Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro

Modelos de previsão da radiação solar para aplicações em sistemas de energia

Dissertação de Mestrado em Engenharia de Energias

Tatiana de Fátima Martins Pinho

Orientadores: Professor Doutor José Boaventura Ribeiro da Cunha

Professor Doutor Raul Manuel Pereira Morais dos Santos



Vila Real, 2013

Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro

Modelos de previsão da radiação solar para aplicações em sistemas de energia

Dissertação de Mestrado em Engenharia de Energias

Tatiana de Fátima Martins Pinho

Orientadores: Professor Doutor José Boaventura Ribeiro da Cunha

Professor Doutor Raul Manuel Pereira Morais dos Santos

Composição do Júri:

Professor Doutor Eurico Vasco Ferreira Amorim Professor Doutor Vladimiro Henrique Barrosa Pinto de Miranda Professor Doutor José Boaventura Ribeiro da Cunha Professor Doutor Raul Manuel Pereira Morais dos Santos Professora Doutora Margarida da Conceição Rasteiro M. L. Rodrigues Liberato

Aos meus pais e ao meu irmão simplesmente obrigada. Obrigada por tudo o que fizeram e fazem por mim, obrigada pelos exemplos de todos os dias...

Agradecimentos

Quero deixar um agradecimento especial a:

Aos meus orientadores Professor Doutor José Boaventura Ribeiro da Cunha e Professor Doutor Raul Manuel Pereira Morais dos Santos pelo constante auxílio na elaboração deste trabalho, por todo o tempo disponibilizado e pelo conhecimento que me transmitiram.

A todos os professores que fizeram parte do meu percurso, pelo saber que me passaram e me permitiu chegar até aqui.

Ao Márcio, Bruno e Daniela, por me terem acompanhado durante esta jornada, especialmente nos últimos dois anos.

À Daniela, pela presença incansável, pelas nossas conversas, pelas longas caminhadas e acima de tudo pela força que me deste.

A todos os meus amigos que de alguma forma estiveram presentes.

Aos meus pais, por todos os valores que me transmitiram, pelo apoio, carinho e força que me deram. Obrigada por me terem dado uma família assim.

Ao meu irmão pelo apoio e pelas palavras que me tranquilizaram e me deram coragem para continuar a lutar pelos meus objetivos.

A toda a minha família pelo apoio e preocupação.

Predicting the future is hard, especially if it hasn't happened yet

Yogi Berra

Resumo

Atualmente verifica-se um consumo desmesurado de energia obtida a partir de combustíveis fósseis. Esta tendência, conjuntamente com as alterações climáticas, a limitação das reservas destes combustíveis, o fraco rendimento global do sistema energético e a presente dependência energética dos países, tem impulsionado as energias renováveis a constituírem a base de um novo cenário energético. A energia solar surge neste sentido como uma alternativa aos combustíveis fósseis, por causar poucos impactes no ambiente e permitir aproveitar o elevado potencial do Sol.

O dimensionamento e desenvolvimento de sistemas de conversão de energia solar mais eficientes para um determinado local e aplicação requerem o uso de modelos dinâmicos de previsão da radiação solar por forma a simular as condições de operação do sistema. Contudo, a disponibilidade destes dados tem-se revelado espacial e temporalmente inadequada para este tipo de necessidades, fomentando o desenvolvimento de novas técnicas que efetuem a previsão da radiação solar de modo eficiente.

Neste trabalho é proposto o desenvolvimento de modelos que permitam a previsão da irradiância solar global incidente num plano horizontal para horizontes temporais de 5, 15 e 60 minutos. Para tal foram desenvolvidos, implementados e testados três modelos. O primeiro é baseado nas equações da geometria solar, o segundo num modelo auto-regressivo de média móvel (ARMA) e o terceiro em lógica difusa. Para o desenvolvimento e a validação dos modelos de previsão da radiação solar global incidente num plano horizontal utilizaram-se dados de dias com diferentes condições meteorológicas. Os dados foram registados com uma taxa de amostragem de 1 minuto numa estação meteorológica localizada no campus da Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro, em Vila Real (latitude 41° 17', longitude 7° 44').

Os desempenhos dos modelos desenvolvidos foram comparados usando critérios de desempenho baseados em funções do erro de previsão (RMSE e PDM) e pela análise das propriedades estatísticas do mesmo (valor médio e desvio-padrão). Os resultados demonstraram que o melhor desempenho global para horizontes de previsão longos é obtido com o modelo baseado nas equações da geometria solar, cuja robustez se associa à componente física subjacente à formulação do modelo. No que se refere à qualidade das previsões para horizontes curtos, é o modelo baseado na lógica difusa que melhor descreve o comportamento dinâmico da série temporal em estudo.

Palavras-chave: radiação solar, modelos de previsão, geometria solar, ARMA, lógica difusa.

Abstract

Nowadays there is an excessive consumption of energy from fossil fuels. This trend together with climate changes, the limited reserves of fossil fuels, the weak performance of the energy system and the energy dependence of countries generate an increasing interest in the renewable energies as a basis for a new energy scenario. In this way, solar energy can assume a relevant role, due to the high potential of the Sun free energy and since it causes a low impact on the environment.

The design and development of efficient systems for solar energy conversion, for a particular location and application, require the use of dynamic models to predict the solar radiation and to simulate different operating system scenarios. However, the availability of solar data has revealed to be insufficient, either spatially and temporally, for this kind of applications. This implies the need for developing new modeling techniques to compute adequate solar radiation predictions.

This work proposes the development of models to compute global solar irradiance predictions, incident on a horizontal plane, for time horizons of 5, 15 and 60 minutes. With this purpose, it was implemented and tested three models. The first is based on the solar geometry equations, the second is an auto-regressive moving average model (ARMA) and the third is based on fuzzy logic. For the design and validation of the predictive models it was used data from days with different weather conditions. Data were recorded with a sampling rate of 1 minute at a meteorological station located on the campus of the University of Trásos-Montes e Alto Douro, Vila Real (latitude 41 $^{\circ}$ 17 ', longitude 7 $^{\circ}$ 44').

The performances of the developed models were compared using performance criterias based on functions of the prediction error (RMSE and PDM) and by the analysis of the error statistical properties (mean value and standard deviation). The results showed that the best overall performance for long forecast time horizons is obtained with the model based on the solar geometry equations, whose robustness is associated with the physical approach used. Regarding the forecasts for short time horizons, the best performances were achieved using the fuzzy logic model, being this model suited to describe the dynamic behavior of the time series only for short time horizons.

Keywords: solar radiation, predictive model, solar geometry, ARMA, fuzzy logic.

Índice geral

1.	Introd	lução	1
	1.1.	Enquadramento e estado da arte	1
	1.2.	Objetivos da dissertação	10
	1.3.	Estrutura da dissertação	10
2.	Radia	ção solar	11
3.	Instru	mentos de medição da radiação solar	25
4.	Métod	los de modelação e identificação de sistemas	
	4.1.	Identificação de sistemas	
		4.1.1. Método dos mínimos quadrados	
	4.2.	Lógica difusa	
	4.3.	Redes neuronais	
5.	Dispo	sitivo experimental e métodos	61
	5.1.	Modelo 1	64
	5.2.	Modelo 2	65
	5.3.	Modelo 3	67
6.	Result	tados	71
	6.1.	Resultados do modelo 1	71
	6.2.	Resultados do modelo 2	
	6.3.	Resultados do modelo 3	91
7.	Discu	ssão dos resultados	
8.	Concl	usões e perspetivas para trabalho futuro	105
	8.1.	Conclusões gerais	105
	8.2.	Perspetivas para trabalho futuro	
Ref	ferência	as	

Índice de figuras

Figura 2.1. Espectro da radiação solar no topo da atmosfera e após a sua passagem, em $W/m^2/nm$	12
Figura 2.2. Órbita da Terra em torno do Sol	14
Figura 2.3. Irradiância solar no topo da atmosfera durante o ano, em W/m ²	14
Figura 2.4. Coordenadas solares	18
Figura 2.5. Carta solar para a latitude 40°N	19
Figura 2.6. Componentes da radiação solar	20
Figura 2.7. Variação da espessura da massa de ar ao longo do dia	21
Figura 2.8. Curvas da irradiância global numa superfície horizontal em função do tempo, em W/m^2 , teórica, a vermelho e medida, a preto: (a) num dia sem nebulosidade, (b) num dia com nebulosidade	22
Figura 3.1. Piranómetro CMP 21 da Kipp & Zonen	26
Figura 3.2. Ângulo de montagem do piranómetro	26
Figura 3.3. Piroheliómetro da Kipp & Zonen, modelo CHP 1	28
Figura 3.4. Piranómetro com anel de sombreamento	29
Figura 3.5. Heliógrafo de Campbell-Stokes da Lambrecht	30
Figura 4.1. Etapas da identificação de sistemas	33
Figura 4.2. Imprecisão associada aos conjuntos clássicos	41
Figura 4.3. Comparação entre funções de pertença de um conjunto clássico (a) e difuso (b)	43
Figura 4.4. Funções de pertença para os conjuntos pequeno, médio e grande, de um universo U	43
Figura 4.5. Regiões características de uma função de pertença	44
Figura 4.6. Tipos de funções de pertença: triangular, trapezoidal e Gaussiana	45
Figura 4.7. Tipos de conjuntos difusos: (a) normal; (b) subnormal; (c) convexo; (d) não convexo	46
Figura 4.8. Operações entre os conjuntos difusos: (a) conjuntos C e D; (b) intersecção; (c) reunião; (d) complemento	48
Figura 4.9. Processo de aplicação da lógica difusa	50
Figura 4.10. Métodos de desfuzificação: centróide, primeiro e último dos máximos e média dos máximos	51
Figura 4.11. Estrutura de um neurónio artificial	55

Figura 4.12. Representação esquemática de uma rede neuronal unidirecional com múltiplas camadas
Figura 4.13. Aplicação da rede MLP a séries temporais
Figura 5.1. Irradiância solar global num plano horizontal, em W/m^2 : (a) 7 de Fevereiro de 1998; (b) 6 de Março de 1998; (c) 3 de Janeiro de 1998; (d) 3 de Fevereiro de 1998; (e) 5 de Janeiro de 1998; e (f) 4 de Fevereiro de 1998
Figura 5.2. Algoritmo de desenvolvimento do modelo 1 64
Figura 5.3. Algoritmo de desenvolvimento do modelo 2
Figura 5.4. Funções de pertença antes e após a realização do treino
Figura 5.5. Variação do RMSE com a época de treino
Figura 5.6. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho), em W/m^2 : as previsões passadas (1 a 60) são um passo à frente e no horizonte de previsão (61 a 120) existe a propagação do erro ao longo do tempo
Figura 6.1. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 7 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_1 e amostra 600, em W/m ²
Figura 6.2. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 7 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_1 e amostra 800, em W/m ²
Figura 6.3. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 6 de Março de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_1 e amostra 575, em W/m ²
Figura 6.4. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 6 de Março de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_1 e amostra 775, em W/m ²
Figura 6.5. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_1 e amostra 600, em W/m ²
Figura 6.6. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_1 e amostra 800, em W/m ²
Figura 6.7. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_1 e amostra 600, em W/m ²
Figura 6.8. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_i e amostra 800, em W/m ²
Figura 6.9. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 5 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_1 e amostra 600, em W/m ²

Figura 6.10. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 5 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_1 e amostra 800, em W/m ²	81
Figura 6.11. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 4 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_1 e amostra 600, em W/m ²	82
Figura 6.12. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 4 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_1 e amostra 800, em W/m ²	82
Figura 6.13. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 7 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 600 , em W/m ²	85
Figura 6.14. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 7 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 800 , em W/m ²	86
Figura 6.15. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 6 de Março de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 575, em W/m^2	86
Figura 6.16. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 6 de Março de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 775, em W/m^2	87
Figura 6.17. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 600, em W/m^2	87
Figura 6.18. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 800, em W/m^2	88
Figura 6.19. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 600 , em W/m ²	88
Figura 6.20. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 800 , em W/m ²	89
Figura 6.21. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 5 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 600, em W/m^2	89
Figura 6.22. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 5 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 800, em W/m^2 .	90
Figura 6.23. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 4 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 600 , em W/m ²	90

Figura 6.24. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 4 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 800 , em W/m ²	91
Figura 6.25. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 7 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 600 , em W/m ²	94
Figura 6.26. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 7 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 800 , em W/m ²	94
Figura 6.27. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 6 de Março de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 600, em W/m^2	95
Figura 6.28. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 6 de Março de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 775, em W/m^2	95
Figura 6.29. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 600, em W/m^2	96
Figura 6.30. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 800, em W/m^2	96
Figura 6.31. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 600 , em W/m ²	97
Figura 6.32. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 800 , em W/m ²	97
Figura 6.33. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 5 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 600, em W/m^2 .	98
Figura 6.34. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 5 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 800, em W/m^2 .	98
Figura 6.35. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 4 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 600 , em W/m ²	99
Figura 6.36. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 4 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 800 , em W/m ²	99
Figura 7.1. Comparação dos critérios de desempenho RMSE para o dia 7 de Fevereiro de 1998, obtidos com os modelos 1, 2 e 3, para horizontes de previsão (HP) de 1, 5, 15 e 60 amostras.	103

Figura 7.2. Comparação dos critérios de desempenho RMSE para o dia 5 de Janeiro de 1998, obtidos com os modelos 1, 2 e 3, para horizontes de previsão (HP) de 1, 5, 15 e 60 amostras.	. 103
Figura 8.1. Algoritmo de desenvolvimento de um modelo proposto para trabalho futuro.	. 107
Figura 8.2. Relação entre a irradiância solar global para um plano horizontal real, prevista pelos modelos desenvolvidos e obtida pelo modelo proposto para trabalho futuro.	. 107
Figura 8.3. Relação entre os pesos atribuídos aos modelos selecionados para os horizontes de previsão curto e longo e a amostra <i>k</i>	108

Índice de tabelas

Tabela 2.1. Coeficientes de correção r_o , r_l e r_k de acordo com o tipo de clima
Tabela 6.1. Critérios de desempenho do modelo 1 no dia 7 de Fevereiro de 1998, para diferentes horizontes de previsão (HP) e janelas de 1, 2, 3, 4, 5 e 10 amostras
Tabela 6.2. Critérios de desempenho do modelo 1 no dia 6 de Março de 1998, para diferentes horizontes de previsão (HP) e janelas de 1, 2, 3, 4, 5 e 10 amostras
Tabela 6.3. Critérios de desempenho do modelo 1 no dia 3 de Janeiro de 1998, para diferentes horizontes de previsão (HP) e janelas de 1, 2, 3, 4, 5 e 10 amostras
Tabela 6.4. Critérios de desempenho do modelo1 no dia 3 de Fevereiro de 1998, para diferentes horizontes de previsão (HP) e janelas de 1, 2, 3, 4, 5 e 10 amostras
Tabela 6.5. Critérios de desempenho do modelo 1 no dia 5 de Janeiro de 1998, para diferentes horizontes de previsão (HP) e janelas de 1, 2, 3, 4, 5 e 10 amostras
Tabela 6.6. Critérios de desempenho do modelo 1 no dia 4 de Fevereiro de 1998, para diferentes horizontes de previsão (HP) e janelas de 1, 2, 3, 4, 5 e 10 amostras
Tabela 6.7. Critérios de desempenho do modelo 2 no dia 7 de Fevereiro de 1998,para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras.83
Tabela 6.8. Critérios de desempenho do modelo 2 no dia 6 de Março de 1998, parahorizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras.83
Tabela 6.9. Critérios de desempenho do modelo 2 no dia 3 de Janeiro de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras
Tabela 6.10. Critérios de desempenho do modelo 2 no dia 3 de Fevereiro de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras
Tabela 6.11. Critérios de desempenho do modelo 2 no dia 5 de Janeiro de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras
Tabela 6.12. Critérios de desempenho do modelo 2 no dia 4 de Fevereiro de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras
Tabela 6.13. Critérios de desempenho do modelo 3 no dia 7 de Fevereiro de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras
Tabela 6.14. Critérios de desempenho do modelo 3 no dia 6 de Março de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras
Tabela 6.15. Critérios de desempenho do modelo 3 no dia 3 de Janeiro de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras
Tabela 6.16. Critérios de desempenho do modelo 3 no dia 3 de Fevereiro de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras
Tabela 6.17. Critérios de desempenho do modelo 3 no dia 5 de Janeiro de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras

Tabela 6.18. Critérios de desempenho do modelo 3 no dia 4 de Fevereiro de 1998,	
para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras.	93
Tabela 8.1. Comparação do critério de desempenho RMSE dos vários modelos para dias com nebulosidade e dias limpos, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60	
amostras	. 106

Lista de abreviaturas

AIC – Akaike Information Criterion ANFIS – Adaptive Network Based Fuzzy Inference System AR – Auto-Regressive ARIMA – Auto-Regressive Integrated Moving Average ARMA – Auto-Regressive Moving Average AU - Unidade Astronómica **BP** – Back Propagation **BPTT** – *Back-Propagation Through Time* CG – *Conjugate Gradient* CNN - Cellular Neural Networks CSFNN – Conic Section Function Neural Network FAM – Fuzzy Associative Memories F-LSD – Fisher's Least Significant Difference GMDH – Group Method of Data Handling **GRNN** – Generalized Regression Neural Network GSRHS – Global Solar Radiation on Horizontal Surfaces HP-Horizonte de Previsão ISO - International Organization for Standardization LM – Levenberg-Marquardt MA – Moving Average MABE – Mean Absolute Biased Error MAPE – Mean Absolute Percent Error MBE – Mean Biased Error MLP – Multi-Layer Perceptrons MPE – Mean Percent Error OMM - Organização Meteorológica Mundial

PDM - Proporção de Variação do Sinal Descrita pelo Modelo

PNN – Probabilistic Neural Networks

QN-Quasi-Newton

 \mathbf{R}^2 – Coefficient of Determination

RBF – Radial Basis Functions

RMSE – Root Mean Square Error

- SLP Single-Layer Perceptrons
- SOM Self Organizing Maps
- SVM Support Vector Machine
- TDNN *Time Delay Neural Network*
- TS T-Statistic
- WRR World Radiometric Reference
- WSG World Standard Group

Lista de símbolos

Radiação solar

- ε excentricidade da órbita da Terra
- N número de dias desde o início do ano
- *d* distância entre a Terra e o Sol
- d_0 distância média entre a Terra e o Sol
- G_{SC} constante solar
- *LST* tempo local
- *AST* tempo solar aparente
- *ET* equação do tempo
- SL longitude padrão
- LL longitude local
- DS diferença horária

 ψ – azimute solar

- α altura solar (ou altitude ou elevação solar)
- θ ângulo zenital
- β ângulo de incidência solar
- δ declinação solar
- Γ ângulo do dia
- ω ângulo horário
- ϕ latitude
- ω_{sr} ângulo horário ao amanhecer
- ω_{ss} ângulo horário ao anoitecer
- H_{sr} horas de amanhecer
- H_{ss} horas de anoitecer
- MA massa de ar
- ERS El Ricon Salar
- SLA cidade de Salta

 G_{0n} – irradiância no topo da atmosfera relativamente a um plano normal à radiação

- G radiação solar global
- G_{0H} taxa de radiação solar incidente numa superfície extraterrestre horizontal
- H_0 radiação total incidente numa superfície extraterrestre horizontal para um dia
- I_0 radiação extraterrestre numa superfície horizontal por um determinado período de tempo
- \overline{K}_T índice de transparência da atmosfera médio mensal
- \overline{H} insolação total média mensal na superfície terrestre horizontal
- \overline{H}_0 insolação total diária média mensal numa superfície extraterrestre horizontal
- G_{DN} componente direta da radiação
- τ_b coeficiente de transmissão da radiação direta normal
- Z-altitude
- r_0 , r_1 e r_k coeficientes de correção para o cálculo do coeficiente de transmissão da radiação direta normal
- G_d componente difusa da radiação

