



Seleção de características para avaliação de segurança de sistemas eléctricos interligados com elevada produção eólica recorrendo a Redes Neurais Artificiais

Rui Miguel Soares Framegas Araújo
MIEEC 2008

Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto



FEUP

**Seleção de Características para Avaliação de
Segurança de Sistemas Eléctricos Interligados
com Elevada Produção Eólica Recorrendo a
Redes Neurais Artificiais**

Rui Miguel Soares Framegas Araújo

Versão Final

Dissertação no âmbito do Mestrado Integrado em Engenharia Electrotécnica e de
Computadores
Major Energia

Orientador: Prof. Dr. Maria Helena Vasconcelos

Julho, 2008

100494
62.3(043)ARK-ISEL
12 104 09

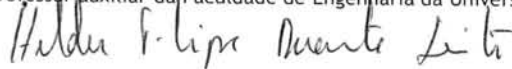
A Dissertação intitulada

**“SELECÇÃO DE CARACTERÍSTICAS PARA AVALIAÇÃO DE SEGURANÇA DE
SISTEMAS ELÉCTRICOS INTERLIGADOS COM ELEVADA PRODUÇÃO EÓLICA
RECORRENDO A REDES NEURONAIIS ARTIFICIAIS”**

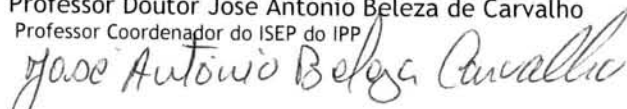
foi aprovada em provas realizadas em 17/Julho/2008

o júri

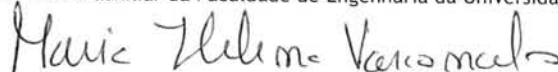
presidente Professor Doutor Helder Filipe Duarte Leite
professor auxiliar da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto



Professor Doutor José António Beza de Carvalho
Professor Coordenador do ISEP do IPP

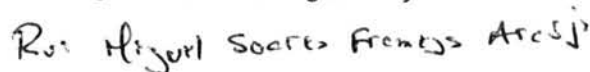


Professor Maria Helena Osório Pestana de Vasconcelos
professora auxiliar da Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto



O autor declara que a presente dissertação (ou relatório de projecto) é da sua exclusiva autoria e foi escrita sem qualquer apoio externo não explicitamente autorizado. Os resultados, ideias, parágrafos, ou outros extractos tomados de ou inspirados em trabalhos de outros autores, e demais referências bibliográficas usadas, são correctamente citados.

Autor - Rui Miguel Soares Framegas Araújo



Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto

Resumo

Na presente dissertação são abordados e aplicados conceitos de aprendizagem automática, com a finalidade de avaliar de forma rápida e segura, o comportamento dinâmico de sistemas interligados que explorem elevadas penetrações eólicas. A avaliação de segurança dinâmica, tem como principal objectivo garantir a continuidade de serviço face à ocorrência de contingências pré-especificadas, consistindo em verificar se não são violados os limites definidos como aceitáveis para as condições de operação associadas ao comportamento dinâmico do sistema.

Foi analisada a rede interligada de teste para a qual se aplicou metodologias baseadas em aprendizagem automática, para avaliação de segurança dinâmica, atendendo à ocorrência de sobrecargas em regime quasi-estacionário, em ramos de transmissão da rede teste, que violem os limites definidos como aceitáveis para sobrecargas temporárias.

Foram criados conjuntos de características, na medida de otimizar a avaliação de segurança dinâmica da área de controlo em análise, a partir da melhor avaliação de desempenho de cada um dos conjuntos de características formados, procedendo-se assim a um selecção das melhores características.

No sentido de extrair informação mais sintética e precisa, a partir de um conjunto de dados que contenham uma grande quantidade de informação recorreu-se à capacidade das redes neuronais artificiais, visto que permitem obter estimativas precisas sobre a segurança do sistema em causa.

A elaboração desta dissertação teve como base os trabalhos desenvolvidos em [2] que se descrevem anteriormente.

Abstract

In the present dissertation are approached and lay on some concepts of automatic learning which have the purpose of evaluate safety and quickly the dynamic behaviour of mutually joined systems that explore high eolic penetrations.

The aim of the safety evaluation it is to guarantee permanent service in spite of pre-specified contingencies occurrences. It is essential check if the defined and acceptable limits for the system's dynamic behaviour are not violated.

Interconnected web test was been created in which automatic learning methods were put into practice in order to evaluate dynamic security if overloads happens in a stationary regime on test web transmission ramification in order that violate the defined and acceptable limits for temporary overloads.

A few sets of characteristics have been created, in order to optimize the safety assessment of the dynamic area of control under review, from the better performance evaluation of each of the sets of characteristics formed, thereby making a selection of the best features.

In order to achieve accurate information from a wide complex whole of information we recourse to artificial neural networks capability because it is possible to achieve precise valuation about the security of the system.

Agradecimentos

Esta primeira página, que escrevo neste trabalho, são para dedicar a todas as pessoas que me aconselharam, motivaram, orientaram, reforçaram, cuidaram, ouviram e colaboraram ao longo desta minha época.

Para além destas palavras escritas, espero encontrar a melhor forma e melhor momento para dizer a todos o quanto estou agradecido.

À Professora Doutora Maria Helena Osório Pestana de Vasconcelos, orientadora desta dissertação, agradeço o compromisso assumido, o empenho que colocou neste trabalho, os níveis de exigência dos desafios que me lançou e os suportes formais e informais que disponibilizou, bem como toda a sua ajuda e dedicação ao longo deste trabalho.

Aos meus pais e irmão agradeço tudo o que me têm dado ao longo da vida, por me terem acompanhado e apoiado dia-a-dia, não só durante este percurso académico, mas como em todas as etapas da vida.

Aproveito para agradecer a todos os meus amigos, que sempre partilharam uma palavra amiga, uma história, uma graça, a alegria de um bom riso num momento de descontração que tanto apreciamos, bem como o apoio para vencer todos os contratemplos.

Por fim, gostaria de agradecer a todos os que compartilharam comigo uma experiência única, num período de estudos em Roma, em especial à Marta Rocha os meus irrestritos agradecimentos pela sua alegria e espontaneidade partilhadas que foram uma mais valia para a minha motivação no desenvolvimento deste trabalho.

Para agradecer a aliança, a confiança e a amizade as palavras serão sempre poucas.

Índice

Resumo	iii
Abstract	v
Agradecimentos.....	vii
Índice	ix
Índice de Figuras	xii
Lista de Abreviaturas.....	xiv
Capítulo 1	1
Introdução.....	1
1.1 Considerações Gerais.....	1
1.2 Objectivos da Dissertação.....	4
1.3 Estrutura da Dissertação.....	5
Capítulo 2	7
Utilização das ANN para Avaliação do Problema do Sistema em Análise	7
2.1 Metodologia Adoptada	7
2.1.1 Conceitos Gerais de AA Supervisionada	8
2.1.2 Erros de Previsão.....	9
2.1.3 Avaliação da Capacidade de Generalização de um Modelo Funcional	10
2.2 Aprendizagem Automática na Monitorização de Segurança Dinâmica de SEE.....	12
2.3 Redes Neurais Artificiais	13
2.3.1 Considerações gerais:.....	13
2.3.2 Estrutura de uma ANN	16
2.3.3 Treino de uma ANN.....	18
2.3.4 Comparação de Desempenho entre Alternativas para o Treino de uma ANN.....	21
2.4 Obtenção de uma Estrutura de Segurança Dinâmica a partir de AA	22
2.4.1 Identificação do Problema de Segurança em Análise	23
2.4.1.1 Tipo de perturbação	23
2.4.1.2 Condições de operação a alterar	23
2.4.1.3 Variáveis de entrada	24

2.4.1.4 Índices de segurança	25
2.4.2 Geração de Dados	26
2.4.3 Treino das ANN/ Selecção de Características	27
2.4.4 Avaliação do Desempenho	28
2.5 Conclusões	28
Capítulo 3	31
Seleccção de Características para Avaliação de Segurança de uma Rede Interligada de Teste	31
3.1 Introdução	31
3.2 Rede de Teste	32
3.3 Condições de Operação que se Alteram na Geração de Dados	36
3.4 Resultados de Segurança Obtidos	38
3.5 Avaliação de Desempenho das ANN a partir das Variáveis Base	39
3.5.1 Resultados Obtidos para as 50 ANN Treinadas	41
3.5.2 Resultados Obtidos para a melhor ANN Obtida no Conjunto de 50	44
3.6 Conclusões	47
Capítulo 4	49
Avaliação do Desempenho das ANN recorrendo a outros conjuntos de Características Alternativas	49
4.1 Introdução	49
4.2 Novas Alternativas Testadas	50
4.2.1 Alternativa B	50
4.2.2 Desempenho das Diversas Alternativas para cada uma das Linhas	52
4.2.3 Melhor Alternativa para cada uma das 7 Linhas	53
4.2.4 Melhor Alternativa Geral	58
4.3 Conclusões	59
Capítulo 5	60
Resultados Obtidos pelas Alternativas Finais Definidas	60
5.1 Introdução	60
5.2 Alternativas Finais	61
5.2.1 Novos cenários de operação que constituem a alternativa C	61
5.2.2 Comparação do Desempenho do Caso Base com o Caso Geral	68

5.2.3 Comparação do Desempenho do Caso Base com a Alternativa de cada Linha...	69
5.3 Conclusões.....	71
Capítulo 6	73
Conclusões Finais e Perspectivas Futuras	73
6.1 Conclusões Finais	73
6.2 Perspectivas Futuras.....	74
Referências	75
Anexos.....	77
Anexo A.....	78
REDE DE TRANSPORTE.....	78
GERADORES CONVENCIONAIS	80
Modelos Dinâmicos dos Reguladores de Velocidade e Turbinas.....	83
Modelo Dinâmico dos Reguladores de Tensão	86
GERADORES EÓLICOS	87
Anexo B.....	90
Exemplo do Algoritmo Utilizado para o Treino de uma ANN	90

Índice De Figuras

- Figura 1.1 – Classificação da estabilidade de um SEE (adaptado de [1])
- Figura 2.1 – Modelo funcional de relação entre entradas e saídas (adaptado de [3])
- Figura 2.2 – Ilustração da técnica de Holdout
- Figura 2.3 – Ilustração da técnica de Holdout
- Figura 2.4 – Exemplo de uma estrutura de uma ANN com uma camada escondida (adaptado de [6])
- Figura 2.5 – Comparação de uma ANN artificial com uma unidade de processamento humana (adaptado de [6])
- Figura 2.6 - Comparação de uma ANN artificial com uma unidade de processamento humana (adaptado de [6])
- Figura 2.7 – Estrutura de uma unidade de ANN
- Figura 2.8 – Evolução dos erros de treino e validação de uma ANN (adaptado de [2])
- Figura 2.9 – Ilustração típica de um teste de hipóteses
- Figura 3.1 – Esquema unifilar da rede interligada de teste (adaptado de [2])
- Figura 3.2 – Capacidades instaladas para consumo da rede de teste (adaptado de [2])
- Figura 3.3 – Dimensões e partição utilizada para o conjunto de dados
- Figura 3.4 – 50 erros de regressão da linha 15-16
- Figura 3.5 – 50 erros de regressão da linha 15-17
- Figura 3.6 – 50 erros de regressão da linha 16-4
- Figura 3.7 – 50 erros de regressão da linha 16-6
- Figura 3.8 – 50 erros de regressão da linha 14-18
- Figura 3.9 – 50 erros de regressão da linha 16-18
- Figura 3.10 – 50 erros de regressão da linha 20-21
- Figura 3.11 – Comparação de resultados obtidos para cada uma das linhas
- Figura 3.12 – Erros de regressão fornecidos pela melhor ANN em função do índice de segurança da linha 15-16
- Figura 3.13 – Erros de regressão fornecidos pela melhor ANN em função do índice de segurança da linha 15-17
- Figura 3.14 – Erros de regressão fornecidos pela melhor ANN em função do índice de segurança da linha 16-4
- Figura 3.15 – Erros de regressão fornecidos pela melhor ANN em função do índice de segurança da linha 16-6
- Figura 3.16 – Erros de regressão fornecidos pela melhor ANN em função do índice de segurança da linha 14-18
- Figura 3.17 - Erros de regressão fornecidos pela melhor ANN em função do índice de segurança da linha 16-18

Lista De Abreviaturas

SEE – Sistema Eléctrico de Energia

TSO – Transmission System Operator

AA – Aprendizagem Automática

ANN – Artificial Neural Networks (Redes Neurais Artificiais)

MLP – Multilayer Perceptrons

AGC – Automatic Generation Control (Controlo Automático de Geração)

Capítulo 1

Introdução

1.1 Considerações Gerais

Nos dias que correm, existe cada vez mais, uma maior dependência da energia e, em particular, da energia eléctrica, pelo que hoje os Sistemas Eléctricos de Energia (SEE) são extraordinariamente complexos, de modo a que os consumos possam ser satisfeitos. Os Sistemas Eléctricos de Energia têm como principal objectivo, assegurar de forma eficiente a qualidade e em particular a continuidade de serviço ao menor custo possível.

Na análise de um Sistema Eléctrico de Energia (SEE) há, assim, necessidade de garantir e explorar a capacidade do sistema alimentar as cargas de uma forma contínua e com as características adequadas afim de não violarem os limites impostos, permitindo assim um bom funcionamento dos Sistemas Eléctricos. O operador de sistema de transmissão (TSO – Transmission System Operator) têm exactamente por objectivo monitorizar o estado do Sistema Eléctrico, de modo que tal objectivo seja atingido.

No sentido de salvaguardar os SEE devem ser considerados aspectos referentes à estabilidade do sistema, sendo os mais comuns os que se apresentam na figura 1.1. Em estudos de “Estabilidade de Sistemas Eléctricos de Energia” procura-se conhecer exactamente o comportamento dinâmico do SEE depois de o sistema ter sido perturbado.

Os sistemas eléctricos apresentam um comportamento dinâmico, isto é, estão sujeitos a cada instante, a novas condições de operação. Devem ser capazes de sofrer variações, e de se ajustarem e permanecerem estáveis, com a minimização de interrupção do suprimento de energia e manutenção dos perfis de tensão e frequência dentro de certos limites. O regime de operação permanente é uma condição que supõe que o sistema é estático num determinado

ponto de operação, onde não ocorrem variações das condições de operação, nomeadamente a nível da frequência e da tensão.

Na realidade, as variações instantâneas existem e podem ser pequenas ou grandes. Para estudar este comportamento dinâmico e a estabilidade do sistema, os programas computacionais são ferramentas muito importantes.

Um dos problemas actuais é o da análise e operação de sistemas eléctricos interligados, sobrecarregados e de grandes dimensões. Na simulação destes sistemas, mais complexos torna-se de fundamental importância para a sua operação, seja para testar os efeitos de curto-circuitos, da introdução de novos equipamentos, etc., seja para treino de operadores.

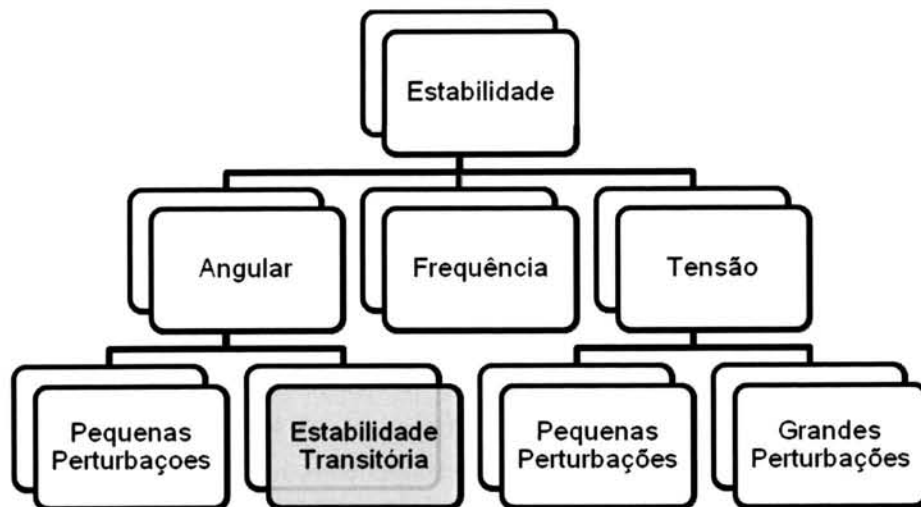


Figura 1.1 – Classificação da estabilidade de um SEE [1].

A avaliação de segurança dinâmica consiste em verificar se não são violados os limites impostos como aceitáveis para as condições de operação associadas ao comportamento dinâmico do sistema, na sequência da ocorrência de perturbações. É de notar que estes limites estão associados a uma gama de valores admissíveis para o comportamento transitório da frequência ou para a sobrecarga temporária de ramos da rede, ou ainda aos limites que garantem a não ocorrência de problemas de estabilidade transitória, de pequeno sinal ou de tensão. Para este tipo de avaliação é usual recorrer-se a métodos analíticos convencionais como por exemplo o cálculo do trânsito de potências para avaliação de segurança em regime estacionário, afim de garantir que os limites definidos como aceitáveis não sejam violados em regime permanente. Uma das desvantagens destes métodos é o facto de exigirem elevados tempos de cálculo, tornando-se num desafio ou inviabilizando mesmo a sua aplicação em tempo real. Aplicações desta realidade poderão ser encontradas na literatura [8], onde se ilustram tempos de cálculo para a execução da simulação dinâmica da rede de transporte portuguesa.

O presente trabalho incidiu na avaliação de segurança dinâmica de sistemas eléctricos relativamente à ocorrência de sobrecargas temporárias em regime quasi-estacionário, na sequência de uma súbita perda de elevados volumes de produção eólica. Este consiste num problema de segurança dinâmica recente que apareceu na sequência da integração de elevados volumes de produção eólica nos grandes sistemas interligados. Ultimamente tem-se verificado um crescimento na produção de energia eólica em sistemas interligados, no entanto os geradores eólicos instalados poderão não ter capacidade suficiente, para permanecerem ligados após a ocorrência de um curto-circuito. Como resultado do aumento da produção da energia eólica, o uso de redes interligadas tem sido crescente. A súbita perda de grandes volumes de produção eólica nos ramos da rede poderá dar origem a sobrecargas nos ramos de transmissão, que por sua vez poderão provocar um conjunto de acontecimentos indesejados, podendo envolver uma redução da carga ou até mesmo o colapso do sistema na zona afectada [4]. Tudo isto deve-se em grande parte ao facto dos aproveitamentos eólicos apresentarem variações de produção que não são controláveis, podendo estas terem como origem o seguinte tipo de fenómenos:

- Desligação de parques eólicos, na sequência da ocorrência de curto-circuitos na rede receptora que provoquem a actuação das protecções de mínimo de tensão deste tipo de aproveitamentos.

Efectivamente o crescente desenvolvimento dos últimos anos, levou a uma maior procura tanto a nível da qualidade como da quantidade no que diz respeito ao abastecimento de energia eléctrica. Actualmente existe uma grande tendência para uma produção distribuída, a partir de energias renováveis, afim de complementar a produção através dos métodos convencionais. Com o objectivo de cobrir essa procura tem vindo a desenvolver-se e a aplicar-se processos de produção de energia usando fontes renováveis. As fontes renováveis que mais têm contribuído para o consumo total de energia primária em Portugal são a energia da biomassa e a energia hídrica, tendo-se registado um forte crescimento do uso da energia eólica. Este aumento de procura de energia, têm contribuído para que as redes de transporte dos sistemas interligados venham a ser exploradas cada vez mais no seu limiar, levando muitas vezes a congestionamentos dos sistemas interligados. Mediante estes aspectos têm sido desenvolvidos mecanismos que reduzam os tempos de cálculo fornecidos pelas aplicações de avaliação de segurança dinâmica em tempo real, nomeadamente o uso de métodos de aprendizagem automática (AA). Estes métodos podem ser explorados para o fornecimento de informação relevante de forma rápida e automática, sobre as acções de controlo a tomar. Trabalhos descritos em [13] à [14] podem encontrar-se diversos trabalhos que recorrem a métodos de AA.

Na elaboração desta dissertação, para a avaliação da segurança dinâmica de Sistemas Eléctricos, recorreu-se apenas a um método de AA - Redes Neurais Artificiais (ANN) uma vez que apresentam uma superioridade (já demonstrada em trabalhos realizados [5], [9] e [11]) no

que diz respeito ao fornecimento de estimativas precisas sobre a segurança de exploração de sistemas eléctricos.

1.2 Objectivos da Dissertação

A presente dissertação teve como principal objectivo, o estudo de selecção de características para avaliação de segurança de sistemas eléctricos interligados com elevada produção eólica recorrendo a Redes Neurais Artificiais. Com este tipo de estrutura de aprendizagem automática pretende-se avaliar, de forma rápida e precisa, a segurança dinâmica de operação de áreas de controlo de sistemas eléctricos interligados que exploraram elevadas penetrações de produção eólica, onde os requisitos de capacidade de sobreviver a cavas de tensão não tenham sido totalmente adoptados.

A segurança dinâmica do sistema foi avaliada atendendo à ocorrência de sobrecargas em regime quasi-estacionário, em ramos da rede de transmissão, que violem os limites definidos como aceitáveis para sobrecargas temporárias.

A qualidade dos resultados fornecidos foi avaliada por aplicações a um problema de segurança de uma rede interligada de teste já definida em [2]. Nesse trabalho adoptou-se à partida um conjunto de características para entradas das Redes Neurais Artificiais, com base no conhecimento existente sobre o problema de segurança em análise.

No presente trabalho pretende-se encontrar um novo conjunto de características que melhore o desempenho das ANN em relação ao conjunto base adoptado em [2]. Este trabalho tem como objectivo identificar o melhor conjunto de variáveis de entrada que maximiza a capacidade de previsão de redes neuronais artificiais (ANN – Artificial Neural Networks). Este processo de selecção será efectuado num contexto em que as ANN serão treinadas para fornecer previsões, em ambiente de tempo real, da carga atingida pelos ramos de transmissão de uma determinada área de controlo de um sistema eléctrico interligado, durante o período em regime quasi-estacionário, como resultado da ocorrência de uma súbita perda de elevados volumes de produção eólica. O trabalho deverá incidir sobre o problema de segurança concreto de uma rede interligada de teste, para a qual já foi gerado um conjunto de dados que caracteriza a segurança de operação de uma das áreas de controlo do sistema interligado, atendendo à ocorrência de uma perturbação pré-especificada. As variáveis de entrada das ANN deverão obedecer a requisitos que permitam a sua utilização para efectuar monitorização de segurança em ambiente de tempo real.

1.3 Estrutura da Dissertação

Este trabalho encontra-se estruturado em 6 capítulos. Inicialmente é apresentada uma introdução onde são descritos conceitos que posteriormente serão abordados, utilizados e aprofundados em capítulos posteriores. Ainda, nesta parte inicial, podem-se encontrar os objectivos desta dissertação focando o objectivo principal de desenvolvimento deste mesmo trabalho.

No capítulo 2 são expostos, numa breve introdução, conceitos sobre aprendizagem automática dando especial relevância às redes neuronais artificiais. Será detalhado o processo que conduz à utilização das redes neuronais artificiais para a avaliação do problema do sistema em análise.

Relativamente ao capítulo 3, será apresentada a descrição da rede interligada de teste que serviu de base a avaliação de segurança dinâmica, a partir da qual foram verificadas as condições de operação a nível da situação de escalonamento e despacho das máquinas que fazem parte do sistema interligado, bem como a análise do comportamento dinâmico do respectivo sistema interligado. Foi ainda avaliado o desempenho das redes neuronais artificiais a partir de um conjunto de características iniciais, com o objectivo de obter melhores índices de segurança para a rede de teste.

O capítulo 4 e 5 correspondem a um complemento um do outro, visam encontrar novos conjuntos de características de entrada que melhorem a avaliação de segurança da rede interligada, isto é tem como objectivo determinar o melhor desempenho mediante um conjunto de entrada. O principal objectivo será encontrar um conjunto de características que seja geral aos 7 ramos de transmissão em análise, que melhore os índices de previsão de segurança em relação ao caso base descrito no capítulo 3.

Por fim o capítulo 6 é constituído por conclusões finais onde são resumidos os principais parâmetros desta dissertação, bem como algumas sugestões que pareçam interessantes analisar em trabalhos futuros.

Capítulo 2

Utilização das ANN para Avaliação do Problema do Sistema em Análise

2.1 Metodologia Adoptada

Aprendizagem Automática

A aprendizagem automática tem como principal função extrair informação a partir de um conjunto de dados a partir de uma dada área de controlo. O conceito de aprendizagem automática em sistemas artificiais não surge de conhecimento pré-instalado no sistema mas que emerge de forma automática.

Entre os métodos de aprendizagem automática podem ser distinguidos dois tipos: aprendizagem supervisionada e aprendizagem não-supervisionada.

- A aprendizagem supervisionada recorre a mecanismos de inferência indutiva (obtenção de conhecimento intrinsecamente novo), parte-se de um conjunto de exemplos de entradas-saídas recorrendo a mecanismos de inferência indutiva, com o objectivo de obter um modelo funcional que explique as relações causa/efeito observadas entre as entradas e as saídas.

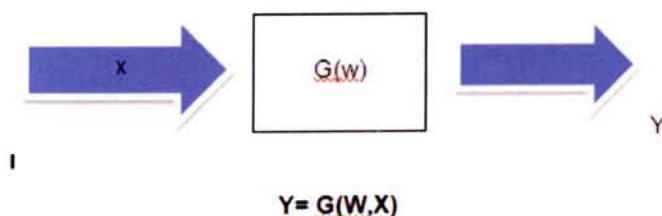


Figura 2.1 – Modelo funcional de relação entre entradas e saídas [3].

No que concerne a sistemas de aprendizagem supervisionada, são vários os métodos que podem ser utilizados:

- **Redes Neurais Artificias**
- Árvores de Classificação
- Sistemas de Regressão Linear
- Máquinas de Suporte Vectorial
- Funções de Base Radiais
- K-nearest Neighbour

- No que diz respeito a aprendizagem não-supervisionada, esta recorre igualmente a métodos de inferência indutiva para classificação e caracterização do nível de segurança dos sistemas eléctricos de energia; no entanto não possui qualquer informação acerca dos fenómenos dentro do domínio em análise, isto é não existe qualquer informação em relação aos fenómenos causa/efeito, que possam existir dentro do domínio em análise.

Como exemplos de funções da aplicação de métodos de aprendizagem não-supervisionada são considerados os seguintes:

- Agrupamento de Padrões em classes de características semelhantes
- Agrupamento (clustering)
- Mapas de Kohonen
- Descorrelação das Saídas
- Análises em Componentes Principais
- Análises em Componentes Independentes

Na presente dissertação foi aplicada um único método de aprendizagem automática supervisionada – Redes Neurais Artificiais, para a obtenção e avaliação de desempenho de um modelo funcional de AA que realize avaliação de segurança do problema dinâmico em análise – ocorrência de sobrecargas em regime quasi-estacionário nos ramos de transmissão de uma área de controlo de um sistema eléctrico interligado, como consequência da ocorrência de uma perda de produção eólica nessa área de controlo.

2.1.1 Conceitos Gerais de AA Supervisionada

O modelo matemático que melhor explica as relações entre as entradas e saídas é do tipo $y = f(x_1, x_2, \dots, x_n)$, onde y representa a variável de saída para n entradas representadas pela letra x . Os modelos funcionais obtidos servem para obter o valor da variável y com base em

futuras instancias ou valores da entrada \mathbf{x} . O modelo funcional será retirado de uma amostra que é dada por:

$$\left\{ \langle \mathbf{x}_i, y_i \rangle \right\}_{i=1}^{ne}$$

Onde

ne: corresponde ao número de exemplos que compõe a amostra;

y_i : valor da variável de saída para o exemplo i da amostra;

x_i : corresponde aos valores das variáveis de entrada para o exemplo da amostra i .

Tanto as variáveis de entrada como as de saída podem ser do tipo booleano ou binário, nominal, ordinal e numérico. Se a variável de saída \mathbf{y} corresponde a um valor numérico, o problema em causa denomina-se problema de regressão. Nos outros casos, serão denominados problemas de classificação. Na presente tese para avaliação de desempenho (conceito que será abordado num fase posterior), serão os problemas de regressão que terão maior ênfase.

A relação entre as variáveis de entrada e a variável de saída pode ser expressa matematicamente pela seguinte expressão:

$$y_i = f(\mathbf{p}, \mathbf{x}_i) + \varepsilon_i = \hat{y}_i(f) + \varepsilon_i$$

Cujo

$f(\mathbf{p}, \mathbf{x}_i)$: corresponde à previsão de saída fornecida pelo modelo funcional f ;

\mathbf{p} : parâmetros do modelo funcional;

ε_i : erro obtido na realização da previsão da saída (y_i)

O processo de aprendizagem visa encontrar os melhores parâmetros e valores desses parâmetros que otimizem um determinado critério de selecção. Geralmente o principal objectivo será a minimização de erros de previsão que implica uma maximização da precisão de previsão.

