	8,683	700,00	195,97	-	-
2	1,0	-2,088	700,00	505,25	-	-
3	1,0	-11,92	700,00	601,55	-	-
4	1,0	0	743,69	236,08	-	-
5	0,973	3,846	-	-	-	-
6	0,936	-6,928	-	-	-	-
7	0,886	-16,16	-	-	1159	212
8	0,865	-26,57	-	-	1575	288
9	0,924	-16,76	-	-	-	-
10	0,968	-5,149	-	-	-	-

A.II.2 – Sistema *New England*

O diagrama unifilar do sistema *New England* é dado pela Figura A.II.2. Os dados aqui reproduzidos nas Tabelas A.II.5 à A.II.7, para esse sistema podem ser encontrados em [76].

Figura A.II.2 – Diagrama Unifilar do Sistema *New England*.



Fonte: Furini (2011).

Tabela A.II.5 – Dados das Máquinas Geradoras e dos Reguladores Automáticos de Tensão.

Gerador	x'_d (pu)	x_q (pu)	x_d (pu)	H (s)	D (pu)	T'_{do} (s)	K_R (pu)	T_R (s)
G1	0,031	0,0609	0,1	42	4	10,2	5	0,06
G2	0,0697	0,282	0,295	30,3	9,75	6,56	6,2	0,05
G3	0,0531	0,237	0,2495	35,8	10	5,7	5	0,06
G4	0,0436	0,258	0,262	28,6	10	6,56	5	0,06
G5	0,132	0,62	0,67	26	3	5,4	40	0,02
G6	0,05	0,241	0,254	34,8	10	7,3	5	0,02
G7	0,049	0,292	0,295	26,4	8	5,66	40	0,02
G8	0,057	0,28	0,29	24,3	9	6,7	5	0,02
G9	0,057	0,205	0,2106	34,5	14	4,79	40	0,02
G10	0,0001	1E-10	1E-10	999999	0	7	0,001	999999

Tabela A.II.6 – Dados das Linhas de Transmissão.

Barra Inicial	Barra Final	R (pu)	X (pu)	B (pu)
30	31	0,0035	0,0411	0,6987
30	10	0,001	0,025	0,75
31	32	0,0013	0,0151	0,2572
31	25	0,007	0,0086	0,1406
32	33	0,0013	0,0213	0,2214
32	18	0,0011	0,0133	0,2138
33	34	0,0008	0,0128	0,1342
33	14	0,0008	0,0129	0,1382
34	35	0,0002	0,0026	0,0434
34	37	0,0008	0,0112	0,1476
35	36	0,0006	0,0092	0,113
35	11	0,0007	0,0082	0,1389
36	37	0,0004	0,0046	0,078
37	38	0,0023	0,0363	0,3804
38	10	0,001	0,025	1,2
39	11	0,0004	0,0043	0,0729
39	13	0,0004	0,0043	0,0729
13	14	0,0009	0,0101	0,1723
14	15	0,0018	0,0217	0,366
15	16	0,0009	0,0094	0,171
16	17	0,0007	0,0089	0,1342
16	19	0,0016	0,0195	0,304
16	21	0,0008	0,0135	0,2548
16	24	0,0003	0,0059	0,068
17	18	0,0007	0,0082	0,1319
17	27	0,0013	0,0173	0,3216
21	22	0,0008	0,014	0,2565
22	23	0,0006	0,0096	0,1846
23	24	0,0022	0,035	0,361
25	26	0,0032	0,0323	0,513
26	27	0,0014	0,0147	0,2396
26	28	0,0043	0,0474	0,7802
26	29	0,0057	0,0625	1,029
28	29	0,0014	0,0151	0,249
12	11	0,0016	0,0435	0
12	13	0,0016	0,0435	0
35	2	0	0,025	0
39	3	0	0,02	0
19	4	0,0007	0,0142	0
20	5	0,0009	0,018	0
22	6	0	0,0143	0
23	7	0,0005	0,0272	0
25	8	0,0006	0,0232	0
31	1	0	0,0181	0
29	9	0,0008	0,0156	0
19	20	0,0007	0,0138	0

Tabela A.II.7 – Dados do Ponto de Operação Inicial– Caso Base.