Identificação de sistemas

- p ordem da parcela AR dos modelos ARMA e ARIMA
- q ordem da parcela MA dos modelos ARMA e ARIMA
- y valores da série temporal
- e_t ruído branco
- y_t valor atual da série temporal
- \hat{y} valor estimado da série temporal
- θ_q coeficientes de média móvel
- $a_1, \ldots, a_n; c_1, \ldots, c_n$ parâmetros a estimar
- n_a ordem do polinómio A
- n_c ordem do polinómio C
- q^{-1} operador atraso
- d número de diferenças realizadas no modelo ARIMA
- $\varphi_1, \ldots, \varphi_n$ variáveis de regressão
- $\theta_1, \ldots, \theta_n$ parâmetros do modelo
- J-função de perdas
- $\varepsilon(k)$ erro de estimação
- E-vetor do erro de estimação
- P(k) matriz de covariância dos parâmetros estimados
- K(k) matriz ganho
- I-matriz identidade
- λ fator de esquecimento
- v(k) estimação da variância dos resíduos $\varepsilon(k)$
- $\alpha(k)$, $\partial_d(k) \in \alpha_d(k)$ fatores para a determinação dos parâmetros $\hat{\theta}(k)$, $K(k) \in P(k)$ no método dos mínimos quadrados com esquecimento direcional

Lógica difusa

- μ_A função de pertença de um conjunto A
- U universo de discurso

h – altura de um conjunto difuso

Redes neuronais

- a_i nível de atividade interna de um neurónio
- w_{ij} peso associado à conexão da entrada j com o neurónio i
- x_{ij} sinal de entrada número j para o neurónio i
- w_{i0} *bias* associado à unidade *i*
- y_i saída do neurónio
- $\varphi(a_i)$ função de transferência ou ativação

Metodologia

- n número total de amostras de previsão
- y_k valor medido da radiação real
- \hat{y}_k valor previsto pelo modelo
- w janela
- at_{wi} atenuação provocada pela atmosfera para uma janela de *i* amostras
- $\overline{\varepsilon}$ média do erro de previsão
- σ_{ε} desvio-padrão do erro de previsão

1. Introdução

O atual paradigma energético baseia-se nos combustíveis fósseis. O petróleo, carvão e gás natural cobrem cerca de 80% das necessidades energéticas mundiais, prevendo-se um aumento na procura de energia de aproximadamente 50% até ao ano de 2030. As alterações climáticas induzidas pela queima desses combustíveis, conjuntamente com a limitação das suas reservas, o aumento da procura de energia, o fraco rendimento global do sistema energético e a elevada dependência energética impulsionam as energias renováveis a constituírem a base de um novo paradigma energético alicerçado na diversidade, flexibilidade e eficiência. A energia solar apresenta, neste contexto, um potencial que importa explorar de modo mais eficiente, havendo necessidade de adotar ferramentas para previsão da energia disponível em diferentes períodos temporais que sejam adequados às aplicações em vista. Vários modelos baseados em redes neuronais, em lógica difusa, em algoritmos evolutivos, entre outras técnicas, foram propostos para prever a radiação solar global e difusa para bases temporais mensais e diárias. Estes modelos de simulação foram, na sua maioria, aplicados a estudos de previsão do desempenho de sistemas solares de aquecimento, de ventilação e à previsão do consumo de energia em edifícios solares passivos. Porém, prevalece a necessidade de se desenvolverem modelos dinâmicos que possam ser usados em estratégias de controlo adaptativas, onde o tempo de amostragem é da ordem do minuto. Este trabalho visa, numa primeira fase, realizar o levantamento dos métodos existentes para a previsão da radiação solar. Seguidamente serão propostas e ensaiadas novas técnicas tendo por objetivo otimizar as previsões sobre horizontes curtos e longos, usando técnicas de identificação clássicas e outros métodos de soft computing. Os modelos de previsão desenvolvidos permitirão otimizar os sistemas de energia renovável que recorrem à energia solar. Em particular, poderão ser usados em estratégias de controlo preditivo de edifícios visando promover a utilização mais eficiente e racional da energia.

1.1. Enquadramento e estado da arte

Atualmente, preocupações ambientais despoletadas pelo consumo exagerado de combustíveis fósseis, conjuntamente com o crescimento demográfico e consequente aumento do consumo de energia têm motivado a pesquisa nas chamadas energias renováveis

(Adaramola, 2012), de entre as quais se pode destacar a energia solar. O conhecimento e a capacidade de prever a variação da radiação solar revela-se de elevada importância em várias áreas. Como exemplos podem referir-se o projeto e operação de sistemas de energia solar na arquitetura e na construção energeticamente eficiente de edifícios, o estudo e a previsão da evapotranspiração e da evaporação na agricultura, a modelação da fotossíntese das plantas, a gestão de sistemas de irrigação de água e de processos hídricos e até na saúde pública, na medida em que o desenvolvimento de agentes patogénicos é fomentado pela radiação solar (Duzen e Aydin, 2012; Pandey e Soupir, 2012; Mellit *et al.*, 2010). Estes autores, entre outros, reconhecem que as ferramentas de simulação e de previsão da radiação solar são fundamentais para promover o melhoramento de desempenho destes processos (Wu e Chan, 2011).

É de referir que a distribuição espacial e temporal da radiação solar numa superfície horizontal não é estática. De facto, esta grandeza física exibe um comportamento dinâmico que é dependente de parâmetros astronómicos, físicos, meteorológicos e geográficos. A título exemplificativo podem referir-se a variação anual da distância entre o Sol e a Terra e da inclinação do eixo da Terra, a transmissividade atmosférica, a nebulosidade, a latitude e longitude do local, entre outros (Duzen e Aydin, 2012; Adaramola, 2012).

Apesar de a informação mais exata da radiação solar para um determinado local ser a obtida por medição experimental da mesma nesse local (Yohanna *et al.*, 2011), através de instrumentos como o piranómetro e o periheliómetro (Katiyar e Pandey, 2010), esta revela custos elevados e está sujeita a riscos instrumentais (Okundamiya e Nzeako, 2011). Estima-se que, mundialmente, apenas uma em cada 500 estações meteorológicas forneça informações relativas à radiação solar incidente (Will *et al.*, 2013), tendência acrescida nos países em desenvolvimento (Rehman e Mohandes, 2008). Este facto induz a necessidade de criação de modelos que efetuem a previsão da radiação solar (Sonmete *et al.*, 2011). É no entanto de realçar que a qualidade das previsões resultantes dos modelos está fortemente dependente da qualidade e quantidade dos dados utilizados na elaboração destes (Okundamiya e Nzeako, 2011).

O primeiro modelo empírico para a determinação da radiação solar numa superfície horizontal foi o modelo de Angstrom (Duzen e Aydin, 2012). Este modelo consiste numa regressão linear simples que estabelece a correlação entre a radiação solar global e a duração relativa da luz do Sol (Okundamiya e Nzeako, 2011), sendo vastamente utilizado para a obtenção da média mensal diária da radiação solar (Yohanna *et al.*, 2011). Este método serviu de base ao desenvolvimento de modelos variantes, como o modelo de Angstrom-Prescott (Li *et al.*, 2011) e o de Angstrom-Page (Okundamiya e Nzeako, 2011). Ao longo dos anos têm vindo a desenvolver-se outros modelos de previsão da radiação solar, incluindo modelos empíricos, analíticos, numéricos, métodos estatísticos, baseados em redes neuronais artificiais, entre outros. De entre os modelos baseados em aproximações estatísticas destacam-se os que utilizam as cadeias de Markov, a distribuição de Boltzmann e os modelos *Auto-Regressive* (AR), *Moving Average* (MA), *Auto-Regressive Moving Average* (ARMA) e *Auto-Regressive Integrated Moving Average* (ARIMA) (Boata e Gravila, 2012; Mellit *et al.*, 2010). Os modelos baseados em redes neuronais artificiais têm também revelado um bom desempenho na previsão da radiação solar global, particularmente em locais em que existe pouca informação de estações meteorológicas (Şenkal, 2010).

No caso de modelos de previsão da radiação solar em superfícies inclinadas a dificuldade aumenta. O método mais simples consiste na aplicação de modelos de transposição, convertendo assim a radiação solar num plano horizontal para um plano inclinado (Padovan e Col, 2010), salientando-se, neste sentido, a importância do conhecimento da radiação solar no plano horizontal para a previsão no plano inclinado (Mehleri *et al.*, 2010).

Por forma a calcular a radiação solar em condições de céu limpo, Bakirci (2008) aplicou o modelo Hottel tendo obtido resultados satisfatórios comparativamente com os dados registados em Erzurum, na Turquia. No seu trabalho aplicou igualmente equações de correlação para a estimação das médias mensais para céu limpo e radiação solar global em superfícies horizontais, comparando-as através de diversos métodos estatísticos (*relative percentage error, correlation coefficient, mean percentage error, mean bias error* e *root mean square error*).

Chineke (2008) pretendia introduzir uma ferramenta para a previsão da radiação solar global em locais em que os dados fossem escassos. Como tal aplicou dois modelos que dessem resposta a essa problemática, um baseado na equação de Hargreaves, que utiliza a radiação solar extraterrestre e a diferença das temperaturas máximas e mínimas e outro na equação de Angstrom, que requer a radiação solar extraterrestre, o número de horas de Sol e a duração máxima do dia. Numa aplicação prática para diferentes zonas da Nigéria, a utilização destas equações revelou-se concordante com estudos anteriormente desenvolvidos.

O trabalho desenvolvido por Rehman e Mohandes (2008) permitiu a previsão da radiação solar global com o recurso a redes neuronais artificiais, com base em dados da temperatura do ar e humidade relativa. Os dados usados para o treino e validação do modelo foram obtidos de estações meteorológicas localizadas na cidade de Abha, Arábia Saudita, no período compreendido entre 1998 e 2002. Como parâmetros de entrada foram utilizadas três combinações, sendo que a primeira admitia o dia do ano e a temperatura máxima do ar registada nesse dia, a segunda o dia do ano e a temperatura média do ar do mesmo e, a terceira, o dia do ano, a temperatura média do ar e a humidade relativa desse dia, tendo-se obtido melhores desempenhos na previsão da radiação solar a partir desta rede, com um erro MAPE (*Mean Absolute Percent Error*) de 4,49%. Para as primeira e segunda combinações, o MAPE foi de 10,3% e 11,8%, respetivamente.

No trabalho de Katiyar e Pandey (2010) foi proposto um modelo de estimação da radiação solar global em superfícies horizontais baseado em correlações do tipo Angstrom de primeira, segunda e terceira ordens. O estudo incidiu em quatro cidades da Índia (Jodhpur, Calcutá, Bombaim e Pune), utilizando-se dados dos anos de 2001 a 2005 da radiação solar global numa superfície horizontal e das horas de Sol. Os resultados estatísticos demonstraram que nenhuma das ordens das correlações prevalecia em detrimento das restantes, ou seja, não se observou melhoramento das previsões pela aplicação de correlações de segunda e terceira ordens face à primeira, exigindo esta, inclusive, menos esforço computacional. Assim, foi desenvolvido um novo modelo de correlação do tipo Angstrom de primeira ordem aplicável a todas as cidades da Índia, sendo posteriormente validado com dados experimentais e da literatura.

Mellit *et al.* (2010) desenvolveram, a partir de dados meteorológicos de Jeddah, Arábia Saudita, nomeadamente temperatura do ar, humidade relativa e irradiância global, direta e difusa num plano horizontal, um modelo adaptativo (modelo α) para prever, horariamente, a irradiância solar global, direta e difusa. O modelo com o melhor desempenho foi obtido pela conjugação das variáveis de número de horas de Sol, temperatura do ar e humidade relativa. A principal vantagem destacada da aplicação do modelo α foi a sua formulação simples e flexível. Foi ainda efetuada uma comparação entre o modelo adaptativo desenvolvido e um modelo baseado em redes neuronais artificiais, concluindo-se a prevalência do último.

Mehleri *et al.* (2010) recolheram da literatura para o seu estudo um conjunto de modelos propostos para a previsão da irradiação solar em superfícies inclinadas que melhor se

adaptavam à região de Atenas, Grécia, englobando, nesse conjunto, modelos isotrópicos e anisotrópicos baseados no tratamento da irradiância difusa. Através da comparação por diagramas e métodos estatísticos, os modelos isotrópicos de Tian e Badescu revelaram a maior afinidade com os dados, enquanto que, o pior desempenho foi apresentado pelo modelo anisotrópico de Ma e Iqbal e pelo pseudo-isotrópico de Jimenez e Castro. No seguimento da sua investigação, propuseram ainda um modelo de previsão da irradiância solar global em superfícies inclinadas com base em redes neuronais que admitia como entradas a irradiância solar global numa superfície horizontal, a radiação extraterrestre, o ângulo solar zenital e o ângulo de incidência solar num plano inclinado. Este modelo revelou melhor desempenho, a vários níveis, relativamente aos restantes modelos analisados.

Padovan e Col (2010) utilizaram, para a modelação da radiação solar, dados de irradiância solar global e difusa numa superfície horizontal e da irradiância global num plano inclinado, na região de Padova, Itália. Para a radiação solar difusa horária foram aplicadas correlações da fração difusa, concluindo-se que a exatidão da previsão dependia das condições atmosféricas. No que refere à previsão da irradiância em superfícies inclinadas recorreram a um modelo isotrópico e três modelos de transposição anisotrópica, concluindo que qualquer modelo anisotrópico revela melhor desempenho.

Salazar *et al.* (2010) propuseram um modelo para determinar a irradiância solar horizontal em locais de elevada altitude, sob condições de céu limpo, que utiliza como variáveis a altitude acima do nível médio da água do mar, as coordenadas geográficas do local e o dia do ano. A partir destas variáveis o modelo gera um índice de transparência que, conjuntamente com a massa de ar ótica relativa e a irradiância extraterrestre, origina um índice de transparência instantâneo que é, posteriormente, corrigido pela introdução da pressão atmosférica. Comparativamente com os dados registados de três locais da província de Salta, Argentina, os resultados foram satisfatórios revelando erros inferiores a 5%.

Para a previsão da radiação solar na Turquia, Şenkal (2010) recorreu a redes neuronais artificiais utilizando dados geográficos e estimados de satélites. Nestas redes foram especificadas como variáveis de entrada a latitude, longitude, altitude, emissividade da superfície para ε_4 e para ε_5 e a temperatura da superfície terrestre. A rede do tipo *Generalized Regression Neural Network* (GRNN) foi posteriormente treinada com dados de 19 estações meteorológicas, 10 das quais usadas para o treino e as restantes para validação. Os resultados obtidos revelaram-se dentro dos limites adequados para RMSE (*Root Mean Square Error*) e R² (*Coefficient of Determination*) comprovando a eficiência desta ferramenta para a região da Turquia.

Coskun *et al.* (2011) estudaram o perfil da distribuição da radiação solar global, com base no conceito de *probability density frequency* utilizado já em outras áreas de engenharia para a avaliação de sistemas de energia solar, nomeadamente, em painéis fotovoltaicos e sistemas de coletores solares térmicos, com dados de 15 anos de irradiação solar global na Turquia. Os resultados obtidos revelaram elevada interferência da intensidade da irradiância solar global no desempenho dos coletores devido à influência nas eficiências energética e exergética dos mesmos.

No trabalho desenvolvido por Li *et al.* (2011) foram testados oito modelos de previsão da radiação solar global numa superfície horizontal, baseados no número de horas de Sol, para a região do Tibete, China, com dados meteorológicos de 15 anos (1994-2008). De acordo com os resultados obtidos, o modelo linear de Angstrom-Prescott tem um nível de exatidão suficiente, não necessitando de modificações com expressões complexas. Li *et al.* (2011) propuseram ainda modelos para a previsão da radiação solar global para médias mensais diárias e médias diárias, nomeadamente dois modelos gerais de Angstrom-Prescott.

Okundamiya e Nzeako (2011) propuseram um modelo linear de previsão da média mensal diária da radiação solar global, para diferentes zonas da Nigéria, baseado na temperatura e na teoria da regressão linear. Para avaliação dos resultados obtidos pelo modelo, recorreram aos indicadores estatísticos MBE (*Mean Biased Error*), RMSE e TS (*T-Statistic*) tendo-se obtido resultados que consideraram muito satisfatórios.

Rahoma *et al.* (2011) desenvolveram modelos de previsão de séries temporais da radiação solar baseados em inteligência artificial. Para tal, selecionaram, de entre um conjunto de redes neuronais já treinadas, as que apresentavam melhor desempenho para comparação com um sistema *neuro-fuzzy*, nomeadamente o ANFIS, treinando-o posteriormente com os mesmos dados. Ambos os sistemas foram comparados com vários métodos estatísticos sendo que o modelo *fuzzy* revelou melhores resultados. É de salientar que o modelo *fuzzy* foi treinado com dados diários da radiação solar, relativos a um período de 10 anos, para a região de Helwan, Egipto.

O trabalho de Safaripour e Mehrabian (2011) pretendia dar resposta à previsão da radiação solar na superfície da Terra, em locais em que apenas outros dados meteorológicos

estivessem disponíveis, baseando-se, para tal, em modelos analíticos simples da literatura e relações de regressão linear. Pela utilização de dados mensais de irradiação global e difusa para Kerman, no Irão, e sua comparação com um modelo linear que utilizava 7 parâmetros relevantes, concluíram que este era o que melhor se ajustava aos dados da radiação solar global e difusa.

Sonmete *et al.* (2011) efetuaram a comparação de 147 modelos da radiação solar propostos na literatura para a previsão da radiação solar mensal para a região de Ankara na Turquia, elegendo como modelos com melhores desempenhos para a previsão numa superfície horizontal os modelos propostos por Ball *et al.* (2004) e Che *et al.* (2006).

Wu e Chan (2011) desenvolveram um modelo híbrido para a determinação de séries horárias da radiação solar, conjugando, para tal, um modelo ARMA com um modelo TDNN (*Time Delay Neural Network*). Estes modelos foram utilizados, respetivamente, para prever a componente linear das séries e para fazer a previsão da componente não linear da radiação solar. Os resultados obtidos permitiram constatar um melhoramento de desempenho desta utilização conjunta face ao uso em separado, o que se revela uma consequência direta do facto de as séries de radiação solar possuírem componentes lineares e não lineares. É de salientar que numa fase inicial os dados foram submetidos a um pré-processamento por forma a ser retirada a tendência não-estacionária presente nas séries de radiação solar. Posteriormente foi aplicado o método Augmented Dickey-Fuller para testar a estabilidade dos resíduos e assim a eficácia do pré-processamento.

Os trabalhos de Yohanna *et al.* (2011) deram origem a um modelo empírico para a determinação da radiação solar global numa superfície horizontal para a região de Makurdi, Nigéria, baseando-se em dados de 18 meses da radiação solar, número de horas de Sol e nebulosidade. O modelo desenvolvido a partir da equação de Angstrom-Page, assumiu a forma $H=H_0[0,17+0,68(n/N)]$, com um coeficiente de correlação de 0,78, o qual se revelou eficaz na previsão da radiação solar (MBE=0,17% e RMSE=1,22%), não se constatando diferenças significativas entre o modelo e os dados reais, com o recurso a F-LSD (*Fisher's Least Significant Difference*) com p≤0,05.

O trabalho desenvolvido por Adaramola (2012) para a região de Akure, na Nigéria, cujo estado do tempo pode sofrer fortes variações, principalmente nos meses de Julho a Setembro, consistia na criação de correlações empíricas simples para a previsão da média mensal diária

da radiação solar global, a partir de dados meteorológicos facilmente acessíveis. Comparativamente com a correlação de Angstrom-Page, os resultados revelaram-se inferiores destacando-se, contudo, as previsões baseadas apenas na temperatura ou precipitação como tendo um nível de exatidão aceitável.

Boata e Gravila (2012) propuseram um modelo de previsão da irradiação solar global diária ao nível do solo, usando lógica difusa, o qual foi testado com dados de dez estações meteorológicas europeias. O ponto-chave para a previsão foi a determinação do índice de transparência. Segundo os autores, os resultados mostraram-se adequados para situações práticas de previsão diária.

Dervishi e Mahdavi (2012) desenvolveram um estudo comparativo de oito modelos de previsão da fração difusa da irradiância solar global, com dados da região de Viena, Áustria, com o intuito final de avaliar o consumo energético de edifícios e ganhos em edifícios com sistemas de energia solar. Dos oito modelos escolhidos, foram selecionados três para uma análise mais pormenorizada e respetiva calibração, para o local em questão, dos coeficientes presentes nas formulações matemáticas dos modelos. De acordo com os resultados publicados, obteve-se uma previsão relativamente satisfatória da fração difusa da irradiância solar global, devendo salientar-se que o processo de calibração melhorou ligeiramente o desempenho dos modelos.