2.1.2 Erros de Previsão

As estimativas para a precisão de um determinado modelo deverão ser quantificadas segundo índices numéricos, passando essa estimativa pela utilização de uma amostra base da qual se conheça o verdadeiro valor da variável de saída \mathbf{y} . Em problemas de regressão (problema abordado na presente tese), os índices numéricos denominam-se por erros de

regressão, sendo o mais utilizado o Erro Quadrático Médio, que pode ser calculado a partir da seguinte fórmula:

$$MSE(f) = \frac{1}{ne} \sum_{i=1}^{ne} (y_i - \hat{y}_i(f))^2$$

Outros erros de regressão igualmente utilizados são:

- Erro Absoluto Médio

$$MAE(f) = \frac{1}{ne} \sum_{i=1}^{ne} |y_i - \hat{y}_i(f)|$$

- Erro Médio Quadrático Relativo

$$RE(f) = \frac{MSE(f)}{MSE(\bar{y})} = \frac{\frac{1}{ne} \sum_{i=1}^{ne} (y_i - \hat{y}_i(f))^2}{\frac{1}{ne} \sum_{i=1}^{ne} (y_i - \bar{y})^2}$$

onde

$\bar{y} = \frac{1}{ne} \sum_{i=1}^{ne} y_i$: valor médio da amostra y ;

$MSE(y)$: desvio quadrado médio amostral de y

O RE corresponde a um erro de previsão relativo, com um valor máximo de 1. Um erro de regressão com um valor inferior a 1 indica que o modelo fornece previsões mais precisas que a simples utilização do valor médio da saída.

2.1.3 Avaliação da Capacidade de Generalização de um Modelo Funcional

Durante o processo de treino, a amostra em causa poderá ser sujeita a uma avaliação. Essa avaliação deverá ser feita com uma amostra diferente da mesma população, do conjunto de treino denominando-se por conjunto de validação. A partir deste conjunto será possível prever com precisão a saída de futuros exemplos pertencentes à população do conjunto de treino.

Ainda com o intuito de avaliar correctamente a capacidade de generalização do modelo funcional resultante do processo de treino é criada uma outra amostra a qual se dá o nome de conjunto de teste. Para a avaliação de desempenho deste conjunto podem ser utilizadas duas técnicas: *Holdout* e de *K-fold Cross-Validation*.

Segundo a técnica de *Holdout*, os elementos de uma amostra são divididos numa dada percentagem fixa de exemplos p para o treino e $1-p$ para o teste.

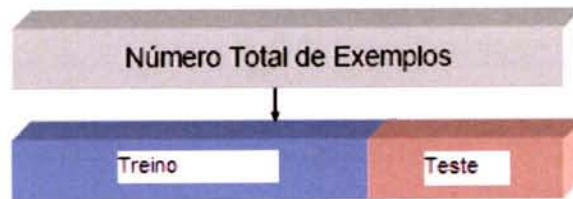


Figura 2.2 – ilustração da técnica de Holdout

Uma vez que uma hipótese construída utilizando todos os exemplos, em média, apresenta desempenho melhor que uma hipótese construída utilizando apenas uma parte dos exemplos, este método tem a tendência de super estimar o erro verdadeiro. Para pequenos conjuntos, nem sempre é possível separar uma parte dos exemplos.

De forma a tornar o resultado menos dependente da forma de divisão dos exemplos, pode-se calcular a média de vários resultados de *Holdout* através da construção de várias partições obtendo-se, assim, uma estimativa média do *Holdout*.

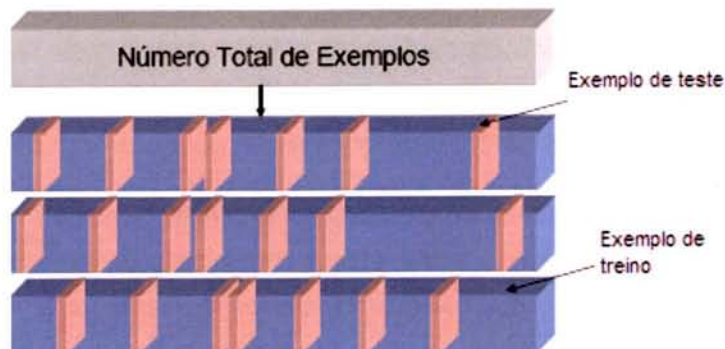


Figura 2.3 – Ilustração da técnica de Holdout.

Quanto à técnica de *k-fold Cross-Validation* a amostra será dividida de uma forma aleatória em k subconjuntos, contendo aproximadamente o mesmo número de observações. O principal objectivo desta técnica consiste em obter uma estimativa fiável para o erro de previsão do modelo funcional que resulta da utilização de toda a amostra no processo de treino, sendo essa estimativa dada pelo valor médio dos k erros de previsão.

Quando se procede à comparação destes dois métodos, a técnica de *k-fold Cross-Validation* apresenta desvantagem, em relação à técnica de *Holdout*, visto que exige um maior esforço computacional. Sendo assim, a técnica de *Holdout* é a mais apropriada no caso de amostras de grande dimensão, sendo a técnica de *k-fold Cross-Validation* uma boa alternativa apenas quando a dimensão da amostra não for suficiente para se poder aplicar a técnica anterior. No caso da presente tese onde a amostra contém mais de 1000 exemplos a técnica mais viável será a técnica *Holdout*.

2.2 Aprendizagem automática na Monitorização de Segurança Dinâmica de SEE

A AA supervisionada necessita de informação acerca das características relevantes de segurança dinâmica, que relacione essas características com a saída que define o comportamento dinâmico em análise.

Na abordagem ao conceito de segurança dinâmica de SEE, foi aplicado o método de aprendizagem automática supervisionada. As variáveis de entradas e saídas aplicadas a este método são responsáveis pela caracterização do cenário de operação e pelo comportamento dinâmico do sistema.

As variáveis de entrada, $\mathbf{x} = [x_1, x_2, \dots, x_n]$, caracterizam o cenário de operação do sistema, correspondendo, geralmente, a condições de operação em regime estacionário pré-perturbação, podendo consistir em medidas do sistema, como trânsito de potências nos ramos, potências geradas ou consumidas e tensões nos barramentos, ou então a valores derivados tais como reservas girante ou penetrações eólicas.

A variável de saída, y , caracteriza o comportamento dinâmico do sistema após a ocorrência de uma perturbação. A variável de saída y será denominada como índice de segurança. Os índices de segurança mais utilizados em problemas de regressão (os quais se focou a presente dissertação), são os quantitativos, os quais dependem do tipo de problema que se pretende analisar, podendo ser dados como exemplo os seguintes:

- tempo crítico de eliminação do defeito (para a definição de limites de estabilidade transitória);
- valor máximo atingido pelos desvios transitórios e taxas de variação da frequência (para avaliação do comportamento transitório da frequência);
- caracterização de modos de oscilação críticos (para avaliação de problemas de estabilidade de pequeno sinal).

Existem ainda índices de segurança associados a problemas de classificação, que poderão ser estudados de uma forma mais aprofundada em [2].

A amostra engloba o conhecimento que se tem sobre o comportamento dinâmico do sistema eléctrico face à ocorrência de perturbações. De entre as técnicas de AA utilizadas para a monitorização de segurança dinâmica de sistemas eléctricos de energia, as ANN correspondem a uma técnica estatística que apresenta uma grande eficiência, no que diz respeito à obtenção de avaliações precisas, tal como se concluiu em muitos trabalhos publicados nesta área de investigação ([12] , [10]). Para uma análise correcta do comportamento dinâmico do sistema deverá haver uma recolha de informação respeitante a:

- Sobrecargas temporárias nomeadamente a nível das linhas de transmissão, para uma avaliação correcta do sistema de segurança;
- condições de operação a alterar, que irão compor o conjunto de dados;
- variáveis de entrada será através das variáveis de entrada que os padrões serão apresentados à rede.
- índices de segurança correspondem à intensidade de corrente num ramo de transmissão k de uma dada área de controlo.

2.3 Redes Neurais Artificiais

2.3.1 Considerações gerais:

Com os recentes avanços relacionados com as técnicas de Aprendizagem Automática, especificamente a teoria das Redes Neurais Artificiais, poderão ser encontrados diferentes modelos para a resolução dos mais diversos problemas. A teoria das ANN provê uma alternativa usando determinadas técnicas aplicadas a algoritmos tradicionais, empregando métodos determinísticos.

As Redes Neurais Artificiais são modelos matemático-computacionais inspirados no funcionamento das células neuronais. Possuem processamento altamente paralelo, executado por unidades denominadas neurónios, que têm a propensão natural de armazenar conhecimento experimental e torná-lo disponível para o uso, (*Aleksander e Morton*, 1990 – [6]). Apresentam as seguintes propriedades neurobiológicas:

- 1- O conhecimento é adquirido pela rede, a partir de seu ambiente, através de um processo de aprendizagem;
- 2- Forças das ligações entre neurónios, conhecidas como pesos sinápticos, são utilizadas para armazenar o conhecimento adquirido.

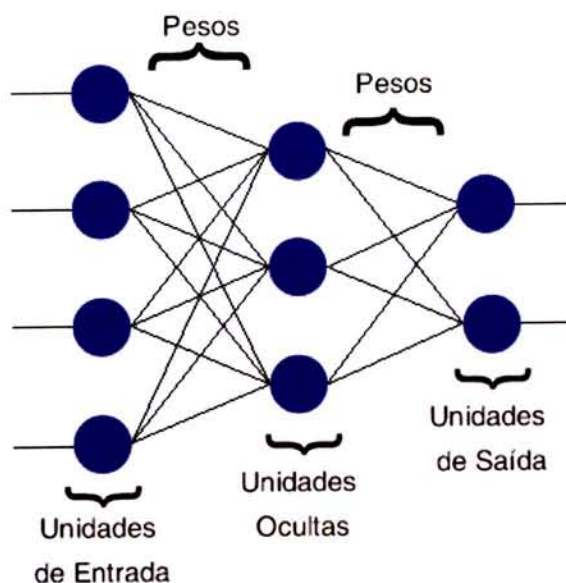


Figura 2.4 – Exemplo de uma estrutura de uma ANN com uma camada escondida [6].

As redes neuronais artificiais possuem algumas características que as tornam satisfatoriamente aplicáveis a problemas adequados à computação tradicional:

Generalização: Podem aprender através de conjuntos de exemplos e apresentar respostas coerentes para entradas não vistas durante o processo de treino.

Adaptabilidade: Podem adaptar-se ao seu novo ambiente através de alterações nos pesos sinápticos, no caso de operarem em qualquer outro ambiente. Também podem ser projectadas para alterarem os seus pesos em tempo real ou para operarem em ambientes que variem com o tempo.

Informação Contextual: Processam as informações contextuais de forma natural, uma vez que o processamento de um neurónio é afectado pelo processamento de outros neurónios da rede.

Uniformidade: A mesma notação é utilizada em diferentes domínios de aplicações; os neurónios são encontrados em todas as redes neuronais; é possível utilizar os mesmos algoritmos de aprendizagem e teorias em diversas aplicações.

A modelização de uma rede neuronal depende da análise consistente de um sistema muitas vezes complexo, implicando dificuldades na definição da arquitectura que melhor responde às necessidades do problema proposto e na escolha dos dados que são verdadeiramente relevantes para o processamento. Além da entrada, também devemos definir de forma ideal os parâmetros de aprendizagem, os pesos sinápticos, os quais são de severa importância para o processo de aprendizagem.

Outra dificuldade encontrada, consiste na extracção de regras justificativas da decisão tomada pela rede, as quais representam o conhecimento adquirido durante o processo treino. Por este motivo, as redes neuronais são designadas de "Caixas Pretas".

Do ponto de vista estrutural, a arquitectura de redes neuronais pode ser classificada como estática, dinâmica ou fuzzy, e de única camada ou múltiplas camadas. Além disso, diferenças computacionais surgem também quando se trata da maneira com que são feitas as ligações existentes entres os neurónios. Estas ligações podem ser estritamente no sentido de ida, no sentido de ida e volta, lateralmente ligadas, topologicamente ordenadas ou híbridas.

A aplicação de redes neurais pode ser classificada em classes distintas: Reconhecimento de padrões e Classificação; Processamento de imagem e visão; Identificação de sistema e controle e Processamento de sinais.

Através da aplicação das ANN, neste trabalho recorrem-se a métodos alternativos para a avaliação de segurança relativamente à ocorrência de sobrecargas nos ramos de transmissão da rede interligada de teste (pormenor detalhado no capítulo 3), baseados em modelos que realizem determinadas funções num intervalo de tempo mais reduzido, quando comparados com os métodos analíticos convencionais, e que por sua vez sejam imunes a mudanças operacionais do sistema.

Para a aplicação das redes neuronais ao problema da presente dissertação, ou seja, problemas relacionados com a elevada perda de produção eólica é indispensável a elaboração de um conjunto de dados que represente as situações de perturbação do sistema, sendo este conjunto denominado por conjunto de dados. Este conjunto de dados será utilizado para o treino supervisionado das ANN. Saliencia-se que a formação deste conjunto deve, da melhor maneira possível, apresentar à rede as possíveis situações que a mesma pode encontrar.

Tal com em [2], a estrutura extensamente utilizada em avaliação de segurança dinâmica de sistemas eléctricos, a qual foi adoptada nos trabalhos da presente dissertação: a rede neuronal do tipo Perceptrão Multicamada (denominada, na literatura anglo-saxónica, *Multilayer Perceptrons* – MLP). Estas ANN podem ser aplicadas para resolver problemas de regressão. Para o treino das redes neuronais recorreu-se ao algoritmo de Levenberg-Marquardt que se disponibiliza na *Toolbox* de Redes Neuronais do programa MATLAB.

2.3.2 Estrutura de uma ANN

Inspirado no cérebro Humano, uma ANN é composta por elementos de processamento simples (neurónios) e com elevado grau de ligação entre eles.

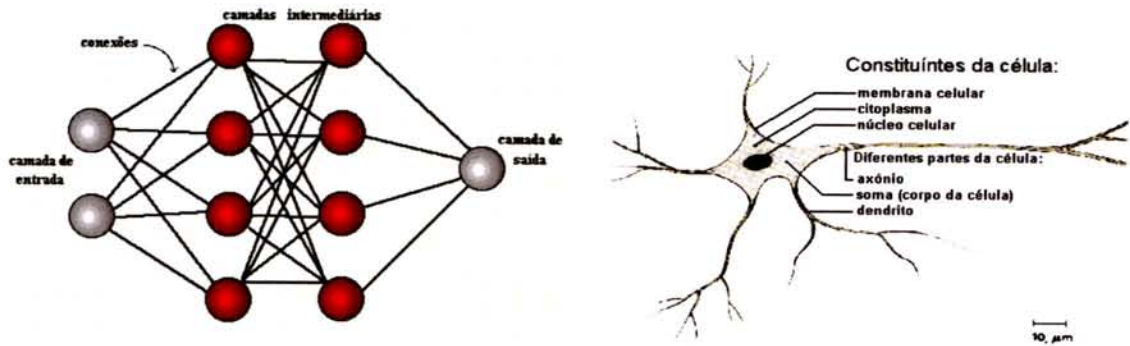


Figura 2.5 e 2.6 – Comparação de uma ANN artificial com uma unidade de processamento Humana [6].

Neste tipo de redes, cada camada apresenta uma função específica. A camada de saída recebe os estímulos da camada intermédia e constrói uma resposta face ao sistema em análise. As camadas intermédias funcionam como extractoras de características, provenientes da camada de entrada através dos seus pesos, uma vez que estes correspondem a uma codificação de características apresentadas nas características de entrada, sendo portanto um processo onde a informação circula de forma sequencial.

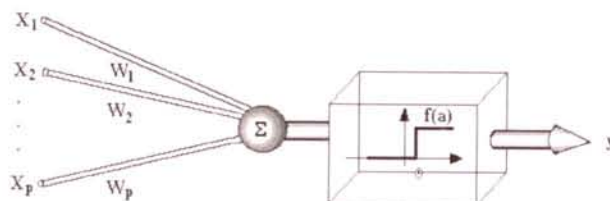


Figura 2.7 – Estrutura de uma unidade de uma ANN.

Tal como se observa na figura 2.7, cada unidade destas deverá realizar o seguinte conjunto de operações:

- Soma dos pesos de todas as unidades de entrada é dada por: $\Sigma = W_p \times X_p$;
- W_p corresponde ao peso da ligação;
- A saída Y resulta da aplicação da função de activação $f(a)$

$$f(a) \text{ é dada por : } a = \Sigma (W_p \times X_p) + b$$

O valor de b , o qual é denominado polarização será um parâmetro somado ao resultado da primeira operação.

Na figura 2.4 encontra-se representada uma estrutura típica de uma ANN do tipo Perceptrão Multicamada, com uma camada escondida. A forma de estruturar as unidades em camadas é denominado por Perceptrão Multicamada (Multilayer perceptron). Este tipo de estrutura foi concebido para resolver problemas mais complexos, os quais não poderiam ser resolvidos por estruturas mais básicas.

Para tal, tal como se observa na figura 2.4 são necessárias mais ligações entre as diversas unidades. Os neurónios da camada escondida apresentam grande importância na rede neuronal, sem estes torna-se impossível a resolução de problemas linearmente não separáveis; pode-se dizer que uma rede é composta por várias unidades de processamento, cujo funcionamento é bastante simples. Essas unidades, geralmente são conectadas por canais de comunicação que estão associados a um determinado peso. As unidades fazem operações apenas sobre os dados locais, que são entradas recebidas pelas suas ligações. O comportamento inteligente de uma Rede Neuronal Artificial vem das interações entre as unidades de processamento da rede.

A maioria dos modelos de redes neuronais possui regras de treino, onde os pesos das suas ligações são ajustados de acordo com os dados apresentados. Por outras palavras, as ANN adquirem a aprendizagem através de exemplos. As arquitecturas das ANN são tipicamente organizadas em camadas, com unidades que se encontram ligadas às unidades da camada posterior. A rede neuronal passa por um processo de treino a partir dos casos reais conhecidos, adquirindo, a partir daí, a sistemática necessária para executar adequadamente o processo desejado dos dados fornecidos. Assim sendo, a rede é capaz de extrair regras básicas a partir de dados reais.

No presente trabalho foram utilizadas ANN com a seguinte estrutura: estrutura tipo MLP, onde as unidades são arrumadas por camadas, nas quais, com excepção da camada de entrada, cada unidade de uma camada é alimentada por todas as unidades da camada anterior, sendo o sentido das ligações da entrada para a saída. Neste tipo de estrutura, o número de unidades da camada de entrada e de saída é determinado pelo número de variáveis de entrada consideradas e pelo número de variáveis de saída que se pretende prever. Relativamente ao número de camadas escondidas e de unidades em cada camada escondida, estas são opções da estrutura que terão de ser definidas antes de se iniciar o processo de treino.

O processo à aplicação desta técnica consiste na repetição de treinos, através de um processo de tentativa/ erro, a partir do qual se selecciona a estrutura que fornece um melhor desempenho em termos de capacidade de generalização.

Quanto ao número de camadas escondidas no que diz respeito a ANN do tipo MLP é frequente encontrar-se a afirmação de que uma ANN com uma camada escondida pode aproximar-se a uma qualquer função contínua, com um desejado nível de precisão desde que seja utilizado um número suficiente de unidades escondidas.

No presente trabalho, para definição da estrutura da ANN considerou-se apenas uma camada escondida, com a tangente hiperbólica como função de activação das unidades escondidas e com a função linear pura como função de activação das unidades de saída. Para o cálculo do número de unidades escondidas adoptou-se a mesma formulação matemática que se encontra descrita na literatura [2]:

$$nu = \left(\frac{ne}{k} - ns \right) \times \frac{I}{I + n + ns}$$

onde

nu: corresponde ao número de unidades escondidas;

n: número de entradas da ANN;

ns: número de saídas da ANN;

ne. Número de exemplos do conjunto de treino;

k: constante cujo o valor pode variar aproximadamente entre 5 e 10.

2.3.3 Treino de uma ANN

Nesta fase, seguindo o algoritmo de treino escolhido, serão ajustados os pesos das ligações. É importante considerar, nesta fase, alguns aspectos tais como a inicialização da rede, o modo de treino e os critérios de paragem. Uma boa escolha dos valores iniciais dos pesos da rede pode diminuir o tempo necessário no processo de treino. Normalmente, os valores iniciais dos pesos da rede são números aleatórios uniformemente distribuídos, num intervalo definido.

Quanto ao modo de treino, o modo incremental devido ao menor armazenamento de dados, além de ser menos susceptível ao problema de mínimos locais, devido à pesquisa de natureza estocástica que realiza. Por outro lado, no modo batch (neste modo de treino, a actualização dos pesos é realizada ao fim de uma época isto é quando o algoritmo de treino percorre todo o conjunto de treino) tem-se uma melhor estimativa do vector gradiente, o que torna o treino mais estável. A eficiência relativa dos dois modos de treino depende do problema que está sendo tratado. Na formulação mais básica, em cada iteração $k+1$, a actualização de cada parâmetro p da ANN é efectuada segundo a expressão:

$$p_{k+1} = p_k - \underbrace{\eta_p \frac{\partial E}{\partial p}|_k}_{\Delta p_k}$$

Onde η_p representa a taxa de aprendizagem do parâmetro p e E . O índice numérico que é habitualmente utilizado para representar o erro de previsão de uma ANN, corresponde ao erro quadrático médio (MSE). O cálculo das derivadas do erro de previsão em relação a cada parâmetro da ANN ($\delta E \delta p$) é usualmente realizado através de uma técnica denominada de retro-propagação (*backpropagation*, na literatura anglo-saxónica), por envolver a realização de cálculos sucessivos no sentido da camada de saída para a camada de entrada.

Quanto ao tempo de treino, vários factores podem influenciar a sua duração, porém será sempre necessário utilizar algum critério de paragem. O critério de paragem do algoritmo backpropagation não é bem definido, e geralmente é utilizado um número máximo de ciclos. Mas, devem ser considerados a taxa de erro médio por ciclo, e a capacidade de generalização da rede. Pode ocorrer que num determinado instante do treino a generalização comece a degenerar, causando o problema de sobreadaptação, ou seja a rede adapta-se ao conjunto de dados do treino e perde a capacidade de generalização.

O treino deverá ser interrompido quando a rede apresentar uma boa capacidade de generalização e quando a taxa de erro for suficientemente pequena, ou seja menor que um erro admissível. Assim, deve-se encontrar um ponto óptimo de paragem com erro mínimo e capacidade de generalização máxima.

Durante o treino através do algoritmo *backpropagation*, a rede opera numa sequência de dois passos. Primeiro, um padrão é apresentado à camada de entrada da rede. A actividade resultante flui através da rede, camada por camada, até que a resposta seja produzida pela camada de saída. No segundo passo, a saída obtida é comparada à saída desejada para esse padrão em particular. Caso esta não esteja correcta, o erro é calculado. O erro é propagado a partir da camada de saída até a camada de entrada, e os pesos das conexões das unidades das camadas internas vão sendo modificados conforme o erro é retropropagado.

As redes que utilizam *backpropagation* trabalham com uma variação da regra delta, apropriada para redes multi-camadas: a regra delta generalizada. Esta regra é essencialmente implementada segundo um gradiente descendente, por sua vez este método designado por *steepest descent* (descida mais íngreme) ou *steepest ascent* (subida mais íngreme) é aplicado consoante o contexto seja de minimização ou maximização, resultante do quadrado da soma do erro para funções de activação lineares.

São diversos os algoritmos alternativos á técnica do gradiente descendente, para encontrar o valor dos parâmetros que minimizem o erro de previsão de uma ANN. Na Toolbox de Redes Neurais do programa MATLAB, são disponibilizados algoritmos de treino que se baseiam em métodos de gradiente conjugado, no método de *Newton* ou no algoritmo de Levenberg-Marquardt. Todos estes algoritmos são implementados no modo (*batch*) referido

anteriormente. No trabalho em questão tal como em [2] foi utilizado para o treino o algoritmo Levenberg-Marquardt.

De uma forma simplista o processo de treino visa encontrar o valor dos parâmetros que melhor se adaptam à amostra utilizada para treino. Este treino consiste na resolução de um problema de optimização, no qual, em cada iteração, o verdadeiro valor da saída para cada exemplo i do conjunto de treino, y_i , é comparado com a previsão fornecida pela ANN, \hat{y}_i (ANN), sendo o resultado desta comparação utilizado para ajustar o valor de cada parâmetro da ANN de modo a minimizar as diferenças observadas entre \hat{y}_i (ANN) e y_i . Este processo termina com sucesso, quando se supõe que foi encontrada a solução que maximiza a precisão da ANN, sendo esta avaliação de desempenho realizada, em cada iteração, com um conjunto de validação.

Quanto ao critério de paragem é de notar que na figura 2.8, a partir de um determinado ponto o erro de validação deixa de acompanhar o erro de treino, apresentando uma tendência para aumentar com o número de iterações, é nesta situação, quando o erro de validação deixa de diminuir durante algumas iterações seguidas que o processo de treino deverá parar, afim da estrutura da ANN não ficar sobre-adaptada.

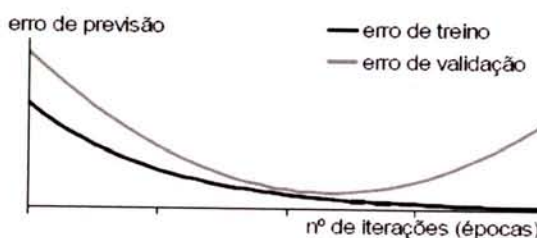


Figura 2.8 – Evolução dos erros de treino e validação de uma ANN [2].

O critério de paragem adoptado em [2] e também no presente trabalho, consiste na verificação de duas situações:

- A magnitude do gradiente do erro de validação é inferior a 10^{-10} ;
- O erro de validação sofreu, pelo menos, 5 aumentos consecutivos.

2.3.4 Comparação de Desempenho entre Alternativas para o Treino de uma ANN

Quando se pretende analisar o desempenho entre diferentes alternativas deve-se ter em conta aspectos como: estrutura das ANN, vector de variáveis de entrada, variável de saída bem como algoritmo a adoptar para o processo de treino das ANN.

Etapa 1 – Treino:

Nesta primeira etapa, foram consideradas diferentes alternativas, as quais foram testadas a partir do treino de 50 ANN, obtendo-se assim um conjunto de 50 soluções para cada uma das alternativas.

Etapa 2 – Avaliação de desempenho:

Após a obtenção do conjunto de 50 soluções, nesta fase será calculado o erro de previsão fornecido por cada uma das alternativas. O erro de previsão utilizado nesta etapa corresponde ao erro quadrático médio relativo, cuja sua formulação matemática se encontra descrita na secção 2.1.2. Posto isto procede-se ao cálculo da média amostral E e da variância amostral S_E^2 , do erro de previsão de cada uma das alternativas.

Etapa 3 – Teste de hipóteses:

Um teste de hipóteses é um procedimento que permite decidir se uma dada hipótese é ou não suportada pela informação fornecida pelos dados de uma amostra.

O objectivo deste teste de hipóteses será verificar se os dados amostrais (ou estimativas obtidas a partir deles) são ou não compatíveis com determinadas populações (ou valores previamente fixados dos parâmetros populacionais). No presente trabalho foi aplicado o teste de hipóteses que se descreve a seguir:

Definição das hipóteses, onde μ_E corresponde ao valor esperado de uma amostra:

- H0 – hipótese nula $H_0: \mu_{E,A} = \mu_{E,B}$

Considera-se que as duas alternativas têm erros de previsão semelhantes. Se a evidência fornecer uma informação (média amostral) significativamente diferente, H0 será rejeitada.

- H1 – hipótese alternativa $H_1: \mu_{E,A} > \mu_{E,B}$

Nesta teste, considera-se que a alternativa A apresenta um pior desempenho de previsão.

Esta alternativa foi realizada mediante o seguinte cálculo:

$$ET = \frac{\bar{E}_A - \bar{E}_B}{\sqrt{\frac{s_{\bar{E}.A}^2}{N_A} + \frac{s_{\bar{E}.B}^2}{N_B}}}$$

Onde N_A e N_B dizem respeito às dimensões da amostra de erros de previsão. Se H_0 é verdadeira, então ET segue uma distribuição normal. A partir desta distribuição será possível obter um valor crítico para ET , designado por ET crítico – $ET(\alpha)$. Se o valor calculado para ET através da equação anteriormente formulada for maior do que $ET(\alpha)$, então H_0 é rejeitada com um nível de confiança de $(1-\alpha) \times 100\%$. Neste processo, α denomina-se nível de significância do teste. Ao maior valor de α com o qual se pode rejeitar H_0 dá-se o nome de valor de prova. Quanto menor for o valor de prova, mais forte será a confiança $(1-\alpha) \times 100\%$ com que se pode aceitar H_1 por consequência de se ter rejeitado H_0 . Neste tipo de testes é costume aceitar-se H_1 , se o valor de prova for, no máximo, de 5% (nível de confiança mínimo de 95%).

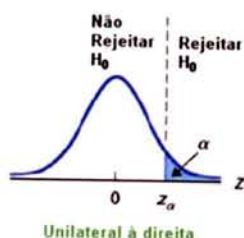


Figura 2.9 – Ilustração típica de um teste de hipóteses

2.4 Obtenção de uma Estrutura de Segurança Dinâmica a partir de AA

Para obtenção de uma estrutura de segurança dinâmica a partir de AA, é necessário adoptar uma metodologia que se divide em quatro fases. É de notar que o presente trabalho apenas abordou a fase 3, que diz respeito a selecção de características, afim de obter um modelo funcional recorrendo as ANN. As restantes fases que serviram de apoio e permitiram a estruturação de selecção de características foram desenvolvidas no trabalho que se descreve em [2].