Barra	V (pu)	Ang. (graus)	P _G (MW)	Q _G (MW)	P _L (MW)	Q _L (MW)
1	1,047	-4	250	165,8	0	0
2	0,982	0	551,6	149,3	9	5
3	0,983	2,3	650	148,2	0	0
4	0,997	4	632	48,5	0	0
5	1,012	3	508	138,6	0	0
6	1,049	5,1	650	229,5	0	0
7	1,064	7,8	560	199,2	0	0
8	1,028	1,8	540	17,6	0	0
9	1,027	7,5	830	48,8	0	0
10	1,03	-10,9	1000	216,7	1204	250
11	0,958	-6,5	-	-	0	0
12	0,939	-6,5	-	-	8	88
13	0,96	-6,4	-	-	0	0
14	0,961	-8,2	-	-	0	0
15	0,969	-8,5	-	-	320	153
16	0,988	-7	-	-	329	32
17	0,993	-8,1	-	-	0	0
18	0,991	-9,1	-	-	158	30
19	0,99	-1,2	-	-	0	0
20	0,987	-2,1	-	-	628	103
21	0,995	-4,5	-	-	274	115
22	1,022	0,1	-	-	0	0
23	1,02	-0,2	-	-	275	85
24	0,997	-6,9	-	-	309	-92
25	1,019	-6,4	-	-	224	48
26	1,018	-6,2	-	-	139	17
27	1	-8,3	-	-	281	76
28	1,019	-2,5	-	-	206	28
29	1,021	-0,4	-	-	284	27
30	1,036	-9,3	-	-	0	0
31	1,019	-6,4	-	-	0	0
32	0,991	-9,4	-	-	322	2
33	0,955	-10,3	-	-	500	184
34	0,954	-9,1	-	-	0	0
35	0,955	-8,3	-	-	0	0
36	0,947	-10,8	-	-	233	84
37	0,948	-11,3	-	-	522	176
38	1,008	-11,1	-	-	0	0
39	0,962	-5,6	-	-	0	0

Anexo I. Artigos Publicados

A seguir são apresentados os artigos desenvolvidos durante a pesquisa de doutoramento.

FURINI, M. A.; PEREIRA, A. L. S.; ARAUJO, P. B. Pole placement by coordinated tuning of power system stabilizers and FACTS-POD stabilizers, *International Journal of Electrical Power and Energy Systems*, Amsterdam, v. 33, n. 3, p. 624-631, 2011.

MOURA, R. F.; FURINI, M. A.; ARAUJO, P. B. Estudo das limitações impostas ao amortecimento de oscilações eletromecânicas pelos zeros da FTMA de controladores suplementares, *Revista Controle & Automação, SBA - Sociedade Brasileira de Automática*, Campinas, 2011. (Aceito para Publicação).

MOURA, R. F.; FURINI, M. A.; ARAUJO, P. B. Análise das limitações no amortecimento de oscilações eletromecânicas devido à má localização dos zeros da função de transferência de controladores suplementares, In: IEEE/PES T&D LATIN AMÉRICA, 2010, São Paulo. *Proceedings ...* São Paulo: [s.n.], 2010, p. 1-6.

FURINI, M. A.; PEREIRA, A. L. S.; ARAUJO, P. B. Projeto coordenado de PSS e POD para os dispositivos FACTS STATCOM e UPFC por posicionamento de pólos. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA – CBA, 18., 2010, Bonito. *Anais ...* Bonito: [s.n.], 2010. p. 1-6.

MOURA, R. F.; FURINI, M. A.; ARAUJO, P. B. Análise de resíduos e zeros da função de transferência de controladores suplementares de amortecimento de dispositivos FACTS UPFC para diferentes sinais de entrada. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA – CBA, 18., 2010, Bonito. *Anais ...* Bonito: [s.n.], 2010. p. 1-6.