O estudo efetuado por Duzen e Aydin (2012) visava a determinação da média mensal diária da radiação solar numa superfície horizontal, na Turquia, nomeadamente na região de Lake Van, com base no número de horas de Sol. Para tal, a partir de derivações quadráticas, cúbicas, logarítmicas e exponenciais do modelo de regressão linear de Angström-Prescott e, com base em dados de sete estações meteorológicas situadas a elevadas altitudes, foram desenvolvidos diversos modelos. Constatou-se que os resultados se mostravam dentro dos limites aceitáveis dos testes estatísticos aplicados, nomeadamente R², MPE (*Mean Percent Error*), MAPE, MBE, MABE (*Mean Absolute Biased Error*), RMSE e TS. Porém não se destacou um único modelo com melhor desempenho global, mas sim modelos mais adequados a cada uma das séries de dados recolhidas de cada estação meteorológica em análise. Como desenvolvimento deste trabalho foi ainda avaliado o potencial de energia solar médio anual esperado para a região em estudo.

O trabalho desenvolvido por Li *et al.* (2012) pretendia efetuar a comparação entre modelos de previsão da radiação solar difusa que utilizam a radiação solar global e os que não a utilizam por se encontrarem em regiões em que a mesma não se encontra disponível. Com base em dados de oito estações meteorológicas da China, efetuaram a previsão da média mensal diária da radiação solar difusa, destacando-se os modelos que não utilizam a radiação solar global, mas sim outras variáveis meteorológicas, como os que revelaram melhor desempenho.

Pandey e Soupir (2012) criaram o modelo GSRHS (*Global Solar Radiation on Horizontal Surfaces*) baseado numa função de transmissão empírica. Neste, o objetivo consistiu em efetuar a previsão média horária da radiação solar global numa superfície horizontal, através da introdução de dados de hora do dia, dia do ano, parâmetros otimizados (neste caso para Albuquerque, Novo México), constante solar, latitude e longitude do local pretendido. Os resultados obtidos da aplicação do modelo revelaram potencial tendo sido os desempenhos avaliados com recurso aos critérios R, R², MABE e RMSE, obtendo-se valores de 0,96 a 0,99 e 0,92 a 0,98, respetivamente para R e R², e percentagens de erro inferiores a 20%. É de realçar que devido aos parâmetros de entrada utilizados pelo modelo este pode ser utilizado para outras regiões.

Para a previsão da radiação solar numa superfície inclinada, Demain *et al.* (2013) estudaram 14 modelos que consistiam na conversão de dez minutos da radiação solar difusa numa superfície horizontal para uma superfície inclinada utilizando, para tal, dados para a Bélgica da radiação solar sob diferentes condições atmosféricas. Os resultados obtidos por cada modelo foram comparados com os dados reais sob diferentes condições atmosféricas. Devido à divergência apresentada pelos resultados face à escolha de um único modelo que melhor traduzisse a situação pretendida foi proposto um novo modelo acoplador de três modelos para diferentes condições atmosféricas.

Will *et al.* (2013) desenvolveram um estudo que permite a determinação das variáveis a selecionar para a previsão da radiação solar, a partir de duas aplicações de *Niching Genetic Algorithms*. Estas aplicações foram testadas com dados de 14 estações meteorológicas do norte da Argentina para a previsão da radiação solar global diária, tendo-se obtido resultados satisfatórios com R de 0,926 e 0,928 e RMSE de 2,36 MJ/m² e 2,34 MJ/m², consoante a média de variáveis utilizadas fosse de 64 (70 indivíduos/ 85 combinações de gerações) ou de 54 (200 indivíduos/ 150 combinações de gerações), respetivamente.

1.2. Objetivos da dissertação

No seguimento da revisão do estado da arte relativamente às técnicas de previsão da radiação solar sobre um plano horizontal e num dado local, para horizontes de tempo curtos (minutos a horas) e horizontes de tempo longos (dias), propõe-se nesta dissertação desenvolver e implementar modelos de previsão desta série temporal. Far-se-á inicialmente a descrição de um modelo de previsão da radiação solar que chega acima da atmosfera, radiação extraterrestre, mediante o emprego das equações da geometria solar. Seguidamente, propõe-se desenvolver e implementar novas metodologias para aplicação em sistemas de energia. A implementação e validação dos modelos de previsão serão realizadas usando dados da radiação solar registados, ao longo do ano de 1998, no campus da UTAD, em Vila Real. Os modelos serão avaliados quanto aos seus desempenhos usando funções do erro de estimação e pela adequabilidade em descreverem o comportamento dinâmico das séries temporais. Espera-se que os modelos de previsão propostos possam ser usados na otimização de sistemas de energia renovável, como por exemplo em estratégias de controlo adaptativo de edifícios visando promover a utilização mais eficiente e racional da energia solar.

1.3. Estrutura da dissertação

Esta dissertação encontra-se estruturada em 8 capítulos. Para além deste capítulo introdutório, desenvolve-se, no segundo capítulo, a temática da radiação solar, apresentando-se as equações da geometria solar a serem utilizadas num dos modelos propostos neste trabalho. No terceiro capítulo são mencionados alguns dos instrumentos de medida das várias componentes da radiação solar. No quarto capítulo é elaborada uma descrição dos métodos de modelação e identificação de sistemas. Designadamente tratam-se dos temas de identificação de sistemas, apresentando-se o método dos mínimos quadrados não recursivo e recursivo para estimação de parâmetros e de modelos baseados em lógica difusa e em redes neuronais artificiais. O quinto capítulo versa a metodologia aplicada no desenvolvimento dos modelos propostos nesta dissertação, especificando-se as características de cada um dos mesmos. No sexto capítulo são apresentados os resultados obtidos pela implementação dos modelos desenvolvidos, fazendo-se, no sétimo capítulo, uma análise crítica destes. Por fim, no oitavo capítulo são expostas as principais conclusões do trabalho, apresentando-se propostas para desenvolvimentos futuros.
2. Radiação solar

Maioritariamente a superfície do Sol contém na sua composição hidrogénio e hélio que, em percentagem de massa, representam 74% e 24% e, em percentagem de volume, 92% e 7%, respetivamente (Pereira, 2010). Deste modo, a energia radiada pelo Sol é resultante do processo de fusão nuclear ocorrido no seu interior, pela conversão do hidrogénio em hélio, a uma taxa de 4×10^6 toneladas por segundo (Sen, 2008). A energia gerada deve-se à diferença de massa entre o núcleo de hélio formado e os quatro protões que o originaram. O calor produzido pelas reações de fusão transita por convecção, condução e radiação para as camadas mais superficiais que, por sua vez, é transmitido para o espaço circundante por radiação (Lorenzini et al., 2010). Uma vez que essa emissão de energia é efetuada sob a forma de ondas eletromagnéticas, não necessita de um meio de propagação, transmitindo-se no vácuo (Pereira, 2010) e atingindo a Terra após 8 minutos e 20 segundos. O diâmetro do Sol é de, aproximadamente, $1,39 \times 10^9$ metros (Kalogirou, 2009) e a sua massa cerca de 2×10^{30} kg. Estima-se que a região central, desde 0 a 23% do seu raio, representativa de 40% da sua massa, seja responsável pela produção de 90% da energia solar (Lorenzini et al., 2010). A temperatura exterior do Sol é estimada em, aproximadamente, 5777 K, pelo que, de acordo com a lei de Wien, se traduz em radiação de muito baixo comprimento de onda (Borges, 2009). Porém, no seu interior, a temperatura pode atingir cerca de 15 000 000 K (Quaschning, 2005). Importa realçar que o comportamento do Sol é considerado aproximado a um corpo negro, de modo que a sua temperatura provém da aplicação da lei de Stefan-Boltzmann (Lorenzini *et al.*, 2010). O Sol emite um total de radiação de 3.8×10^{20} MW (Kalogirou, 2009) e o fluxo radiativo na sua superfície, ou seja, a sua taxa de transferência de energia por radiação, é de 63,11 MW/m² (Quaschning, 2005). Todos os anos chega à superfície terrestre, por radiação solar, uma potência de $1,73 \times 10^{14}$ kW o que equivale a uma energia anual de $1,5 \times 10^8$ kWh (Sen, 2008). A energia solar recebida pela Terra em 84 minutos é suficiente para cobrir as necessidades energéticas mundiais anuais (Kalogirou, 2009).

A Figura 2.1 representa o espectro de radiação solar no topo e na base da atmosfera. A radiação solar que chega ao topo da atmosfera, ou seja, a radiação extraterrestre, é composta por radiação desde a ultravioleta à infravermelha (Cao e Cao, 2006), num total de, aproximadamente, 8-9% ultravioleta, 46-47% luz visível e 45% radiação infravermelha. Cerca de 95% da energia solar que atinge a Terra encontra-se em comprimentos de onda entre 0,3 e

2,4 μ m (Lorenzini *et al.*, 2010), com um pico, na zona da luz visível a, aproximadamente, 0,5 μ m (Şen, 2008). Pode observar-se que, devido aos processos de absorção, reflexão e dispersão provocados pela passagem na atmosfera, apenas parte da radiação solar incidente atinge a superfície terrestre, nomeadamente, dos 100% de radiação incidente no topo da atmosfera, apenas cerca de 47% chegam à superfície terrestre, sendo que 34% são refletidos e 19% absorvidos na atmosfera (Costa, 2009). Da radiação solar incidente na Terra cerca de um terço é refletida e a restante é absorvida ou devolvida para o espaço sob a forma de radiação infravermelha (Şen, 2008).



Figura 2.1. Espectro da radiação solar no topo da atmosfera e após a sua passagem, em W/m²/nm (adaptado de Mekhilef *et al.*, 2012).

É de realçar a influência de vários fatores no fluxo de radiação solar, tais como a massa de ar e as nuvens, entre outros, sendo que essa influência se reflete de forma diferente de acordo com o comprimento de onda da radiação (Cao e Cao, 2006). Nomeadamente, a atmosfera revela-se altamente transparente à radiação visível e às ondas de rádio, mas absorve outros tipos de radiação (Şen, 2008). Retratando de forma mais pormenorizada a absorção da radiação pela atmosfera, denota-se que a ionosfera absorve a radiação de muito curto comprimento de onda, como raios X e gama. Por sua vez, a camada de ozono, situada a uma altitude de cerca de 15 a 40 km desde a superfície terrestre, absorve radiação com menor comprimento de onda, principalmente radiação ultravioleta e a radiação infravermelha é absorvida na baixa atmosfera, pelo vapor de água e dióxido de carbono (Kalogirou, 2009).

Embora pouco significativo, um dos motivos pelos quais a quantidade de radiação que chega à Terra é variável centra-se no facto da órbita da Terra em torno do Sol não ser circular (Borges, 2009), nomeadamente verifica-se uma flutuação de, aproximadamente, \pm 3,3% (Lorenzini *et al.*, 2010). A excentricidade da órbita da Terra, ε , em torno do Sol, pode ser calculada, de forma aproximada, pela equação (2.1), em função do número de dias desde o início do ano, *N* (Luque e Hegedus, 2011), verificando-se um valor máximo de 0,01673 (Kalogirou, 2009). O ano tem a duração exata de 365 dias, 5 horas, 48 minutos e 45,9 segundos (Luque e Hegedus, 2011).

$$\varepsilon = 1 + 0.033 \cos\left(\frac{360N}{365}\right)$$
 (2.1)

A distância entre a Terra e o Sol, *d*, pode variar entre $1,47 \times 10^8$ km e $1,52 \times 10^8$ km (Silva, 2012). Em média esta distância é de $1,496 \times 10^8$ km, medida esta vulgarmente designada por uma unidade astronómica (1 AU). Matematicamente, esta distância pode ser expressa pela equação (2.2),

$$d = d_0 \left[1 + 0.017 \sin\left(\frac{360 (N - 93)}{365}\right) \right]$$
(2.2)

em que d_0 é a distância média entre a Terra e o Sol e *N* o número de dias relativamente ao início do ano (Luque e Hegedus, 2011). Através de considerações geométricas, conclui-se que a intensidade da radiação, ou seja, a irradiância solar (Castro, 2011), que atinge a atmosfera terrestre é, em média, 1367 W/m² (Borges, 2009), estabelecendo-se este valor como a constante solar, G_{SC} , podendo, no entanto, variar entre 1325 W/m² e 1420 W/m² (Quaschning, 2005). Define-se, ainda, irradiação solar como a quantidade de energia solar incidente por unidade de área, expressando-se em kWh/m² (Castro, 2011), ou em J/m² (Kalogirou, 2009). Matematicamente esta grandeza representa o integral da irradiância, uma vez que a energia é a integração, no tempo, da potência (Messenger e Ventre, 2004). Adota-se o termo insolação como particularmente representativo da radiação solar para uma superfície com qualquer orientação (Şen, 2008). Deve tomar-se em atenção que, nesta dissertação, o termo radiação solar é utilizado genericamente como representativo da energia proveniente do Sol.

A Figura 2.2 representa a órbita da Terra em torno do Sol, com a respetiva representação da distância entre os mesmos e das estações do ano. É de salientar que, acima do Círculo Polar Ártico e abaixo do Círculo Polar Antártico, no solstício de Inverno, todos os

pontos se encontram em noite e dia permanentes, respetivamente, observando-se o contrário no solstício de Verão. Já nos equinócios de Primavera e Outono, os polos Norte e Sul têm a duração da noite igual à do dia, de 12 horas, por se encontrarem equidistantes ao Sol (Kalogirou, 2009). A Figura 2.3 representa a variação do valor da irradiância extraterrestre, nos vários meses do ano. Além da variação ao longo do ano, também ao longo do dia são registadas flutuações, devido ao movimento de rotação da Terra sobre o seu próprio eixo (Borges, 2009).



Figura 2.2. Órbita da Terra em torno do Sol (adaptado de Kalogirou, 2009).



Figura 2.3. Irradiância solar no topo da atmosfera durante o ano, em W/m² (adaptado de Şen, 2008).

O tempo solar não é correspondente com o tempo local apresentado por um relógio comum. Como tal, é necessário aplicar uma conversão ao tempo local, *LST*, para o tempo solar aparente, *AST*, o que é efetuado pela equação do tempo e correção da longitude. É de salientar que o tempo solar aparente é baseado no aparente movimento angular efetuado pelo Sol no céu para um espectador estacionário (Kalogirou, 2009), o qual se encontra posteriormente discutido.

A equação do tempo, *ET*, provém da existência de divergência entre o tempo solar aparente e o tempo local. Embora um dia tenha a duração média de 24 horas, devido à já referida excentricidade da órbita da Terra e à inclinação do eixo terrestre, esta duração é variável, nomeadamente, a Terra encontra-se mais perto do Sol a 3 de Janeiro (periélio) e mais longe a 4 de Julho (afélio), o que se reflete numa velocidade de órbita superior nos meses de Outubro a Março e inferior nos restantes meses do ano, ou seja, de Abril a Setembro (Kalogirou, 2009).

Assim sendo, a equação do tempo, ET, é expressa, em minutos, pela equação (2.3), em que o fator B é dependente do dia do ano, N, e é determinado pela equação (2.4).

$$ET = 9,87\sin(2B) - 7,53\cos(B) - 1,5\sin(B)$$
(2.3)

$$B = (N - 81)\frac{360}{364} \tag{2.4}$$

O horário local é calculado com base na longitude desse local (Kalogirou, 2009). Deve ter-se em conta que a longitude é a distância angular entre determinado local e o meridiano de Greenwich, assumindo valores entre 180° negativos ou positivos, se se encontrar a Oeste ou Este do meridiano, respetivamente (Alam *et al.*, 2005). O tempo solar aparente, *AST*, pode ser calculado através da equação (2.5),

$$AST = LST + ET \pm 4(SL - LL) - DS$$

$$(2.5)$$

na qual *LST* representa o tempo local, *ET*, a equação do tempo, *SL*, a longitude padrão, *LL*, a longitude local, e *DS* a diferença horária. A parcela $\pm 4(SL-LL)$ é baseada no facto de que o Sol demora 4 minutos a percorrer 1º de longitude, sendo o sinal positivo empregue no caso de o local se situar a Este do meridiano de Greenwich e, o sinal negativo, se estiver a Oeste. O termo *DS* está relacionado com as mudanças horárias por vezes efetuadas, normalmente no fim de Março e Outubro sendo, todavia, comummente, ignorado (Kalogirou, 2009).

Para melhor compreensão da posição do Sol, face a um observador estacionário, estabelecem-se as coordenadas solares (ver Figura 2.4), nomeadamente o azimute, ψ , definido como o ângulo entre o plano vertical que passa pelo Sol e o Sul geográfico (Borges, 2009) e a altura solar, α , por vezes designada altitude ou elevação solar (Quaschning, 2005), referente ao ângulo formado entre a direção dos raios solares e o plano horizontal. Quando a altura solar é máxima, ou seja, quando o Sol se encontra na posição vertical, diz-se que atingiu o zénite (Borges, 2009). No hemisfério Norte, o azimute considera-se 0° para Sul e -90° e 90°, para Este e Oeste, respetivamente (Szokolay, 2007). Ao ângulo existente entre o zénite e a direção dos raios solares denomina-se ângulo zenital, θ (Lorenzini *et al.*, 2010), relacionado com a altura solar através da expressão (2.6) (Şen, 2008).

$$\theta = 90^{\circ} - \alpha \tag{2.6}$$

Embora em superfícies inclinadas seja necessário definir o ângulo de incidência solar, β , equivalente ao ângulo entre a direção dos raios solares e a normal à superfície, numa superfície horizontal este é equivalente ao ângulo zenital, θ (Quaschning, 2005; Kalogirou, 2009).

A declinação solar, δ , corresponde ao ângulo formado entre o plano que passa pelo equador e a direção dos raios solares e é calculada pela equação (2.7) (Baptista e Santos, 2010). Na maioria das situações é comum considerar a declinação solar aproximadamente constante para um determinado dia, visto a sua variação ser inferior a 0,5° (Luque e Hegedus, 2011).

$$\delta = 23,45 \sin\left[\frac{360 \ (N+284)}{365}\right] \tag{2.7}$$

O valor da declinação solar ao longo do ano varia entre -23,45° e 23,45°, em que o sinal negativo significa que a posição do Sol é a Sul do equador e o sinal positivo a Norte (Pereira, 2010). Mais concretamente, nos equinócios de Primavera e de Outono, a declinação assume o valor zero e a duração do dia é igual à da noite, pois a linha entre a Terra e o Sol é coincidente com o equador. Por sua vez, no solstício de Verão, o Sol encontra-se sobre o trópico de Cancer, e a declinação assume 23,45°, enquanto que, no solstício de Inverno, passa a -23,45° por se encontrar sobre o trópico de Capricórnio (Luque e Hegedus, 2011). Foram propostas outras expressões para determinar a declinação, nomeadamente a expressa na equação (2.8),

em que Γ representa o ângulo do dia e é expresso, pela equação (2.9), ambos em radianos (Kalogirou, 2009).

$$\delta = 0,006918 - 0,399912 \cos(\Gamma) + 0,070257 \sin(\Gamma)$$

-0,006758 cos(2\Gamma) +0,000907 sin(2\Gamma)
-0,002697 cos(3\Gamma) +0,00148 sin(3\Gamma)
(2.8)

$$\Gamma = \frac{2\pi(N-1)}{365}$$
(2.9)

Considerando ainda o ângulo horário, ω , como o ângulo entre os raios solares e o meridiano local e a latitude, ϕ , é possível determinar as expressões da altura solar e do azimute (Pereira, 2010; Silva, 2012). Define-se latitude, ϕ , como o ângulo desde o equador até um determinado local variando, em valor absoluto, entre 0° e 90°, sendo negativo a Sul do equador e positivo a Norte (Alam *et al.*, 2005). O ângulo horário é zero ao meio-dia local de cada dia e assume valores negativos de manhã e positivos de tarde (Luque e Hegedus, 2011). Cada hora representa uma variação de 15°, com uma rotação completa equivalente às 24 horas do dia (Messenger e Ventre, 2004), e pode ser expresso, em graus, a partir da equação (2.10), utilizando-se o sinal positivo ou negativo consoante se trate do período da tarde ou da manhã (Kalogirou, 2009). Determina-se ainda o ângulo horário ao amanhecer, ω_{sr} , pela equação (2.11), que, de acordo com o referido é sempre negativo, e o ângulo horário ao anoitecer, a altura solar é zero. A relação do ângulo horário com o tempo solar aparente, *AST*, é expressa pela equação (2.13), sendo 0° para *AST* igual a 12, conforme referido. Assim sendo, o tempo local vem dado pela equação (2.14) (Kalogirou, 2009).

$$\omega = \pm 0.25$$
 (número de minutos do meio-dia solar local) (2.10)

$$\omega_{sr} = -\cos^{-1}\left(-\tan\left(\delta\right)\tan(\phi)\right) \tag{2.11}$$

$$\omega_{ss} = -\omega_{sr} = \cos^{-1}(-\tan(\delta)\tan(\phi))$$
(2.12)

$$\omega = 15(AST - 12) \tag{2.13}$$

$$LST = 12 - ET \pm 4(SL - LL)$$
(2.14)

As horas de amanhecer, H_{sr} , e de anoitecer, H_{ss} , relativamente ao meio-dia solar local são dadas pela equação (2.15).

$$H_{ss} = -H_{sr} = \frac{1}{15} \cos^{-1}(-\tan(\delta)\tan(\phi))$$
(2.15)

Como o meio-dia solar corresponde à média das horas de amanhecer e anoitecer, dadas pela equação (2.15), vem que a duração do dia é expressa segundo a equação (2.16).

$$Duração do dia = \frac{2}{15} \cos^{-1}(-\tan(\delta)\tan(\phi))$$
(2.16)

Por fim, a altura solar, α , traduz-se pela equação (2.17),

$$\sin(\alpha) = \cos(\theta) = \sin(\phi)\sin(\delta) + \cos(\phi)\cos(\delta)\cos(\omega)$$
(2.17)

e o azimute solar, ψ , pela equação (2.18).

$$\sin(\psi) = \frac{\cos(\delta)\sin(\omega)}{\cos(\alpha)}$$
(2.18)

Ao meio-dia solar, como o Sol se encontra exatamente sobre o meridiano de Greenwich, o azimute é 0° (Kalogirou, 2009). Na Figura 2.4 representam-se as coordenadas solares usadas nas equações anteriores.