2.4.1 Identificação do Problema de Segurança em Análise

Na recolha de informação sobre o comportamento dinâmico do sistema deveremos ter em conta os aspectos já referidos na secção 2.1.2:

2.4.1.1 Tipo de perturbação

O tipo de perturbação a considerar no presente trabalho será um curto-circuito num determinado ponto crítico da rede de transporte, que resulte numa súbita perda de elevados volumes de produção eólica, devido à actuação das protecções de mínimo de tensão deste tipo de aproveitamentos.

2.4.1.2 Condições de operação a alterar

Será necessário ter uma ideia do comportamento dinâmico do sistema, afim de se poder gerar cenários que apresentem informação relevante para o sistema. Por outro lado a geração de cenários que não sejam tão relevantes a nível de informação sobre as condições de operação, para além de provocarem ruído na fase de treino na estrutura de AA, exigem um maior esforço de análise computacional. Na presente dissertação foram considerados os cenários que foram criados em [2], nos quais ocorrem alterações ao nível das seguintes condições de operação da área de controlo em análise:

- cenário de consumo;
- valor de importação;
- despacho e escalonamento de máquinas convencionas (térmicas e hídricas) e produção eólica.

Tendo em conta que as redes de transporte tenderão a ser exploradas cada vez mais próximo dos seus limites, é de esperar que a ocorrência de súbitas perdas de elevados volumes de produção eólica, como consequência de um curto-circuito em determinados pontos da rede de transporte, provoque por acção da regulação primária do sistema interligado trânsitos de potências adicionais, não se poderá generalizar que não ocorram problemas de sobrecarga temporária nos ramos de transporte após a perda de elevados volumes de produção eólica, sendo estes os dois factores que condicionam fortemente a carga dos ramos durante o regime permanente pré-perturbação e, como consequência, durante o regime dinâmico de operação de pós-perturbação.

Caso a necessidade de análise da carga passasse apenas pelas linhas de interligação, para o mesmo volume de produção eólica, a perturbação será mais severa nos seguintes condições de operação:

- importação máxima – pelo facto de algumas linhas possuírem elevada potência de importação, apresentando assim uma menor margem para a ocorrência de importações adicionais.
- Consumo mínimo - por os valores de potência de curto-circuito nos barramentos serem mínimos e assim a ocorrência de um curto-circuito poder provocar cavas de tensão mais severas e, como consequência, um maior volume de potência eólica perdida.

No entanto o problema de sobrecarga pode ocorrer em ramos de transporte internos da área de controlo.

Para cada cenário deverão ser testadas soluções de pré-despacho e despacho. Provavelmente será nas horas de maior consumo que ocorram as situações mais severas, por provocar uma maior carga inicial nos ramos de transmissão. Por outro lado um cenário de consumo mínimo poderá levar a um maior volume de produção eólica perdida, é então provável que o cenário de consumo mais severo corresponda a uma situação intermédia entre o vazio e a ponta.

2.4.1.3 Variáveis de entrada

A primeira decisão deve ser: que variáveis de entrada utilizar e quantos conjuntos de observações (*exemplos*) que relacionam a entrada e a saída serão utilizados no problema. A escolha das variáveis, inicialmente, resulta um pouco do conhecimento empírico. A experiência de quem está a analisar o problema irá seleccionar um conjunto relevante para o problema e com a quantidade mínima de variáveis, de forma que o desempenho da rede não seja comprometido pela dimensão deste conjunto. É a partir destas variáveis que as condições de operação são caracterizadas, influenciando fortemente o comportamento dinâmico.

O vector de variáveis de entrada candidatas, será aquele que permite caracterizar as condições de operação que correspondem ao regime estacionário de pré-perturbação da rede interligada de teste e que permite repetir o cálculo do trânsito de potências ou a simulação dinâmica. O conjunto é constituído por 74 características contendo a seguinte informação:

- Pload ,ac1 (MW): consumo total da área de controlo 1;
- Nci : nº de máquinas em operação em cada gerador convencional equivalente i ;
- Pci (MW): produção de potência activa em cada gerador convencional equivalente i ;

- V_{ci} (p.u.): valor de tensão especificado aos terminais de cada gerador convencional equivalente i ;
- N_{wj} : nº de máquinas em operação em cada gerador eólico equivalente j ;
- P_{wj} (MW): potência mecânica desenvolvida por cada gerador eólico equivalente j .

Foram excluídas características do vector de entrada que caracterizam despacho da área de controlo vizinha tais como: N_{ci} , P_{ci} , V_{ci} , N_{wj} , P_{wj} , desta forma foram 63 as características seleccionadas empiricamente que constituíram o caso base estudado em [2] e que serviu de base ao presente trabalho.

As estruturas de segurança também poderão ser treinadas com o propósito de implementar um algoritmo para o fornecimento de medidas de controlo preventivo, o vector de variáveis de entrada candidatas deverá conter condições de operação que correspondam às variáveis de controlo desse algoritmo. No entanto a análise do controlo preventivo não fez parte da presente dissertação, não havendo assim necessidade de obedecer ao requisito de controlabilidade. É aqui que este trabalho difere do desenvolvido em [2]. E também devido com o objectivo de explorar as estruturas de segurança de AA, as variáveis que correspondem ao controlo do sistema, deverão ser incluídas no vector de variáveis de entrada, não se deverá incluir, no vector de variáveis de entrada, qualquer condição de operação cujo valor varie com a alteração do valor de alguma das variáveis de controlo e que, ao mesmo tempo, o conhecimento do seu valor exija a realização de algum cálculo de elevado esforço computacional, uma vez que inviabiliza o controlo do sistema em tempo real.

2.4.1.4 Índices de segurança

É a partir dos índices de segurança que se poderá classificar um cenário como seguro ou inseguro.

São impostos limites aceitáveis para sobrecargas temporárias nos ramos de transmissão, no caso de violação desses mesmos limites o cenário de operação será considerado como inseguro, caso contrario diz-se que o cenário de operação será seguro.

Adoptando a mesma metodologia que em [2], a intensidade da corrente em cada ramo de transmissão será de 120s após a perturbação, a partir destes índices procede-se á classificação do cenário de operação.

Tal com em [2], para situações mais severas de perturbações admitem-se as seguintes sobrecargas temporárias:

- “até 30% de sobrecarga em relação a capacidade da linha, desde que a sua duração seja inferior a 20 minutos.”
- “nos períodos de verão até 10% da capacidade da linha e até 30% nos períodos de Inverno desde que a sua duração seja inferior a 20 minutos.”

Este estudo poderá ser melhor assimilado no trabalho realizado em [2] uma vez que apresenta exemplos e uma descrição mais detalhada acerca dos índices de segurança.

O critério adoptado nesta dissertação passou pela avaliação da segurança da operação da área de controlo 1 da rede interligada de teste atendendo a sobrecargas temporárias nos ramos de transmissão, considerando-se o mesmo critério de segurança enunciado em [2]. Se, para algum ramo de transmissão k da área de controlo 1, o valor de $I(120s)_k$ ultrapassar uma carga de 120 % em relação ao valor máximo admissível em regime permanente I_{zk} (ou seja, se $I(120s)_k > 1.2 \cdot I_{zk}$), então o cenário considera-se inseguro. Nos restantes casos, o cenário considera-se seguro.

2.4.2 Geração de Dados

A fiabilidade de Sistemas Eléctricos pode ser calculado utilizando métodos determinísticos ou o método de simulação de Monte Carlo. Os métodos analíticos representam o sistema por um modelo analítico e calculam os índices utilizando soluções matemáticas. A simulação de Monte Carlo trata o problema como uma sequência de acontecimentos e estima os índices por simulação. [7]

Os dados utilizados nesta dissertação, já se encontravam gerados em [2], através do método estruturado de Monte Carlo. O método de Monte Carlo é uma forma de resolver problemas usando números aleatórios. Este método explora as propriedades estatísticas de números aleatórios para assegurar que o resultado correcto seja simulado da mesma maneira que num jogo de casino, por esta razão a técnica de resolução de problemas é designada por método de Monte Carlo.

Para resolver um problema recorrendo a esta técnica, é usado uma série de tentativas aleatórias, dependendo o seu resultado final e do número de tentativas. Esse equilíbrio entre a precisão do resultado e o tempo de computação é uma característica extremamente útil dos métodos de Monte Carlo. Se queremos somente uma solução aproximada, então um método de Monte Carlo pode ser bastante rápido. Foram assim gerados diferentes cenários como já foram referidos, que serão dados necessários para a realização das fases respeitantes ao treino e a avaliação de desempenho de segurança de AA. Os dados gerados deverão apresentar alguns requisitos, nomeadamente, conjuntos de informações que sejam relevantes ao cenário de operação, isto é, os dados devem reflectir correctamente o comportamento do sistema eléctrico abrangendo toda a gama de operação do sistema e com uma resolução apropriada.

Poderão ser compostos novos cenários com o objectivo de melhorar as condições de segurança, partindo esta opção de quem analisa o sistema; um conjunto excessivo de dados gerados poderá dar origem a informação redundante ao sistema, por outro lado a falta de dados poderá levar a um défice a nível das características do sistema. No sentido de melhorar

os cenários de operação é necessário incluir diversas restrições de operação, por permitirem reduzir o número de cenário de operação a gerar sem comprometer a qualidade do conjunto de dados.

Para a rede de teste que se analisou no presente trabalho e que será abordada no capítulo 3, o conjunto de dados gerados que permite caracterizar o comportamento dinâmico do sistema, bem como proceder ao cálculo dos índices de segurança, foi realizado através de uma ferramenta analítica convencional desenvolvida no INESC Porto, com a participação da autora responsável pelo desenvolvimento do trabalho apresentado em [2].

2.4.3 Treino das ANN/ Selecção de Características

Para o treino das ANN, foi utilizado o programa MATLAB, recorrendo a um algoritmo já predefinido em [2].

De entre os métodos de AA para selecção de características, as redes neuronais artificiais correspondem a uma técnica muito sensível no que se refere à escolha do vector de variáveis de entrada que maximizem a capacidade de previsão do melhor modelo funcional. Um dos métodos que se poderia utilizar para alcançar este objectivo, seria proceder a um processo exaustivo através de todos os modelos funcionais possíveis, tendo em conta todas as características candidatas à entrada. No entanto, atendendo ao esforço computacional necessário para construir todos os possíveis modelos, a busca exaustiva está limitada a um baixo número de características candidatas. Por outro lado se o número de características candidatas à entrada for elevado de forma a que as suas combinações gerem um grande numero de modelos funcionais, justifica-se recorrer algum método expedito que evite um esforço computacional tão elevado.

Com o conjunto de dados gerados, na fase anterior, para a rede de teste analisada procedeu-se no presente trabalho à identificação do conjunto de variáveis de entrada candidatas que melhor comportamento fornece em termos de precisão das estruturas de segurança treinadas, tendo sido este processo executado através de tentativas/erro. As variáveis de entrada e saída utilizadas já se encontravam normalizadas antes do evitando problemas numéricos durante o processo de treino tal como referido em [2]. No presente trabalho foi adoptada a técnica que transforma cada variável de modo a que, no conjunto de dados, tenha um valor médio nulo e uma variância unitária. Segundo esta técnica, seja \mathbf{a} a variável original e \mathbf{a}_N a variável normalizada, a transformação realiza-se da seguinte forma:

$$a_N = \frac{a - \bar{a}}{s_a}$$

onde \bar{a} e s_a^2 correspondem ao valor médio e variância amostral da variável a .

De acordo com a metodologia descrita na secção 2.3.4, para cada conjunto de entradas testado, foram treinadas 50 ANN para avaliar a segurança de operação de cada linha em transmissão.

2.4.4 Avaliação do Desempenho

Nesta ultima fase, pretende-se avaliar o desempenho de cada modelo anteriormente treinado, para avaliar correctamente a capacidade de generalização dos mesmos, tendo o conjunto de dados (criado em [2]) uma dimensão que permitisse a aplicação da técnica usada em [2] (técnica de *Holdout*). A técnica de *Holdout* consiste em dividir a amostra em dois sub-conjuntos, na qual um dos conjuntos é utilizado para o processo de treino e o outro conjunto é utilizado para a avaliação de desempenho das ANN treinadas. Na repartição dos dois sub-conjuntos é preciso ter em conta que se a maior parte dos exemplos fizer parte do conjunto de avaliação, afim de garantir uma boa estimativa no erro de previsão, a qualidade do modelo funcional será reduzida, por outro lado se existir um maior número de exemplos no conjunto de treino, o erro fornecido pelos exemplos poderá conter informação errada acerca da qualidade do modelo funcional.

Nesta fase o objectivo será comparar o desempenho da ANN, em termos de capacidade de avaliação do problema de segurança em análise, para as diferentes alternativas testadas do conjunto de entradas.

Para a avaliação correcta da capacidade de generalização de cada ANN resultante do processo de treino, deverá ser utilizada uma amostra, contendo exemplos diferentes para o processo de treino. A forma mais correcta para comparar o desempenho passa pela obtenção de um conjunto de erros de teste provenientes de diferentes repartições do conjunto de dados. A partir do teste de hipótese enunciado na secção 2.3.4 será possível obter um modelo estatístico para a avaliação de desempenho dos diversos modelos funcionais.

2.5 Conclusões

Neste capítulo iniciou-se com a descrição de conceitos gerais aplicados a aprendizagem automática, fazendo diferenciação entre aprendizagem automática supervisionada e não-supervisionada. Tendo sido no presente trabalho adoptada uma estrutura de aprendizagem automática supervisionada – ANN. Em termos gerais a metodologia para obtenção de uma estrutura de AA resume-se aos seguintes pontos:

- Identificação do problema de segurança, este passo implica que se conheça o comportamento dinâmico do sistema eléctrico, envolvendo, geralmente, a recolha de informação sobre a experiência dos operadores de sistema, bem como a realização de estudos de sensibilidade recorrendo aos resultados da resposta dinâmica do sistema eléctrico obtidos por simulação numérica.
- Geração do conjunto de dados esta fase tem como objectivo gerar um número representativo de cenários de operação pré-analisados. Estes cenários correspondem aos dados necessários para a realização do processo de treino e de avaliação de desempenho das estruturas de segurança de AA.
- Treino da estrutura de segurança dinâmica de AA, Após a fase de geração de dados, será então possível passar-se ao processo de treino de uma estrutura de segurança por aplicação de uma determinada técnica de aprendizagem automática, neste caso corresponde às redes neuronais artificiais.
- Avaliação de desempenho A fase de avaliação de desempenho é essencial para que se consiga obter uma comparação entre a capacidade de previsão fornecida por diferentes ANN, para avaliar correctamente a capacidade de generalização de cada modelo funcional resultante do processo de treino.

O objectivo deste capítulo consistiu em obter as várias fases necessárias para a realização de avaliação de segurança do problema dinâmico em análise: sobrecargas que possam ocorrer em importantes ramos do sistema de transmissão de uma determinada área de controlo, durante o regime quasi-estacionário associado ao período de pós-perturbação, subsequente à ocorrência de uma súbita perda de produção eólica na área de controlo em análise.

De entre os métodos de aprendizagem automática optou-se pela escolha das ANN, visto que apresenta superioridade em relação aos outros métodos no que diz respeito à classificação de sistemas dinâmicos de energia, fornecendo ainda uma avaliação do sistema em questão, sendo um mecanismos de computação simples e eficaz.

Capítulo 3

Seleccção de Características para Avaliação de Segurança de uma Rede Interligada de Teste

3.1 Introdução

Como é sabido a fiabilidade dos sistemas é de extrema importância na análise da segurança dos SEE, para tal existem aspectos que se devem ter em conta:

Balanço contínuo entre geração e consumo – o desequilíbrio entre produção e consumo conduz a que a frequência diminua (caso a geração seja inferior ao consumo) ou suba (caso a geração seja superior ao consumo). Frequências elevadas podem conduzir ao embalamento dos geradores que terminam, por vezes, em danos graves para o equipamento e para todo o sistema. Frequências baixas podem fazer actuar o dispositivo de deslastre de frequência, desligando blocos de consumo, de modo a prevenir o colapso de todo o sistema;

Manter o sistema em pontos de funcionamento estáveis – dado que o sistema eléctrico se encontra interligado e é dinâmico, os limites de estabilidade eléctrica devem ser observados. A preocupação principal passa por assegurar que o despacho de geração e os trânsitos de potência e valores de tensão dele resultantes garantem a estabilidade do sistema. Existem dois tipos de limites de estabilidade: limites de tensão e limites de potência.

Quando não se respeitam alguns dos princípios preventivos e de acção enumerados, a probabilidade de ocorrerem regimes incorrectos de exploração da rede aumenta. Existem diversos tipos de fenómenos de instabilidade causados por diferentes interacções físicas entre

os vários elementos do sistema como sejam as redes adjacentes, os consumos, as funções de protecção e controlo e as unidades de geração. Os principais tipos de instabilidade advêm de:

- disparo de linhas em cascata, por sobrecarga;
- perda de sincronismo devido a instabilidade angular;
- instabilidade oscilatória que conduz a oscilações auto-excitadas entre áreas;
- violação dos limites de frequência;
- colapso de tensão.

Para o desenvolvimento de metodologias de avaliação de segurança, foi criada uma rede interligada de teste em [2] e utilizada no presente trabalho que corresponde a um sistema interligado típico de uma aproximação do caso real, apresentando elevados índices de produção eólica.

Para a rede interligada de teste foi, em [2], efectuada a geração de dados para caracterizar a segurança de operação da área de controlo 1, da qual foi seleccionado um conjunto de variáveis de entrada candidatas (determinadas pela selecção de características, assunto já referido no capítulo 2 na secção 2.4.4), e uma saída ou índice de segurança, considerou-se que este índice de segurança obedece ao seguinte critério de segurança: se, para algum ramo de transmissão k da área de controlo 1, o valor de $I(120s)_k$ ultrapassar uma carga de 120 % em relação ao valor máximo admissível em regime permanente I_{zk} (ou seja, se $I(120s)_k > 1,2 \times I_{zk}$), então o cenário considera-se inseguro. Nos restantes casos, o cenário considera-se seguro.

No presente trabalho será avaliado o desempenho das Redes Neurais Artificiais, para prever o comportamento dinâmico em análise, recorrendo ao conjunto de características de entrada candidatas já definidas em [2].

É de salientar que o problema de segurança em análise corresponde à avaliação da ocorrência de sobrecargas em regime quasi-estacionário em ramos de transmissão de redes interligadas que explorem elevadas penetrações de produção eólica.

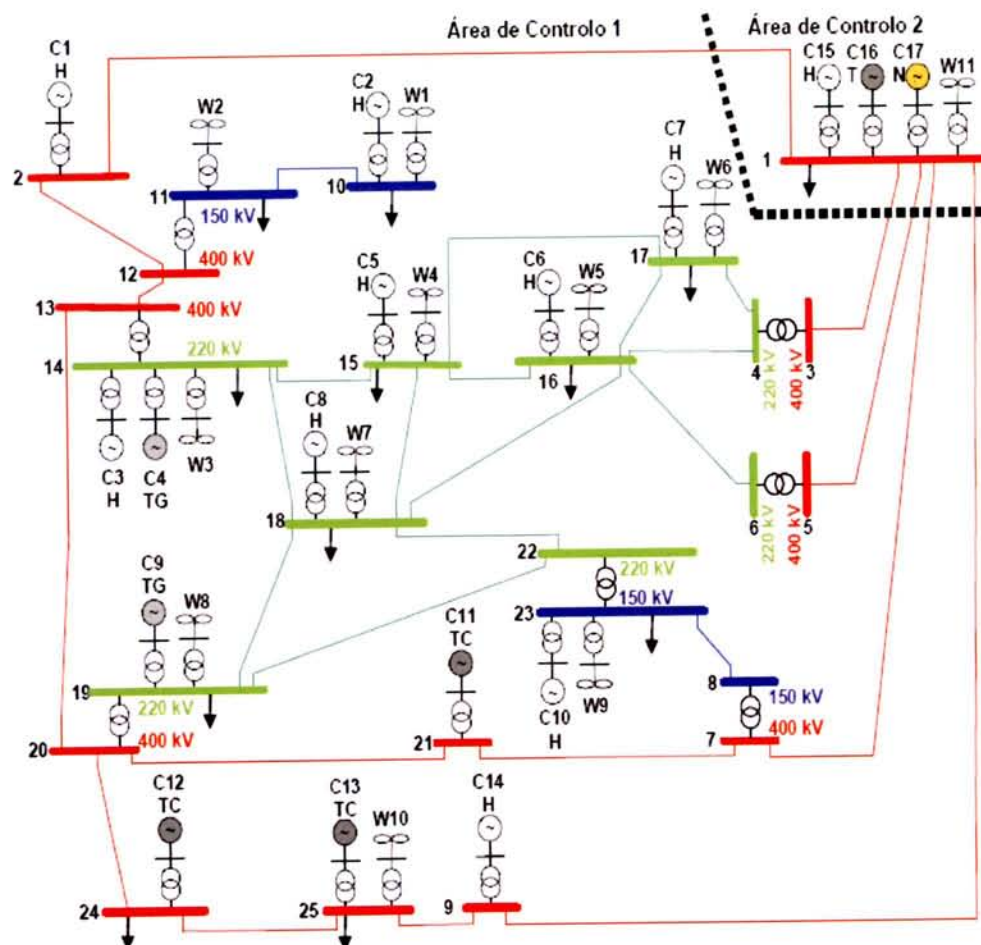
3.2 Rede de Teste

A rede de teste é constituída por duas áreas de controlo: a área de controlo 1 que corresponde a uma aproximação da rede de transporte portuguesa e a área de controlo 2 que corresponde a um sistema eléctrico equivalente espanhol.

Relativamente à área de controlo 1, esta apresenta três níveis de tensão nominal (150, 220 e 400 KV) contendo:

- 24 barramentos, de entre os quais 11 abastecem a rede de distribuição (cada um destes consumos foi modelizado através de uma carga equivalente) e 9 dispõem de baterias de condensadores;
- 28 linhas de transmissão (podendo, cada uma, corresponder ao equivalente de linhas em paralelo);
- 7 transformadores de transmissão (podendo, cada um, corresponder ao equivalente de transformadores em paralelo);
- 14 geradores convencionais equivalentes (3 do tipo térmico clássico, 2 do tipo térmico de turbina a gás e 9 do tipo hídrico), correspondendo, cada um, ao modelo equivalente do conjunto de geradores com iguais características e que se encontrem em serviço na mesma central;
- 10 geradores eólicos equivalentes, correspondendo, cada um, ao modelo equivalente do conjunto de geradores eólicos com iguais características e que se encontrem em serviço e a partilhar o mesmo ponto de ligação à rede de transporte.

Tal como enunciado em [2] a rede criada, mais especificamente na área de controlo 1 foi criado um sistema simplificado do previsto para a rede de transporte portuguesa.



Tipos de Geradores Equivalentes

- C(TC): Convencional do tipo Térmico Clássico (Fuel ou Carvão) ☼ N: Convencional do tipo Nuclear
- C(TG): Convencional do tipo Térmico de Turbina a Gás ☼ W: Eólico
- C(H): Convencional do tipo Hídrico

Figura 3.1 – Esquema unifilar da rede interligada de teste [2].

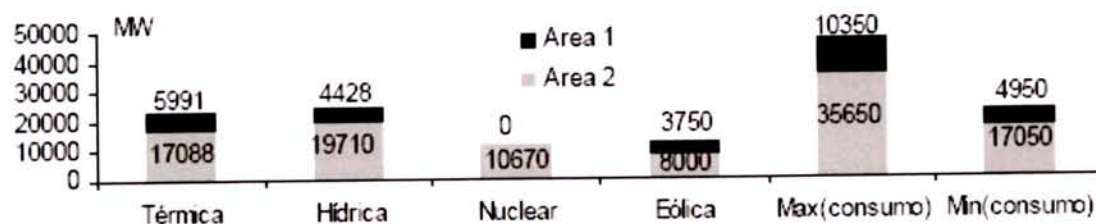


Figura 3.2 – Capacidades instaladas para consumo da rede de teste [2].

O esquema relativo à rede interligada de teste, foi retirado de [2], uma vez que também serviu de base para a elaboração do presente trabalho. Como já foi referido esta mesma rede,

apresenta duas áreas de controlo, a área de controlo 1 constituída por diversos barramentos os quais apresentam geradores convencionais (térmico clássico, térmico turbina a gás, hídrico e nuclear), contendo também geradores eólicos. A área de controlo 2 é apenas representada por um único barramento que também contém geradores convencionais e eólicos (1 térmico, 1 hídrico 1 nuclear e 1 eólico).

Para cada uma das linhas que sai do barramento da área de controlo 2, foi considerada uma impedância equivalente, estas mesmas linhas são responsáveis pela importação de energia da área de controlo 2 para área de controlo 1. Todas as linhas que saem do barramento da área de controlo 2 pertencem ao equivalente eléctrico da área 2.

Foram considerados modelos equivalentes com a finalidade de reduzir o sistema, sem que ocorresse perda de informação relevante. Todos estes equivalentes foram realizados sem que interferissem na obtenção do comportamento do sistema em regime estacionário e dinâmico. O comportamento dinâmico foi obtido através de uma ferramenta desenvolvida no âmbito dos trabalhos desenvolvidos em [2] que realiza o cálculo do trânsito de potências recorrendo ao método *Newton – Raphson*, resolvendo equações diferenciais que caracterizam o comportamento dinâmico do sistema através do método *Runge – Kutta*.

Para a simulação dinâmica foram adoptados os seguintes modelos para os elementos do sistema:

- Foi considerado um gerador síncrono para cada unidade de geração convencional (térmica, hídrica ou nuclear);
- Para cada unidade de geração eólica foi considerado um gerador assíncrono;
- Para os sistemas de regulação local de frequência e turbinas das unidades de geração considerou-se que cada unidade de geração convencional dispõe de um regulador de velocidade cujo modelo da sua representação se encontra em [2];
- Para sistemas de regulação de tensão das unidades de geração convencional, foi adoptado o modelo IEEE do tipo 1 que se encontra descrito na literatura [2]
- Por último no que diz respeito ao controlo secundário de frequência e potência activa, considerou-se a existência de um AGC em cada uma das áreas de controlo.

Pormenores mais detalhados acerca destes modelos como já referido poderão ser encontrados no trabalho realizado em [2], uma vez que não fez parte da presente dissertação a análise destes modelos mas apenas a sua utilização.

3.3 Condições de Operação que se Alteram na Geração de Dados

De forma a calcular a capacidade de interligação é indispensável definir-se uma topologia de rede bem como dispor do perfil de geração previsto. Para cada situação de trânsito de potência na rede ibérica conjunta (usando, se necessário equivalentes simplificados adequados para parte das redes) torna-se necessário aumentar a importação e noutra a exportação, no sentido de se detectar o limiar, em cada sentido, em que se verifica a violação dos critérios de segurança. Estes limiares constituirão os valores da capacidade máxima da interligação em cada sentido.

O processo de geração de dados fez parte do trabalho elaborado em [2]; na presente dissertação apenas se utilizaram os dados já gerados, afim de obter outros modelos funcionais.

Foram criados cenários base de acordo com duas épocas do ano, Verão e Inverno, tendo como objectivo principal executar um escalonamento das máquinas convencionais, afim de criar um conjunto de cenários de operação pré-especificados. Assim sendo no Inverno a produção hídrica seria superior à térmica, logo a ordem de entrada em serviço das máquinas convencionais seria: 1 - Nucleares; 2 – Hídricas; 3 - térmicas.

Por outro lado na época do ano que diz respeito ao Verão, a produção térmica é superior à hídrica, o escalonamento das máquinas na entrada em serviço seria diferente do caso anteriormente descrito: 1 – Nucleares; 2 – Térmicas; 3 – Hídricas.

Foi ainda incluído um cenário respeitante à reserva girante hídrica, estas reservas operativas são reservas com necessidade de disponibilização rápida, na maioria dos casos girantes, ou seja, alocadas em geradores em operação e sincronizados com o sistema, parcialmente despachados, ou colocados em operação exclusivamente para esta função.

Este cenário permite uma melhor acção dos sistemas de controlo (AGC), possibilitando condições de operação que interferem no comportamento dinâmico em análise.

A partir dos três cenários básicos gerados, foram criados 9 cenários de base relativos às condições de operação mencionadas pelos três primeiros cenários criados. Através da geração de dados, procurou-se reunir as condições de operação que “afectam” o comportamento dinâmico do sistema. Para tal foi utilizado o método estruturado de Monte Carlo (enunciado na secção 2.3.2), visto que proporciona uma maior gama e distribuição de valores sorteados de cada variável.

As condições de operação que foram consideradas na diversidade gerada foram: o consumo total da área de controlo 1 (P_{Load}) em cada produção de despacho, número de máquinas em operação em cada gerador eólico equivalente (Nw) que engloba máquinas

controláveis ou parcialmente não controláveis ou simplesmente máquinas com algumas restrições no que diz respeito ao despacho; número de máquinas que se considerou em serviço no gerador eólico equivalente (Nwk). Após a geração destes cenários será viável verificar o estado de equilíbrio da rede quanto à sua estabilidade, condições de funcionamento e condições iniciais do sistema em regime estacionário.