PEREIRA, A. L. S.; FURINI, M. A.; ARAUJO, P. B. Utilização de redes neurais artificiais para o ajuste de controladores adicionais do sistema elétrico de potência no ambiente multimáquinas. In: CONGRESSO BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA – CBA, 18., 2010, Bonito. *Anais ...* Bonito: [s.n.], 2010. p. 1-6.

FURINI, M. A.; LOPES, M. L. M.; ARAUJO, P. B. Rede neural ARTMAP nebulosa aplicada no projeto de controladores ESP e UPFC-POD. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SISTEMAS ELÉTRICOS – SBSE, 3., 2010, Belém. *Anais ...* Belém: [s.n.], 2010. p. 1-6.

MOURA, R. F.; FURINI, M. A. e ARAUJO, P. B. Influência dos zeros na localização e controle de dispositivos FACTS UPFC/POD para o amortecimento de oscilações eletromecânicas. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SISTEMAS ELÉTRICOS – SBSE, 3., 2010, Belém. *Anais ...* Belém: [s.n.], 2010. p. 1-6.

PEREIRA, A. L. S.; FURINI, M. A.; ARAUJO, P. B. Uso de RNA's para ajuste de controladores adicionais do sistema elétrico de potência. In: SIMPÓSIO BRASILEIRO DE SISTEMAS ELÉTRICOS – SBSE, 3., 2010, Belém. *Anais ...* Belém: [s.n.], 2010. p. 1-6.

FURINI, M. A.; ARAUJO, P. B. Alocação e projeto de PSS e controladores suplementares para dispositivos UPFC. In: ENCONTRO REGIONAL IBERO-AMERICANO DO CIGRÉ - ERIAC, 13., 2009, Puerto Iguazú. *Anais ...* Puerto Iguazú: [s.n.], 2009. v. B4, p. 1-8.

PEREIRA, A. L. S.; ARAUJO, P. B.; FURINI, M. A. Utilização de redes neurais artificiais no amortecimento de oscilações de baixa frequência do sistema elétrico de potência multimáquinas. In: ENCONTRO REGIONAL IBERO-AMERICANO DO CIGRÉ - ERIAC, 13., 2009, Puerto Iguazú. *Anais ...* Puerto Iguazú: [s.n.], 2009. v. B4, p. 1-8.

FURINI, M. A.; ARAUJO, P. B.; PEREIRA, A. L. S. Ajuste de estabilizadores suplementares neurais para o amortecimento de oscilações interárea. In: LATIN-AMERICAN CONGRESS ON ELECTRICITY GENERATION AND TRANSMISSION, 8., 2009, Ubatuba. *Proceedings ...* Ubatuba: FDCT – Fundação para o Desenvolvimento Científico e Tecnológico, 2009. v. 1, p. 1-7.

MOURA, R. F.; FURINI, M. A.; ARAUJO, P. B. Influência da localização e do ajuste de dispositivos FACTS UPFC/POD no amortecimento de oscilações no SEP. In: LATIN-AMERICAN CONGRESS ON ELECTRICITY GENERATION AND TRANSMISSION, 8., 2009, Ubatuba. *Proceedings ...* Ubatuba: FDCT – Fundação para o Desenvolvimento Científico e Tecnológico, 2009. v. 1, p. 1-7.

FURINI, M. A. and ARAUJO, P. B. A comparative study of the damping oscillation function of TCSC and UPFC. In: IEEE PES TRANSMISSION AND DISTRIBUTION

CONFERENCE AND EXPOSITION LATIN AMERICAN, 2008., 2008, Bogotá.
Proceedings ... Bogotá: [s.n.], 2008. v. 1, p. 1-6.

FEBRES, C. A. T.; ARAUJO, P. B.; FURINI, M. A. Damping of low-frequency oscillations by supplementary control of power system stabilizers, *TEMA - Tendências em Matemática Aplicada e Computacional*, São Carlos, v. 9, n. 2, p. 223-232, 2008.