Figura 2.4. Coordenadas solares (adaptado de Kalogirou, 2009).

As cartas solares permitem a visualização do percurso do Sol durante um dia, ou seja, representam a variação da altura e do azimute solares ao longo do dia para uma determinada latitude (Quaschning, 2005). Na Figura 2.5 é representada uma carta solar para a latitude de 40°N.



Figura 2.5. Carta solar para a latitude 40°N (adaptado de Kalogirou, 2009).

A radiação solar é constituída por várias componentes, nomeadamente, a radiação direta e a difusa. A radiação solar direta é aquela que não sofre mudanças de direção, ou seja, não tem interferências de poeiras, gases, nuvens ou de qualquer outro material (Şen, 2008), enquanto que a radiação solar difusa representa a radiação sujeita a difusão e reflexão, incluindo a efetuada pela superfície da Terra (Baptista e Santos, 2010), sendo, portanto, intersetada por diversos materiais como por exemplo vapor de água, dióxido de carbono, poeiras, aerossóis, nuvens, entre outros (Şen, 2008). A soma destas componentes é conhecida como radiação solar global (Baptista e Santos, 2010). Em dias de céu limpo a componente difusa representa aproximadamente 20% da componente global, podendo alcançar quase 100% em dias com muita nebulosidade (Lopes, 2010). A radiação solar difusa pode, assim, assumir comportamento isotrópico ou anisotrópico, consoante se considere um dia de céu limpo ou nebulado, respetivamente (Şen, 2008). No entanto, o seu comportamento é considerado essencialmente anisotrópico pois a sua direção é diretamente dependente da posição, forma e composição das componentes responsáveis pela sua dispersão (Luque e Hegedus, 2011).

A Figura 2.6 representa a decomposição da radiação solar nas várias componentes. Em alguma literatura, e principalmente quando se está a analisar a radiação solar numa superfície

19

inclinada, a radiação refletida pelo solo terrestre constitui outra componente da radiação solar, denominada albedo (Lorenzini *et al.*, 2010).



Figura 2.6. Componentes da radiação solar (adaptado de Luque e Hegedus, 2011).

Conforme supracitado, a radiação solar na superfície terrestre varia ao longo do dia, o que está diretamente relacionado com o movimento de rotação da Terra e consequentemente com o ângulo de incidência e a camada da atmosfera que necessita de atravessar. Na posição vertical do Sol, maior quantidade de radiação atinge a superfície terrestre pois a espessura de atmosfera atravessada é menor, pelo que a atenuação provocada é também menor. Para um ângulo de incidência baixo, a espessura da atmosfera atravessada pela radiação é maior, remetendo a uma menor quantidade de radiação recebida no solo. Neste contexto, surge o fator Massa de Ar, *MA*, traduzido pela razão entre o caminho ótico que os raios solares percorrem na atmosfera e o caminho vertical na direção do zénite ao nível da água do mar. Para uma atmosfera ideal homogénea o fator massa de ar pode ser aproximado pela equação (2.19) (Baptista e Santos, 2010; Salazar *et al.*, 2010).

$$MA = \frac{1}{\sin(\alpha)} = \frac{1}{\cos(\theta)}$$
(2.19)

Uma vez que esta expressão utiliza o cosseno do ângulo zenital, que por sua vez depende da declinação, latitude e ângulo horário, conforme apresentado na equação (2.17), o cálculo da massa de ar, para determinado local, implica o conhecimento do dia do ano e

respetiva hora e coordenadas geográficas desse local (Salazar *et al.*, 2010). A fórmula exata da massa de ar é dada pela equação (2.20) (Lorenzini *et al.*, 2010).

$$MA = [1229 + (614\sin(\alpha))^2]^{0.5} - 614\sin(\alpha)$$
(2.20)

A Figura 2.7 exibe a variação da espessura da massa de ar ao longo do dia, verificandose menor espessura quanto maior a altura solar, atingindo a unidade no zénite, quando $\alpha = 90^{\circ}$. É de salientar que acima da atmosfera este fator toma o valor nulo. Só após a passagem pela atmosfera a radiação sofre reduções devido a fatores como reflexão, absorção por diversas moléculas, de entre as quais se pode citar o O₃, H₂O, O₂ e CO₂, dispersão de Rayleigh e dispersão de Mie (Baptista e Santos, 2010). Quanto maior for a altitude de um determinado local, menor será a camada da atmosfera a interagir com a radiação solar, pelo que, o efeito da absorção e dispersão será menor (Salazar *et al.*, 2010). O valor de 1,5 para o fator de massa de ar é o que melhor representa as condições médias terrestres (Şen, 2008).



Figura 2.7. Variação da espessura da massa de ar ao longo do dia (adaptado de Kalogirou, 2009).

De acordo com o referido, em condições de céu limpo são os efeitos da absorção e da dispersão que provocam a atenuação da radiação solar aquando da sua passagem pela atmosfera terrestre e, embora que, teoricamente, a curva da irradiância solar em função do tempo, num dia sem nebulosidade, seja traduzida por uma parábola, na realidade é apenas aproximada, tal como representado na Figura 2.8 (a). Pela observação da discrepância entre as curvas de irradiância medida e teórica, exibidas na Figura 2.8 (b), conclui-se que esta representa um dia com nebulosidade (Salazar *et al.*, 2010). Salienta-se que a radiação representada na Figura 2.8 (a) foi medida em El Rincon Salar (ERS), a 3730 metros de

altitude e, na Figura 2.8 (b), em Salta (SLA), a 1190 metros de altitude, ambas situadas na Argentina.



Figura 2.8. Curvas da irradiância global numa superfície horizontal em função do tempo, em W/m^2 , teórica, a vermelho e medida, a preto: (a) num dia sem nebulosidade, (b) num dia com nebulosidade (adaptado de Salazar *et al.*, 2010).

Do que foi dito, conclui-se que a radiação solar assume comportamentos determinísticos e de aleatoriedade e imprevisibilidade devido a diversos fatores, podendo citar-se a localização geográfica para o primeiro caso e as características meteorológicas do local em análise para o segundo caso (Pereira, 2010).

A irradiância no topo da atmosfera, relativamente a um plano normal à radiação, G_{0n} , pode ser expressa, em W/m², pela equação (2.21) (Kalogirou, 2009).

$$G_{0n} = G_{SC} \left[1 + 0.033 \cos\left(\frac{360N}{365}\right) \right]$$
(2.21)

Após a passagem pela atmosfera e reduzido, o valor da radiação solar global, G, num plano horizontal, pode ser determinado pela sua relação com a massa de ar, para um dia de céu limpo, pela equação (2.22). Para um fator de massa de ar de um, a irradiância solar global assume o valor de referência de 1000 W/m², ou seja, a constante solar sofre uma redução de cerca de 70% (Messenger e Ventre, 2004), sendo este o valor padrão utilizado no dimensionamento de painéis solares (Şen, 2008).

$$G = G_{SC} \times 0.7^{MA^{0.6/8}} \tag{2.22}$$

A taxa de radiação solar incidente numa superfície extraterrestre horizontal, G_{0H} , para um dado tempo, é dada pela equação (2.23).

$$G_{0H} = G_{0n} \cos(\theta) = G_{SC} \left[1 + 0.033 \cos\left(\frac{360N}{365}\right) \right]$$

$$[\sin(\phi) \sin(\delta) + \cos(\phi) \cos(\delta) \cos(\omega)]$$
(2.23)

Da integração da equação (2.23), determina-se a radiação total incidente numa superfície extraterrestre horizontal para um dia, H_0 , em J/m², expressa na equação (2.24),

$$H_{\theta} = \frac{24 \times 3600 G_{SC}}{\pi} \left[1 + 0.033 \cos\left(\frac{360N}{365}\right) \right]$$

$$\left\{ \left(\frac{\pi\omega_{ss}}{180}\right) \sin(\phi) \sin(\delta) + \cos(\phi) \cos(\delta) \sin(\omega_{ss}) \right\}$$
(2.24)

em que ω_{ss} é expresso em graus.

Para um qualquer período de tempo compreendido entre os ângulos horários $\omega_1 \in \omega_2$, $(\omega_2 > \omega_1)$, a radiação extraterrestre numa superfície horizontal, I_0 , é dada pela equação (2.25) (Kalogirou, 2009).

$$I_0 = \frac{12 \times 3600 G_{SC}}{\pi} \left[1 + 0,033 \cos\left(\frac{360N}{365}\right) \right]$$

$$\left\{ \left(\frac{\pi(\omega_2 - \omega_1)}{180}\right) \sin(\phi) \sin(\delta) + \cos(\phi) \cos(\delta) \sin(\omega_2 - \omega_1) \right\}$$
(2.25)

O índice de transparência da atmosfera médio mensal, $\overline{K_T}$, é dado pelo quociente entre a insolação total média mensal na superfície terrestre horizontal, \overline{H} , e a insolação total diária média mensal numa superfície horizontal extraterrestre, $\overline{H_0}$, ambas em MJ/m², tal como denota a equação (2.26). É de realçar que as barras colocadas por cima dos parâmetros representam uma média por um longo período de tempo (Kalogirou, 2009).

$$\overline{K_T} = \frac{H}{\overline{H_0}} \tag{2.26}$$

A componente direta da radiação, G_{DN} , pode ser determinada através do modelo de correlação de Hottel, expresso na equação (2.27),

$$G_{DN} = G_{SC} \times \tau_b \tag{2.27}$$

em que τ_b é um coeficiente de transmissão da radiação direta normal, que, para altitudes inferiores a 2,5 km, assume o valor dado pela equação (2.28), na qual Z representa a altitude, em km, e r_o , r_1 e r_k são coeficientes de correção que tomam diferentes valores de acordo com o clima da região em análise, como se mostra na Tabela 2.1 (Lorenzini *et al.*, 2010; Şen, 2008).

$$\tau_{b} = a_{0} + a_{1} \times e^{-\frac{k}{\cos(\theta)}}$$

$$a_{0} = r_{0}[0,4237 - 0,00821 \times (6-Z)^{2}]$$

$$a_{1} = r_{1}[0,5055 - 0,005958 \times (6,5-Z)^{2}]$$

$$k = r_{k}[0,2711 - 0,01858 \times (2,5-Z)^{2}]$$
(2.28)

Tabela 2.1. Coeficientes de correção r_o, r₁ e r_k de acordo com o tipo de clima (Lorenzini et al., 2010; Şen, 2008).

Clima	r _o	<i>r</i> ₁	r_k
Tropical	0,95	0,98	1,02
Verão (latitude média)	0,97	0,99	1,02
Verão (latitude sub-Ártica)	0,99	0,99	1,01
Inverno (latitude média)	1,03	1,01	1,00

Já a componente difusa da radiação, G_d , para condições de céu limpo, pode ser determinada pela equação (2.29) (Borges, 2009).

$$G_d = G_{SC} \times \cos(\theta) \times (0,271 - 0,294 \times \tau_b)$$
 (2.29)

Todas as fórmulas anteriormente expressas visam a determinação da radiação solar para uma superfície horizontal, sendo que a sua transposição para uma superfície inclinada implica a incorporação de novos parâmetros, tais como o ângulo de inclinação da superfície e o ângulo de incidência, β (Luque e Hegedus, 2011).

3. Instrumentos de medição da radiação solar

De acordo com os conceitos descritos anteriormente, torna-se claro que vários parâmetros necessitam de ser definidos para que os sistemas de energia solar sejam dimensionados de forma eficiente. Nomeadamente, destacam-se as componentes da radiação solar, global, direta e difusa e o número de horas de Sol por dia. Neste capítulo vão ser sumariamente expostos os instrumentos que permitem medir estes parâmetros.

Os instrumentos utilizados para medir a radiação solar global são o piranómetro e os sensores fotovoltaicos, para a radiação direta o piroheliómetro e, para a radiação difusa, o piranómetro sombreado (Myers, 2005). Tanto o piranómetro como o piroheliómetro são instrumentos de precisão (Messenger e Ventre, 2004).

A International Organization for Standardization (ISO) estabeleceu normas que permitem certificar instrumentos e métodos para a medição da radiação solar, de entre as quais se podem citar a ISO 9059, de 1990, a ISO 9060, de 1990, a ISO 9846, de 1993 e a ISO 9847, de 1992 (Kalogirou, 2009). Além disso a Organização Meteorológica Mundial (OMM) estabelece também regras que especificam o desempenho, métodos de calibração, entre outros, dos piranómetros e piroheliómetros, pelo que os instrumentos que as verificam garantem medidas com elevadas precisões da radiação solar (Kipp & Zonen, 2012e).

Os piranómetros ou solarímetros destinam-se a efetuar a medição da radiação solar global e são o tipo de instrumento mais utilizado na recolha de dados da radiação solar. Os sensores do tipo piranómetro consistem em discos cerâmicos pintados alternadamente a branco e preto nos quais está integrado um conjunto de termopilhas (termopares). Os seus elementos sensíveis têm de ser independentes do comprimento de onda da radiação incidente bem como do seu ângulo de incidência (Duffie e Beckman, 2006). Como tal, o seu alcance espectral é de cerca de 300 nm a 3000 nm e possuem um ângulo de visão de 180° (Kipp & Zonen, 2012a). O primeiro contacto com a radiação solar é efetuado por meio de um vidro semi-esférico uniforme que vai corrigir o seu ângulo de incidência (Baptista e Santos, 2010) e proteger os elementos de deteção de efeitos externos, como, por exemplo, da chuva e do vento (Duffie e Beckman, 2006). Existem também casos em que o detetor do piranómetro é revestido por duas semi-esferas de vidro (Kipp & Zonen, 2012e). Nestes instrumentos, os raios solares vão incidir perpendicularmente numa superfície absorvente, proporcionando o

seu aquecimento. Através de um conjunto de elementos termoelétricos, dispostos em paralelo, por comparação com a tensão por eles gerada, é medida a diferença de temperatura entre a superfície absorvente e uma superfície de referência, resguardada da radiação (Baptista e Santos, 2010; Myers, 2005). A radiação solar global é, assim, calculada pela tensão registada e o fator de calibração do voltímetro (Baptista e Santos, 2010). Um exemplo frequente deste tipo de piranómetro é o que possui a superfície absorvente de cor preta e a de referência de cor branca, conhecido por *Black and White* (Myers, 2005).

A Figura 3.1 exibe o piranómetro CMP 21 da Kipp & Zonen. De acordo com a classificação da norma ISO 9060, de 1990, este piranómetro é de referência secundária, apresentando um tempo de resposta, para 95%, inferior a 5 segundos. O alcance espectral é de 285 a 2800 nm, o sinal de saída típico é de 0 a 15 mV (Kipp & Zonen, 2012b) e a incerteza associada é de 1 a 2% (Kipp & Zonen, 2012e).



Figura 3.1. Piranómetro CMP 21 da Kipp & Zonen (Kipp & Zonen, 2012b).

Os piranómetros são normalmente montados horizontalmente, de modo a que as suas leituras sejam referentes a uma superfície horizontal. A sua montagem inclinada é, todavia, também possível, de acordo com o apresentado na Figura 3.2, revelando, neste caso, informação da radiação solar global numa superfície inclinada (Messenger e Ventre, 2004), como por exemplo, a incidente em painéis solares (Duffie e Beckman, 2006).



Figura 3.2. Ângulo de montagem do piranómetro (Kipp & Zonen, 2012e).

Os piranómetros são normalmente calibrados com piroheliómetros de referência podendo, porém, ser também calibrados por piranómetros de referência secundários (Duffie e Beckman, 2006). Importa realçar que a calibração do piranómetro deve ser certificada de modo a garantir uma sensibilidade constante. Contudo, podem ocorrer situações ambientais dissonantes das condições de calibração proporcionando a introdução de erros nas leituras efetuadas. Estas possíveis fontes de erro devem ser identificadas e a sua influência nos resultados avaliada (Padovan e Col, 2010). Os erros ocorridos possuem uma parcela aleatória e uma sistemática. Aquando das especificações técnicas dos instrumentos, os fabricantes devem indicar o intervalo máximo de incerteza, que depende das condições de operação dos piranómetros (Kratzenberg *et al.*, 2006). É ainda observado que a calibração de piranómetros montados em superfícies inclinadas é diferente devido a alterações nos padrões de convecção no interior da semi-esfera de vidro (Duffie e Beckman, 2006).

A medição da radiação solar por sensores fotovoltaicos, ao contrário dos piranómetros, não é de elevada precisão sendo, contudo, o seu custo menos elevado, representando aproximadamente 10 a 20% do seu custo (Guimarães, 2003). A sensibilidade do sensor relativamente ao espectro de radiação solar incidente vai determinar a exatidão das leituras efetuadas revelando-se, normalmente, na ordem de 5%, dependendo da calibração e da estrutura do sensor (Baptista e Santos, 2010). Todavia, existem também vantagens da utilização destes equipamentos, como a resposta linear e instantânea a mudanças no nível da radiação solar e a baixa dependência da temperatura (Duffie e Beckman, 2006). De um modo geral, este tipo de medição consiste no fornecimento de corrente elétrica proporcional à irradiância solar por uma célula solar. O tipo de sensor mais utilizado é o de silício cristalino (Baptista e Santos, 2010), existindo também outros tipos como o de sulfureto de cádmio (Messenger e Ventre, 2004).

Além do piranómetro e do sensor fotovoltaico pode ainda utilizar-se o actonógrafo, que permite o registo instantâneo da radiação solar global com uma precisão de 15 a 20%. A sua constituição baseia-se em três placas bimetálicas, com as exteriores fixas, revestidas a cor branca e a interior, com uma extremidade livre, preta. Devido aos diferentes coeficientes de expansão térmica dos materiais, quando expostas à radiação solar as placas vão apresentar comportamentos diferentes, verificando-se uma curvatura na placa preta que, por sua vez, se encontra ligada a um indicador que permite registar a radiação solar (Guimarães, 2003).