A dimensão e a complexidade da rede interligada com elevado nível de penetração de energia eólica e presença de centrais eléctricas, exigiu a inclusão de varias restrições operacionais. Estas restrições foram essenciais para eliminar cenários irrealistas e diminuir o tempo e esforço computacional. Estas restrições são caracterizadas pelo consumo, importação e produção eólica, com o objectivo de retirar do cenário excesso de produção eólica:

- $P_{w_{ac1}}$: potência mecânica total desenvolvida pelos geradores eólicos
- $P_{Load_{ac1}}$: potencial total consumida na área de controlo i
- $P_{c_{ac1}}^{min}$: valor mínimo da produção convencional da área de controlo i

Relativamente ao escalonamento das máquinas convencionais, por escalonamento entendem-se diferentes tipos de abordagem que resultam diversos tipos de sistemas, nomeadamente sistemas baseados em inteligência artificial (IA), dito sistemas periciais, baseados em redes neuronais e algoritmos genéticos e ainda uma variedade de outros tipos, nomeadamente sistemas de investigação operacional (IO), tais como, sistemas de programação matemática e diversos outros tipos no que diz respeito ao suporte de tomada de decisão. A diversidade dos problemas de escalonamento, as suas dimensões de larga escala e a sua natureza dinâmica tornam estes problemas muito complexos e computacionalmente difíceis de resolver. Os problemas de escalonamento são problemas de optimização, isto é, problemas em que o objectivo visa a minimização e/ ou maximização de um ou mais critérios de optimização.

É a partir do escalonamento que se irá obter uma solução de pré-despacho isto é um sequenciamento das máquinas convencionais a ligar, até que o consumo seja satisfeito, englobando assim os seguintes pontos:

- ordem de entrada em serviço das máquinas convencionais;
- número de máquinas em serviço;
- número máximo de máquinas disponíveis numa dada área de controlo;
- limites técnicos, mínimos e máximos de produção de potência activa;
- critério de reserva girante primária;
- critério de reserva girante secundária;

Como enunciado anteriormente para o cálculo do trânsito de potências recorre-se ao método *Newton-Raphson* para simulação do comportamento dinâmico.

Este comportamento dinâmico é avaliado mediante limites impostos, tendo em conta que estes não são violados. O algoritmo gerado que incorpora todos estes passos avalia o sistema para a perturbação pré-estabelecida, guardando o conjunto de dados que permitiram a simulação dinâmica do sistema em causa, sendo este conjunto composto por variáveis de entrada que poderão ser modificadas com o objectivo de determinar o modelo mais funcional.

Como veremos num capítulo posterior, o objectivo para determinar um modelo geral e funcional, baseia-se em tentativas, onde as diversas variáveis de entrada serão modeladas e incluídas ou excluídas no algoritmo, elaborando assim múltiplas combinações.

Com a realização do algoritmo de geração de dados em [2], foram determinados diversos cenários de operação dando origem a condições de operação que permitam repetir o cálculo do trânsito de potências ou a simulação dinâmica; variáveis estas que foram utilizadas e relacionadas de diferentes formas na presente dissertação num repetitivo processo de treino, afim de construir diferentes modelos numa perspectiva de otimizar a avaliação de segurança de sistemas eléctricos interligados com elevada produção eólica. Desta forma as condições de operação (variáveis de entrada) guardadas foram:

- $P_{Load,ac1}$ (MW) – consumo total da área 1;
- N_{c_i} – número máquinas em operação em cada gerador convencional i ;
- P_{c_i} – (MW) produção de potência activa em cada gerador convencional i ;

- V_{c_i} – (p.u.) valor de tensão especificado aos terminais de cada gerador convencional equivalente i ;
- N_{w_j} – número de máquinas em operação em cada gerador eólico equivalente j ;
- P_{w_j} – (MW) potência mecânica desenvolvida por cada gerador eólico equivalente j

3.4 Resultados de Segurança Obtidos

Para simulação dos resultados de segurança obtidos, no presente trabalho considerou-se a perturbação simulada em [2], cuja perturbação a considerar corresponde a um curto-circuito num determinado ponto crítico da rede de transporte, que resulte numa súbita perda de elevados volumes de produção eólica, devido à actuação das protecções de mínimo de tensão deste tipo de aproveitamentos.

Após o processo automático de geração, foram constituídos 9 cenários que comportam a potência activa da área de controlo 1, número de máquinas convencionais, produção de potência activa de cada máquina convencional, tensão especificada aos terminais de cada máquina convencional, número de máquinas em cada gerador eólico, potência mecânica desenvolvida por cada gerador eólico, reserva girante, importação a partir da área de controlo 2 e produção de potência reactiva.

No final foram obtidos 4596 cenários gerados, os quais passaram por um processo de validação afim de manter a segurança do sistema, isto é, de modo a que nenhum dos cenários ocorresse em condições de operação em regime permanente que violassem as restrições impostas:

- nenhuma das máquinas convencionais se deve encontrar em sobrecarga;
- o trânsito de potência que transita nos ramos de transmissão não deve violar os limites impostos em regime permanente;
- a tensão dos barramentos de MAT encontra-se dentro de uma gama de valores [0,93; 1,1]

Atendendo aos critérios de segurança e limites já impostos e referidos anteriormente, foi definido como cenário inseguro se qualquer ramo de transmissão com o valor de I (120s) ultrapassar uma carga de 120% em relação ao valor máximo admissível em regime permanente I_z . Nos outros casos o cenário considera-se seguro. Num conjunto de 4596 cenários gerados, 983 foram considerados inseguros, ou seja aproximadamente 21% do conjunto gerado.

Na sequência da perturbação enunciada anteriormente, foram identificadas sete linhas com sendo críticas, isto é onde ocorrem sobrecargas temporárias, sendo elas: 15-16; 15-17; 16-4; 16-6; 14-18; 16-18; 20-21.

3.5 Avaliação de Desempenho das ANN a partir das Variáveis Base

Com o objectivo de obter um modelo rápido e preciso no que concerne à avaliação do problema dinâmico em causa foi testada uma técnica de aprendizagem automática as Redes Neurais Artificiais.

A avaliação de desempenho das ANN será testada na rede interligada de teste, a partir de um conjunto de variáveis especificadas denominadas por variáveis de base, este primeiro caso constituirá assim o caso base, onde foram seleccionadas um conjunto de variáveis de entrada. O principal objectivo será a monitorização da rede interligada de teste através das ANN, tendo em conta a ocorrência de sobrecargas nos ramos de transmissão de uma dada área de

controlo. Em termos análise concreta, foram consideradas 7 ramos de transmissão que se identificaram como sendo críticos, que posteriormente serão classificados segundo o índice de segurança, sendo estes índices fornecidos pelo desempenho das ANN. É de salientar que as variáveis aqui enunciadas como variáveis base, correspondem às variáveis utilizadas nos trabalhos desenvolvidos em [2]

Perfazendo assim um conjunto de 63 variáveis, apenas por considerar condições de operação que caracterizem a área de controlo 1; assim sendo as condições de operação respeitantes à área de controlo 2 não foram consideradas.

Tendo em conta o desempenho das ANN os cenários que comportam as variáveis de entrada devem conter características que não estejam fortemente relacionadas entre si, objectivando assim características diferentes que proporcionem informação diferente e relevante para o sistema. Quanto à utilização de estruturas de segurança para fornecer medidas de controlo preventivo este foi igualmente considerado na definição deste conjunto de variáveis, baseando-se este em escalonamentos e despachos de grupos, alterando as condições de operação.

Características que envolvam resultados do trânsito de potências não foram incluídas, visto que indirectamente este é calculado através de variáveis já incluídas na entrada, assim como a produção da energia reactiva (Q_c) da área de controlo 1 resulta do cálculo do trânsito de potências.

De acordo com a tabela ilustrada na figura 3.3 observa-se que 2596 cenários foram utilizados no conjunto de aprendizagem, 1000 destes cenários para o conjunto de validação e os restantes 1000 utilizados no conjunto de teste.

	LS			VS		TS
	Op1	Op2596	Op2597	Op3596	Op3597	Op4596
p1...p63	pLSn			pVSn		pTSn
t1...t23	tLSn			tVSn		tTSn

- p – pattern (atributo)
- t – target (saída)
- LS – learning set (conjunto de aprendizagem)
- VS – validation set (conjunto de validação)
- TS – testing set (conjunto de teste)

Figura 3.3 – Dimensões e partição utilizada para o conjunto de dados

3.5.1 Resultados Obtidos para as 50 ANN Treinadas

A procura de uma ANN com o melhor desempenho de previsão possível requer a repetição de vários treinos, de modo a que se testem diversas alternativas, como as que envolvem a escolha:

- dos valores a considerar, previamente ao treino, para os parâmetros da ANN;
- da estrutura da ANN (número de camadas e unidades escondidas);
- do vector de variáveis de entrada;
- do algoritmo do treino a adoptar.

Na avaliação de desempenho, para o vector de variáveis de entrada, considerou-se todo o conjunto composto pelas 63 características candidatas. Por questões de simplicidade, para a definição da estrutura interna das ANN, no presente trabalho, adoptou-se a solução de considerar-se apenas uma camada escondida. A escolha do número de unidades escondidas foi traduzida pela equação demonstrada no capítulo 2 na secção 2.3.2.

Desta forma para as ANN treinadas mediante a alternativa designada no presente trabalho como caso base, foi adoptada uma estrutura do tipo 63-8-1 (63 características de entrada, 8 unidades escondidas e 1 saída).

A avaliação do desempenho decorreu segundo o processo descrito no capítulo 2 na secção 2.3.4, e que consistiu na realização de um teste de hipóteses à diferença entre os valores esperados do erro de regressão fornecido por cada uma das alternativas. Como erro de regressão, utilizou-se o Erro Quadrático Médio Relativo (RE) que se encontra caracterizado a fórmula descrita na secção 2.1.2 do capítulo 2.

O objectivo de todo este procedimento consistiu na obtenção da previsão do índice de segurança de cada uma das 7 linhas de transmissão críticas, já enunciadas na secção 3.4, obtendo-se assim amostras de 50 erros de regressão cada erro de regressão, RE, resultou da aplicação do conjunto de teste a cada uma das 50 ANN que foram treinadas mediante o caso base descrito. Os gráficos que se seguem dizem respeito aos 50 erros de regressão obtidos para cada uma das 7 linhas.

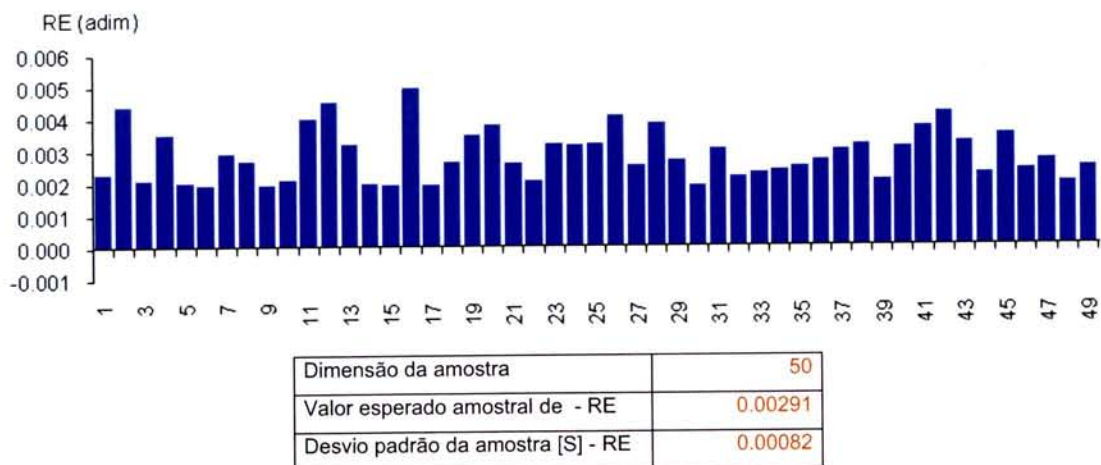


Figura 3.4 - 50 erros de regressão da linha 15-16.

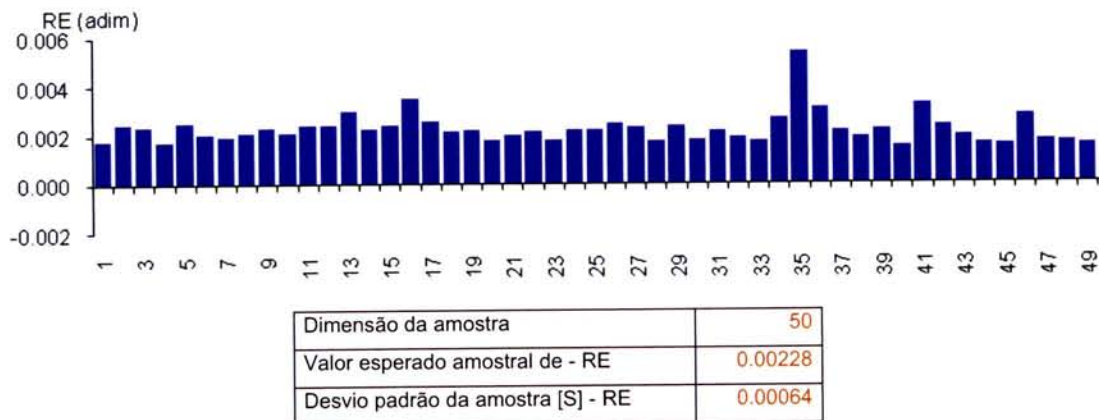


Figura 3.5 - 50 erros de regressão da linha 15-17.

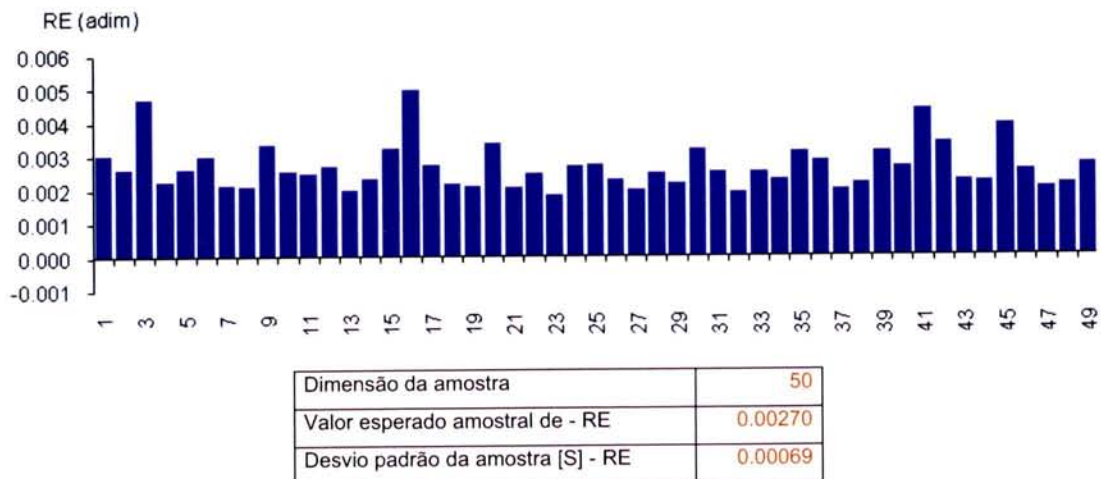
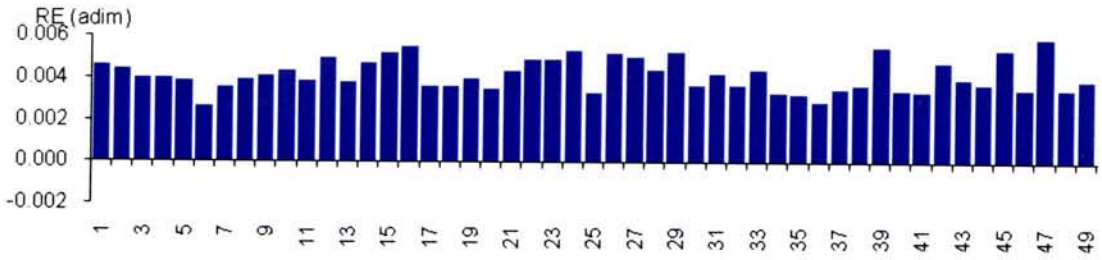
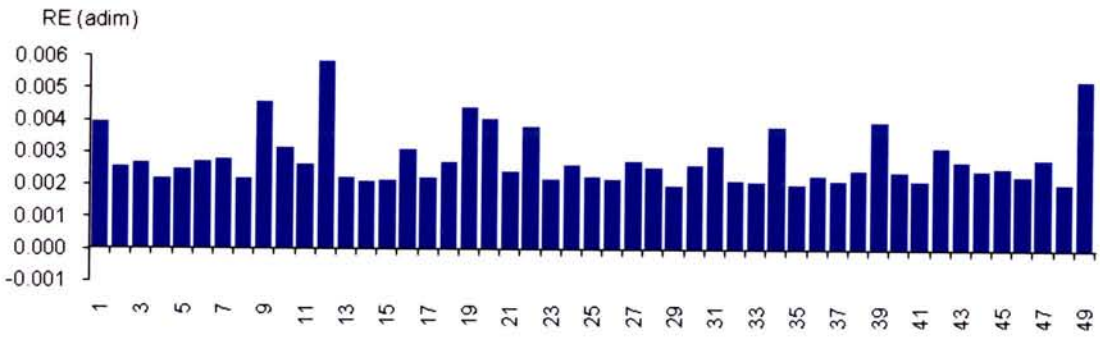


Figura 3.6 - 50 erros de regressão da linha 16-4.



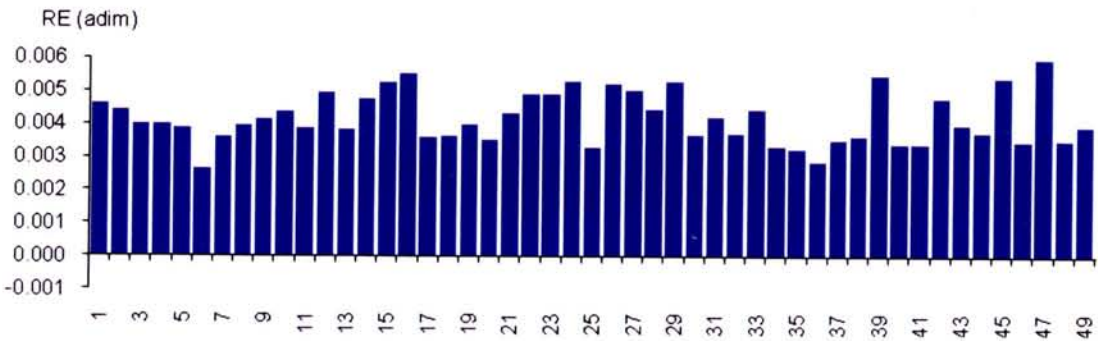
Dimensão da amostra	50
Valor esperado amostral de - RE	0.00310
Desvio padrão da amostra [S] - RE	0.00119

Figura 3.7 - 50 erros de regressão da linha 16-6.



Dimensão da amostra	50
Valor esperado amostral de - RE	0.00287
Desvio padrão da amostra [S] - RE	0.00087

Figura 3.8 - 50 erros de regressão da linha 14-18.



Dimensão da amostra [N]	50
Valor esperado amostral de X [X] - RE	0.00421
Desvio padrão da amostra [S] - RE	0.00076

Figura 3.9 - 50 erros de regressão da linha 16-18.

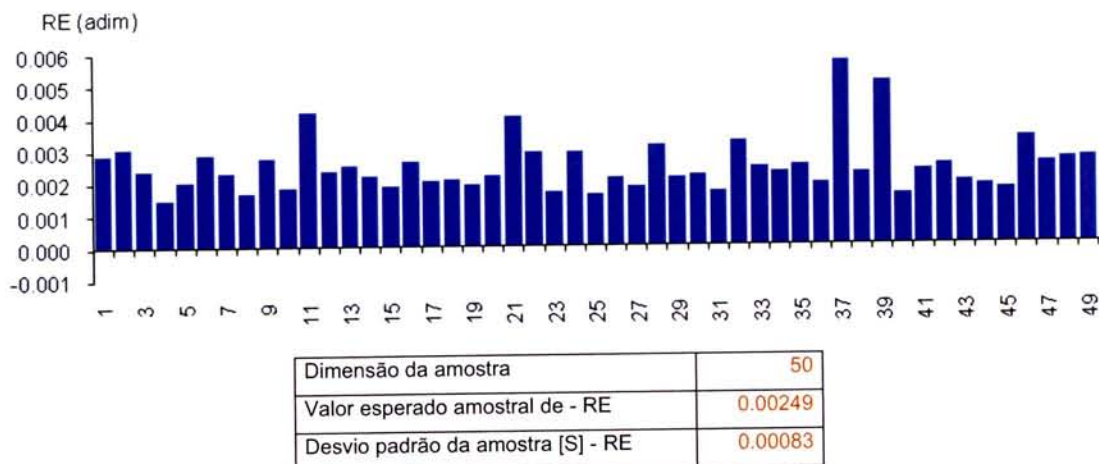


Figura 3.10 - 50 erros de regressão da linha 20-21.

Foram obtidas para cada uma das linhas 50 exemplos da amostra de erros de regressão, tendo em conta o índice de segurança de cada uma das linhas. Como se poderá observar na figura 3.9, a linha 15-17, é a que apresenta um melhor desempenho, na medida em que o valor médio do erro e do desvio padrão são mais baixos.



Figura 3.11 – Comparação de resultados obtidos para cada uma das 7 linhas.

3.5.2 Resultados Obtidos para a melhor ANN Obtida no Conjunto de 50

Mediante os resultados obtidos, que se encontram ilustrados na figura 3.11, poderá ser obtida uma melhor percepção sobre a dimensão dos erros de regressão fornecidos pelas ANN treinadas. Da figura 3.12 à figura 3.18, podem observar-se através de gráficos de dispersão os

erros de regressão fornecidos, para a alternativa de conjunto de entradas da ANN de base aqui analisado.

Nos seguintes gráficos o eixo das abcissas corresponde ao resultado obtido da diferença entre o valor previsto (\hat{u}) e o valor conhecido (u) do índice de segurança em análise para cada cenário de operação do conjunto de teste. Estas diferenças apresentam-se em por unidade do valor máximo admissível em regime permanente para a corrente que atravessa a linha durante dias de Verão e em função do valor conhecido para o índice de segurança em análise (no eixo das ordenadas).

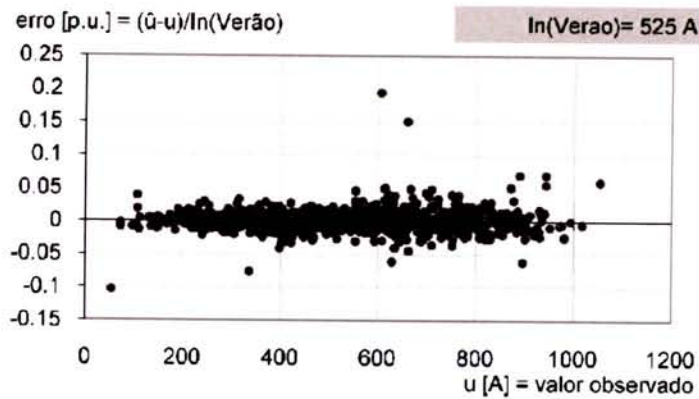


Figura 3.12 – Erros de regressão fornecidos pela melhor ANN (30) em função do índice de segurança da linha 15-16.

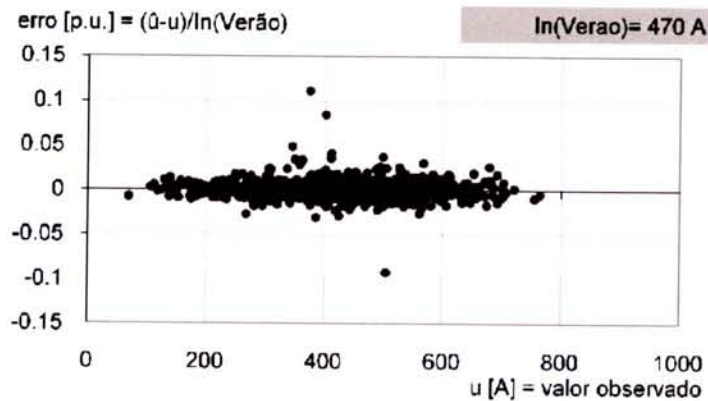


Figura 3.13 – Erros de regressão fornecidos pela melhor ANN (40) em função do índice de segurança da linha 15-17.

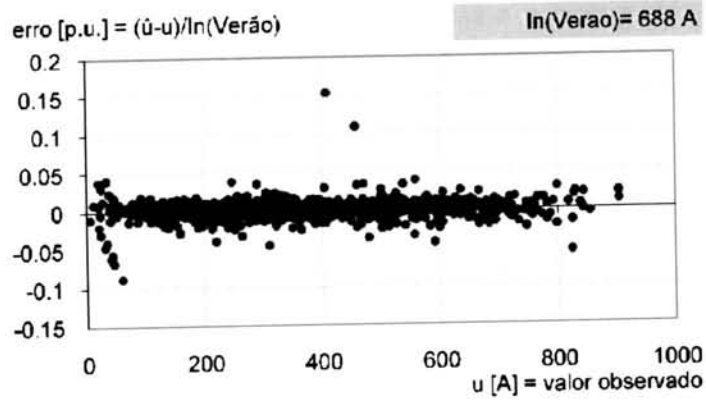


Figura 3.14 – Erros de regressão fornecidos pela melhor ANN (21) em função do índice de segurança da linha 16-4.

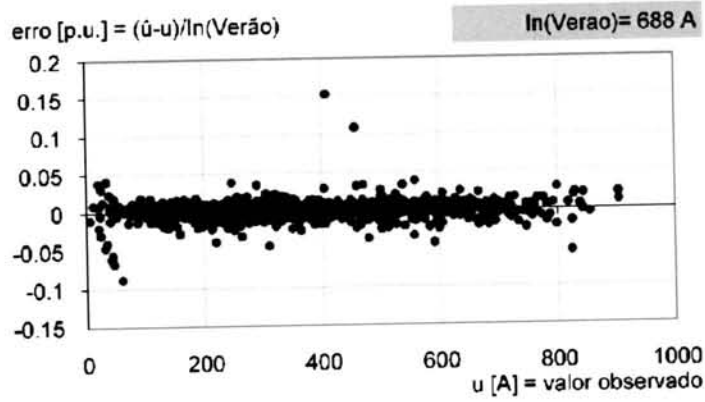


Figura 3.15 – Erros de regressão fornecidos pela melhor ANN (6) em função do índice de segurança da linha 16-6.

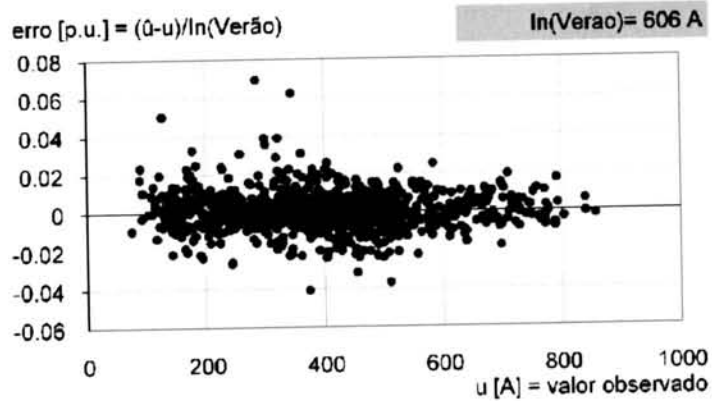


Figura 3.16 – Erros de regressão fornecidos pela melhor ANN (4) em função do índice de segurança da linha 14-18.

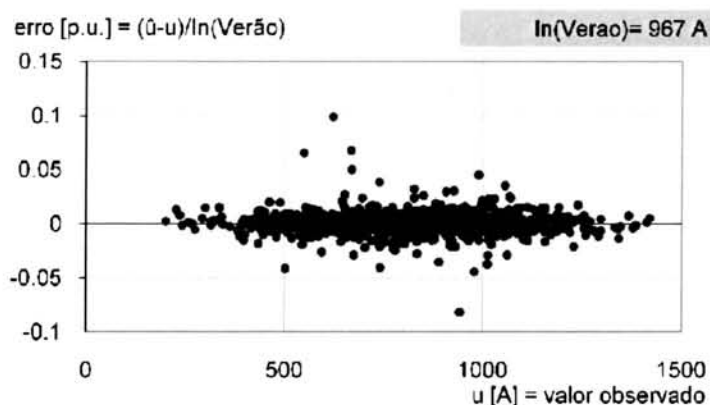


Figura 3.17 – Erros de regressão fornecidos pela melhor ANN (29) em função do índice de segurança da linha 16-18.

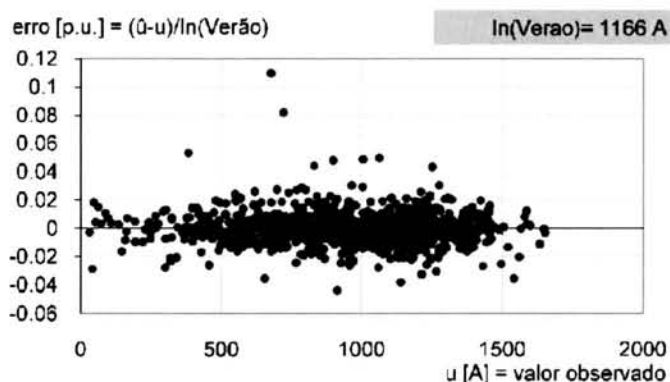


Figura 3.18 – Erros de regressão fornecidos pela melhor ANN (23) em função do índice de segurança da linha 20-21.

A partir dos gráficos apresentados da figura 3.12 à figura 3.18, pode-se observar que os erros fornecidos pela estrutura da ANN são na sua maioria inferiores a 0,05 p.u (correspondente a um erro de avaliação de 5% da carga da linha). Verifica-se ainda que só em alguns casos esporádicos, o erro ultrapassa 0,1 p.u (10% da carga da linha), sem nunca ultrapassar os 0,2 p.u (20% da carga da linha).

3.6 Conclusões

Este capítulo abordou essencialmente a avaliação de desempenho das ANN que foram treinadas com o conjunto de características utilizadas em [2], que foram seleccionadas à partida no trabalho para avaliar a segurança dinâmica de operação de uma rede interligada de teste esquematizada neste mesmo capítulo. Para análise do problema de segurança em questão, optou-se por um conjunto de variáveis de entrada já pré definido. Numa fase posterior à selecção de características, a estrutura definida para a ANN foi utilizada para o treino, afim

de prever cada índice de segurança associado a cada linha crítica, obtendo um resultado final composto por uma amostra de 50 erros de regressão para cada uma das linhas.

A partir dos resultados obtidos através do treino das ANN, foi escolhida a ANN que melhor índice de segurança apresenta para cada uma das linhas afim de classificar e estimar o desempenho desta mesma estrutura de AA, os resultados da avaliação deste desempenho encontram-se demonstrados da figura 3.12 à figura 3.18.

Concluiu-se que as ANN apresentaram uma boa precisão na análise do problema de segurança em questão. Nos próximos dois capítulos irá proceder-se a elaboração de novos vectores constituídos por outras características de entrada afim de melhorar a avaliação de segurança dinâmica de operação de uma rede de teste interligada, através da avaliação de desempenho destas novas alternativas.

Capítulo 4

Avaliação do Desempenho das ANN recorrendo a outros conjuntos de Características Alternativas

4.1 Introdução

No capítulo que se segue foram testados outros conjuntos de entrada com o fim de otimizar aspectos relativos à segurança da rede interligada de teste. Estes conjuntos de entrada foram "construídos" a partir do caso base, foram assim escolhidos novos conjuntos de forma empírica, tendo em conta aspectos referente ao escalonamento e despacho das máquinas convencionais.

O processo de treino e avaliação de desempenho das ANN a partir de outros conjuntos de entrada, baseou-se nas etapas já descritas nos capítulos anteriores. Apenas foram consideradas novas alternativas para o conjunto de variáveis de entrada das ANN.

Quanto aos aspectos de segurança da rede interligada foram mantidos os mesmos conceitos enunciados nos capítulos anteriores. O objectivo deste capítulo será escolher o melhor conjunto de variáveis de entrada que posteriormente será treinado visando minimizar o erro quadrático entre o sinal produzido pela ANN e o "sinal-alvo" real do índice de segurança em análise, correspondendo este índice de segurança à intensidade de corrente num qualquer ramo de transmissão k 2 minutos após a ocorrência da perturbação pré-especificada.

4.2 Novas Alternativas Testadas

Para cada uma das alternativas a seguir mencionadas, apesar de haver uma troca no que diz respeito ao conjunto das variáveis de entrada, a estrutura da ANN continuará a ser semelhante ao que foi adoptado no caso base descrito no capítulo 3. Será do tipo “feedforward” (fluxo progressivo) isto é se não existir qualquer anel que introduza a influência de resultados de processamentos a jusante, de novo a montante na rede, num processo de realimentação, sendo necessário neste tipo de redes necessário ajustar o valor dos pesos das ligações para que a rede como um todo reproduza uma relação entrada/saída como desejado.

4.2.1 Novas alternativas

Relativamente às novas alternativas testadas, o conjunto de entradas considerado no caso base foi alterado através da realização das seguintes substituições:

- O consumo total da área de controlo 1 ($P_{Load, ac1}$), pela importação da área de controlo 1 (Imp_{ac1}) → alternativa Imp;
- A tensão especificada aos terminais de cada gerador convencional equivalente (V_c), foi substituída pela respectiva produção de potência reactiva (Q_g) → alternativa Qc
- O número de máquinas em operação em cada gerador convencional equivalente (N_c), foi substituída pela respectiva reserva girante → alternativa SR

Importação

A importação de energia indica a medida dependência das importações para dar resposta às suas necessidades em termos de energia, a importação de energia eléctrica será considerada a capacidade máxima das instalações associadas. A capacidade instalada dos sistemas interligados é o somatório das potências nominais das centrais geradoras e instalações de importação de energia em cada um dos sistemas interligados das regiões logo considera-se que a importação apresenta dados muito relevantes no que diz respeito a simulação dinâmica dos sistemas interligados. É de notar que estas duas variáveis (P_{Load} e Imp) estão fortemente relacionadas através da seguinte formulação matemática: $P_{Load, ac1} - (P_{w, ac1} + P_{ch, ac1} + P_{ct, ac1})$, significa que o consumo total da área de controlo 1 menos o somatório da potência mecânica desenvolvida pelos geradores eólicos da área de controlo 1 e da produção total de potência activa hídrica na área de controlo 1 é igual á importação de energia.

É de referir ainda que para linhas críticas que se encontram próximo das de interligação, põe-se a hipótese de P_{ac1} fornecer informação mais relevante do que o P_{Load} para explicar o comportamento dinâmico em análise.

Potência reactiva

Como é sabido, os sistemas de energia eléctrica em corrente alternada funcionam com frequência e tensão constantes, que constituem critérios essenciais da qualidade da energia eléctrica. Estas grandezas têm de ser reguladas, para o que se utilizam sistemas de controlo automático em cadeia fechada de grande complexidade. A frequência é uma grandeza de carácter global, comum ao conjunto de redes interligadas, intimamente relacionada com a manutenção do equilíbrio entre produção e consumo de potência activa. A tensão é por seu lado uma grandeza de carácter regional ou local, que depende fortemente dos trânsitos de potência reactiva na rede.

As variações lentas da tensão dão-se em função da potência reactiva, contribuindo para uma melhor estabilidade do sistema. Se é absorvida Q à rede a tensão desta desce, se é injectada Q na rede a tensão desta sobe. A estabilidade de tensão pode ser definida como sendo a habilidade do sistema de potência em manter as tensões em níveis aceitáveis, tanto em condições normais de operação, como após um distúrbio. O principal factor que causa a instabilidade de tensão é a inabilidade do sistema eléctrico de potência em atender à demanda reactiva após um distúrbio.

A compensação da potência reactiva permite maximizar a utilização da capacidade dos equipamentos instalados, bem como melhorar a qualidade da onda de tensão no que respeita a quedas de tensão e desequilíbrios de primeira harmónica. Ao substituir V_c por Q_c está-se a considerar a hipótese de Q_c ser mais relevante para explicar o valor da corrente nas linhas, durante o regime estacionário prévio à perturbação.

Note-se que V_c é uma condição especificada pelo regulador de tensão de cada central, enquanto Q_c apesar de depender fortemente da tensão especificada, também depende das condições de operação existentes na restante parte do SEE.

Reserva girante

Finalmente, é necessário prever uma folga, designada por reserva girante, entre a carga prevista num dado intervalo e a potência total disponível nas máquinas em funcionamento para esse intervalo, seja para ter em conta aumentos inesperados de carga, seja para manter o serviço em caso de avaria de um grupo. Pelas mesmas razões, definem-se ainda outras reservas (reserva quente, reserva de n minutos), correspondentes à potência que pode ficar disponível em tempo reduzido (máquinas de arranque rápido, como grupos hídricos e turbinas a gás), no caso da reserva existente não se revelar suficiente. A relação matemática que

relaciona a reserva girante com o número de máquinas em operação em cada gerador convencional é dada por: $N_{ci} * P_{max_i} - P_{ci}$ esta substituição resulta de ser considerar a hipótese de SR ser mais relevante do que NC para explicar o comportamento dinâmico em análise.

Em geral, dois tipos de reserva podem ser considerados:

R1 Reserva girante — corresponde à diferença entre a capacidade de produção ainda disponível e a capacidade afectada, em cada hora, no conjunto de recursos considerado.

R2 Reserva operacional ou estática — corresponde à diferença entre a capacidade não afectada e a capacidade que pode ser afectada nos 10 minutos seguintes à solicitação de afectação, no conjunto de recursos considerado. Por exemplo, centrais hídricas.

4.2.2 Desempenho das Diversas Alternativas para cada uma das Linhas

Tal como no caso base, após elaborados os conjuntos de variáveis de entrada, para cada alternativa, procedeu-se ao processo de treino a partir do algoritmo já utilizado no caso base, recorrendo igualmente ao programa MATLAB.

É de referir ainda que no teste para estas novas alternativas, a estrutura da ANN não foi alterada em relação ao caso base, isto é a estrutura continua a ser composta por 63 variáveis de entrada, 8 unidades escondidas e 1 saída (63-8-1). Desta forma após o treino de cada uma das alternativas e para cada uma das 7 linhas críticas foi obtido um conjunto de 50 erros de regressão, tal como os que se apresentam nos gráficos da figura 3.4 à figura 3.10 do capítulo 3 que dizem respeito ao caso base.

Posterior a este passo, foi realizado o teste de hipóteses (enunciado no capítulo 2), para avaliação e desempenho das novas alternativas testadas.

Este teste de hipóteses já como referido anteriormente corresponde a um teste de inferência estatística sobre uma “população” a partir de uma amostra. Será assim uma regra de decisão para aceitar ou rejeitar uma hipótese estatística com base os elementos amostrais.

- São atribuídos valores baixos a α (nível de significância);
- Formula-se H_0 com a pretensão de rejeitá-la, daí o nome de hipótese nula;
- Se o teste indicar a rejeição de H_0 tem-se um indicador mais seguro da decisão;
- Caso o teste indique aceitação de H_0 diz-se que com um nível de confiança não se pode rejeitar H_0 ;

4.2.3 Melhor Alternativa para cada uma das 7 Linhas

Para encontrar a melhor alternativa para cada uma das 7 linhas identificadas como críticas recorreu-se ao teste de hipóteses já descrito anteriormente, este teste realizou-se através dos valores dos erros de regressão e dos desvios padrões obtidos a partir dos exemplos constituídos pelas 50 amostras (mean (RE), desvio padrão (RE)).

Considerou-se sempre como a pior hipótese a alternativa correspondente ao caso base (H1), comparando assim o seu desempenho com as novas alternativas testadas. Este processo foi repetido para cada uma das 7 linhas tal como se pode verificar na ilustração da figura 4.1 à figura 4.7.

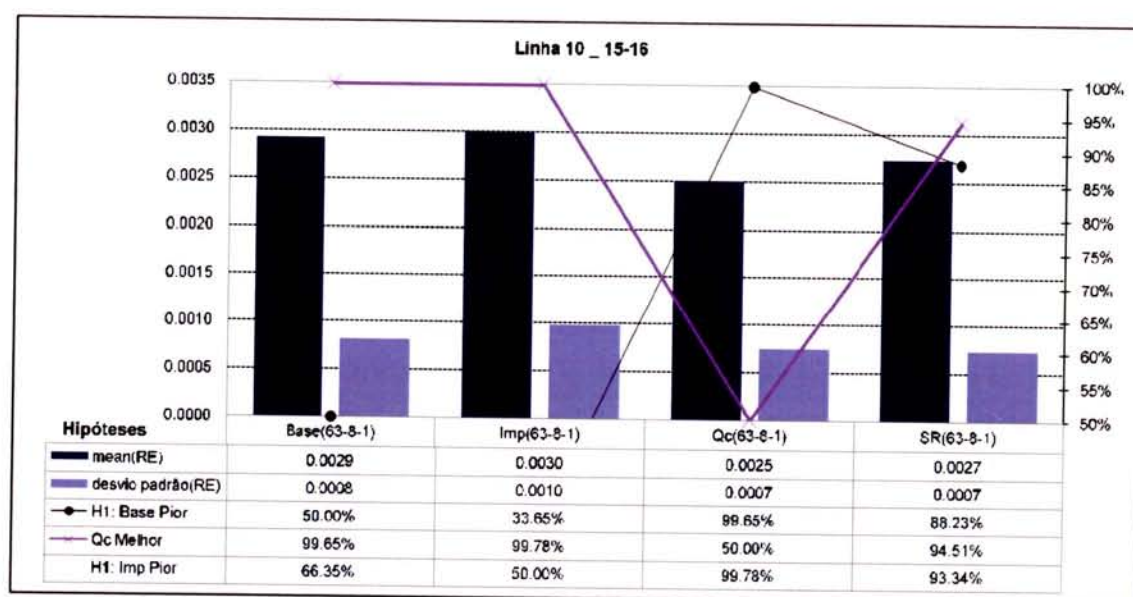


Figura 4.1 - Comparação de desempenho das novas alternativas para a linha 15-16.

Da hipótese de se considerar o caso base como a pior alternativa em comparação com as restantes, conclui-se que o caso base é pior que todas as alternativas com um grau de confiança superior a 88%, com exceção da alternativa Imp em relação à qual é indiferente (pois só se pode afirmar com 66% de certeza que a alternativa Imp é pior do que o caso base). Para esta linha, pode-se afirmar com um nível de confiança próximo dos 95% que a alternativa Qc, corresponde à melhor alternativa.

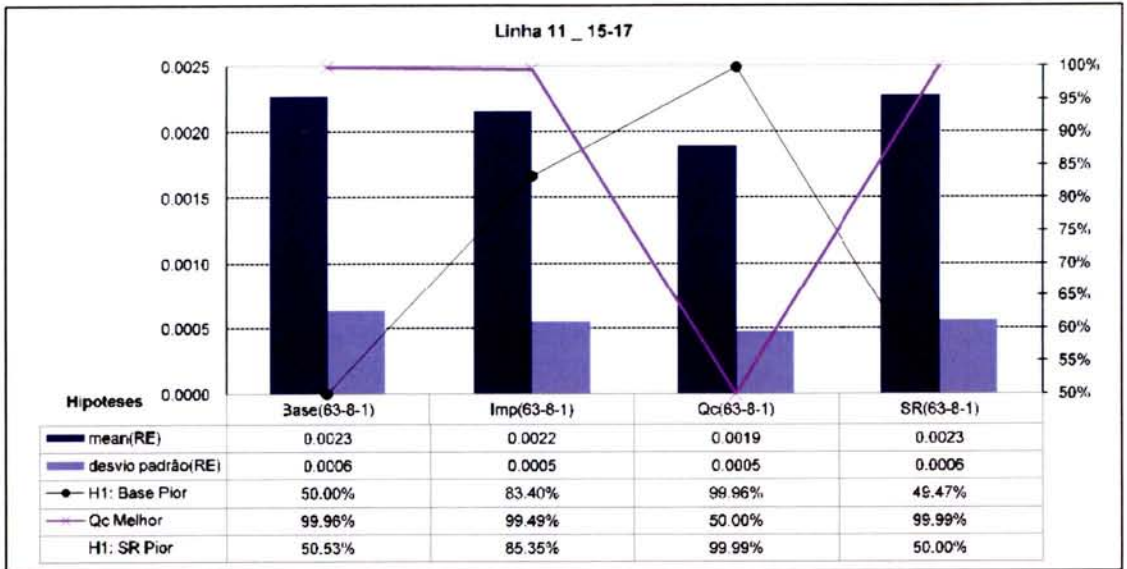


Figura 4.2 - Comparação de desempenho das novas alternativas para a linha 15-17.

Mediante este caso poderemos afirmar que o caso base só piora em relação à alternativa Qc, os outros testes dão indiferentes. Relativamente à alternativa SR, os resultados obtidos mostraram que no conjunto de variáveis de entrada os resultados não serão de todo discrepantes se em vez de colocarmos a reserva girante (SR) mantivermos o número de máquinas em operação no gerador convencional equivalente (Nc), alternativa que corresponde ao caso base. Quanto à alternativa Imp, esta só mostrou ser melhor que o caso base com apenas 83% de confiança. A alternativa Qc é melhor que todas as outras alternativas com um grau de confiança de aproximadamente 100%.

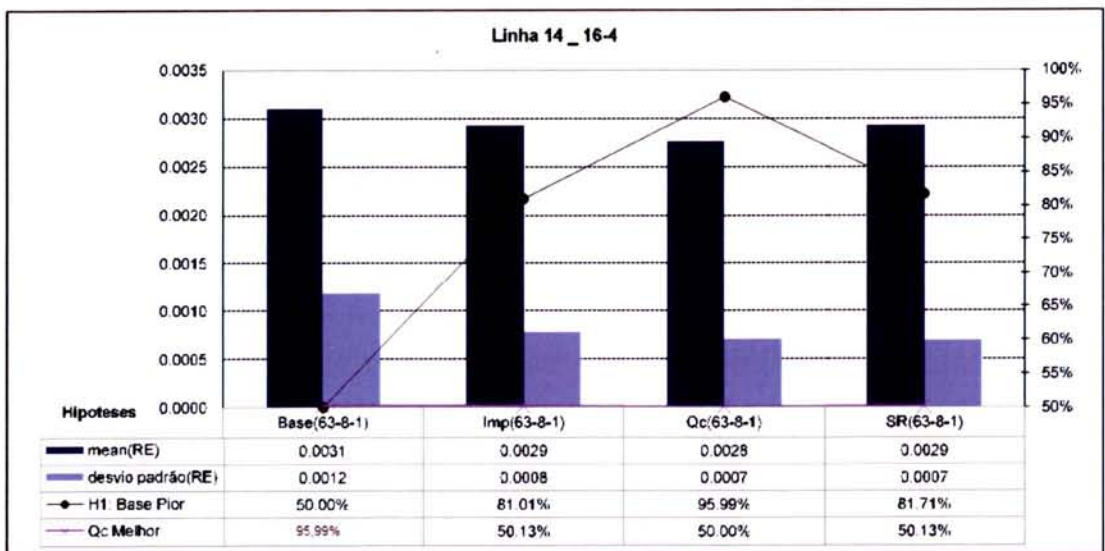


Figura 4.3 - Comparação de desempenho das novas alternativas para a linha 16-4.

Para a linha em questão, os resultados retirados do teste de hipóteses mostram que as alternativas Imp e SR não melhoram de forma relevante em relação ao caso base. Pode-se ainda afirmar que o caso base é pior com um grau de confiança de 95% em relação ao Qc. Quanto à importação e à reserva girante apesar do caso base piorar em 81% em relação a estes, este valor torna-se pouco significativo segundo o teste de hipóteses.

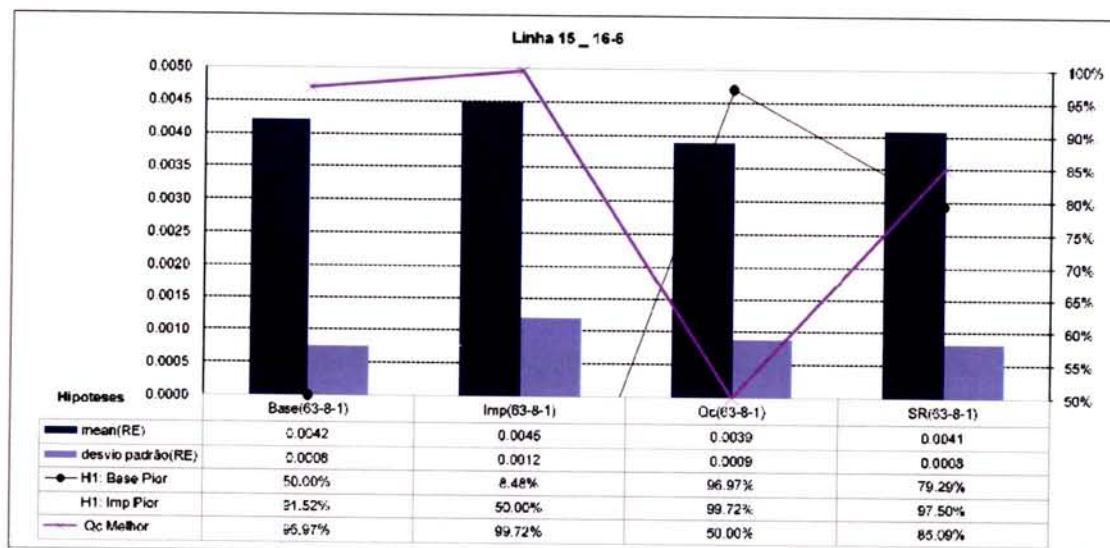


Figura 4.4 - Comparação de desempenho das novas alternativas para a linha 16-6.

Na análise da figura em questão, mais uma vez a alternativa que diz respeito à produção de energia reactiva (Qc) é a que fornece maior grau de confiança de corresponder à melhor alternativa. Torna-se evidente a melhoria das condições de operação quando é substituída a tensão especificada aos terminais do gerador convencional equivalente (Vc) (que diz respeito ao caso base), pela produção de potência reactiva do gerador convencional equivalente (Qg). Quanto às restantes alternativas verifica-se que a alternativa Imp piora em relação ao caso base, logo se pode concluir que para a linha em questão não será boa opção a inclusão de importação de energia em vez da potência consumida na área de controlo 1 (Pload). Por fim quanto à alternativa SR os resultados mostram ser indiferentes em relação ao caso base, portanto o desempenho da reserva girante e o número de máquinas em operação no gerador convencional equivalente (Nc) (caso base), não apresentam condições de operação muito distintas.

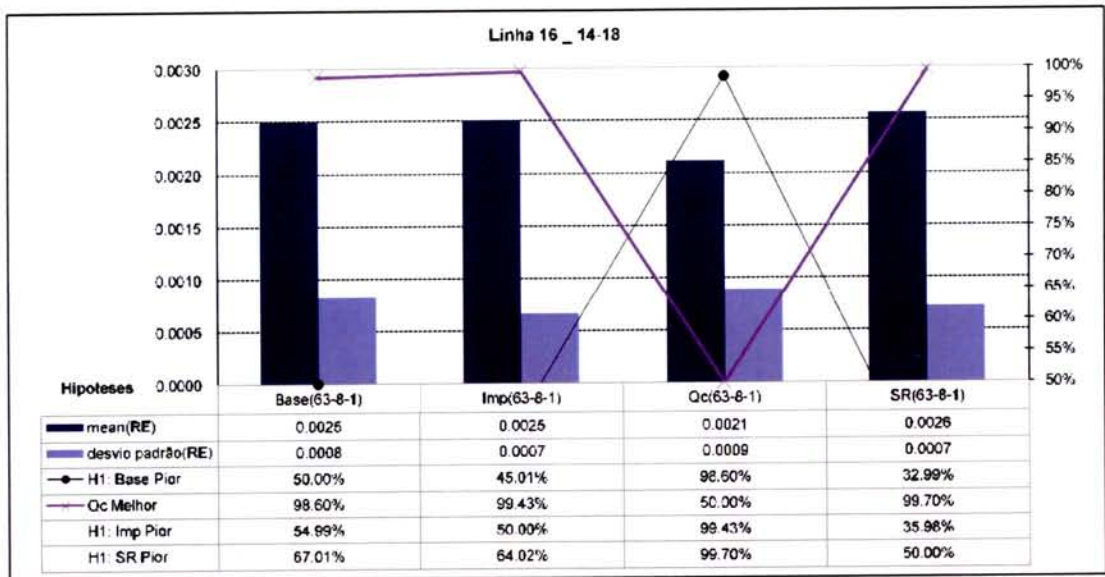


Figura 4.5 - Comparação de desempenho das novas alternativas para a linha 14-18.

Repare-se que a alternativa Qc continua apresentar melhorias significativas, sendo portanto uma alternativa a considerar, visto que quando comparada com as outras alternativas, é melhor que qualquer uma delas com um grau de confiança superior a 98%.

No que diz respeito às outras hipóteses, foi feito o teste de hipóteses oposto, onde se considerou a alternativa Imp como a pior alternativa bem como a alternativa SR também como a pior alternativa. Os resultados obtidos a partir deste teste demonstram que se torna irrelevante incluir no conjunto de variáveis de entrada a reserva girante (SR) e importação (imp) ou número de máquinas associadas ao gerador convencional equivalente (Nc) e potência consumida na área de controle 1 (Pload), uma vez que os resultados de desempenho da ANN serão semelhantes.

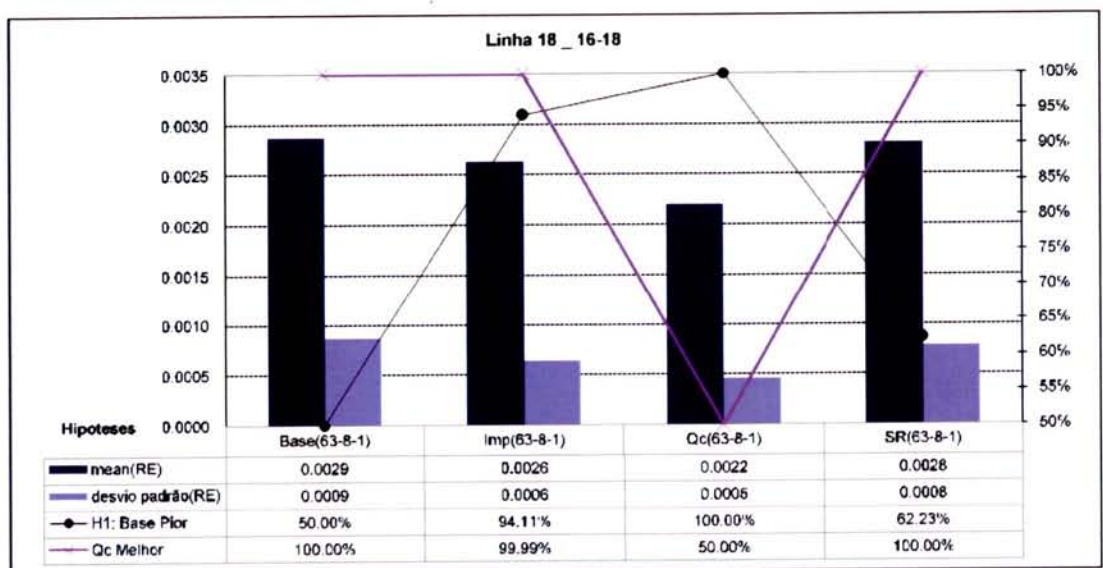


Figura 4.6 - Comparação de desempenho das novas alternativas para a linha 16-18.

Tal como nas restantes linhas já analisadas na linha 16-18 verifica-se igualmente uma superioridade da alternativa Qc relativamente a todas as outras, podendo mesmo afirmar-se que é melhor que qualquer outra alternativa com um grau de confiança aproximadamente igual a 100%.

Nesta linha será vantajoso incluir, no conjunto de variáveis de entrada, a alternativa que diz respeito à importação, uma vez que a melhoria em relação ao caso base é significativa (aproximadamente 94%). Quanto à alternativa SR não se poderá dizer que tenha melhorado em relação ao caso base. Fazendo o teste de hipóteses oposto, isto é, considerando a reserva girante melhor que todas as alternativas, a melhoria em relação ao caso base é só de 62%, pelo que esta hipótese não é conclusiva. Mediante esta justificação, torna-se indiferente incluir a reserva girante nas variáveis de entrada ou o número de máquinas associadas ao gerador convencional equivalente.

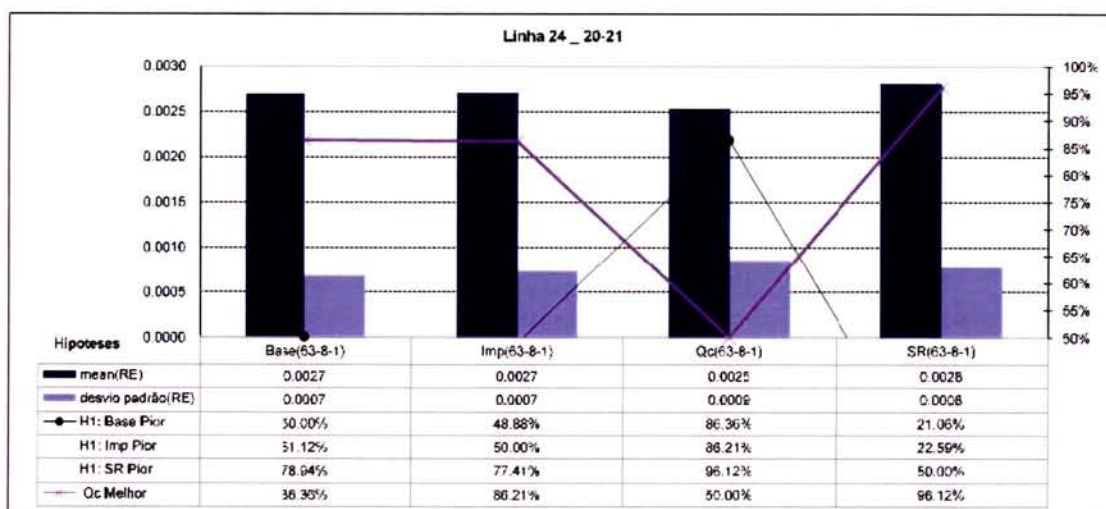


Figura 4.7 - Comparação de desempenho das novas alternativas para a linha 20-21.