27

O piroheliómetro é constituído por um corpo negro (detetor) dentro de um tubo que é dirigido para o Sol (Loureiro, 1984). Deste facto, verifica-se que este apenas mede a radiação direta pois, como o elemento sensor é colocado no interior do tubo, só deteta uma pequena porção à volta do Sol (Duffie e Beckman, 2006) e a radiação difusa é bloqueada (Kalogirou, 2009). O campo de visão do piroheliómetro é de apenas 5º e este tem de ser montado sobre um seguidor solar automático e exato de modo a focar continuamente o centro de Sol (Kipp & Zonen, 2012e). O interior do tubo encontra-se enegrecido e, por forma a evitar a absorção da radiação incidente pelo vapor de água, este é selado com ar seco (Messenger e Ventre, 2004). Dentro dos vários tipos, o piroheliómetro de Angström contém uma placa preta enegrecida como corpo preto. Paralelamente existe outra placa metálica idêntica, protegida da radiação solar, que é aquecida por meio de uma fonte elétrica cuja potência é conhecida. A comparação de ambos permite a determinação da energia solar recebida (Loureiro, 1984).

Na Figura 3.3 é exposto um piroheliómetro da Kipp & Zonen, modelo CHP 1. De acordo com a classificação da norma ISO 9060, de 1990, este piroheliómetro é de primeira classe, com um tempo de resposta, para 95%, inferior a 5 segundos, e um alcance espectral de 200 a 4000 nm (Kipp & Zonen, 2012d). A sua incerteza é de cerca de 1% (Kipp & Zonen, 2012e).



Figura 3.3. Piroheliómetro da Kipp & Zonen, modelo CHP 1 (Kipp & Zonen, 2012d).

A OMM estabeleceu a escala das unidades do Sistema Internacional da irradiância solar, denominada *World Radiometric Reference* (WRR), através de um conjunto de sete piroheliómetros com leituras exatas, ou seja, piroheliómetros *absolute cavity* (ACP), conhecido como *World Standard Group* (WSG) (Myers *et al.*, 2004), situado em Davos, na Suíça (Kratzenberg *et al.*, 2006). A incerteza total associada a esta escala é de 0,35% (Myers,

2005). De acordo com a OMM a calibração dos piroheliómetros só deve ser realizada em dias com claridade igual ou superior a um valor mínimo (Duffie e Beckman, 2006).

Conforme referido, os piranómetros permitem a medição da irradiância global. Contudo, a irradiância solar difusa pode também ser registada pelo seu uso. Para tal, deve sombrear-se o sensor através de um revestimento de cor preta (Padovan e Col, 2010), normalmente em forma de anel (Duffie e Beckman, 2006) à semelhança do ilustrado na Figura 3.4. O ângulo de inclinação da banda de sombreamento deve ser equivalente à soma da latitude do local com a declinação solar (Kalogirou, 2009), devendo ajustar-se, manualmente, a sua posição consoante a variação da declinação solar (Padovan e Col, 2010). Este tipo de medição requer ainda uma correção devida à parcela da radiação difusa que foi desprezada pela obstrução do céu com a banda de sombreamento (Kalogirou, 2009). Estes fatores de correção situam-se, geralmente, entre 1,05 e 1,2 e baseiam-se em pressupostos da distribuição da radiação solar difusa no céu (Duffie e Beckman, 2006).



Figura 3.4. Piranómetro com anel de sombreamento (Delta OHM, 2012).

A medição do número de horas de Sol pode ser efetuada através de um heliógrafo, ou através de um equipamento baseado no efeito fotoelétrico. Importa realçar que, de acordo com a OMM, a duração das horas de Sol equivale ao tempo durante o qual a irradiância solar direta é superior a 120 W/m², ou seja, em que a luz solar é suficiente para projetar sombras dos objetos (Kalogirou, 2009).

O heliógrafo é constituído por uma esfera de vidro com um diâmetro de, aproximadamente, 10 cm, concêntrica com uma placa metálica, na qual se vai fixar um papel de registo, denominado heliograma, com a marcação do tempo. Os raios solares ao incidirem na esfera vão queimar o papel permitindo, posteriormente, a contagem do número de horas de Sol (Kalogirou, 2009). Consoante as estações do ano vão ser utilizados heliogramas com geometrias diferentes, nomeadamente, uma tira plana para os equinócios e tiras curvas, curtas e longas, para o Inverno e Verão, respetivamente. A correta montagem do heliógrafo implica uma concordância entre o meio-dia solar e a marcação das 12 horas no heliograma, bem como a carbonização paralela à linha central do heliograma (Loureiro, 1984). A Figura 3.5 apresenta um heliógrafo de Campbell-Stokes da Lambrecht.



Figura 3.5. Heliógrafo de Campbell-Stokes da Lambrecht (Lambrecht, 2012).

O equipamento baseado no efeito fotoelétrico também permite a determinação do número de horas de Sol pela diferença da radiação registada entre duas células fotovoltaicas, em que uma se encontra exposta à radiação solar direta e a outra é sombreada por um anel de sombreamento (Kalogirou, 2009).

Uma estação de monitorização solar compreende, assim, os diversos instrumentos que permitem a medição das várias componentes da radiação solar. A este conjunto pode ainda ser adicionado o pirogeómetro, cujo princípio de funcionamento é similar ao piranómetro mas é especificado para medir a radiação infravermelha (Kipp & Zonen, 2012e) de grande comprimento de onda, nomeadamente de 4,5 µm a 40 µm (Kipp & Zonen, 2012c).

Podem também ser usados alguns destes sensores, nomeadamente, entre outros, os sensores fotovoltaicos, para medir determinadas regiões do espectro radiativo. Por exemplo, a aplicação de filtros óticos distintos permite medir a radiação solar para diferentes faixas de comprimento de onda (sensores de ultravioletas, sensores de infravermelhos, sensores para a radiação solar visível, etc.).

4. Métodos de modelação e identificação de sistemas

4.1. Identificação de sistemas

De um modo geral a identificação de sistemas permite a modelação matemática de sistemas dinâmicos baseados em dados experimentais através da escolha ajustada da estrutura e dos parâmetros de um modelo. A resolução de um problema de identificação de sistemas deve ser realizada de modo a que as saídas do modelo sejam o mais próximo possível das saídas reais (Ljung, 1997). Os modelos podem ser paramétricos ou não paramétricos consoante possuam ou não dependência de parâmetros internos (Gibbs, 2011). Neste capítulo apenas serão abordados os modelos paramétricos bem como as técnicas clássicas de estimação não recursiva e recursiva dos parâmetros dos modelos.

A computação de modelos pode incidir sobre duas vertentes. Numa primeira vertente tem por base as leis físicas que descrevem o processo e, numa segunda vertente, são inferidos pela análise de dados de entrada e de saída do sistema (Cunha *et al.*, 1997). Uma terceira vertente pode ainda surgir como uma confluência das duas anteriores.

Os modelos matemáticos podem ser utilizados para descrever os processos aleatórios subjacentes da radiação solar e efetuar uma previsão para o futuro, uma vez que esta pode ser encarada como uma série temporal (Wu e Chan, 2011). Neste contexto define-se série temporal como uma sequência cronológica de valores observados de uma determinada variável, aqui a radiação solar, realizados num determinado intervalo de tempo (Palit e Popovic, 2005). A principal diferença entre um modelo de uma série temporal e outro modelo comum, por exemplo económico, é que na série temporal não existe relação entre a variável em análise e outras variáveis. O valor atual é explicado apenas em função dos valores passados ou da sua posição em relação ao tempo (Harvey, 1993).

É de salientar que embora muitos dos métodos de identificação pressuponham que os dados não possuem ruído, tal não traduz a realidade da maioria das situações práticas, sendo que, inclusive, a negligência do ruído propicia resultados erróneos (Fernando e Nicholson, 1985). A fonte de ruído é normalmente compreendida como ruído branco o que significa que é completamente imprevisível por mais exata que seja a medição dos dados (Ljung, 1997).

As séries temporais, como no caso em estudo nesta dissertação, compreendem geralmente uma componente determinística e uma estocástica. A componente estocástica retrata a interferência do ruído que origina variações estatísticas dos valores determinísticos (Palit e Popovic, 2005).

A Figura 4.1 representa as etapas gerais envolvidas na resolução do problema de identificação de sistemas. Designadamente, após a planificação da experiência e recolha e processamento dos dados necessários é efetuada a escolha da classe e estrutura do modelo para descrever o sistema, juntamente com a seleção do(s) critério(s) de desempenho. Pela convergência das três etapas anteriores procede-se à estimação dos parâmetros do modelo que melhor descrevam a saída do sistema segundo o(s) critério(s) de desempenho especificado(s) e finalmente deverá proceder-se à validação do modelo. Os testes de validação assentam frequentemente na comparação entre a saída do modelo e a saída real do sistema atendendo ao(s) critério(s) de desempenho selecionado(s) usando dados distintos dos utilizados no processo de construção do modelo. Se a validação confirmar que o modelo é adequado o processo termina, caso contrário uma ou mais das etapas anteriores têm que ser revistas (Ljung, 1999). Vários critérios de desempenho podem ser usados para validar um modelo. Muitos destes baseiam-se em funções quadráticas do erro, podendo também penalizar a complexidade do modelo, como seja o caso do critério de Akaike, AIC (*Akaike Information Criterion*) (Akaike, 1974).

Na previsão da radiação solar encontram-se dois dos problemas fundamentais da modelação de séries temporais. Um é a presença de ruído nos dados, que limita a obtenção da informação completa do comportamento passado da série temporal, comprometendo a plena identificação das dependências entre o passado e o futuro. O outro é a não estacionaridade que reflete a necessidade constante de adaptação do modelo nos múltiplos regimes em que o sistema gerador da série se possa encontrar (Coelho, 2011).

Muitos modelos podem ser utilizados para prever a radiação solar, de entre os quais se destacam os auto-regressivos (AR, *Auto-Regressive*), auto-regressivos de médias móveis (ARMA, *Auto-Regressive and Moving Average*) e as cadeias de Markov. Os modelos ARMA são dos mais utilizados na análise de séries temporais (Wu e Chan, 2011). Um dos fatores para a vasta aplicação deste tipo de modelos reside na sua flexibilidade para aproximar diversos processos estacionários (Fan e Yao, 2003).



Figura 4.1. Etapas da identificação de sistemas (adaptado de Ljung, 1999).

O modelo ARMA compreende uma parte AR e uma de média móvel (MA, *Moving Average*), sendo frequentemente referido como ARMA (p, q), em que *p* representa a ordem da parcela AR e *q* da parcela MA (Wu e Chan, 2011).

Um modelo AR assume a forma geral dada pela equação (4.1), em que y representa os valores da série temporal, com y_t estacionário, $\beta_1, ..., \beta_p$ as constantes com p diferente de zero, e_t o ruído branco cuja média é zero e p a ordem do modelo. É aqui denotado que o valor atual da série, y_t , é função dos valores passados (Wu e Chan, 2011; Fan e Yao, 2003), sendo que a ordem do modelo expressa o número de valores passados incluídos. O ruído branco deve ser encarado como a diferença entre o valor real de y_t e o seu valor estimado, \hat{y}_t .

$$y_t = \beta_1 y_{t-1} + \beta_2 y_{t-2} + \dots + \beta_p y_{t-p} + e_t$$
(4.1)

No que respeita ao modelo MA, a fórmula geral de um modelo de ordem q é expressa pela equação (4.2), em que θ_q representa os coeficientes de média móvel.

$$y_t = e_t + \theta_1 e_{t-1} + \theta_2 e_{t-2} + \dots + \theta_q e_{t-q}$$
(4.2)

Pela equação (4.2) denota-se que o modelo MA obtém o valor atual da série temporal por meio de uma soma ponderada dos ruídos brancos anteriores e do ruído atual (Silva, 2012). Através da combinação das equações (4.1) e (4.2) obtém-se o modelo ARMA conforme referido na equação (4.3) (Wu e Chan, 2011; Fan e Yao, 2003).

$$y_t = \beta_1 y_{t-1} + \dots + \beta_p y_{t-p} + e_t + \theta_1 e_{t-1} + \dots + \theta_q e_{t-q}$$
(4.3)

De um modo compacto os modelos AR e ARMA podem ser escritos pelas equações (4.4) e (4.5), respetivamente,

$$A(q^{-1})y(t) = e(t)$$
(4.4)

$$A(q^{-1})y(t) = C(q^{-1})e(t)$$
(4.5)

em que os polinómios $A(q^{-1})$ e $C(q^{-1})$ são determinados pelas equações (4.6) e (4.7), $a_1, ..., a_n$ e $c_1, ..., c_n$ representam os parâmetros a ser estimados, n_a e n_c as ordens dos polinómios A e C, respetivamente, e q^{-1} o operador atraso, ou seja, $q^{-1}u(t) = u(t-1)$ (Ljung, 1997).

$$A(q^{-1}) = 1 + a_1 q^{-1} + \dots + a_{n_a} q^{-na}$$
(4.6)

$$C(q^{-1}) = 1 + c_1 q^{-1} + \ldots + c_{n_c} q^{-nc}$$
(4.7)

Os processos estacionários são geralmente descritos por modelos ARMA, enquanto que os não estacionários por modelos ARIMA (*Auto-Regressive Integrated Moving Average*). Os modelos ARIMA, também denominados de modelos Box-Jenkins univariados, são indicados para descrever séries em que a média durante o período em análise não é constante (Silva, 2012).

Os modelos ARIMA são, assim, uma subclasse dos modelos ARMA que permitem definir modelos ARMA estacionários. Pelo facto de as séries temporais terem tendências não estacionárias é comum realizar um pré-processamento dos dados para remover os referidos

componentes instáveis. Esse pré-processamento pode ser efetuado pela diferenciação sucessiva dos valores da série temporal. A estacionaridade permite efetuar a inferência estatística e revelar determinadas propriedades invariantes no tempo da série temporal (Fan e Yao, 2003).

O modelo ARIMA é convencionalmente definido por ARIMA (p, q, d) em que $p \in q$ representam a ordem dos parâmetros AR e MA, respetivamente, e d o número de diferenças realizadas (Palit e Popovic, 2005).

4.1.1. Método dos mínimos quadrados

O método dos mínimos quadrados é um método que permite identificar os coeficientes do modelo adotado através da minimização da soma do quadrado dos erros entre as saídas real e prevista.

Como principais vantagens deste método destacam-se a elevada penalização dos erros grandes, a baixa complexidade do tratamento matemático e a facilidade de análise das suas características estatísticas (Sancho, 2009).

De modo sucinto apresenta-se a seguir o método dos mínimos quadrados. Considere-se um modelo matemático dado pela equação (4.8), em que $\hat{y}(i)$ representa o sinal de saída simulado, $\varphi_1, \ldots, \varphi_n$ as funções conhecidas e dependentes dos dados obtidos experimentalmente e $\theta_1, \ldots, \theta_n$ os parâmetros do modelo.

$$\hat{y}(i) = \varphi_1(i)\theta_1 + \varphi_2(i)\theta_2 + \ldots + \varphi_n(i)\theta_n = \varphi^{\mathrm{T}}(i)\theta \tag{4.8}$$

A representação de $\varphi(i)$ e θ na forma vetorial é dada pelas equações (4.9) e (4.10), respetivamente. Salienta-se que as variáveis $\varphi(i)$ se denominam variáveis de regressão e o modelo traduzido pela equação (4.8) é também frequentemente designado de modelo de regressão.

$$\varphi^{T}(i) = [\varphi_{1}(i) \quad \varphi_{2}(i) \quad \dots \quad \varphi_{n}(i)]$$
(4.9)

$$\boldsymbol{\theta} = \begin{bmatrix} \theta_1 & \theta_2 & \dots & \theta_n \end{bmatrix}^{\mathrm{T}} \tag{4.10}$$

O objetivo fulcral do método dos mínimos quadrados é estimar os parâmetros do modelo de forma a que as saídas do mesmo sejam o mais próximas possível das variáveis reais. Realça-se que valores do sinal de saída y(i) e de $\varphi(i)$, i = 1, ..., k, foram obtidos por meios experimentais. Deste modo os parâmetros θ devem ser escolhidos de forma a minimizar a soma do quadrado dos erros de estimação representada pela função de perdas, J, dada pela equação (4.11), em que em que y(i) denota a saída real do sistema, $\hat{y}(i)$ a saída estimada pelo modelo e $\varepsilon(i)$ o erro de estimação calculado através da diferença entre as saídas real e estimada.

$$J(\theta, k) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{k} (y(i) - \hat{y}(i))^2 = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{k} \varepsilon^2(i)$$
(4.11)

Considerem-se as notações apresentadas pelas equações (4.12) a (4.15),

 $Y = [y(1) \quad y(2) \quad \dots \quad y(k)]^{\mathrm{T}}$ (4.12)

$$E = [\varepsilon(1) \quad \varepsilon(2) \quad \dots \quad \varepsilon(k)]^{\mathrm{T}}$$
(4.13)

$$\boldsymbol{\Phi} = \begin{bmatrix} \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(1) \\ \vdots \\ \boldsymbol{\varphi}^{\mathrm{T}}(k) \end{bmatrix}$$
(4.14)

$$P = \left[\Phi^{\mathrm{T}}(k) \Phi(k) \right]^{-1} = \left[\sum_{i=1}^{k} \varphi(i) \varphi^{\mathrm{T}}(i) \right]^{-1}$$
(4.15)

onde P é a matriz de covariância.

A função de perdas pode, assim, ser reescrita pela equação (4.16), em que E, vetor do erro de estimação, é expresso pela equação (4.17).

$$J(\theta, k) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{k} \varepsilon^{2}(i) = \frac{1}{2} E^{\mathrm{T}} E = \frac{1}{2} ||E||^{2}$$
(4.16)

$$E = Y - \hat{Y} = Y - \Phi\theta \tag{4.17}$$

Prova-se que a função de perdas, J, é mínima para parâmetros $\hat{\theta}$ de tal modo que a equação (4.18) seja verificada.

$$\boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{\phi}\widehat{\boldsymbol{\theta}} = \boldsymbol{\phi}^{\mathrm{T}}\boldsymbol{Y} \tag{4.18}$$

Se a matriz $\Phi^T \Phi$ for não singular, apenas existe um mínimo e os parâmetros podem ser determinados pela equação (4.19).

$$\theta = \hat{\theta} = (\Phi^{\mathrm{T}} \Phi)^{-1} \Phi^{\mathrm{T}} Y \tag{4.19}$$

A condição de que $\Phi^T \Phi$ seja não singular, e portanto invertível, implica que os dados contenham informação persistente para a resolução do problema em causa. Além disso a sequência do erro, *E*, deve ser do tipo ruído branco, isto é, não deve possuir qualquer correlação com os dados, contidos na matriz Φ . Assim sendo, a eficácia deste método está dependente das propriedades estatísticas do erro e da qualidade da informação contida em Φ (Åström e Wittenmark, 2008).

Para sistemas em que a previsão tem de ser realizada *on-line* deve utilizar-se uma versão modificada do método dos mínimos quadrados. As técnicas de identificação recursivas são necessárias para estimar os parâmetros dos modelos variantes no tempo (Sancho, 2009; Coelho *et al.*, 2005). Os modelos que fazem uma estimação recursiva dos parâmetros designam-se por adaptativos (Ljung, 1999).

A estimação dos parâmetros neste método é feita a partir das equações (4.20) a (4.22), em que P(k) representa a matriz de covariância dos parâmetros estimados, K(k) a matriz ganho e I a matriz identidade. Na estimação recursiva os parâmetros no instante de tempo atual (k) são obtidos com base nos valores estimados na amostra (k - 1). Assim, a estimação dos parâmetros no instante de tempo correspondente à amostra k é obtida pela adição à estimação anterior de um fator de correção proporcional de ao erro estimação $v(k) - \varphi^{\mathrm{T}}(k)\hat{\theta}(k-1)$.

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k) \left[y(k) - \varphi^{\mathrm{T}}(k) \hat{\theta}(k-1) \right]$$
(4.20)

$$K(k) = P(k)\varphi(k) = P(k-1)\varphi(k)[I + \varphi^{\mathrm{T}}(k)P(k-1)\varphi(k)]^{-1}$$
(4.21)

$$P(k) = [I - K(k)\varphi^{T}(k)]P(k-1)$$
(4.22)

O método recursivo dos mínimos quadrados descrito não é adequado para muitos dos casos em que os parâmetros do modelo variam, tal como acontece num número significativo de sistemas reais. Assim, torna-se necessário dotar o estimador de características que lhe

permitam seguir as variações da dinâmica do processo. Existem diversas alternativas para ajustar as equações básicas deste método. Como exemplo, nos casos em que ocorram variações bruscas dos parâmetros reais, a matriz de covariância P deve ser reinicializada periodicamente para αI , sendo α um número elevado. Por outro lado, em variações lentas, mas contínuas, dos parâmetros reais, podem ser utilizadas várias alternativas como é o caso do método dos mínimos quadrados com esquecimento exponencial (Coelho *et al.*, 2005; Åström e Wittenmark, 2008). O filtro de Kalman é também uma abordagem frequentemente utilizada para estimação dos parâmetros nesta situação (Söderström e Stoica, 1989).