Por fim na linha 20-21, pode-se observar e concluir que nenhuma das novas hipóteses incluídas no conjunto de variáveis de entrada contribui para a diminuição dos valores médios dos erros de regressão para a previsão de cada índice de segurança. A alternativa Qc é melhor que o caso base, só com 85% de confiança o que para o teste de hipóteses em questão não corresponde a um valor de melhoria significativo. No entanto pode-se afirmar com um grau de confiança próximo dos 86% que a alternativa Qc é melhor que todas as outras alternativas (caso base, Imp e SR).

A potência consumida na área de controlo 1 (Pload) e o número de máquinas associadas ao gerador convencional equivalente (Nc), demonstram ser características que nesta linha são indiferentes em relação à importação de energia (Imp) e à reserva girante (SR).

4.2.4 Melhor Alternativa Geral

Após uma análise detalhada de cada linha, podemos retirar uma alternativa geral, onde a alternativa escolhida seja benéfica para o conjunto das 7 linhas críticas. Assim sendo, relativamente ao vector de variáveis de entrada, verificou-se que ao incluirmos a produção de energia reactiva nesse mesmo vector, em vez da tensão especificada aos terminais do gerador convencional equivalente, irá melhorar significativamente os valores dos erros de regressão obtidos para previsão dos índices de segurança, isto para todas as linhas críticas com a excepção da linha 16-4 e 20-21, em relação à qual esta substituição é indiferente.

Relativamente à escolha do vector de variáveis de entrada para uma ANN em geral partindo dos resultados obtidos de cada uma das linhas seria:

- Importação em vez de da potência consumida na área de controlo, apesar de não haver grande discrepância entre os valores dos erros, o consumo total da área de controlo 1 na maior parte das linhas (embora não significativo) apresenta um valor do erro mais baixo importação.
- Como já foi referido anteriormente, a produção de potência reactiva é indiscutivelmente a variável que melhores resultados apresenta quando comparados quer com o caso base quer com as restantes alternativas.
- Em análise detalhada a cada linha verificou-se que em 3 casos a alternativa SR melhorava em relação ao caso base com um grau de confiança igual ou superior a 79%. Por outro lado, esta última alternativa só apresentou melhorias face à alternativa SR com um grau de confiança de 75% para uma linha. Nas restantes duas linhas, verificou-se ser indiferente utilizar uma ou outra alternativa. Posto isto, sendo estas duas alternativas muito semelhantes, coube ao autor escolher uma das alternativas que se deve incluir no vector de variáveis de entrada. Neste caso optou-se pela reserva girante do gerador convencional equivalente (SR).
- Variáveis como produção de potência activa no gerador convencional equivalente (P_c), nº de máquinas em operação em cada gerador eólico equivalente (N_w) e potência mecânica desenvolvida por cada gerador eólico equivalente (P_w), foram mantidas no cenário de operação, uma vez que são variáveis fundamentais para caracterizar as condições de operação em regime permanente de pré-perturbação que são relevantes para caracterizar o comportamento dinâmico em análise (variação temporal da corrente nos ramos).

A alternativa geral será uma estrutura constituída por 63 entradas 8 unidades escondidas e 1 saída, cujas variáveis de entrada são:

- $Imp_{,ac1}$ - (MW) importação da área de controlo 1;
- SR – (MW) reserva girante do gerador convencional equivalente i ;
- Pc_i – (MW) produção de potência activa em cada gerador convencional i ;
- Qc – (Mvar) produção de potência reactiva do gerador convencional i ;
- Nw_j – número de máquinas em operação em cada gerador eólico equivalente j ;
- Pw_j – (MW) potência mecânica desenvolvida por cada gerador eólico equivalente j

4.3 Conclusões

No presente capítulo foram apresentadas diferentes alternativas para o vector de variáveis de entrada. Foram obtidos resultados a partir do treino das ANN, onde foi mantida uma estrutura de 63-8-1 para as diferentes alternativas testadas. O objectivo principal deste capítulo foi tentar através de um processo de tentativa/erro, encontrar características que apresentem melhor desempenho na previsão de cada índice de segurança para cada um das 7 linhas. Para tal foi analisado o valor médio e o desvio padrão do conjunto de erros de regressão obtidos para cada alternativa das características.

Após a fase de treino, onde foram obtidos conjuntos de 50 amostras de erros para cada uma das linhas e para cada uma das alternativas, procedeu-se ao teste de hipóteses para comparação de desempenho. Inicialmente procurou-se identificar a melhor solução para cada uma das 7 linhas. Para além disso, a partir das características que mais se evidenciaram, (isto é as que permitiram obter um menor erro de regressão).

Procurou-se também identificar uma solução de características geral que permite melhorar a avaliação de segurança de todas as linhas de transmissão.

As alternativas de características testadas revelaram conter informação importante. Nomeadamente pode-se concluir que pelo menos uma das variáveis consideradas (produção de potência reactiva), contribuiu significativamente para uma melhoria de desempenho das ANN. No entanto existe ainda a hipótese de ser obter informação ainda mais relevante, através da consideração de novos conjuntos de vectores de entrada, uma vez que existem inúmeras combinações das alternativas que foram testadas neste capítulo, tal como será abordado no próximo capítulo.

Capítulo 5

Resultados Obtidos pelas Alternativas Finais Definidas

5.1 Introdução

Neste último capítulo considerou-se a introdução de novas alternativas que compõem o vector de variáveis de entrada, na perspectiva de obter melhores desempenhos das ANN em efectuar uma avaliação de segurança precisa. Como já referido a escolha destas variáveis resultou de um processo de tentativas, uma vez que as combinações que poderão ser feitas com estas mesmas variáveis são de grande dimensão.

Foram assim implementados mais quatro alternativas de conjuntos de variáveis de entrada. É de notar que, em alguns dos casos, a estrutura da ANN foi modificada, pois o número de características de entrada poderá ser superior a 63 unidades. Em alguns casos teremos 64 unidades e num outro caso onde serão consideradas todas as linhas (23) teremos 86 unidades de entrada. Foi mantido o número de unidades escondidas bem como uma única saída. Optou-se por manter o mesmo número de unidades escondidas uma vez que ao aumentar o número das mesmas, o processo de treino torna-se muito demorado, como será explicado mais a frente. Não se pode dizer que existe uma regra específica para definir o número de unidades escondidas, visto que poderão ocorrer problemas de “underfitting” se forem definidas poucas unidades. Caso contrário poderá ocorrer um problema de “overfitting” (sobre-adaptação).

Os objectivos neste capítulo são os mesmos que se encontram descritos nos capítulos 3 e 4, avaliação dos índices de segurança da rede interligada de teste, a partir do desempenho das ANN para as novas alternativas. As etapas de treino e avaliação de desempenho processaram-se de forma sequencial tal como nos capítulos anteriores, a partir das quais foram obtidos mais uma vez conjuntos de 50 amostras de erros a partir do treino das ANN, que posteriormente

serão utilizados num teste de hipóteses para determinar o melhor desempenho das características, serão incluídas também as variáveis de entrada que foram abordadas no capítulo 4.

5.2 Alternativas Finais

Neste conjunto de novas alternativas, procurou-se obter melhores valores em relação ao erro de regressão e em comparação com as alternativas anteriormente testadas. Como já referido na introdução deste capítulo, cada um destes novos cenários irá passar por um processo de treino e validação bem como uma análise ao seu desempenho.

Para o treino supervisionado das redes neuronais exige-se a disponibilidade de um conjunto de dados **C** (corresponde a cada uma das novas alternativas), consistindo em **P** sequências (padrões) de valores **X** a apresentar à entrada da rede (com **n** entradas), bem como as respectivas respostas **T** fornecidas pela rede (com **s** saídas, neste caso em particular é considerada apenas uma saída). Cada um destes conjuntos é dividido em duas partes o conjunto de treino constituído por um determinado número de padrões e o conjunto de validação igualmente constituído por um determinado número de padrões. O conjunto de validação não é utilizado no treino, no entanto serve para definir a qualidade do treino e para determinar o fim desse mesmo processo. Em alguns caso é habitual executar-se um exercício de verificação de capacidade de generalização da rede, com a definição de um outro conjunto de treino.

5.2.1 Novos cenários de operação que constituem a alternativa C

Os vectores de entrada escolhidos para estas alternativas finais foram:

- Variáveis de entrada do caso base mais a condição de operação I0 (intensidade de corrente no ramo de transmissão k [$k=6, \dots, 28$], durante o regime estacionário pré-perturbação (A)) para as 23 linhas de transmissão da rede interligada de teste, perfazendo 86 unidades de entrada (86-8-1) → alternativa I0x23
- Conjunto de 64 unidades de entrada constituído pelas variáveis pré estabelecidas do caso base, mais a intensidade de corrente I0 da linha em análise durante o regime estacionário, de pré-perturbação sendo a estrutura desta rede, constituída por 64 unidades de entrada, 8 unidades escondias e uma saída → alternativa I0

- Conjunto de variáveis identificadas, no capítulo anterior, como a melhor alternativa para cada uma das 17 linhas identificadas como críticas → alternativa da linha
- Conjunto de variáveis identificadas no capítulo anterior como a alternativa que apresenta melhorias no que diz respeito à avaliação de segurança, quando comparada como caso base e com as outras alternativas anteriormente testadas. Assim sendo o conjunto que de variáveis que forma o caso geral são: importação da área de controlo 1, produção de potência reactiva do gerador convencional equivalente, reserva girante do gerador convencional equivalente, produção de potência activa do gerador convencional equivalente, nº de máquinas em operação em cada gerador eólico equivalente, potência mecânica desenvolvida por cada gerador eólico equivalente e a intensidade de corrente da própria linha em regime estacionário. Será formado assim um conjunto de 64 unidades de entrada, 8 unidades escondidas e 1 saída (64-8-1) → alternativa geral

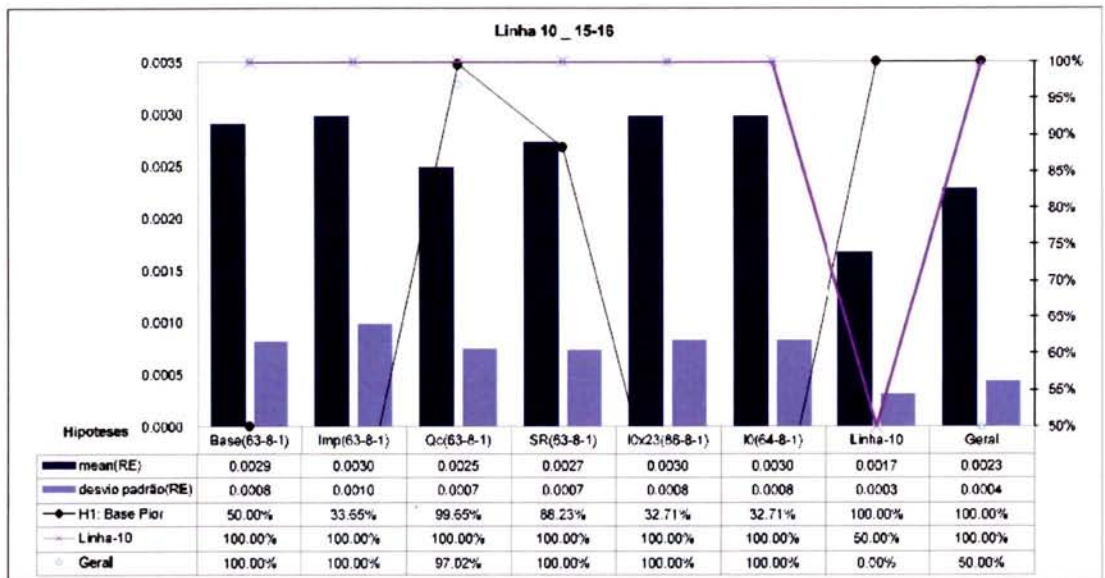


Figura 5.1 - Comparação de desempenho das alternativas testadas para a linha 15-16.

Relativamente à linha 15-16, à alternativa linha-10 corresponde à característica com melhor desempenho. Efectivamente, pode-se afirmar, com um grau de confiança de 100% que é melhor que todas as restantes alternativas. Tanto a alternativa geral como a alternativa da linha-10 apresentam uma melhoria em relação às restantes alternativas com um grau de confiança de 100% em relação ao caso base. Para esta linha, o vector de variáveis de entrada que criou o melhor geral foi: a importação de energia da área de controlo 1, produção de potência reactiva, reserva girante, produção de potência activa da área de controlo 1, nº de máquinas em operação em cada gerador eólico, potência mecânica desenvolvida por cada gerador eólico e a intensidade de corrente em regime estacionário da própria linha; a selecção de variáveis que constituiu o conjunto variáveis de entrada da própria linha foi: consumo total

da área de controlo 1, produção de potência reactiva, reserva girante, produção de potência activa da área de controlo 1, nº de máquinas em operação em cada gerador eólico, potência mecânica desenvolvida por cada gerador eólico.

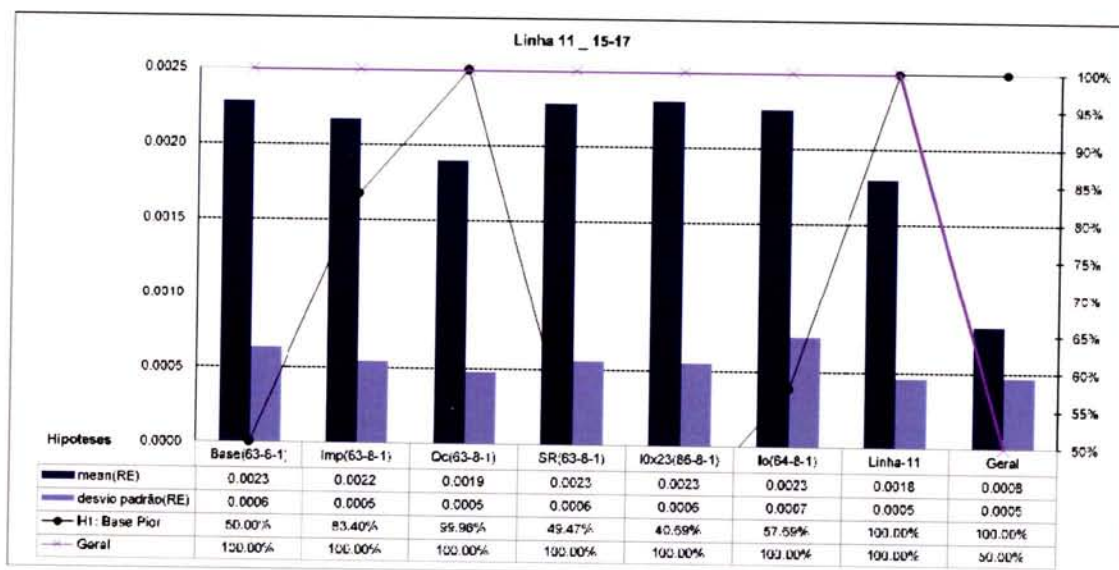


Figura 5.2 - Comparação de desempenho das alternativas testadas para a linha 15-17.

É de notar que, neste caso, o conjunto de variáveis que constitui a alternativa geral corresponde à melhor opção com um grau de confiança de 100%, quando comparada com todas as outras. Tanto a alternativa que corresponde ao geral como a alternativa que corresponde à linha -11 melhoraram em relação ao caso base, igualmente com um grau de confiança de 100%. As alternativas que incluem a intensidade de corrente nos ramos de transmissão não apresentam melhorias em relação ao caso base, pois segundo o teste de hipóteses são indiferentes. Neste caso haverá todo o interesse que sejam excluídas afim de minimizar o número de variáveis de entrada, uma vez que não contribuem com informação relevante para o sistema.

Tanto a alternativa geral como a alternativa da linha-11 foram constituídas com as mesmas variáveis de entrada (importação, produção de potência reactiva, intensidade de corrente nos ramos, produção de potência activa da área de controlo 1, nº de máquinas em operação em cada gerador eólico, potência mecânica desenvolvida por cada gerador eólico) com a excepção que no geral considerou-se a reserva girante e na opção da linha foi considerado o nº de máquinas em operação no gerador convencional equivalente.

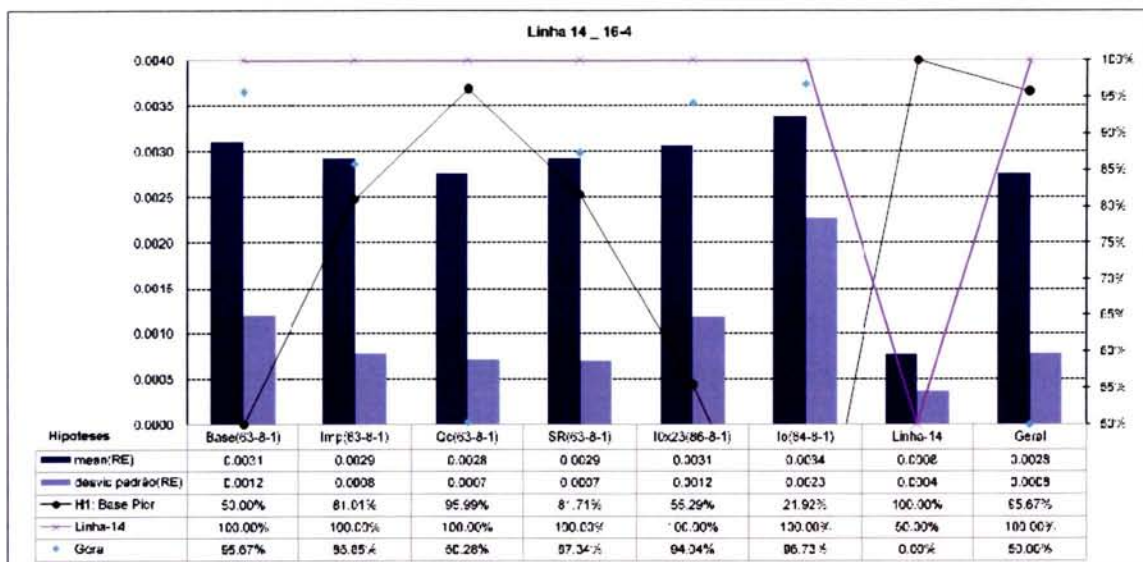


Figura 5.3 - Comparação de desempenho das alternativas testadas para a linha 16-4.

Para o caso indicado na figura 5.3, o conjunto de variáveis que formam a alternativa linha-14 apresentam-se como melhor do que qualquer outro grupo de características indicadas na figura, com um grau de confiança de 100%. Existem ainda outras duas alternativas que se evidenciam, sendo estas Qc e a geral. Esta última apesar de ser indiferente em relação ao Qc e pior que a alternativa linha-14 é melhor que as restantes no mínimo com mais de 86% de confiança. As variáveis utilizadas pela Linha-14 e pelo Geral são as mesmas à excepção que no geral foi incluída a intensidade de corrente no ramo de transmissão em questão.

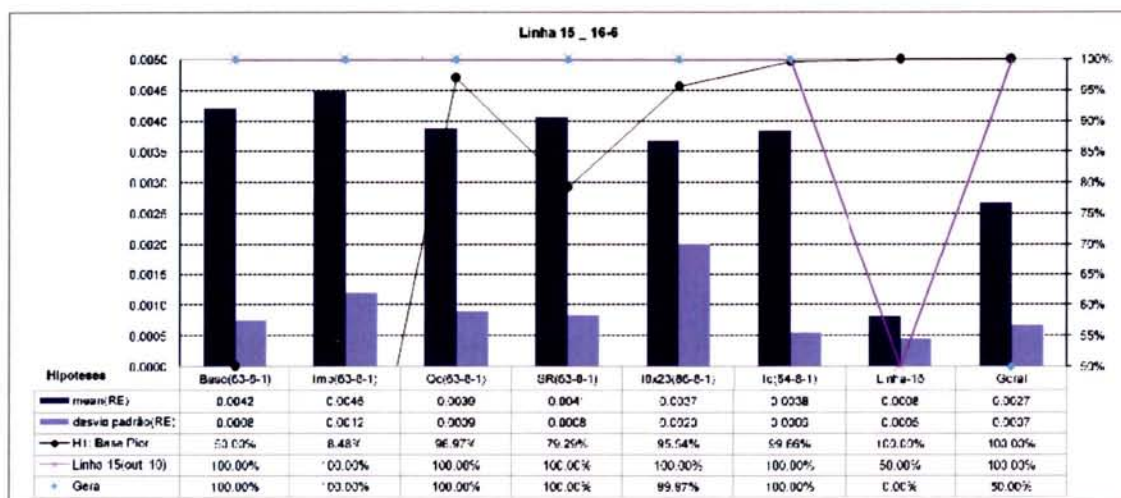


Figura 5.4 - Comparação de desempenho das alternativas testadas para a linha 16-6.

À semelhança da figura correspondente à linha 16-6, o vector de variáveis de entrada que constituiu a alternativa Linha-15, apresenta-se mais uma vez como a melhor hipótese com um grau de confiança de 100% em relação a qualquer outra hipótese. Imediatamente a seguir, a alternativa geral também se apresenta como uma hipótese onde ocorreram melhorias, quer em relação ao caso base (melhor com um grau de confiança de 100%), quer em relação a qualquer outra alternativa, com excepção da alternativa linha-15. As características que formam o vector de entradas da alternativa geral e da linha-15 são muito semelhantes. A discrepância de valores entre estes dois cenários de operação deve-se ao facto da alternativa geral utilizar a importação de energia como variável de entrada e a linha-15 utilizar o consumo total da área de controlo 1. Como se tem vindo a verificar, estas alternativas finais, têm vindo a melhorar de uma forma mais significativa em relação ao caso base do que as alternativas anteriormente testadas no capítulo 4.

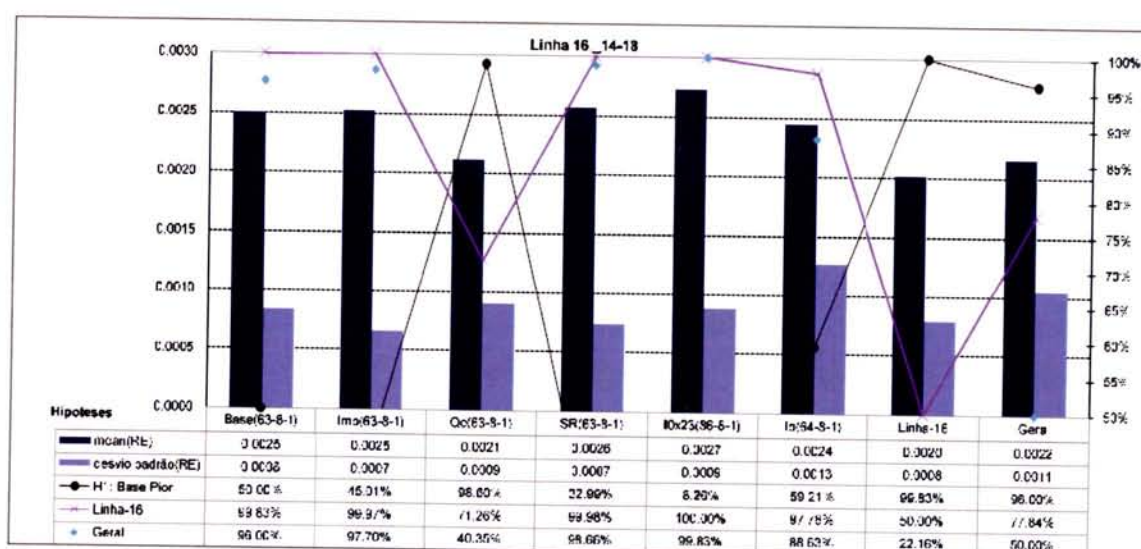


Figura 5.5 - Comparação de desempenho das alternativas testadas para a linha 14-18.

Neste caso verifica-se uma indiferença entre as seguintes alternativas: linha-16 e geral, onde a alternativa correspondente à linha é melhor que a alternativa geral no mínimo com mais de 78% de confiança. Sendo o caso geral melhor que as restantes alternativas no mínimo com mais de 89% de confiança, em relação ao caso base é melhor que este com 96% de confiança. O cenário que diz respeito à linha 16 é melhor que a produção de energia reactiva apenas com 71% de confiança e do que o geral só com 78% de confiança, de resto é melhor que qualquer uma das outras alternativas com mais de 98% de confiança.

A alternativa linha-16 é constituída pelas variáveis de entrada que compõem o caso base mais a intensidade de corrente da própria linha, no caso geral as variáveis são as mesmas alterando apenas o consumo total da área de controlo 1 pela importação de energia e nº de máquinas em operação no gerador convencional equivalente pela reserva girante. Quando comprada a alternativa linha-16 com a alternativa Qc, só é possível afirmar com um grau de

confiança correspondente a 71% que a alternativa da linha é melhor que a alternativa Qc. Estas três alternativas (Qc, geral e da linha) mostraram ser melhores que o caso base.

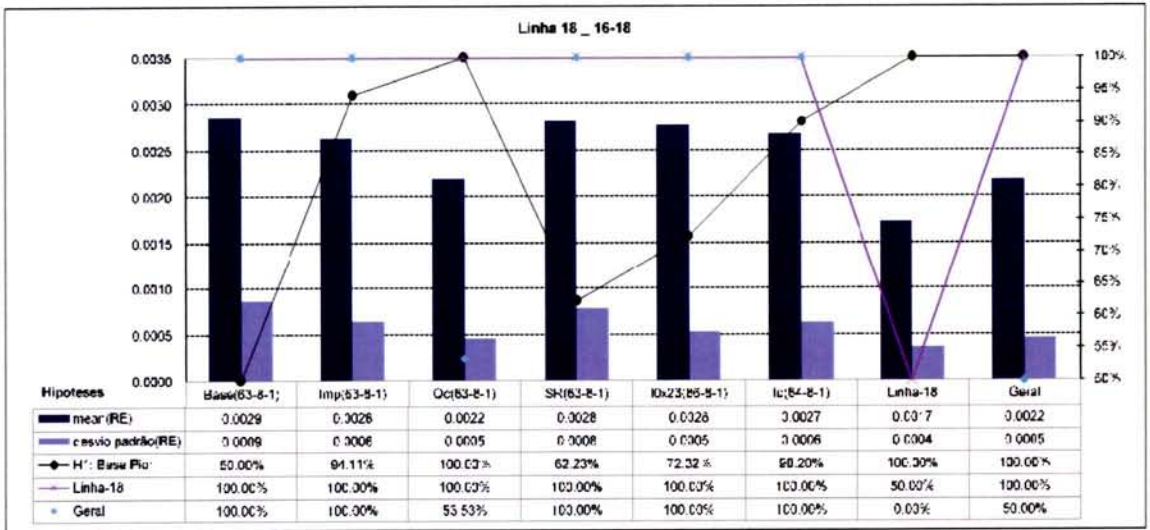


Figura 5.6 - Comparação de desempenho das alternativas testadas para a linha 16-18.

A alternativa que se mostra mais relevante é a denominada linha-18, sendo melhor que todas as outras com um grau de confiança de 100%. Quanto à alternativa geral esta é melhor que qualquer uma das outras alternativas igualmente com um grau de confiança de 100%, à exceção da alternativa Qc, em relação à qual é indiferente.

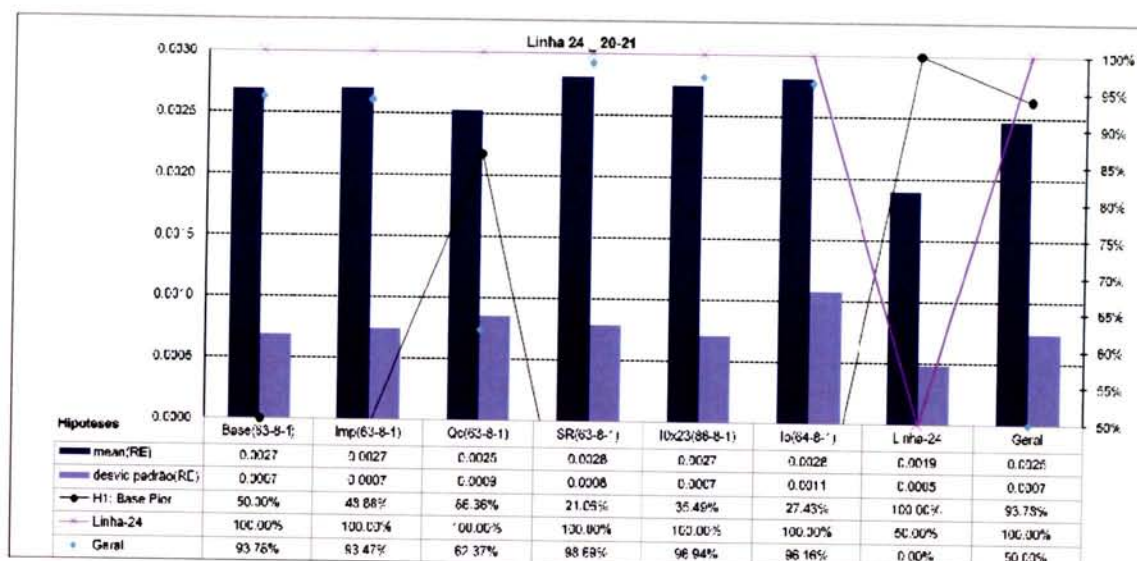


Figura 5.7 - Comparação de desempenho das alternativas testadas para a linha 20-21.