No método dos mínimos quadrados com fator de esquecimento exponencial, a função de custo a minimizar é transcrita pela equação (4.23).

$$J(\theta, k) = \frac{1}{2} \sum_{i=1}^{k} \lambda^{k-i} (y(i) - \varphi^{\mathrm{T}}(i)\theta(i-1))^{2}$$
(4.23)

O fator de esquecimento, λ , assume valores entre 0 e 1 e atribui diferentes pesos aos dados passados, definindo a rapidez com que estes são esquecidos (Coelho *et al.*, 2005). Os dados correspondentes à amostra k e k-i têm pesos unitários e λ^{k-i} , respetivamente (Åström e Wittenmark, 2008). Tipicamente os valores de λ situam-se no intervalo de 0,95 (variações rápidas dos parâmetros) a 0,995 (variações lentas dos parâmetros) (Sancho, 2009).

De modo a minimizar a função de custo da equação (4.23) são determinados os parâmetros $\hat{\theta}(k)$, K(k) e P(k), expressos pelas equações (4.24), (4.25) e (4.26), respetivamente (Cunha *et al.*, 1997).

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k) \left[y(k) - \varphi^{\mathrm{T}}(k) \hat{\theta}(k-1) \right]$$
(4.24)

$$K(k) = P(k)\varphi(k) = P(k-1)\varphi(k) [\lambda + \varphi^{\mathrm{T}}(k)P(k-1)\varphi(k)]^{-1}$$
(4.25)

$$P(k) = [I - K(k)\varphi^{T}(k)]P(k-1)/\lambda$$
(4.26)

A principal desvantagem deste método é o chamado *windup* do estimador que ocorre quando a entrada não é persistente e que se traduz pelo crescimento exponencial da matriz P com taxa $1/\lambda$ à medida que os dados passados são esquecidos. Como solução deste problema pode utilizar-se um fator de esquecimento direcional (Coelho *et al.*, 2005; Åström e

Wittenmark, 2008), em que o esquecimento dos dados só é feito nas direções em que chega nova informação.

Para o método dos mínimos quadrados com esquecimento direcional os parâmetros $\hat{\theta}(k)$, $K(k) \in P(k)$ são determinados, respetivamente, pelas equações (4.27), (4.28) e (4.29), em que v(k) representa a estimação da variância dos resíduos $\varepsilon(k)$ e os fatores $\alpha(k)$, $\hat{\partial}_d(k) \in \alpha_d(k)$ são expressos pelas equações (4.30) a (4.32).

$$\hat{\theta}(k) = \hat{\theta}(k-1) + K(k) \left[y(k) - \varphi^{\mathrm{T}}(k) \hat{\theta}(k-1) \right]$$
(4.27)

$$K(k) = P(k-1)\varphi(k) [v(k) + \varphi^{\mathrm{T}}(k)P(k-1)\varphi(k)(1-\alpha(k)v(k)]^{-1}$$
(4.28)

$$P(k) = P(k-1) - \frac{P(k-1)\varphi(k)\varphi^{\mathrm{T}}(k)P(k-1)}{\left[v(k)^{-1} - \alpha(k)\right]^{-1} + \varphi^{\mathrm{T}}(k)P(k-1)\varphi(k)}$$
(4.29)

$$\alpha(k) = \begin{cases} 0 & \alpha_d < 0 \\ \alpha_d & 0 < \alpha_d < 1/(\varphi^{\mathrm{T}} P \varphi) \\ 1/(\varphi^{\mathrm{T}} P \varphi) & 1/(\varphi^{\mathrm{T}} P \varphi) < \alpha_d \le v^{-1} + 1/(\varphi^{\mathrm{T}} P \varphi) \\ 0 & \alpha_d > v^{-1} + 1/(\varphi^{\mathrm{T}} P \varphi) \end{cases}$$
(4.30)

$$\partial_d(k) = \frac{\frac{\varphi^{\mathrm{T}}(k)P(k-1)P(k-1)P(k-1)\varphi(k)}{\varphi^{\mathrm{T}}(k)P(k-1)P(k-1)\varphi(k)} - \alpha}{\varphi^{\mathrm{T}}(k)P(k-1)P(k-1)\varphi(k)}$$
(4.31)

$$\alpha_d(k) = v(k)^{-1} + \frac{\partial(k)}{\partial(k)\varphi^{\mathrm{T}}(k)P(k-1)\varphi(k) - 1}$$
(4.32)

As estimações geradas pelo estimador descrito convergem para valores em que se verifica $P(k) = \alpha I$, onde α é uma constante com valor baixo e tipicamente situada entre 0,0001 e 0,01 (Cunha *et al.*, 1997).

Ainda no contexto da resolução do referido fenómeno do *windup* outras metodologias podem ser utilizadas como é o caso do fator de esquecimento com traço constante ou o fator de esquecimento seletivo (Åström e Wittenmark, 2008; Parkum *et al.*, 1992).

4.2. Lógica difusa

A perceção humana do mundo real é feita através de conceitos vagos, em que as declarações só são verdadeiras ou falsas até certo ponto (Sivanandam *et al.*, 2007). Contudo, segundo a lógica Aristotélica, um objeto só pode pertencer a um único conjunto (Şen, 2008). A teoria difusa surge, neste sentido, como uma alternativa a esta lógica booleana (Boata e Gravila, 2012), pois aqui existe a possibilidade de pertencer parcialmente a um conjunto (Şen, 2008). Este conceito de conjuntos difusos foi introduzido em 1965, nos Estados Unidos da América, por Lofti Zadeh, professor de Engenharia Elétrica e de Ciência dos Computadores (Zadeh, 1965).

Em sistemas simples, sem grande complexidade, podem ser utilizadas expressões matemáticas fechadas para descrever o sistema com precisão. Para sistemas mais complexos, não lineares, e de que se disponham de grandes quantidades de dados, métodos como as redes neuronais artificiais podem ser mais eficientes para estabelecer os modelos. Porém, para sistemas complexos, sem grande volume de dados e em que a informação existente é incerta, outros métodos são mais adequados (Santamouris *et al.*, 1999). A lógica difusa (*fuzzy logic*), assim como as redes de probabilidade, os sistemas especializados, os sistemas baseados no conhecimento e os algoritmos genéticos, são técnicas de *soft computing* que permitem trabalhar com estes sistemas complexos e de informação pouco precisa (Zhai e Williams, 2012). Tal como no raciocínio humano, a lógica difusa permite tomar boas decisões, com resultados precisos, com base em informação aproximada (Paulescu *et al.*, 2008). Neste método qualquer afirmação é difusa sendo a sua veracidade uma questão de grau (Jang e Gulley, 1997).

No seu sentido mais restrito a lógica difusa pode ser entendida como um ramo da teoria dos conjuntos difusos (Kalogirou e Şencan, 2010). Nesta teoria não existem fronteiras rígidas dos conjuntos e a pertença dos objetos aos mesmos é determinada por um grau de pertença (Kalogirou, 2009).

A principal vantagem dos modelos de lógica difusa reside na sua capacidade de descrição do sistema com regras lógicas simples, baseadas na forma de pensar humana, através do uso de variáveis linguísticas (Şen, 2008). Áreas como o controlo automático, classificação de dados, análise de decisão, sistemas especializados e perceção visual computacional são exemplos de aplicações em que os sistemas de inferência difusos são empregues com sucesso (Kalogirou, 2009).

Apesar das inúmeras aplicações existentes, a sua implementação para a previsão da radiação solar é ainda reduzida (Kalogirou, 2009; Boata e Gravila, 2012). É, contudo, uma área promissora pela forma como utiliza os termos linguísticos, podendo lidar com problemas não lineares e realizar previsões com rapidez (Rahoma *et al.*, 2011). Além disso, esta técnica possui outras vantagens que lhe conferem essa característica, designadamente, a sua simplicidade conceptual, sendo os algoritmos facilmente compreendidos e modificados devido à sua base na linguagem natural, a sua flexibilidade de adaptação a vários sistemas, a sua tolerância com dados pouco precisos e, a possibilidade de integrar conhecimento de pessoas peritas no tema e de complementar outras técnicas de controlo convencionais (Kalogirou e Şencan, 2010; Jang e Gulley, 1997).

A teoria difusa define uma variável física como uma variável linguística que pode assumir valores linguísticos, ou seja, valores expressos através de palavras ou frases. A estes valores dá-se a designação de atributos. O nível de confiança com que um elemento é caracterizado pelo atributo é definido por uma função de pertença (*membership function*) (Boata e Gravila, 2012). A função de pertença define, então, a forma como cada valor do espaço de entrada é mapeado para um valor de pertença ou grau de pertença (Jang e Gulley, 1997). Frequentemente a função de pertença de um conjunto A é representada por μ_A , podendo ser também denotada por *A* (Klir e Yuan, 1995). Aqui será utilizada a nomenclatura μ_A . Assim sendo, cada variável linguística possui uma função de pertença associada (Boata e Gravila, 2012). O valor atual de uma variável é denominado de valor *crisp* (Gopi, 2007). Os valores difusos são criados pela identificação de algumas incertezas nos valores rígidos (Sivanandam *et al.*, 2007). Por exemplo, na leitura da tensão por um voltímetro, embora o aparelho devolva apenas um valor, existe sempre uma incerteza associada relativa ao erro experimental (Ross, 2010), conforme apresentado na Figura 4.2.



Figura 4.2. Imprecisão associada aos conjuntos clássicos (adaptado de Ross, 2010).

Os conjuntos difusos são conjuntos de objetos, tangíveis ou intangíveis, que possuem uma propriedade em comum. Ao conjunto das várias categorias de um atributo para as quais estão definidos os conjuntos difusos denomina-se universo de discurso (Harris, 2006) ou domínio (Santos, 2009).

Conforme referido, na lógica difusa um determinado valor pode pertencer parcialmente a um conjunto, o que, numericamente se traduz pela já definida função de pertença, a qual assume valores entre 0 e 1, inclusive (Şen, 2008). Quanto mais alto o valor da função de pertença maior é a relação da variável com determinado conjunto (Espinosa *et al.*, 2004). A função de pertença de um elemento x a um conjunto difuso A é assim dada pela equação (4.33) (Pires, 2007). Relembra-se que, na teoria clássica dos conjuntos, uma função de pertença só toma o valor 0 ou 1, de acordo com o facto de o elemento não pertencer ou pertencer ao conjunto, respetivamente (Paulescu *et al.*, 2008), de acordo com equação (4.34), em que x representa o elemento e B o conjunto (Pires, 2007). Este tipo de conjunto diz-se rígido (Paulescu *et al.*, 2008).

$$\mu_{A}(x) = \{0 \le x \le 1\} \tag{4.33}$$

$$\mu_B(x) = \begin{cases} 0 \Leftarrow x \notin B \\ 1 \Leftarrow x \in B \end{cases}$$
(4.34)

A diferença fulcral entre um conjunto clássico e um difuso é, portanto, a função de pertença, pois o conjunto clássico apenas possui uma, enquanto que o difuso pode ser descrito por uma infinidade delas (Ross, 2010).

Tendo em conta os conceitos discutidos, um conjunto difuso A pode ser definido pela equação (4.35) em que *x* representa o elemento, μ_A a função de pertença e *U* o universo de discurso (Barbalho, 2001).

$$A = \left\{ \left(x, \mu_A(x) \right) \mid x \in U \right\}$$
(4.35)

Na Figura 4.3 apresenta-se a comparação entre as funções de pertença de um conjunto de valores clássico e difuso. É possível observar que na lógica clássica as fronteiras são perfeitamente definidas, enquanto que na difusa estas são atenuadas (Harris, 2006). A Figura 4.4 exibe um caso particular de conjuntos difusos, nomeadamente, os conjuntos pequeno, médio e grande, num universo U e a sua função de pertença. Pode claramente constatar-se que

não existe uma fronteira distintamente definida para cada conjunto. Embora os valores inferiores a 2 sejam indubitavelmente pequenos, entre 4 e 6 médios e, superiores a 8 grandes, os pertencentes aos intervalos 2 a 4 e 6 a 8 são parcialmente pequenos e médios e médios e grandes, respetivamente. É, assim, definida uma função de pertença para estes valores intermédios. Por exemplo, o valor 6,6 é 0,9 médio, 0,1 grande e 0,0 pequeno (Şen, 2008).



Figura 4.3. Comparação entre funções de pertença de um conjunto clássico (a) e difuso (b) (adaptado de Harris, 2006).



Figura 4.4. Funções de pertença para os conjuntos pequeno, médio e grande, de um universo U (adaptado de Şen, 2008).

Uma função de pertença possui três componentes característicos, nomeadamente o núcleo, o suporte e as fronteiras, tal como é representado na Figura 4.5. Os elementos pertencentes ao núcleo são os que possuem o valor de pertença de um. O suporte engloba todos os elementos cuja função de pertença é superior a zero. Por fim, as fronteiras contêm os elementos caracterizados por funções de pertença superiores a zero mas inferiores a um (Sivanandam *et al.*, 2007).



Figura 4.5. Regiões características de uma função de pertença (adaptado de Sivanandam et al., 2007).

Além disso, o ponto de passagem e a altura caracterizam também uma função de pertença. Nomeadamente os elementos cujo valor de pertença é igual a 0,5 definem o ponto de passagem (Sivanandam *et al.*, 2007). A altura de um conjunto difuso, h, é o maior valor da função de pertença correspondente a qualquer elemento do conjunto (Klir e Yuan, 1995).

Para definir o grau de pertença podem ser utilizadas várias formas de curvas como a triangular, trapezoidal, quadrática, Gaussiana, função cosseno, sigmoidal, polinomial, entre outras (Kalogirou, 2009; Gradojevic e Gençay, 2013). As formas triangular, trapezoidal e Gaussiana, expressas na Figura 4.6, são as mais utilizadas (Tulcan-Paulescu e Paulescu, 2008). Particularmente as formas sinusoidais, como a Gaussiana, são comummente empregues em problemas de modelação, visto que o processo é frequentemente não linear (Pires, 2007). As funções de pertença podem ainda ser simétricas (Figura 4.6) ou assimétricas (Figura 4.5) (Klir e Yuan, 1995) e, embora geralmente sejam apenas descritas para universos unidimensionais, podem também ser definidas por universos multidimensionais (Ross, 2010).

A atribuição dos valores de pertença ou funções de pertença às variáveis pode ser feita por intuição ou utilizando alguns algoritmos ou procedimentos lógicos (Sivanandam *et al.*, 2007) como, por exemplo, a inferência, as redes neuronais, a distribuição de *ranking*, os conjuntos difusos angulares, os algoritmos genéticos e o raciocínio indutivo (Şen, 2008; Sivanandam *et al.*, 2007).



Figura 4.6. Tipos de funções de pertença: triangular, trapezoidal e Gaussiana (adaptado de Tulcan-Paulescu e Paulescu, 2008).

Com base nas funções de pertença, os conjuntos difusos podem ser classificados como normais, subnormais, convexos e não convexos. Um conjunto difuso normal é aquele em que existe pelo menos um elemento com valor de pertença de um e, caso os valores de pertença sejam todos inferiores a um, então o conjunto é subnormal (Sivanandam *et al.*, 2007; Ross, 2010). Recorrendo ao conceito de altura de um conjunto difuso A, se h(A) = 1 o conjunto é normal e se h(A) < 1 é subnormal (Klir e Yuan, 1995). Em conjuntos em que apenas um elemento tem um valor de pertença igual a um, esse toma o nome de protótipo do conjunto ou elemento prototípico (Ross, 2010).

Num conjunto difuso convexo, a função de pertença tem valores monotonamente crescentes ou decrescentes, ou monotonamente crescentes e decrescentes com os valores crescentes dos elementos do universo. A intersecção de dois conjuntos convexos resulta igualmente num conjunto convexo. Pelo contrário, se a função de pertença tem valores não estritamente monotonamente crescentes ou decrescentes nem estritamente crescentes e decrescentes com valores crescentes dos elementos do universo, o conjunto difuso é não convexo (Sivanandam *et al.*, 2007; Ross, 2010). A Figura 4.7 representa os quatro tipos de conjuntos difusos definidos. As formas normal e convexa são as mais comuns (Ross, 2010).



Figura 4.7. Tipos de conjuntos difusos: (a) normal; (b) subnormal; (c) convexo; (d) não convexo (adaptado de Sivanandam *et al.*, 2007).

Considerando-se dois conjuntos difusos A e B num universo U, para um dado elemento x, podem verificar-se as operações de união, intersecção e complemento, expressas pelas equações (4.36), (4.37) e (4.38), respetivamente. As propriedades dos conjuntos difusos incluem, tal como nos conjuntos clássicos, a comutatividade, associatividade, distributividade, idempotência, identidade, transitividade e involução (Sivanandam *et al.*, 2007).

$$\mu_{A \cup B}(x) = \mu_A(x) \vee \mu_B(x) \tag{4.36}$$

$$\mu_{A \cap B}(x) = \mu_A(x) \wedge \mu_B(x) \tag{4.37}$$

$$\mu_{\bar{A}}(x) = 1 - \mu_{A}(x) \tag{4.38}$$

As três operações básicas dos conjuntos clássicos são a intersecção, reunião e complemento. Estas podem ser generalizadas para os conjuntos difusos de várias formas. As mais utilizadas são as operações padrão, contudo, de um modo geral as funções que qualificam as intersecções difusas são designadas por *t-norms* (*triangular norms*) e as que
qualificam as uniões difusas por *t-conorms* ou *s-norms* (Klir e Yuan, 1995; Zimmermann, 1996). No que respeita às operações padrão para os valores de pertença para as várias operações dos conjuntos, considerem-se agora duas variáveis de entrada C e D, limitadas a um intervalo entre 0 e 1. A sua intersecção, C e D, pode ser entendida como o mínimo de C e D, $(C \cap D)(x)=\min(C(x), D(x))$ e, a sua reunião, C ou D, como o máximo, $(CUD)(x)=\max(C(x), D(x))$. O complemento resulta na operação 1–C (Kalogirou, 2009; Sivanandam *et al.*, 2007; Wang *et al.*, 2007), conforme apresentado na Figura 4.8.

Assim sendo, as operações de intersecção difusa, reunião difusa e complemento difuso são utilizadas para relacionar os elementos de um conjunto (Tulcan-Paulescu e Paulescu, 2008). Estas relações difusas possuem propriedades como comutatividade, associatividade, distributividade, idempotência e involução (Sivanandam *et al.*, 2007; Ross, 2010). De todas as *t-norms*, a operação padrão é a que produz o maior conjunto difuso, contrariamente, de todas as *t-conorms*, a operação padrão é a que produz o menor conjunto difuso (Klir e Yuan, 1995).

Outras operações com conjuntos difusos são também possíveis, nomeadamente o produto algébrico, produto algébrico duplo, soma algébrica, diferença absoluta (Wang *et al.*, 2007) e potenciação (Zimmermann, 1996).

As regras difusas descrevem uma relação quantitativa entre duas ou mais variáveis por meio de termos linguísticos (Kalogirou, 2009). Estas regras que estabelecem a lógica entre a entrada e a saída são de tipo SE-ENTÃO (*IF-THEN*), isto é, se uma premissa se verificar então é executada uma conclusão. Tanto as premissas como as conclusões são compostas por uma variável e um atributo (Boata e Gravila, 2012), podendo conter vários componentes. À premissa e conclusão também se atribui a designação de antecedente e consequente, respetivamente (Kalogirou, 2009). Considerando-se dois conjuntos difusos A e B, a forma geral da regra difusa seria dada por: SE X é A ENTÃO Y é B (Sivanandam *et al.*, 2007). A palavra "é" é usada de modo diferente consoante o local em que está inserida. Na premissa esta dá origem a um valor real entre 0 e 1, enquanto que, na consequência, devolve um conjunto difuso (Jang e Gulley, 1997). Ao conjunto das regras difusas denomina-se base de regras (Wang *et al.*, 2007).



Figura 4.8. Operações entre os conjuntos difusos: (a) conjuntos C e D; (b) intersecção; (c) reunião; (d) complemento (adaptado de Kalogirou, 2009).

As regras podem ser formadas com declarações de atribuição, em que é atribuído um valor à variável, com declarações condicionais, em que são impostas algumas condições específicas ou com declarações incondicionais, nas quais nenhuma condição específica necessita de ser verificada. Existe, contudo, um problema com as regras de um sistema difuso pois, embora regras inteligentes constituam sistemas inteligentes e outras regras inteligentes formem ainda sistemas inteligentes, mais regras começarão a originar sistemas menos inteligentes. O número de regras aumenta exponencialmente com o número de variáveis de

entrada do sistema, denominando-se este fenómeno por princípio de dimensionalidade. Por forma a resolver este problema comum aos modelos matemáticos, têm sido propostas abordagens de decomposição, junção e fusão (Sivanandam *et al.*, 2007).

De forma a simplificar as regras compostas podem aplicar-se, entre outros, o método da múltipla conjunção dos antecedentes, que utiliza a operação de intersecção difusa, o método das múltiplas disjunções dos antecedentes, que recorre à operação de união difusa, o método das declarações condicionais, com SENÃO, e o método das regras SE-ENTÃO aninhadas (Sivanandam *et al.*, 2007).

A um sistema difuso composto por várias regras é necessário proceder à agregação das regras, ou seja, obter uma conclusão global a partir das várias conclusões individuais de cada regra. Esta agregação pode ser efetuada pelo método do sistema conjuntivo de regras ou do sistema disjuntivo de regras (Sivanandam *et al.*, 2007). O agrupamento por classes (*clustering*) é também um mecanismo recentemente utilizado para a seleção de regras (Pires, 2007).

A relação entre os espaços de entrada e saída denomina-se FAM (*Fuzzy Associative Memories*) (Kalogirou e Şencan, 2010). Além desta designação, um sistema de inferência difuso pode, pelo seu carácter multidisciplinar, ser reconhecido por outras designações como sistema baseado em regras difusas (*fuzzy-rule-based system*), sistema difuso especializado (*fuzzy expert system*), modelo difuso (*fuzzy model*), controlador de lógica difusa (*fuzzy logic controler*) ou apenas sistema difuso (*fuzzy system*) (Jang e Gulley, 1997). Dentro das FAM são especificadas as variáveis linguísticas e os atributos elaborando-se, igualmente, as regras difusas entre diferentes conjuntos (Paulescu *et al.*, 2008). A informação em que se baseia para construir as regras difusas pode derivar do conhecimento de peritos no tema ou do estudo do conjunto de dados passados (Gradojevic e Gençay, 2013). Em suma, a lógica difusa compreende quatro conceitos fundamentais, nomeadamente os conjuntos difusos, as variáveis linguísticas, a distribuição de possibilidades e as regras difusas do tipo SE-ENTÃO (Zhai e Williams, 2012). A distribuição de possibilidades é o conjunto de valores possíveis que um elemento pode tomar num determinado universo de discurso (Sivanandam *et al.*, 2007).

Se as relações entre as entradas e as saídas forem bem definidas, o sistema difuso apresentará um melhor desempenho. De igual modo, esta melhoria será visível caso o conjunto de regras seja obtido por resultados corretos. Por fim, se algumas regras puderem ser excluídas ou conter erros sem comprometer o desempenho do sistema, este será mais robusto (Şen, 1998).

O processo de passagem de informação das entradas às saídas por meio de um modelo difuso, ou seja, o processo de implementação do sistema difuso, é executado em três etapas, nomeadamente, a fuzificação, a inferência e a desfuzificação. A fuzificação consiste na conversão do valor numérico de cada variável linguística numa função de pertença dos atributos existentes. O processo de inferência está relacionado com a computação das regras estabelecidas (Boata e Gravila, 2012; Kalogirou e Sencan, 2010). Este consiste no tratamento das variáveis de entrada pelas regras difusas estabelecidas com consequente obtenção das variáveis de saída (Kalogirou, 2009). Importa salientar que estas podem estar relacionadas através de operadores E ou OU. Por fim, a desfuzificação consiste na operação de descodificação dos resultados obtidos do processo de inferência (Boata e Gravila, 2012; Kalogirou e Sencan, 2010), isto é, a conversão do valor difuso obtido para um valor preciso, sendo, portanto, o contrário da fuzificação, em que o processo inverso é executado (Santamouris et al., 1999). O conjunto rígido definido a partir do conjunto difuso é denominado de conjunto lambda (λ)-cut ou alfa (α)-cut. Como existe uma infinidade de valores λ no intervalo de 0 a 1, inclusive, cada conjunto difuso pode ser definido por inúmeros conjuntos λ -cut (Ross, 2010). A Figura 4.9 sintetiza o processo de aplicação da lógica difusa a um sistema.



Figura 4.9. Processo de aplicação da lógica difusa (adaptado de Chekired et al., 2011).

Existem vários métodos de desfuzificação, podendo nomear-se o centróide ou centro de gravidade, centro de somas, altura (Espinosa *et al.*, 2004; Harris, 2006), peso médio, pertença média-máxima, centro da maior área, primeiro ou último dos máximos (Sivanandam *et al.*, 2007) e média dos máximos (Barbalho, 2001). O método do centróide é o mais usado e consiste em encontrar a posição do centro da área (Harris, 2006). Importa realçar que, embora

a escolha do método dependa do contexto do problema (Ross, 2010), esta não provoca geralmente influências significativas no desempenho do sistema difuso (Espinosa *et al.*, 2004). A Figura 4.10 apresenta alguns dos processos de desfuzificação anteriormente referidos, nomeadamente o centróide, primeiro e último dos máximos e média dos máximos.



Figura 4.10. Métodos de desfuzificação: centróide, primeiro e último dos máximos e média dos máximos (adaptado de Barbalho, 2001).

Existem vários tipos de sistemas de inferência difusos, podendo citar-se como os dois principais os do tipo Mamdani (1977) e do tipo Takagi-Sugeno (1985). Em ambos é necessário proceder à fuzificação das entradas e à aplicação dos operadores difusos. A principal diferença consiste no tipo de função de pertença da saída, nomeadamente, no sistema de inferência difuso de Mamdani são esperados conjuntos difusos que necessitam de ser desfuzificados, conforme anteriormente descrito, enquanto que, no de Takagi-Sugeno, as funções de pertença são lineares ou constantes (Kalogirou, 2009). Os sistemas do tipo Takagi-Sugeno são assim uma combinação de modelos difusos com modelos não difusos pois são formados por regras nos quais o antecedente é difuso (Wang *et al.*, 2007) e as variáveis do consequente são elaboradas em função dos antecedentes (Pires, 2007). O método de Mamdani possui vantagens como o seu carácter intuitivo, a sua vasta aceitabilidade e a sua adequabilidade a entradas humanas. Por sua vez, o método de Takagi-Sugeno é computacionalmente eficiente, lida corretamente com técnicas lineares, adaptativas e de otimização, é indicado para análises matemáticas e garante a continuidade da superfície de saída (Sivanandam *et al.*, 2007).

4.3. Redes neuronais

As redes neuronais artificiais ou apenas redes neuronais são sistemas de processamento de informação com uma vasta aplicação na área da inteligência artificial e na modelação de sistemas não-lineares (Şenkal, 2010). Estas são compostas por elementos simples, inspirados no sistema nervoso biológico, que operam em paralelo (Kalogirou e Şencan, 2010). O modelo da célula, introduzido por McCulloch e Pitts, em 1943, foi a primeira referência na literatura ao conceito de redes neuronais artificiais (McCulloch e Pitts, 1943; İzgi *et al.*, 2012). Pelo facto de não necessitarem de conhecer o processo que origina os dados, estas são indicadas para descrever sistemas complexos, embora exijam uma grande quantidade de dados para treino da rede (Mellit *et al.*, 2010). O excesso de dados menos importantes é ignorado, havendo concentração nas entradas mais significativas (Alam *et al.*, 2009). As redes neuronais são robustas e apresentam tolerância ao erro, contudo, não conseguem desempenhar eficientemente tarefas que envolvam elevada exatidão e precisão, como as de lógica e aritmética (Kalogirou, 2009).

A semelhança ao cérebro humano manifesta-se em dois aspectos, designadamente a aquisição do conhecimento através de um processo de aprendizagem e o armazenamento do conhecimento por meio de pesos sinápticos, ou seja, de forças de conexão entre os neurónios (Alam *et al.*, 2009). Apesar de imitarem as redes neuronais biológicas, as redes neuronais artificiais diferem largamente destas na estrutura e capacidade (Egrioglu *et al.*, 2013).

Devido à sua habilidade de efetuar um mapeamento não linear de um espaço de entrada multidimensional para um espaço de saída também multidimensional sem o conhecimento da dinâmica das relações entre os espaços, esta técnica de modelação é conhecida como *black-box modeling* (Fadare, 2009).

A generalização é também uma vantagem deste tipo de redes, o que permite o conhecimento de padrões similares, mas não idênticos, aos que foram utilizados no treino. O principal problema é a não garantia prévia de que a rede apresentará um bom desempenho para o problema em análise (Mellit *et al.*, 2010).

Como exemplos de aplicação das redes neuronais encontram-se a associação e reconhecimento de padrões, produção de novos padrões significativos, aproximação de funções, previsão, controlo automático, compressão de dados, diagnóstico, mapeamento geral,

52

otimização, avaliação de riscos, previsão do consumo de energia (Rehman e Mohandes, 2008; Martí e Gasque, 2011; Almonacid *et al.*, 2011; Kalogirou e Şencan, 2010), entre outros, nas mais diversas áreas da engenharia, matemática, meteorologia, mineralogia, economia, medicina, psicologia e neurologia (Şenkal, 2010).

Na área da energia solar vários são os exemplos de aplicação das redes neuronais artificiais, de entre os quais se podem citar: o projeto e modelação de centrais solares de geração de vapor, a estimação do fator de interceção de coletores parabólicos e rácio de concentração local, a modelação e previsão do desempenho de sistemas solares de aquecimento de água e de sistemas de aquecimento, ventilação e ar condicionado e a previsão do consumo de energia em edifícios solares passivos (Alam *et al.*, 2009; Kalogirou e Şencan, 2010).

Também no campo da previsão da radiação solar a aplicação das redes neuronais tem sido vasta (Mohandes *et al.*, 1998; Cao e Cao, 2006; Rehman e Mohandes, 2008; Rehman e Mohandes, 2009; Mellit e Pavan, 2010; Şenkal, 2010; Notton *et al.*, 2013). O seu potencial nesta área baseia-se na competência especial para simular e mapear automaticamente sistemas e funções complexas (Cao e Cao, 2006). De igual modo a sua capacidade de aprendizagem e de se adaptar a variações nos parâmetros conferem-lhes propensão para lidar com modelação dinâmica dependente do tempo (Fischer *et al.*, 2012). Neste tipo de aplicação são necessários dados relativos a longos períodos por forma a desenvolver modelos mais adequados (Mellit *et al.*, 2010). A baixa correlação entre observações e a estacionaridade dos dados, à semelhança dos modelos lineares simples, continuam a ser problemas na previsão da radiação solar por redes neuronais artificiais, embora a sua qualidade de previsão seja mais elevada (Coelho, 2011).

O neurónio, também conhecido por nó ou unidade, é o bloco básico de construção e o elemento de processamento fundamental de uma rede neuronal (Fischer *et al.*, 2012; Freeman e Skapura, 1991).

Cada conexão a um neurónio possui um fator de peso ajustável associado (Rehman e Mohandes, 2008). Um peso pode excitar ou inibir o neurónio consoante seja positivo ou negativo (Fyfe, 2000). O nível de atividade interna de um neurónio, a_i , é caracterizado pela soma dos pesos das várias entradas, conforme explícito pela equação (4.39),

53

$$a_i = \sum_{j=1}^n w_{ij} x_{ij} - w_{i0}$$
(4.39)

em que w_{ij} representa o peso associado à conexão da entrada *j* com o neurónio *i*, x_{ij} o sinal de entrada número *j* para o neurónio *i* e w_{i0} o *bias* associado à unidade *i* (Rehman e Mohandes, 2008).

A saída do neurónio, y_i , resulta da passagem da atividade interna por uma função não linear φ , de acordo com o representado na equação (4.40) (Rehman e Mohandes, 2008). Esta função não linear recebe frequentemente a designação de função de transferência ou ativação (Martí e Gasque, 2011; Rahimikhoob *et al.*, 2013) e relaciona a saída de um neurónio com a sua entrada, baseando-se para tal no nível de atividade de entrada (Mehleri *et al.*, 2010). O valor do *bias* anteriormente referido é ajustável e é utilizado para expandir ou reduzir a entrada líquida da função de ativação de modo a que o nível de atividade interna do neurónio seja ajustado (Fiorin *et al.*, 2011).

$$y_i = \varphi(a_i) \tag{4.40}$$

A função de ativação proporciona assim o mapeamento não linear entre a entrada e a saída sendo que da sua escolha adequada vai depender o desempenho da rede (Egrioglu *et al.*, 2013). Esta função vai limitar a amplitude do sinal de saída dos neurónios a um determinado intervalo, normalmente entre 0 e 1 ou -1 e 1 (Rahimikhoob *et al.*, 2013). Na prática, as funções de ativação utilizadas resumem-se a cinco funções: sigmóide, tangente hiperbólica, seno ou cosseno, linear (Zhang *et al.*, 1998) e degrau (Palit e Popovic, 2005). A função sigmóide, apresentada na equação (4.41) é uma função não linear muito usada (Mohandes *et al.*, 1998; Rehman e Mohandes, 2008) e caracteriza-se por ser limitada, monótona e possuir uma derivada simples (İzgi *et al.*, 2012).

$$\varphi(a_i) = \frac{1}{1 + e^{-a_i}} \tag{4.41}$$

Na Figura 4.11 está exposta a representação esquemática de um neurónio artificial, na qual se podem observar os seus vários componentes e intervenientes, designadamente as entradas, os pesos sinápticos, o *bias*, a função soma dos pesos das várias entradas, a função de ativação e a saída.



Figura 4.11. Estrutura de um neurónio artificial (adaptado de Fischer et al., 2012).

Apesar de a implementação da função num único neurónio ser lenta e imperfeita, organizando-se numa rede esta consegue realizar um número surpreendente de tarefas de forma eficiente (Zhang *et al.*, 1998).

A estrutura de uma rede neuronal artificial encontra-se organizada em camadas possuindo uma camada de entrada, que recebe os dados, uma camada de saída, que apresenta os resultados e uma ou várias camadas intermédias, designadas por camadas escondidas, que estabelecem a ligação entre as camadas de entrada e de saída (Notton *et al.*, 2013). A camada intermédia recebe esta designação pois não é acessível diretamente mas apenas pelas camadas de entrada e/ou saída (Palit e Popovic, 2005). A camada de entrada não realiza operações de computação, sendo apenas utilizada para fornecer o sinal de entrada aos neurónios da camada escondida (Mohandes *et al.*, 1998; Santamouris *et al.*, 1999). Salienta-se que não existe ligação entre neurónios da mesma camada (Egrioglu *et al.*, 2013).

De um modo geral as redes neuronais podem ser classificadas em unidirecionais (*Feed-Forward*) ou recorrentes (*Recurrent/Feedback*). O tipo de rede neuronal mais utilizado é o unidirecional. Neste a informação flui apenas na direção das entradas para as saídas (Dreyfus, 2005) e a aprendizagem é feita por meio de exemplos, não necessitando de um algoritmo clássico de programação para resolver o problema (Mellit *et al.*, 2010). Nas redes neuronais recorrentes a saída da rede é utilizada como entrada para a saída seguinte (Cardot e Boné, 2011). As redes neuronais recorrentes são particularmente indicadas para a previsão de sequências o que as torna adequadas para dados de séries temporais (Kalogirou, 2009).

O processo de treino ou aprendizagem pretende a obtenção da ótima relação entrada/saída da rede (Rehman e Mohandes, 2008), especializando-a para uma aplicação específica. À semelhança dos sistemas biológicos este processo é realizado por meio de ajustes nas conexões sinápticas existentes entre os neurónios (Martí e Gasque, 2011). O tipo de rede, memória do computador e dados de entrada são critérios subjacentes à escolha do algoritmo de treino (Alam *et al.*, 2009). Este processo envolve quatro etapas gerais, nomeadamente a preparação dos dados de treino, a projeção do objeto da rede, o treino da rede e a simulação da resposta da rede com novos dados para validação da mesma (Fadare, 2009). Antes do treino os pesos continham informação aleatória e sem significado, adquirindo, após o mesmo, informação significativa e importante (Fischer *et al.*, 2012).

As metodologias de aprendizagem podem ser organizadas em três tipos principais, supervisionada, não supervisionada e de reforço. Na aprendizagem supervisionada são fornecidos dados de entrada-saída reais, como forma de exemplo. Uma vez obtida a saída da rede, esta é comparada com a saída real e, caso correspondam, não é necessário efetuar ajustes à rede. Caso contrário os pesos são ajustados até que a saída obtida seja satisfatória. Na aprendizagem não supervisionada apenas são fornecidos à rede dados de entrada sendo que, com base em alguma estrutura dos mesmos, a rede aprende por si. Por fim, a aprendizagem de reforço é um meio-termo entre os dois tipos descritos, ou seja, são fornecidos os dados de entrada à rede dando-lhe a informação se a saída obtida é certa ou errada efetuando-se ajustes nos pesos até que a resposta correta seja encontrada (Fyfe, 2000).

Do vasto número de métodos utilizados no treino de uma rede neuronal podem destacarse o *Back Propagation* (BP), *Quasi-Newton* (QN), *Levenberg-Marquardt* (LM), *Conjugate Gradient* (CG) (Wu e Chan, 2011), *Gauss-Newton*, *Newton* e gradiente descendente (Ribeiro, 2008). O algoritmo de treino *Back-Propagation*, introduzido em 1986 por Rumelhart, Hinton e Williams (Rumelhart *et al.*, 1986), bem como os seus variantes, tem sido o mais utilizado no processo de aprendizagem de redes neuronais (Alam *et al.*, 2009). De um modo geral neste algoritmo a saída da rede neuronal é comparada com o valor real de saída determinando-se o erro. Enquanto o valor do erro for superior a uma dada tolerância ele é propagado para trás alterando, consequentemente, os pesos até que a tolerância desejável seja atingida (Santos, 2010). Nas redes com *Back-Propagation* a escolha do número de neurónios escondidos vai determinar a capacidade da rede aprender o problema. Se o seu número for muito reduzido, a rede irá generalizar bem mas não conseguirá aprender os padrões corretamente (Kalogirou, 2009), fenómeno este designado por *oversmoothing* (Ribeiro, 2008). Se o seu número for muito elevado a rede tenderá a memorizar o problema e não a generalizar (Kalogirou, 2009). A esta situação de memorização dos dados de treino atribui-se a designação de sobreadaptação (*overfiting*) (Barbalho, 2001). O algoritmo de *Levenberg-Marquardt* é igualmente muito eficiente, convergindo inclusivamente o resultado mais rapidamente que no caso do algoritmo *Back-Propagation* (Egrioglu *et al.*, 2013). Este é uma aproximação do método de *Newton*, também vastamente utilizado no treino das redes neuronais (Mellit e Pavan, 2010). Como adaptação do algoritmo de treino *Back-Propagation* das redes unidirecionais, o método *Back-Propagation Through Time* (BPTT) é possivelmente o mais utilizado nas redes neuronais recorrentes (Cardot e Boné, 2011).

Por arquitetura da rede entende-se o arranjo dos neurónios nas camadas e os padrões de conexão entre as mesmas, funções de ativação e métodos de aprendizagem (Kalogirou, 2009). Assim sendo, é necessário especificar o número de camadas e respetivos neurónios, isto é, o tamanho da rede e os valores ótimos dos pesos. Existem várias abordagens para determinar a arquitetura adequada das redes neuronais tais como o algoritmo *pruning*, o tempo polinomial (*polynomial time*), a técnica da decomposição canónica (*canonical decomposition technique*) e o critério de informação da rede (*network information criterion*) (Khashei e Bijari, 2010). Não existe uma regra específica para a determinação do número de neurónios escondidos sendo que esta escolha frequentemente se baseia no método de tentativa-erro (Alam *et al.*, 2009). Embora um número mais elevado de neurónios nas camadas escondidas queira geralmente significar um melhor desempenho da rede, podem verificar-se problemas a nível de aumento de complexidade, ajuste e escolha dos parâmetros da rede e incrementos do tempo de treino (Rodrigues, 2008).