Relativamente à última linha, das 7 linhas críticas, verifica-se um comportamento muito semelhante que foi observado para as restantes linhas. A melhor alternativa, isto é a alternativa que apresenta erros de regressão mais baixos continua a ser a que diz respeito à linha em análise (neste caso alternativa linha-18), continuando a ser melhor que qualquer outra alternativa com um grau de confiança igual a 100%. O caso geral continua igualmente ser uma alternativa que se deva considerar nesta linha devido à melhoria ser de 94% em relação ao caso base e melhor do que qualquer uma das restantes alternativas (a menos da alternativa Qc e da linha-24) no mínimo com um grau de confiança igual a 93%. Em relação á alternativa QC é indiferente a utilização de uma ou de outra alternativa. As variáveis que fizeram parte do caso geral foram: importação de energia, produção de energia reactiva, reserva girante, intensidade de corrente da própria linha, nº de máquinas em operação em cada gerador eólico e potência mecânica desenvolvida por cada gerador eólico; as variáveis que levaram a construção do cenário de operação da linha-24 foram: consumo total da área de controlo 1, produção de potência reactiva, nº de máquinas em operação no gerador convencional equivalente, nº de máquinas em operação em cada gerador eólico e potência mecânica desenvolvida por cada gerador eólico.

5.2.2 Comparação do Desempenho do Caso Base com o Caso Geral

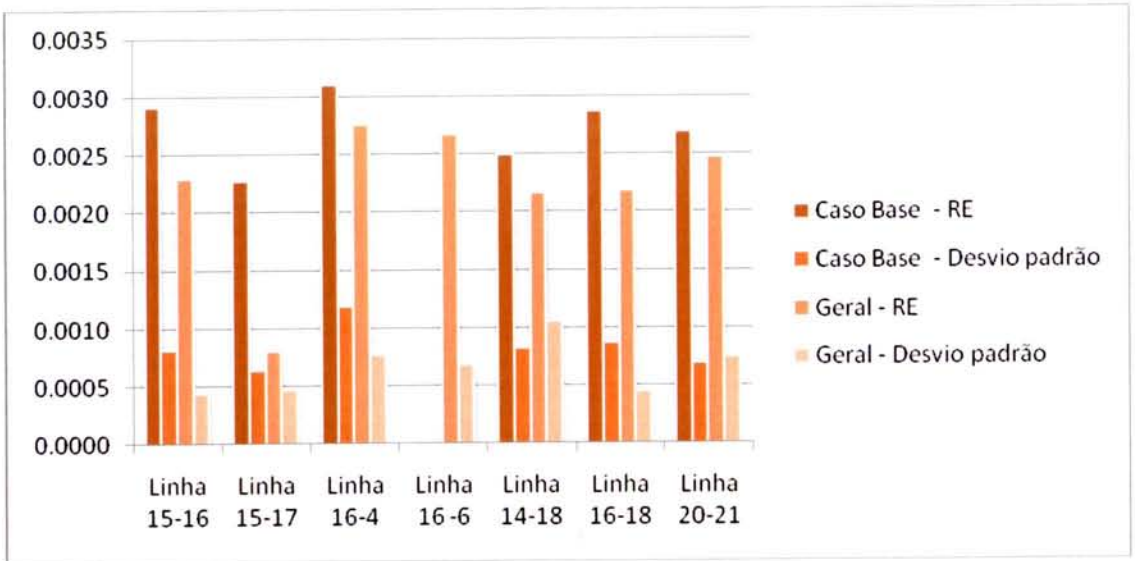
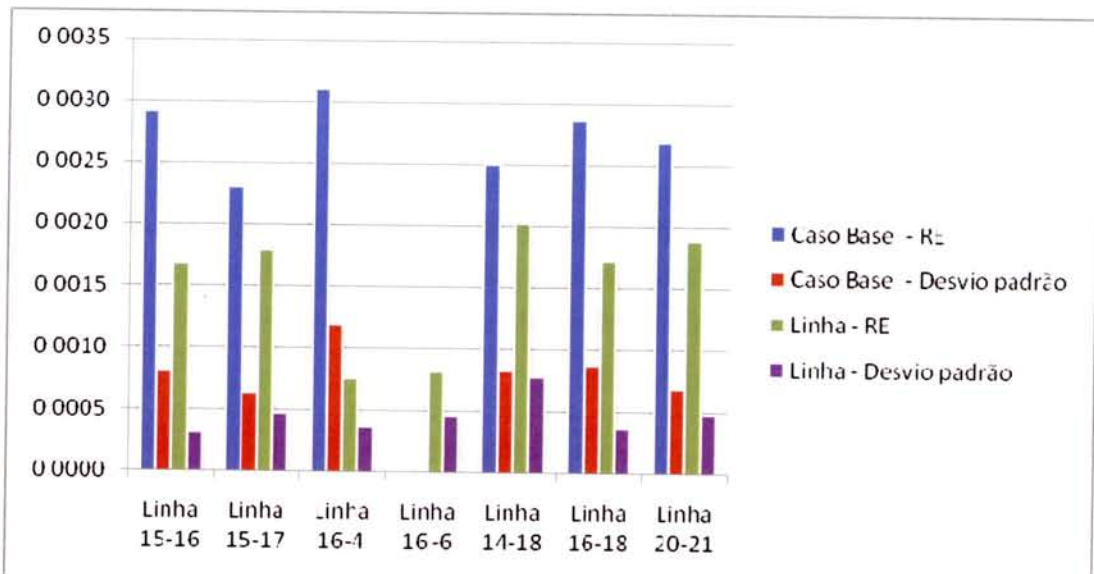


Figura 5.8 - Desempenho obtido pelas alternativas correspondentes ao caso base e ao caso geral para cada uma das 7 linhas.

Como já referido, o principal objectivo, seria encontrar um conjunto de características geral que apresentasse melhores resultados de erros de regressão, isto é erros de regressão que permitissem emular melhor o valor dos índices de segurança utilizados para a avaliação de segurança em análise da rede interligada de teste em causa. Como se pode observar na figura 5.8 apresentam-se os resultados fornecidos para cada uma das 7 linhas críticas do desempenho fornecido pela alternativa geral em comparação com o caso base. Após análise desta mesma figura, é possível afirmar que existe uma melhoria quando consideramos a hipótese geral em relação ao caso base, melhoria essa que é no mínimo de 94% de confiança.

5.2.3 Comparação do Desempenho do Caso Base com a Alternativa de cada Linha



Fi

gura 5.9 - Desempenho obtido pelas alternativas correspondentes ao caso base e ao melhor caso para cada linha.

Estas duas alternativas ilustradas nas figuras 5.8 e 5.9, correspondem às alternativas que melhor desempenho apresentaram para o treino das Redes Neurais Artificiais. Como foi possível verificar através do teste de hipóteses, a alternativa correspondente à Linha demonstrou ser melhor do que o caso base para todos os 7 ramos analisados, com um grau de 100% de confiança em relação ao caso base. Em relação às outras alternativas, pode-se afirmar que é melhor que qualquer uma com um grau de confiança no mínimo superior a 72%, sendo na maioria dos casos superior às outras alternativas com um nível de confiança igual a 100%. Mesmo quando comparada esta alternativa com a alternativa correspondente ao caso geral, esta demonstra ser melhor com um nível de confiança correspondente a 78%, à exceção da linha 16-4 onde o caso geral se apresenta como a melhor alternativa.

Vector características de entrada para cada uma das 7 linhas (melhor alternativa):

Linha 10

- $P_{Load,ac1}$ - (MW) consumo total da área de controlo 1;
- SR – (MW) reserva girante do gerador convencional equivalente i ;
- P_{c_i} – (MW) produção de potência activa em cada gerador convencional i ;
- Q_c – (Mvar) produção de potência reactiva do gerador convencional i ;
- N_{w_j} – número de máquinas em operação em cada gerador eólico equivalente j ;
- P_{w_j} – (MW) potência mecânica desenvolvida por cada gerador eólico equivalente j ;
- I_0 (A) – intensidade de corrente no ramos de transmissão k

Linha 11

- $Imp_{,ac1}$ - (MW) importação da área de controlo 1;
- N_c - (MW) nº de máquinas em operação no gerador convencional equivalente i ;
- P_{C_i} - (MW) produção de potência activa em cada gerador convencional i ;
- Q_c - (Mvar) produção de potência reactiva do gerador convencional i ;
- N_{w_j} - número de máquinas em operação em cada gerador eólico equivalente j ;
- P_{w_j} - (MW) potência mecânica desenvolvida por cada gerador eólico equivalente j ;
- I_0 (A) - intensidade de corrente no ramos de transmissão k

Linha 14

- $Imp_{,ac1}$ - (MW) importação da área de controlo 1;
- SR - (MW) reserva girante do gerador convencional equivalente i ;
- P_{C_i} - (MW) produção de potência activa em cada gerador convencional i ;
- Q_c - (Mvar) produção de potência reactiva do gerador convencional i ;
- N_{w_j} - número de máquinas em operação em cada gerador eólico equivalente j ;
- P_{w_j} - (MW) potência mecânica desenvolvida por cada gerador eólico equivalente j ;

Linha 15

- $P_{Load,ac1}$ - (MW) consumo total da área de controlo 1;
- SR - (MW) reserva girante do gerador convencional equivalente i ;
- P_{C_i} - (MW) produção de potência activa em cada gerador convencional i ;
- Q_c - (Mvar) produção de potência reactiva do gerador convencional i ;
- N_{w_j} - número de máquinas em operação em cada gerador eólico equivalente j ;
- P_{w_j} - (MW) potência mecânica desenvolvida por cada gerador eólico equivalente j ;
- I_0 (A) - intensidade de corrente no ramos de transmissão k

Linha 16

- $P_{Load,ac1}$ - (MW) consumo total da área de controlo 1;
- N_c - (MW) nº de máquinas em operação no gerador convencional equivalente i ;
- P_{C_i} - (MW) produção de potência activa em cada gerador convencional i ;
- Q_c - (Mvar) produção de potência reactiva do gerador convencional i ;
- N_{w_j} - número de máquinas em operação em cada gerador eólico equivalente j ;
- P_{w_j} - (MW) potência mecânica desenvolvida por cada gerador eólico equivalente j ;
- I_0 (A) - intensidade de corrente no ramos de transmissão k

Linha 18

- $Imp_{,ac1}$ - (MW) importação da área de controlo 1;
- SR – (MW) reserva girante do gerador convencional equivalente i ;
- Pc_i – (MW) produção de potência activa em cada gerador convencional i ;
- Qc – (Mvar) produção de potência reactiva do gerador convencional i ;
- Nw_j – número de máquinas em operação em cada gerador eólico equivalente j ;
- Pw_j – (MW) potência mecânica desenvolvida por cada gerador eólico equivalente j ;
- $I0$ (A) – intensidade de corrente no ramos de transmissão k

Linha 24

- $P_{Load,ac1}$ - (MW) consumo total da área de controlo 1;
- Nc – (MW) nº de máquinas em operação no gerador convencional equivalente i ;
- Pc_i – (MW) produção de potência activa em cada gerador convencional i ;
- Qc – (Mvar) produção de potência reactiva do gerador convencional i ;
- Nw_j – número de máquinas em operação em cada gerador eólico equivalente j ;
- Pw_j – (MW) potência mecânica desenvolvida por cada gerador eólico equivalente j ;

5.3 Conclusões

A partir da análise efectuada neste capítulo pode-se concluir que o método que foi aplicado para seleccionar a alternativa que é hipoteticamente a melhor para cada linha (alternativa para cada linha), ou para seleccionar uma única alternativa que melhore o desempenho de todas as linhas (alternativa geral) mostrou ser eficiente. Efectivamente a menos de duas situações de excepção (uma em que a alternativa da linha foi ultrapassada pela geral; e outra em que mostrou ser indiferente em relação às alternativas Qc e geral) a alternativa da linha foi sempre melhor do que todas as restantes testadas, com um elevado grau de confiança, em particular, relativamente à alternativa base utilizada em [2].

Por outro lado, a alternativa geral mostrou ser, na maior parte das situações analisadas, a segunda melhor opção. Em termos práticos esta alternativa poderá ser a mais interessante de adoptar, uma vez que evita que seja necessário efectuar, um processo de selecção de características linha à linha

Através da análise gráfica, obtida mediante o teste de hipóteses, foi possível comparar o desempenho obtido pelas alternativas finais em relação às alternativas estudadas no capítulo 4. As melhorias mostraram ser significativas, evidenciando-se com níveis de confiança elevados as hipóteses referentes ao geral e à própria linha, no entanto das alternativas

anteriores, a produção de energia reactiva na área de controlo 1 também mostrou ser uma hipótese que se deve incluir.

Supondo que o caso de teste analisado neste trabalho reflecte o comportamento típico dos sistemas eléctricos interligados com elevada penetração eólica, pode-se generalizar que: a alternativa geral, identificada neste trabalho, corresponde a uma boa opção a considerar para o vector de entradas de uma ANN, nas situações em que esta venha a ser utilizada para avaliar o problema de segurança dinâmica em análise, para uma qualquer área de controlo de um sistema eléctrico interligado. Em termos gerais essa alternativa corresponde à adopção, para o vector de entradas da ANN a utilizar para monitorizar a segurança de operação de cada linha de transmissão, as seguintes condições de operação em regime permanente da área de controlo em análise:

- cenário de consumos;
- valor da importação;
- solução de escalonamento e de despacho;
- cenário de penetração eólica.
- Configuração topológica da rede de transporte

Capítulo 6

Conclusões Finais e Perspectivas Futuras

6.1 Conclusões Finais

No presente trabalho foram abordados conceitos de aprendizagem automática, com a finalidade de avaliar a segurança de operação em tempo real de sistemas eléctricos interligados que explorem elevadas penetrações de produção eólica onde os requisitos de capacidade de sobreviver a cavas de tensão não tenham sido totalmente adoptados.

São diversos os problemas que se podem analisar em sistemas interligados, devido a penetrações de elevados volumes de produção eólica. Tendo a presente dissertação como base o trabalho realizado em [2], o problema aqui analisado para previsão de índices de segurança foi exactamente o mesmo que foi abordado em [2] – aparecimento de sobrecargas em regime quasi-estacionário, em ramos de transmissão, que ultrapassem os limites definidos como aceitáveis, como consequência da ocorrência de defeitos que envolvam uma perda significativa de produção eólica.

Na medida de otimizar a avaliação de segurança do sistema interligado a partir de AA, recorreu-se às Redes Neurais Artificiais, visto que já foi referido ao longo do presente trabalho que são as estruturas de AA que melhores índices de desempenho fornecem, isto é índices com maior precisão que permitem emular o problema de segurança dinâmica em análise. De entre as originalidades associadas às redes neuronais, emerge o conceito de treino por oposição ao conceito de cálculo ou determinação de uma solução por via analítica, consistindo num processo massivamente paralelo de efectuar computações numéricas, condicionando os parâmetros internos por forma a que a rede neuronal desempenhe a sua função de um modo desejado, e consegue-se por exposição repetida a um conjunto de dados como se encontra explicado nos capítulos 2 e 3.

Para todo este processo de monitorização na avaliação da segurança de operação da rede interligada utilizou-se um conjunto representativo de cenários criados em [2]. Essa tarefa foi implementada sob a forma de um algoritmo que permitiu a geração de dados que caracterizam o comportamento dinâmico de um qualquer sistema eléctrico interligado composto por duas áreas de controlo.

O objectivo proposto neste trabalho foi alcançado, uma vez que se conseguiu identificar diversas alternativas para o conjunto de características, a utilizar no vector de entradas das ANN mais eficientes do que as que foram utilizadas em [2], no sentido de permitirem às ANN fornecerem uma avaliação de segurança mais precisa do problema dinâmico em análise.

6.2 Perspectivas Futuras

No presente trabalho foram abordados conceitos relativos a monitorização de sistemas interligados com elevada penetração eólica, cujas estruturas de AA foram utilizadas na avaliação de segurança do sistema. Foram testados diversos conjuntos de características de entrada através das Redes Neurais Artificiais. No entanto a estrutura da rede pouco se modificou. Apenas se executaram modificações a nível das variáveis de entrada. Ao nível de unidades escondidas manteve-se sempre as 8 unidades, pois observou-se que com um maior número de unidades, por exemplo, com 20 e 88 unidades escondidas, levava a um elevado esforço computacional e a um processo de treino extremamente moroso. Posto isto, seria de especial interesse, o estudo de diferentes estruturas de ANN, com um maior número de unidades escondidas do que as testadas recorrendo a algoritmos que fornecessem um menor esforço computacional.

Ainda de acordo com o trabalho em causa poderiam ser testadas muitas outras alternativas, (isto é, outros conjuntos de entrada) visto que são inúmeras as combinações que se podem efectuar entre as mesmas, tendo como objectivo obter sempre um melhor desempenho para a avaliação de segurança dinâmica.

Por último seria de especial interesse a aplicação de método automático de selecção de características nomeadamente através do software SPSS com a finalidade de obter ainda melhores desempenhos do que os que foram alcançados neste trabalho.

Referências

- [1] F. Maciel Barbosa, "Estabilidade de Sistemas Eléctricos de Energia", FEUP, Janeiro 2007.
- [2] Helena Vasconcelos, "Avaliação e Controlo de Segurança de Redes Interligadas com Grande Penetração Eólica com base em Métodos de AA", Tese de Doutoramento, FEUP, Porto 2007.
- [3] F. Mira da Silva, "Redes Neurais e Aprendizagem Automática", IST, 2005/2006.
- [4] Helena Vasconcelos, J. A. Peças Lopes, "On-line Functions for Security Operation of Interconnected Systems having large Wind Power Production", 7th International Workshop on Large Scale Integration of Wind Power and on Transmission Networks for Offshore Wind Farms, Madrid, Spain, May 26-27, 2008
- [5] ARMINES, NTUA, INESC, RAL, PPC, "Development and implementation of an advanced control system for the optimal operation and management of medium-sized power systems with a large penetration from renewable power sources", Final report of JOULE II project JOU2-CT92-0053. Edited by the Office for Official Publications of the European Communities, Luxembourg 1996.
- [6] Introdução às Redes Neurais, www.din.uem.br.
- [7] Simulação de Monte Carlo, [paginas fe.up.pt/~fmb/ASE2](http://paginas.fe.up.pt/~fmb/ASE2)
- [8] J. P. Sucena Paiva, J. M. Ferreira de Jesus, Rui Castro, Pedro Correia, "Transient stability study of the Portuguese transmission network with a high share of wind power", XI ERIAC CIGRÉ - Undécimo Encuentro Regional Iberoamericano de Cigré, Paraguay, May 2005.
- [9] F. Fernandes, "Contribuições para a Avaliação em Tempo Real da Estabilidade de Tensão num Sistema Eléctrico de Energia", Tese de Doutoramento, FEUP, 2001.
- [10] Helena Vasconcelos, "Aplicação de Técnicas Híbridas de Aprendizagem Automática para Avaliação Rápida de Segurança Dinâmica de Redes Isoladas com Produção Eólica", Tese de Mestrado, FEUP, Porto, Setembro de 1999.
- [11] L. Wehenkel et al., "Automatic Learning Approaches for On-line Transient Stability Preventive Control of the Hydro-Quebec System – Part II. A toolbox combining decision trees with neural nets and nearest neighbor classifiers optimized by genetic algorithms", SIPOWER'95, Mexico, December 1995.
- [12] D. Michie, D. J. Spiegelhalter & C. C. Taylor, "Machine Learning, Neural and Statistical Classification", Ellis Horwood Series in Artificial Intelligence, 1994.
- [13] O. Saito, K. Koizumi, M. Udo, M. Sato, H. Mukae, T. Tsuji, "Security Monitoring Systems Including Fast Transient Stability Studies", Trans. on IEEE PAS, Vol. 94, nº 5, Sept/Oct. 1975.

- [14] Helena Vasconcelos, J. N. Fidalgo, J. A. Peças Lopes, "A General Approach for Security Monitoring and Preventive Control of Networks with Large Wind Power Production", Proc. Of PSCC'02 - 14th Power Systems Computation Conference, Sevilla - Spain, June 2002.

Anexos

Anexo A

REDE DE TRANSPORTE

Neste anexo apresentam-se todos os dados técnicos que foram considerados, no presente trabalho, retirados de [2] para caracterizar a rede interligada de teste. Os dados aqui apresentados correspondem ao valor dos parâmetros dos modelos analíticos convencionais que se utilizaram, nesta investigação, para efectuar cálculos de trânsito de potências e simulações dinâmicas de cenários de operação para este sistema eléctrico.

Apresentam-se igualmente os valores que foram considerados para a capacidade nominal instalada e limites de produção de cada gerador convencional equivalente. São também fornecidos os dados que se adoptaram para caracterizar o comportamento em regime estacionário e dinâmico de cada unidade de geração convencional, incluindo a caracterização dos sistemas locais de regulação da tensão e de velocidade, bem como do transformador de ligação de cada unidade de produção à rede de transporte.

Finalmente, são apresentados os valores que se consideraram para a potência instalada por gerador eólico equivalente. São também fornecidos os dados que se adoptaram para caracterizar o comportamento em regime estacionário e dinâmico de cada unidade de geração eólica, incluindo a caracterização do sistema de compensação de factor de potência e do transformador de ligação de cada gerador eólico à rede de transporte.

Na Tabela A1 apresentam-se os dados que se adoptaram para caracterizar as linhas da rede de transporte, tendo a seguinte legenda:

- $R + jX$ (Ohm): Impedância série do modelo em p;
- $Y_{sh 2}$ (mS): Valor de cada admitância shunt do modelo em p;
- $I_z(\text{Verão})$ e $I_z(\text{Inverno})$ (A): Valor máximo admissível em regime permanente para a corrente que atravessa a linha durante cenários de Verão e de Inverno, respectivamente.

Na Tabela A2 apresentam-se os dados se adoptaram para caracterizar os transformadores da rede de transporte, tendo a seguinte legenda:

- $Unr / Un f$ (kV/kV): Valor nominal da razão de transformação;
- S_n (MVA): Potência aparente nominal;
- x_f (%): reactância de fugas (na base da máquina).

Todos estes transformadores se consideraram com uma posição da tomada de regulação correspondente ao valor nominal da sua razão de transformação.

A informação relativa à capacidade nominal (Q_n) das baterias de condensadores que se consideraram em serviço na rede de transporte apresenta-se na Tabela A3.

Na Tabela A4 apresentam-se os valores que foram adoptados para realizar a distribuição percentual da carga total da área de controlo 1 por cada um dos seus barramentos de consumo.

Para todos os consumos da rede interligada de teste, considerou-se um factor de potência de 0.94 indutivo.

Tabela A1 – Caracterização das linhas da rede de transporte.

Linha	Barramento r	Barramento f	Un [kV]	R [Ohm]	X [Ohm]	Ysh/2 [mS]	Iz(Verão) [A]	Iz(Inverno) [A]
1	1	2	400	1.440	17.360	0	2991	3828
2	1	3	400	0.324	2.306	0	755	906
3	1	5	400	1.278	8.095	0	385	462
4	1	7	400	2.640	30.688	0	1160	1497
5	1	9	400	7.344	45.680	0	1495	1914
6	2	12	400	0.880	9.956	0.0100	2991	3828
7	10	11	150	1.676	5.224	0.0052	1601	2338
8	12	13	400	0.420	5.122	0.0051	3816	4999
9	14	15	220	0.624	4.298	0.0043	5941	8140
10	15	16	220	1.334	10.878	0.0109	2x525	2x777
11	15	17	220	8.518	46.948	0.0469	470	695
12	17	16	220	2.998	16.623	0.0166	1050	1554
13	17	4	220	2.178	12.197	0.0122	1060	1272
14	16	4	220	3.049	17.037	0.0170	688	825
15	16	6	220	2.323	12.971	0.0130	701	841
16	14	18	220	2.807	32.718	0.0327	606	776
17	15	18	220	9.390	49.949	0.0499	604	893
18	16	18	220	6.437	35.526	0.0355	987	1460
19	18	19	220	4.461	24.348	0.0243	1102	1631
20	18	22	220	2.807	15.391	0.0154	1407	1800
21	22	19	220	4.106	25.552	0.0256	1407	1800
22	23	8	150	6.728	23.378	0.0234	654	949
23	13	20	400	3.623	41.143	0.0411	3320	4282
24	20	21	400	2.400	26.880	0.0269	1166	1411
25	21	7	400	2.080	22.400	0.0224	1657	2138
26	20	24	400	1.215	13.047	0.0130	3470	4337
27	24	25	400	1.355	14.776	0.0148	3620	4561
28	25	9	400	5.011	52.045	0.0520	1495	1914

Tabela A2 – Caracterização dos transformadores da rede de transporte

Transformador	Barramento r	Barramento f	Unr/Unf [kV/kV]	Sn [MVA]	xf [%]
1	3	4	400/220	896	0.10%
2	5	6	400/220	448	0.10%
3	7	8	400/150	250	16.06%
4	12	11	400/150	720	11.70%
5	13	14	400/220	900	11.70%
6	22	23	220/150	300	5.89%
7	20	19	400/220	1500	12.47%

Tabela A3 – Capacidade nominal das baterias de condensadores da rede de transporte

Consumo	Barramento	vp [%]
1	10	5.0%
2	11	4.2%
3	14	19.8%
4	15	1.7%
5	16	1.1%
6	17	0.1%
7	18	11.8%
8	19	31.5%
9	23	3.3%
10	24	10.5%
11	25	10.9%

Total: 100%

Tabela A4 – Distribuição percentual de consumos pela área de controlo 1

Consumo	Barramento	vp [%]
1	10	5.0%
2	11	4.2%
3	14	19.8%
4	15	1.7%
5	16	1.1%
6	17	0.1%
7	18	11.8%
8	19	31.5%
9	23	3.3%
10	24	10.5%
11	25	10.9%

Total: 100%

GERADORES CONVENCIONAIS

A cada gerador convencional da rede interligada de teste foi associado o modelo em regime estacionário e dinâmico de um gerador síncrono. Aquando da simulação de cenários, cada um dos 17 geradores convencionais equivalentes que se consideraram instalados neste sistema.

Capacidades Nominais Instaladas e Limites de Produção

Na Tabela A5 apresentam-se os valores que se adoptaram para a capacidade nominal e limites de produção por máquina dos geradores convencionais equivalentes, tendo a seguinte

legenda:

- *nº de máquinas* : número de máquinas instaladas no gerador convencional equivalente;
- *Tipo* : Tipo de aproveitamento, de modo a fazer a distinção entre uma máquina hídrica de albufeira (*HA*), hídrica de fio-de-água (*HF*), nuclear (*N*), térmica de turbina a gás (*TG*) e térmica clássica de fuel ou carvão (*TC*);
- *Un* (kV): Tensão nominal da máquina;
- *Sn* (MVA): Potência aparente nominal por máquina instalada no gerador equivalente;

- P_{min} e P_{max} (MW): limites, mínimo e máximo, da produção de potência activa em regime permanente, por máquina instalada no gerador equivalente;
- $P_{max,din}$ (MW): limite máximo de produção de potência activa em regime transitório, por máquina instalada no gerador equivalente;
- Q_{min} e Q_{max} (Mvar): limites, mínimo e máximo, de produção de potência reactiva, por máquina instalada no gerador equivalente.

Dos valores considerados para o limite máximo da produção de potência activa em regime permanente (P_{max}) por máquina instalada (ver valores da Tabela A5), resultaram os valores de P_{max} disponíveis por gerador convencional equivalente que se apresentam no gráfico da Figura A1.

Transformador de Ligação à Rede de Transporte

Considerou-se que cada unidade de geração convencional da rede interligada de teste dispõe de um transformador de ligação à rede de transporte, tendo estes sido modelizados com os valores que se apresentam na Tabela A6. Nesta tabela, os valores de x_f apresentam-se na base da máquina. Todos estes transformadores se consideraram com uma posição da tomada de regulação correspondente ao valor nominal da sua razão de transformação.

Tabela A5 – Capacidade e limites de produção por máquina dos geradores convencionais equivalentes.

Gerador equivalente	nº de máquinas	Tipo	Un [kV]	valores por máquina do gerador equivalente					
				Sn [MVA]	Pmin [MW]	Pmax [MW]	Pmax,din [MW]	Qmin [Mvar]	Qmax [Mvar]
C1	3	HA	18	350.0	150.0	299.3	315.0	-100.0	150.0
C2	13	HA	10	80.0	35.0	48.3	50.5	-45.0	48.0
C3	4	HA	10	85.0	40.0	61.1	63.1	-35.0	38.0
C4	3	TG	21	394.0	132.0	330.0	334.9	-130.0	150.0
C5	10	HF	10	80.0	30.0	64.5	65.1	-34.0	31.0
C6	3	HF	10	62.0	25.0	58.9	62.6	-10.0	10.0
C7	5	HF	15	210.0	120.0	152.8	156.2	-109.0	90.0
C8	4	HA	12	100.0	73.0	95.0	95.9	-46.0	44.0
C9	6	TG	21	444.4	160.0	400.0	457.3	-157.6	181.8
C10	11	HA	10.5	57.4	25.0	41.8	43.1	-16.0	27.0
C11	2	TC	18	362.0	101.0	292.0	304.1	-65.0	190.0
C12	5	TC	18	294.0	92.2	165.1	169.6	-72.0	154.0
C13	4	TC	18	353.0	109.0	298.0	303.6	-35.0	190.0
C14	2	HA	15	135.0	0.0	115.9	128.3	-46.0	59.0
C15	146	HA	13.8	142.0	20.0	135.0	142.0	-35.0	45.0
C16	32	T	22	670.0	159.0	534.0	633.2	-216.5	269.1
C17	10	N	27	1157.0	60.0	1067.0	1070.2	-180.0	505.0

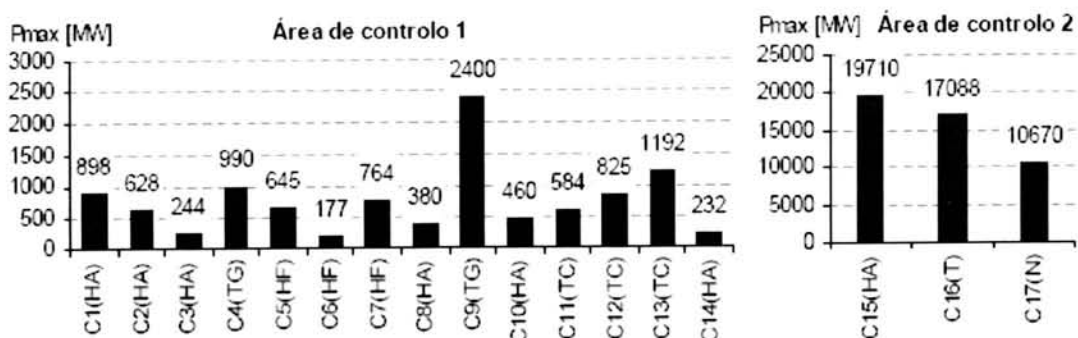


Figura A1 – Limite máx. de produção de potência activa disponível por gerador convencional equivalente.

Tabela A6 – Caracterização dos transformadores de ligação de cada gerador conv. à rede de transporte.

Gerador equivalente	valores por máquina		
	Un1/Un2 [kV/kV]	Sn [MVA]	xf [%]
C1	18/400	350	2.865
C2	10/150	80	13.13
C3	10/220	90	11.11
C4	21/220	384	3.289
C5	10/220	80	13.63
C6	10/220	62	17.74
C7	15/220	220	5.909
C8	12/220	108	11.11
C9	21/220	465.45	3.289
C10	10.5/150	52.5	20.95
C11	18/400	340	3.505
C12	18/400	315	3.897
C13	18/400	340	2.881
C14	15/400	140	7.143
C15	13.8/400	142	3
C16	22/400	670	3
C17	27/400	1157	3

Modelo Dinâmico dos Geradores Síncronos Convencionais

Na Tabela A7 apresentam-se os valores que se adoptaram para os parâmetros dos modelos que foram utilizados para obter a evolução temporal das grandezas eléctricas e mecânicas de cada unidade de geração convencional.

Tabela A7 – Caracterização de cada máquina instalada nos geradores convencionais equivalentes.

Gerador equivalente	valores por máquina								H [MJ/MVA] na base da máquina	D [p.u.MW/p.u.rad/s] na base da máquina
	Ra [Ohm]	Xd [Ohm]	Xq [Ohm]	X'd [Ohm]	X'q [Ohm]	T'd0 [s]	T'q0 [s]			
C1(HA)	0	1.111	0.648	0.324	0.324	5	5	3.43	1.0	
C2(HA)	0	1.500	0.875	0.375	0.375	5	5	3.00	0.4	
C3(HA)	0	1.247	0.824	0.318	0.318	5	5	2.94	0.7	
C4(TG)	0	2.071	1.959	0.301	0.504	7.79	3.03	3.10	1.0	
C5(HF)	0	1.125	0.688	0.375	0.375	4.4	4.4	4.22	0.8	
C6(HF)	0	1.258	0.677	0.435	0.435	5	5	3.28	1.0	
C7(HF)	0	0.964	0.557	0.321	0.321	3.84	3.84	4.50	0.5	
C8(HA)	0	1.498	0.922	0.432	0.432	5.2	5.2	3.00	0.5	
C9(TG)	0	1.838	1.738	0.267	0.397	7.79	3.03	3.10	0.6	
C10(HA)	0	6.663	4.060	1.704	1.704	5.15	5.15	3.86	0.7	
C11(TC)	0	2.309	2.238	0.407	0.623	6.29	1.99	5.40	1.0	
C12(TC)	0	2.413	2.149	0.386	0.551	7.4	2.45	5.20	1.0	
C13(TC)	0	2.203	2.175	0.402	0.404	6.03	2.91	5.53	1.0	
C14(HA)	0	1.850	1.233	0.550	0.550	8.6	8.6	3.30	1.0	
C15(HA)	0	0.912	0.629	0.355	0.355	7	7	4.39	0.0	
C16(T)	0	1.581	1.561	0.308	0.420	6.8	0.69	2.50	1.0	
C17(N)	0	1.544	1.355	0.215	0.528	6.242	2.25	3.71	1.0	

Esta caracterização foi efectuada recorrendo ao seguinte modelo transitório de quarta ordem de um gerador síncrono (valores em p.u. na base de potência e de tensões do sistema):

$$\frac{d\Delta\hat{\omega}(t)}{dt} = \frac{\pi \cdot f_n}{H} \times (P_{mec}(t) - P_e(t) - D \times \Delta\omega(t)) - \frac{d\Delta\omega_o(t)}{dt}$$

$$\frac{d\theta(t)}{dt} = \Delta\hat{\omega}(t)$$

$$\begin{cases} \frac{\partial E'q(t)}{\partial t} = \frac{1}{T'do} \times [Efd(t) - E'q(t) + (Xd - X'd) \times Id(t)] \\ \frac{\partial E'd(t)}{\partial t} = -\frac{1}{T'qo} \times [E'd(t) + (Xq - X'q) \times Iq(t)] \end{cases}$$

$$\Delta\omega(t) = \Delta\hat{\omega}(t) + \Delta\omega_o(t)$$

$$Vq(t) = E'q(t) - Ra \times Iq(t) + X'd \times Id(t)$$

$$Vd(t) = E'd(t) - Ra \times Id(t) - X'q \times Iq(t)$$

$$P_e(t) = \operatorname{Re} \left\{ \underline{E}'(t) \times \underline{I}_g(t)^* \right\} \Leftrightarrow P_e(t) = E'q(t) \times Iq(t) + E'd(t) \times Id(t)$$

Modelos Dinâmicos dos Reguladores de Velocidade e Turbinas

Relativamente aos sistemas de regulação primária da frequência, considerou-se que cada unidade de geração convencional dispõe de um regulador de velocidade com um modelo cujo diagrama de blocos se apresenta na Figura A2. Relativamente ao bloco com a designação regulador, para as máquinas térmicas e nucleares adoptou-se o modelo que se apresenta na Figura A3 com o nome regulador simples (Tipo 1). Para as máquinas hídricas adoptou-se o modelo que se apresenta na mesma figura com a designação regulador hidráulico com "transient droop" (Tipo 2). Relativamente ao modelo das turbinas, no caso das máquinas

térmicas e nucleares adoptou-se o que se apresenta na Figura A4 com a designação turbina térmica com reaquecimento (Tipo 1). Para as máquinas hidráulicas adoptou-se o modelo que se apresenta na mesma figura com a designação turbina hidráulica (Tipo 2). O valor considerado, por máquina de cada gerador convencional equivalente, para os parâmetros destes modelos apresenta-se na Tabela A8, para os reguladores de velocidade, e na Tabela A9, para as turbinas, tendo a seguinte legenda:

- R (p.u.Hz/p.u.MW): Estatismo (na base da máquina);
- T_g (s): Constante de tempo do regulador,
- R_t (p.u.Hz/p.u.MW): "Transient droop" do regulador hidráulico (na base da máquina);
- Tr (s): "Reset Time" do regulador hidráulico;
- P_{mecmax} (MW): Limite máximo de potência do regulador,
- Cv_{open} e Cv_{close} (%/s): Limites da taxa de aumento e de diminuição de potência do regulador (na base da máquina);
- T_a (s): Constante de tempo do andar de alta pressão, no caso de corresponder ao modelo da turbina térmica com reaquecimento (turbina tipo 1), ou constante de tempo da turbina, no caso de corresponder ao modelos da turbina hidráulica (turbina tipo 2);
- T_b (s): Constante de tempo do andar de média pressão da turbina térmica com reaquecimento;
- T_c (s): Constante de tempo do andar de baixa pressão da turbina térmica com reaquecimento;
- α , β e γ : Fração da potência que resulta do andar de alta, média e baixa pressão da turbina térmica com reaquecimento.

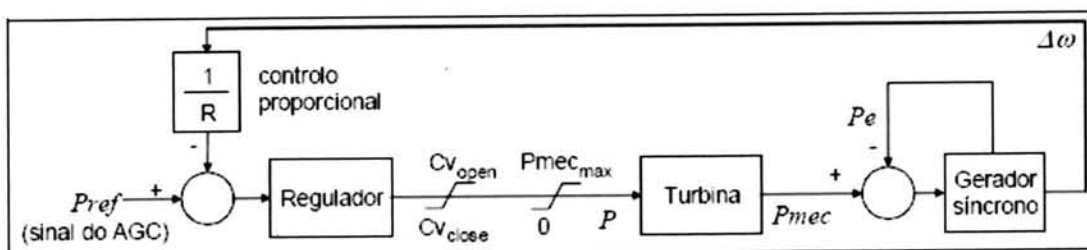


Figura A2 – Diagrama de blocos do regulador de velocidade.

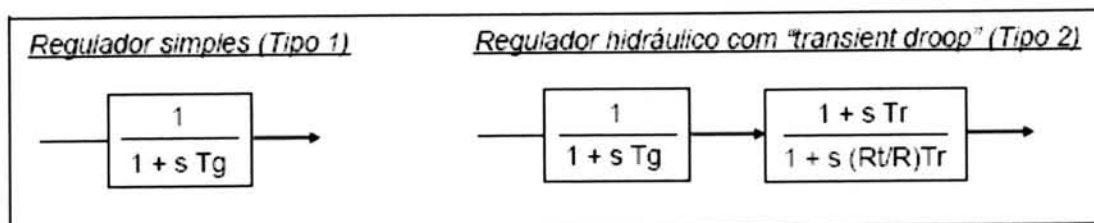


Figura A2.3 – Modelos para o regulador.

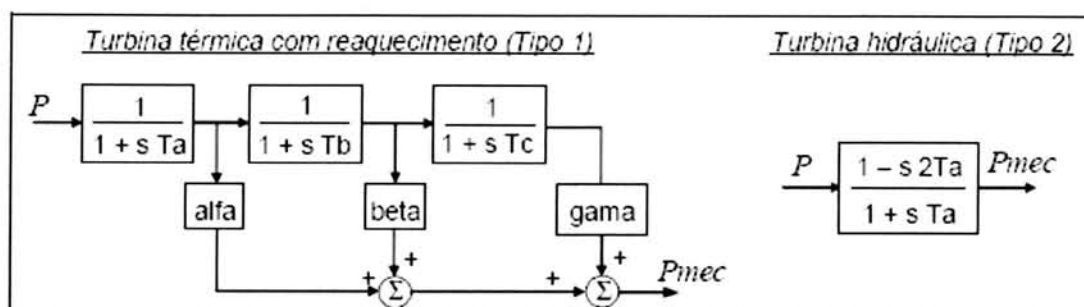


Figura A4 – Modelos para a turbina.

Tabela A8 – Caracterização dos reguladores de velocidade.

Gerador equiv.	Tipo de Reg.	valores por máquina						
		R [p.u.Hz/p.u.MW] base da máq.	Tg [s]	Rt [p.u.Hz/p.u.MW] base da máq.	Tr [s]	Pmec,max [MW]	Cv _{open} [%/s] base da máq.	Cv _{close} [%/s] base da máq.
C1(HA)	2	0.05	0.5	0.4	5	315.0	1.58%	-1.58%
C2(HA)	2	0.05	0.5	0.24	2.74	50.5	1.58%	-1.58%
C3(HA)	2	0.05	0.5	0.2	2.8	63.1	1.58%	-1.58%
C4(TG)	1	0.05	0.4	---	---	334.9	0.07%	-0.07%
C5(HF)	2	0.05	0.5	0.08	1.32	65.1	1.58%	-1.58%
C6(HF)	2	0.05	0.5	0.15	1.95	62.6	1.58%	-1.58%
C7(HF)	2	0.05	0.5	0.13	2.38	156.2	1.58%	-1.58%
C8(HA)	2	0.05	0.5	0.14	1.7	95.9	1.58%	-1.58%
C9(TG)	1	0.05	0.4	---	---	457.3	0.07%	-0.07%
C10(HA)	2	0.05	0.5	0.08	1.22	43.1	1.58%	-1.58%
C11(TC)	1	0.05	0.4	---	---	304.1	0.05%	-0.05%
C12(TC)	1	0.05	0.4	---	---	169.6	0.07%	-0.07%
C13(TC)	1	0.05	0.4	---	---	303.6	0.05%	-0.05%
C14(HA)	2	0.04	0.5	0.4	5	128.3	1.58%	-1.58%
C15(HA)	2	0.05	0.5	0.24	4.16	142.0	2.50%	-2.50%
C16(T)	1	0.06	0.25	---	---	633.2	0.50%	-0.50%
C17(N)	1	0.06	0.25	---	---	1070.2	0.08%	-0.08%

Tabela A9 – Caracterização das turbinas.

Gerador equivalente	Tipo de Turbina	Valores por máquina					
		Ta [s]	Tb [s]	Tc [s]	alfa	beta	gama
C1(HA)	2	0.75	---	---	---	---	---
C2(HA)	2	0.34	---	---	---	---	---
C3(HA)	2	0.75	---	---	---	---	---
C4(TG)	1	0.4	6	0.5	0.3	0.4	0.3
C5(HF)	2	0.165	---	---	---	---	---
C6(HF)	2	0.245	---	---	---	---	---
C7(HF)	2	0.3	---	---	---	---	---
C8(HA)	2	0.21	---	---	---	---	---
C9(TG)	1	0.4	6	0.5	0.3	0.4	0.3
C10(HA)	2	0.15	---	---	---	---	---
C11(TC)	1	0.4	6	0.5	0.3	0.4	0.3
C12(TC)	1	0.4	6	0.5	0.3	0.4	0.3
C13(TC)	1	0.4	6	0.5	0.3	0.4	0.3
C14(HA)	2	0.71	---	---	---	---	---
C15(HA)	2	0.52	---	---	---	---	---
C16(T)	1	0.4	7	0.4	0.45	0.3	0.25
C17(N)	1	0.4	6	0.3	0.32	0	0.68

Modelo Dinâmico dos Reguladores de Tensão

Para o regulador de tensão de cada unidade de geração convencional, adoptou-se o modelo IEEE do tipo 1 cujo diagrama de blocos se apresenta na Figura A5. O valor considerado, por máquina de cada gerador convencional equivalente, para os parâmetros deste modelo apresenta-se na Tabela A10, tendo a seguinte legenda:

- K_a : Ganho do amplificador;
- T_a (s): Constante de tempo do amplificador;
- K_e e T_e : Parâmetros da excitatriz;
- K_s : Ganho do estabilizador;
- T_s (s): Constante de tempo do estabilizador;
- T_r (s): Constante de tempo do rectificador;
- V_{min} e V_{max} : Limites, inferior e superior, do amplificador;
- A_{ex} e B_{ex} : Parâmetros da função de saturação que é utilizada para modelizar o efeito de saturação na excitatriz

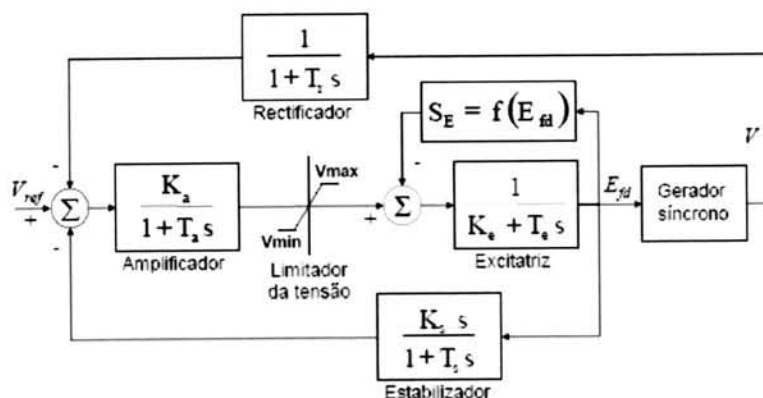


Figura A2.5 – Diagrama de blocos do regulador de tensão.

Tabela A10 – Caracterização dos reguladores de tensão.

Gerador equivalente	Valores por máquina										
	K_a	T_a [s]	K_e	T_e	K_s	T_s [s]	T_r [s]	V_{min} [p.u.]	V_{max} [p.u.]	A_{ex}	B_{ex}
C1(HA)	40	0.005	1	0.025	0	1	0.04	-3.5	3.8	0	0
C2(HA)	75	0.05	0	0.5	0.07	1	0.04	-2.1	2.1	0	0
C3(HA)	50	0.005	1	0.025	0.04	1	0.04	-3.5	3.5	0	0
C4(TG)	50	0.005	1	0.025	0.04	1	0.04	-3.5	3.8	0	0
C5(HF)	50	0.005	1	0.025	0.04	1	0.04	-3.5	3.5	0	0
C6(HF)	50	0.005	1	0.025	0.04	1	0.04	-3.5	3.5	0	0
C7(HF)	50	0.005	1	0.025	0.04	1	0.04	-3.5	3.5	0	0
C8(HA)	50	0.005	1	0.025	0.04	1	0.04	-3.5	3.5	0	0
C9(TG)	50	0.005	1	0.025	0.04	1	0.04	-3.5	3.5	0	0
C10(HA)	75	0.05	0	0.5	0.07	1	0.04	-2.1	2.1	0	0
C11(TC)	40	0.005	1	0.025	0	1	0.04	-3.5	3.8	0	0
C12(TC)	40	0.005	1	0.025	0	1	0.04	-3.5	3.5	0	0
C13(TC)	40	0.005	1	0.025	0	1	0.04	-3.5	3.8	0	0
C14(HA)	50	0.005	1	0.025	0.04	1	0.04	-3.5	3.5	0	0
C15(HA)	40	0.06	0	0.85	0.08	1	0.04	-1.1666	1.1666	0	0
C16(T)	42	0.06	-0.035	0.25	0.05	1	0.04	-2.196	2.196	0	0
C17(N)	400	0.021	1	1.03	0.08	1	0.04	-7.6125	7.6125	0	0

GERADORES EÓLICOS

A cada gerador eólico da rede interligada de teste foi associado o modelo em regime estacionário e dinâmico de uma máquina de indução clássica de rotor em gaiola de esquilo. Aquando da simulação de cenários, cada um dos 11 geradores eólicos equivalentes que se consideraram instalados neste sistema foi caracterizado pelo modelo equivalente do conjunto de geradores eólicos com iguais características e que se encontrassem em serviço e a partilhar o mesmo ponto de ligação à rede de transporte.

Potência Nominal Instalada por Ponto de Ligação

Para todas as unidades de geração eólica adoptou-se o modelo típico de uma máquina de indução de 0.69 kV e de 1 MW de potência nominal. Na Tabela A11 apresentam-se os valores que se consideraram para o número de máquinas instaladas por gerador eólico equivalente (i.e., por ponto de ligação à rede). Destes dados, resultaram os valores de potência nominal instalada por gerador eólico equivalente que se apresentam no gráfico da Figura A6.

Tabela A11 – Número de máquinas instaladas por gerador eólico equivalente.

Gerador equivalente	nº de máquinas instaladas
W1	290
W2	290
W3	180
W4	425
W5	90
W6	120
W7	1305
W8	590
W9	240
W10	220
W11	8000

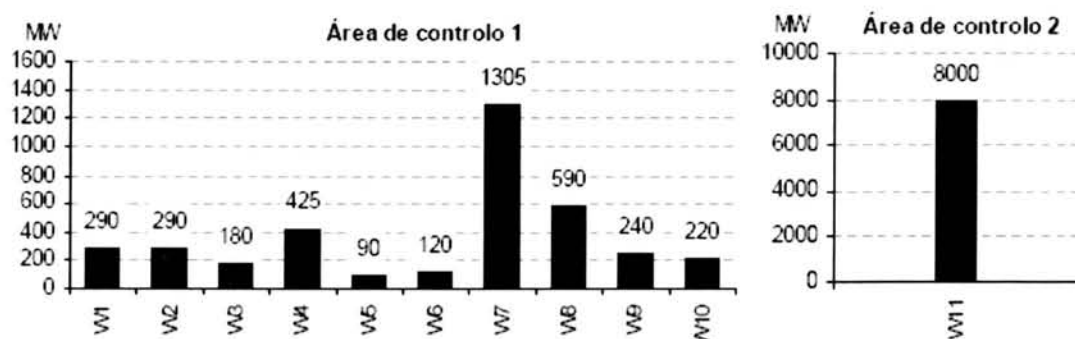


Figura A6 – Potência nominal instalada por gerador eólico equivalente.

Modelo em Regime Estacionário e Dinâmico do Gerador Eólico

Na Tabela A12 apresentam-se os valores que foram considerados para os parâmetros dos modelos analíticos adoptados para obter o comportamento em regime estacionário e dinâmico de cada unidade de geração eólica. O modelo adoptado para simular o comportamento em regime estacionário de cada gerador eólico baseou-se no circuito equivalente por fase, que se apresenta na Figura A7. Segundo este modelo, o barramento ao qual liga um gerador assíncrono é classificado como sendo do tipo RX, tendo como variável de entrada a potência mecânica desenvolvida pela turbina da máquina (P_{mec}), e como variáveis de saída, a potência activa e reactiva gerada (P_g e Q_g), bem como o deslizamento (s). Os parâmetros deste modelo são os seguintes:

- R_e (Ohm): Resistência do estator;
- X_e (Ohm): Reactância do estator;
- R_r (Ohm): Resistência do rotor;
- X_r (Ohm): Reactância do rotor;
- X_m (Ohm): Reactância de magnetização.

Tabela A12 – Caracterização de cada máquina instalada nos geradores eólicos equivalentes.

	Valores por máquina de 1 MW
R_e [Ohm]	0.0026
X_e [Ohm]	0.0443
R_r [Ohm]	0.0031
X_r [Ohm]	0.0346
X_m [Ohm]	1.6400
H [MJ/MVA] na base da máquina	6.30

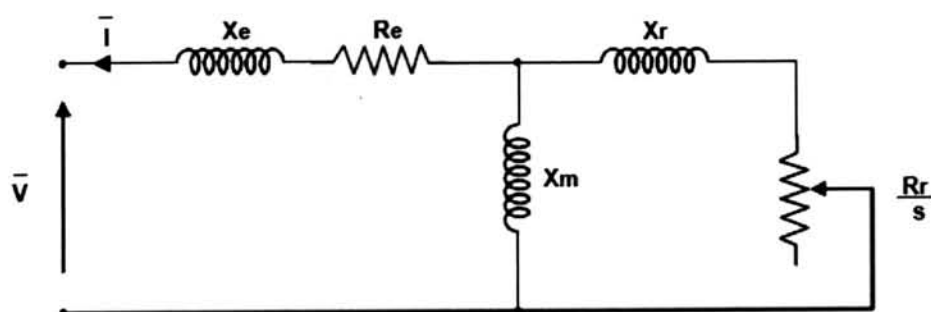


Figura A7 – Circuito equivalente por fase de uma máquina assíncrona.

Para obter a evolução temporal das grandezas eléctricas do gerador eólico adoptou-se o seguinte modelo transitório de terceira ordem:

$$\frac{\partial \omega(t)}{\partial t} = \frac{\pi \cdot f(t)}{H} \times (P_{mec}(t) - P_e(t))$$

$$\begin{cases} \frac{\partial E'_{re}(t)}{\partial t} = (2 \cdot \pi \cdot f(t)) \times s(t) \times E'_{im}(t) - \frac{1}{T_o} \times (E'_{re}(t) - (X - X') \times I_{im}(t)) \\ \frac{\partial E'_{im}(t)}{\partial t} = (-2 \cdot \pi \cdot f(t)) \times s(t) \times E'_{re}(t) - \frac{1}{T_o} \times (E'_{im}(t) + (X - X') \times I_{re}(t)) \end{cases}$$

$$\begin{cases} V_{re}(t) = E'_{re}(t) - R_e \times I_{re}(t) + X' \times I_{im}(t) \\ V_{im}(t) = E'_{im}(t) - X' \times I_{re}(t) - R_e \times I_{im}(t) \end{cases}$$

$$P_e(t) = Re \left\{ \underline{E}'(t) \times \underline{I}(t)^* \right\} = E'_{re}(t) \times I_{re}(t) + E'_{im}(t) \times I_{im}(t)$$

Anexo B

Exemplo do Algoritmo Utilizado para o Treino de uma ANN

```

%Dados específicos de cada problema
DS = xlsread('DS_63entradas.xls'); %lê o ficheiro excel (a 1ª linha é ignorada)
DS = DS'; %Faz transposta da matriz carregada
NNeurons = 8; %define o número de unidades escondidas da ANN
pDS = DS(1:63,:); %cria as entradas (patterns) do DS
tDS = DS(68,:); %cria a saída (target) do DS

%Geral
tTS = tDS(:,3597:4596); %cria a saída do TS
[pDSn,meanpDS,stdpDS,tDSn,meantDS,stdtDS] = prestd(pDS,tDS); %It normalizes the inputs
and targets so that they will have zero mean and unity standard deviation.
pLSn = pDSn(:,1:2596); %cria as entradas normalizadas do LS
pVSn = pDSn(:,2597:3596); %cria as entradas normalizadas do VS
pTSn = pDSn(:,3597:4596); %cria as entradas normalizadas do TS

tLSn = tDSn(:,1:2596); %cria a saída normalizada do LS
tVSn = tDSn(:,2597:3596); %cria a saída normalizada do VS
tTSn = tDSn(:,3597:4596); %cria a saída normalizada do TS

[NAT,NOP]=size(pDS); %calcula o nº de entradas (NAT) e o nº de exemplos do DS (NOP)
[NOUT,NOPLS]=size(tLSn); %calcula o nº de saídas (NOUT) e o nº de exemplos do LS
(NOPLS)
[~,NOPVS]=size(tVSn); %calcula o nº de exemplos do VS (NOPVS)
[~,NOPTS]=size(tTSn); %calcula o nº de exemplos do TS (NOPTS)

```



```

%ANN 1
net = newff(minmax(pDSn),[NNeurons NOUT],{'tansig' 'purelin'},'trainlm');
%net.trainParam.show = 1;
net.trainParam.epochs=500;
v.P = pVSn; v.T = tVSn; %Structure of validation vectors
[net,tr]=train(net,pLSn,tLSn,[],[],v); %treina a ANN
aTSn = sim(net,pTSn);%resultado da ANN para o TS (resultado com valores normalizados)
aTS = poststd(aTSn,meantDS,stdtDS); %desnormalizar resultado
for i=1:NOPTS
eabs(i)=abs(tTS(i)-aTS(i)); erro_quad(i)=(tTS(i)-aTS(i))^2;
end
mse = sum(erro_quad)/NOPTS; mae = sum(eabs)/NOPTS;
[m,b,r]=postreg(aTS,tTS);%analise de regressão entre saída real e resultado da ANN (para o
TS)
fid = fopen('ANNresults1.txt','wt'); %imprime resultados para file de output
fprintf(fid,'mae(A):      %f,mae);
fprintf(fid,'      NNeurons:      %d',NNeurons); fprintf(fid,'      DSfile: %s      Nat:
      %d','DS_LRsocontrol_PL11_out5.xls',NAT);
fprintf(fid,'\nmse(A):      %f,mse);
fprintf(fid,'\nm:      %f,m);
fprintf(fid,'\nb:      %f,b);
fprintf(fid,'\nr:      %f,r);
fprintf(fid,'\n');
fprintf(fid,'Target(lfim,A) ANNout(lfim,A)\n');
for i=1:NOPTS
fprintf(fid,'%f      %f\n',tTS(i),aTS(i));
end
fclose(fid); %returns 0 if successful and -1 if not.
%save workspace_ann1
clear net;clear v;clear tr;clear aTSn;clear aTS;clear eabs;clear mse;clear mae;clear m;clear
b;clear r,clear erro_quad;
clear ans;clear fid;clear i;clear eabs;

```





Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto
Rua Dr. Roberto Frias, s/n 4200-465 Porto PORTUGAL
www.fe.up.pt



FACULDADE DE ENGENHARIA
UNIVERSIDADE DO PORTO

BIBLIOTECA



0000100494