Vários são os exemplos de arquitetura das redes, nomeadamente, podem citar-se, a título de exemplo, as SLP (*Single-Layer Perceptrons*), MLP (*Multilayer Perceptrons*), RBF (*Radial Basis Functions*), PNN (*Probabilistic Neural Networks*), SOM (*Self Organizing Maps*), CNN (*Cellular Neural Networks*), CSFNN (*Conic Section Function Neural Network*), GRNN (*Generalized Regression Neural Network*) (Bonissone, 1997; Ozyildirim e Avci, 2013), GMDH (*Group Method of Data Handling*) (Kalogirou, 2009) e TDNN (*Time Delay Neural Network*) (Wu e Chan, 2011). As MLP com algoritmo de treino *Back-Propagation* são das redes mais utilizadas (Mellit e Pavan, 2010) sendo caracterizadas pela sua simplicidade e facilidade de implementação (Fiorin *et al.*, 2011). Pelo facto de serem contínuas, crescentes,

diferenciáveis e não lineares, as funções sigmóide são as mais usadas nas camadas intermédias neste tipo de rede unidirecional (Fiorin *et al.*, 2011; Dreyfus, 2005).

Na Figura 4.12 está exposta uma representação esquemática de uma rede neuronal unidirecional com múltiplas camadas.



Figura 4.12. Representação esquemática de uma rede neuronal unidirecional com múltiplas camadas (adaptado de Kalogirou, 2000).

As redes do tipo RBF são geralmente constituídas pela camada de entrada, uma camada escondida com função de ativação do tipo gaussiana e uma camada de saída. Estas redes são caracterizadas pela topologia simples, boa aproximação local e rápidos algoritmos de treino (Mehleri *et al.*, 2010). A principal vantagem das redes RFB reside no facto de os únicos parâmetros ajustados no processo de aprendizagem serem os de mapeamento linear da camada escondida para a camada de saída e, como tal, não serem afetadas pelo problema de caírem em um mínimo local. Por outro lado, a sua desvantagem manifesta-se pela necessidade de uma boa cobertura do espaço de entrada pelas funções de base radial (*radial basis functions*) (Alam *et al.*, 2009).

As redes GRNN são outro tipo de arquitetura proposta que se caracteriza pela consistência interna. Este tipo de rede determina a estimação da função diretamente dos dados de treino, aproximando qualquer função arbitrária entre os vetores de entrada e saída. Como tal não necessita de um procedimento de treino iterativo (Şenkal, 2010). A arquitetura GRNN é conhecida por treinar rapidamente com conjuntos escassos de dados, sendo que tal pode ser feito a partir de algoritmos genéticos (Kalogirou, 2009).

A rede TDNN é uma rede neuronal que permite obter relações entre as entradas e as saídas em séries temporais. Neste tipo de rede, a saída de uma dada camada depende das saídas de camadas anteriores calculadas com base no domínio temporal dos valores de entrada (Wu e Chan, 2011).

Na área das energias renováveis e previsão de séries temporais também são as redes do tipo MLP as mais utilizadas (Paoli *et al.*, 2010). Na previsão de séries temporais que recorrem a esta arquitetura, a técnica *sliding window* é muito usada. Neste caso, uma janela variável no tempo seleciona *N* tempos, ou seja, a dimensão do vetor de entrada, e *p* entradas para os dados de entrada passados. A saída é a previsão do valor futuro da série temporal (Paoli *et al.*, 2010). A Figura 4.13 apresenta a aplicação da rede MLP a séries temporais. Salienta-se que o *bias* não está representado.



Figura 4.13. Aplicação da rede MLP a séries temporais (adaptado de Paoli et al., 2010).

5. Dispositivo experimental e métodos

Neste capítulo será detalhada a metodologia utilizada no desenvolvimento e implementação dos modelos para a previsão da radiação solar global incidente num plano horizontal para diferentes horizontes temporais, de 5 a 60 passos à frente. Neste contexto, irão ser propostos três modelos, o primeiro baseado nas equações da geometria solar, apresentadas no Capítulo 2, o segundo baseado num modelo auto-regressivo de média móvel (ARMA) e o terceiro em lógica difusa. Todos os modelos foram desenvolvidos em ambiente de programação MATLAB.

Para a elaboração dos modelos foram utilizados dados de radiação solar global (direta e difusa) incidente sobre um plano horizontal medidos no campus da Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro, em Vila Real (latitude 41° 17', longitude 7° 44'). Os dados foram registados usando um sensor de radiação do tipo BF3 da Delta-T Devices Ltd, ligado a uma estação de aquisição de dados do mesmo fabricante. A precisão do sistema global é de \pm 5W.m⁻² e a resolução de 0,3 W.m⁻², na gama de medida de 0 a 1250 W.m⁻². Os dados foram adquiridos com uma taxa de amostragem de 5 segundos, calculando-se o valor médio no intervalo de 1 minuto, sendo este o valor da radiação solar global armazenado na memória.

Do conjunto de dados obtidos, selecionaram-se seis dias para análise e posterior validação dos modelos desenvolvidos, nomeadamente dois dias de céu praticamente limpo, dois dias de céu encoberto, com níveis de radiação muito reduzidos, e dois dias com elevada variância na radiação solar incidente. Os dias escolhidos foram, respetivamente, 7 de Fevereiro de 1998 e 6 de Março de 1998, 3 de Janeiro de 1998 e 3 de Fevereiro de 1998 e 5 de Janeiro de 1998 e 4 de Fevereiro de 1998. A Figura 5.1 apresenta a irradiância solar global incidente num plano horizontal para os dias indicados. Salienta-se que embora seja representado o dia completo, é óbvio que apenas o período diurno foi utilizado no desenvolvimento dos modelos de previsão da radiação solar global.



Figura 5.1. Irradiância solar global num plano horizontal, em W/m²: (a) 7 de Fevereiro de 1998; (b) 6 de Março de 1998; (c) 3 de Janeiro de 1998; (d) 3 de Fevereiro de 1998; (e) 5 de Janeiro de 1998; e (f) 4 de Fevereiro de 1998.

Os desempenhos dos modelos desenvolvidos neste trabalho foram comparados usando critérios de desempenho baseados em funções do erro de previsão, bem como pela análise das propriedades estatísticas do erro de previsão. Para este efeito usaram-se os critérios de desempenho RMSE (*Root Mean Square Error*) e PDM (Percentagem do sinal real descrito pelo modelo) explícitos nas equações (5.1) e (5.2), respetivamente,

$$RMSE = \frac{1}{n} \sqrt{\sum_{k=1}^{n} (y_k - \hat{y}_k)^2}$$
(5.1)

$$PDM = \left(1 - \frac{\sum_{k=1}^{n} (y_k - \hat{y}_k)^2}{\sum_{k=1}^{n} y_k^2}\right) \times 100\%$$
(5.2)

em que *n* representa o número total de amostras de previsão, y_k o valor medido da radiação real, e \hat{y}_k o valor previsto pelo modelo na amostra *k*. Para além destes critérios de desempenho foram ainda avaliados o valor médio e o desvio-padrão dos resíduos, isto é, do erro de previsão. É de salientar que os critérios referidos, bem como as propriedades estatísticas dos resíduos foram determinados usando conjuntos de dados distintos dos usados no processo de desenvolvimento do modelo, tal como é requerido para realizar convenientemente o processo de validação do modelo.

Para além dos 3 modelos referidos foram ainda implementados e testados outros algoritmos para a previsão da radiação solar global usando o DTREG – *Predictive Modeling Software* (disponível em www.dtreg.com).

O DTREG é uma ferramenta de *software* que permite a previsão de valores futuros de uma determinada variável em função de outras variáveis. Esta ferramenta permite implementar modelos baseados em métodos clássicos, em redes neuronais, SVM - *Support Vector Machine*, entre outros. Além disto, o DTREG possui ainda ferramentas específicas para modelação de séries temporais.

A utilização desta ferramenta de *software* na resolução do problema em análise forneceu resultados que se revelaram de qualidade inferior comparativamente aos resultados obtidos com os 3 modelos de previsão desenvolvidos: modelo baseado nas equações da geometria solar, modelo ARMA e modelo baseado em lógica difusa.

5.1. Modelo 1

O primeiro modelo proposto nesta dissertação para a elaboração da previsão da radiação solar global numa superfície horizontal, seguidamente referenciado como modelo 1, tem subjacente as equações da geometria solar apresentadas no Capítulo 2. Para o desenvolvimento do mesmo foi considerado o algoritmo apresentado no fluxograma da Figura 5.2.



Figura 5.2. Algoritmo de desenvolvimento do modelo 1.

Tendo em consideração os dias selecionados para análise (ver Figura 5.1), procedeu-se à determinação da radiação extraterrestre, para os mesmos dias, com base nas equações da geometria solar expostas no Capítulo 2 e envolvendo as etapas a seguir descritas.

Para intervalos de tempo correspondentes a janelas, *w*, de comprimento variável de 1 a 10 amostras anteriores à amostra atual calculou-se a atenuação provocada pela atmosfera, at_{wi} , usando a equação (5.3),

$$at_{w_i} = \frac{\text{radiação medida} (k-i:k)}{\text{radiação extraterrestre} (k-i:k)}$$
(5.3)

onde *i* representa o número de amostras utilizadas na janela, *k* a amostra presente e *k*–*i*, com *i* variando de 1 a 10, a amostra passada 1 a 10 amostras, respetivamente. Assume-se que o valor da atenuação provocada pela atmosfera, at_{wi} , determinado no passado recente e para as diferentes janelas consideradas, se mantém constante para o futuro próximo. Seguidamente são realizadas as previsões da radiação solar global para diferentes horizontes de tempo, designadamente, para as 5 amostras seguintes (5 minutos), 15 amostras (15 minutos), 60 amostras (60 minutos) e para o restante período diurno. A determinação das previsões é feita realizando a multiplicação da atenuação pelo valor previsto da radiação extraterrestre para o horizonte de tempo futuro considerado.

Por fim, procedeu-se à análise estatística do erro de previsão, valor médio e desviopadrão, e ao cálculo dos critérios de desempenho do modelo, especificados nas equações (5.1) e (5.2) para as diferentes janelas de amostras e horizontes de previsão considerados.

5.2. Modelo 2

Como segunda metodologia para a previsão da radiação solar global foi proposto um modelo baseado num modelo auto-regressivo de média móvel (ARMA), seguidamente referido como modelo 2. Este modelo foi estruturado a partir das etapas gerais da identificação de sistemas, apresentadas na Figura 4.1. Nomeadamente, de um modo mais aplicado e discriminado exibe-se, na Figura 5.3, o algoritmo de desenvolvimento do modelo 2.



Figura 5.3. Algoritmo de desenvolvimento do modelo 2.

Para cada um dos seis dias em análise foi aplicado um modelo ARMA de ordem p (com p=1 a 3). A estimação destes foi efetuada de modo recursivo, utilizando-se fatores de esquecimento, λ , de 0,98 e de 0,99. Para evitar o problema do *windup* do estimador implementou-se o algoritmo com fator de esquecimento direcional apresentado no Capítulo 4. Posteriormente selecionou-se o modelo com melhor desempenho de previsão, de ordem p=3 e

que usa o algoritmo de estimação recursiva com fator de esquecimento λ =0,99. Esta metodologia de atualização dos parâmetros do modelo a cada instante de tempo, no qual é disponibilizada nova informação da radiação solar, é depois usada para determinar a previsão da radiação solar nos intervalos de tempo futuros: 5 amostras seguintes (5 minutos), 15 amostras (15 minutos) e 60 amostras (60 minutos). Salienta-se que a ordem da parcela MA é considerada igual a 1, isto é, q=1.

À semelhança do modelo 1, foram aplicados indicadores estatísticos ao erro de previsão, nomeadamente o valor médio do erro e desvio-padrão, e os critérios de desempenho do modelo, RMSE e PDM, para os diferentes horizontes de previsão.

Além do modelo ARMA, foram também testados modelos ARIMA. Porém, por limitação de espaço não são apresentados aqui os resultados do mesmo, que se revelaram menos adequados para resolver o problema de previsão em estudo.

5.3. Modelo 3

O terceiro modelo desenvolvido nesta dissertação para a previsão da radiação solar global numa superfície horizontal, seguidamente denominado modelo 3, teve por base a lógica difusa.

O modelo de previsão difuso foi implementado utilizando a *toolbox Fuzzy Logic* do MATLAB. Numa fase inicial, procedeu-se à geração de modelos *fuzzy* do tipo Sugeno usando a função *genfis1*. Foram testados diferentes tipos e números (3 a 5) de funções de pertença e diversos vetores de treino (3 a 60 amostras passadas) para prever a radiação 1 passo à frente. Os melhores resultados foram obtidos usando 3 funções de pertença do tipo sino e um conjunto de 60 amostras passadas para prever a radiação solar 1 passo à frente. Seguidamente usou-se uma rede adaptativa baseada num sistema de inferência *fuzzy* ANFIS - *Adaptive Network Based Fuzzy Inference System*. Esta função permite determinar um sistema de inferência *fuzzy* em que as funções de pertença são ajustadas utilizando um algoritmo de retropropagação ou este algoritmo combinado com o método dos mínimos quadrados. Este mecanismo de ajuste dota o sistema *fuzzy* de capacidade de aprendizagem com os dados a modelar. Para exemplificar o procedimento adotado apresenta-se o caso de previsão da radiação solar sobre um horizonte de previsão de 60 amostras, para um determinado dia e

instante de tempo. Na Figura 5.4 mostra-se a função de pertença gerada inicialmente (topo) para um determinado dia e instante (k) de construção do modelo difuso. No gráfico inferior da Figura 5.4 exibem-se as funções de pertença após a realização do treino com o ANFIS, tendo-se especificado um número de épocas de treino igual a 200.



Figura 5.4. Funções de pertença antes e após a realização do treino.

Na Figura 5.5 ilustra-se a evolução do critério de desempenho RMSE, para um passo à frente, ao longo das épocas em que é realizado o ajuste adaptativo das funções de pertença. Como se pode observar não existe melhoria significativa a partir da iteração 90.



Figura 5.5. Variação do RMSE com a época de treino.

A Figura 5.6 mostra a saída do modelo, previsões de 1 a 60 passos à frente, bem como as previsões 1 passo à frente que foram realizadas no intervalo de 1 hora passado.



Figura 5.6. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho), em W/m²: as previsões passadas (1 a 60) são um passo à frente e no horizonte de previsão (61 a 120) existe a propagação do erro ao longo do tempo.

6. Resultados

Neste capítulo serão apresentados os resultados obtidos pela aplicação dos três modelos desenvolvidos para os diferentes dias em análise e horizontes de previsão.

6.1. Resultados do modelo 1

Nas Tabelas 6.1 a 6.6 são apresentados os critérios de desempenho do modelo 1, designadamente o valor médio e desvio-padrão do erro de previsão, RMSE e PDM, para os dias 7 de Fevereiro, 6 de Março, 3 de Janeiro, 3 de Fevereiro, 5 de Janeiro e 4 de Fevereiro de 1998, respetivamente. Os resultados são exibidos para janelas w_i de 1, 2, 3, 4, 5 e 10 amostras e horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras, incluindo-se ainda a previsão para o resto do período diurno, isto é, desde a amostra futura k+1 até à amostra correspondente ao início da noite.

Tabela 6.1	. Critérios	de desempenl	ho do modelo	o 1 no dia	7 de 1	Fevereiro	de 1998	, para	diferentes	horizont	tes de
		previs	ão (HP) e jai	nelas de 1,	2, 3,	4, 5 e 10 a	amostras	5.			

		Janela, w _i							
HP	Critério de desempenho	<i>w</i> ₁	<i>w</i> ₂	W3	W4	W5	<i>w</i> ₁₀		
amostras	ī	0,523	0,597	0,672	0,748	0,825	1,227		
	σε	19,573	20,703	21,645	22,441	23,127	25,410		
	RMSE	0,391	0,414	0,433	0,449	0,462	0,508		
S	PDM	99,3	99,2	99,1	99,1	99,0	98,8		
as	Ē	1,304	1,386	1,469	1,552	1,638	2,079		
15 amostr:	σε	28,873	29,194	29,430	29,609	29,749	30,256		
	RMSE	0,333	0,337	0,340	0,342	0,344	0,350		
	PDM	98,4	98,4	98,4	98,4	98,3	98,3		
SI	Ē	5,239	5,356	5,474	5,593	5,714	6,329		
ostr:	σε	42,246	42,285	42,294	42,288	42,275	42,255		
am	RMSE	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246	0,246		
60	PDM	96,6	96,6	96,6	96,6	96,6	96,6		
	Ē	14,438	14,563	14,688	14,813	14,938	15,555		
final	σε	57,241	57,380	57,515	57,650	57,785	58,493		
k:k	RMSE	0,100	0,101	0,101	0,101	0,102	0,103		
	PDM	84,0	83,9	83,8	83,7	83,6	83,2		

Neste caso o modelo 1 que utiliza $w_i=1$ (janela de uma amostra para determinar a atenuação da radiação extraterrestre provocada pela atmosfera) é o que exibe melhor desempenho para os diferentes horizontes de previsão.

		Janela, w _i							
HP	Critério de desempenho	<i>w</i> ₁	<i>w</i> ₂	W3	W4	W5	<i>w</i> ₁₀		
ostras	Ē	0,334	0,382	0,432	0,483	0,536	0,821		
	σε	12,427	13,273	14,016	14,685	15,300	17,952		
amc	RMSE	0,232	0,247	0,261	0,274	0,285	0,335		
Ś	PDM	99,8	99,7	99,7	99,7	99,6	99,5		
S	ī	0,818	0,873	0,929	0,987	1,047	1,365		
ostra	σε	20,711	21,185	21,615	22,016	22,399	24,186		
am	RMSE	0,223	0,228	0,233	0,237	0,241	0,261		
1;	PDM	99,3	99,3	99,3	99,3	99,2	99,1		
S	ī	3,591	3,677	3,764	3,852	3,941	4,402		
ostra	σε	38,787	38,972	39,138	39,294	39,443	40,150		
) am	RMSE	0,210	0,211	0,211	0,212	0,213	0,217		
9	PDM	97,7	97,7	97,6	97,6	97,6	97,5		
	Ī	10,855	10,979	11,104	11,228	11,353	11,972		
inal	σ_{ϵ}	56,974	57,146	57,313	57,477	57,641	58,429		
k:k	RMSE	0,093	0,093	0,093	0,094	0,094	0,095		
	PDM	88,1	88,0	87,9	87,8	87,8	87,4		

Tabela 6.2. Critérios de desempenho do modelo 1 no dia 6 de Março de 1998, para diferentes horizontes de previsão (HP) e janelas de 1, 2, 3, 4, 5 e 10 amostras.

Para este dia conclui-se que o modelo 1 que utiliza a janela w_1 (1 amostra) é também o que fornece os melhores resultados de previsão.

		Janela, w _i							
HP	Critério de desempenho	<i>w</i> ₁	<i>w</i> ₂	W3	W4	W5	<i>w</i> ₁₀		
amostras	Ē	-0,002	-0,003	-0,005	-0,008	-0,010	-0,026		
	σε	6,553	6,699	6,839	6,993	7,161	7,939		
	RMSE	0,131	0,134	0,137	0,140	0,143	0,159		
N.	PDM	92,1	91,8	91,4	91,0	90,6	88,4		
SI	Ī	-0,008	-0,009	-0,010	-0,012	-0,015	-0,034		
15 amostra	σε	9,189	9,225	9,266	9,320	9,381	9,614		
	RMSE	0,106	0,106	0,107	0,107	0,108	0,111		
	PDM	84,5	84,4	84,2	84,1	83,8	83,0		
S	Ī	-0,096	-0,096	-0,097	-0,098	-0,101	-0,135		
ostra	σε	10,936	10,848	10,767	10,697	10,637	10,375		
) am	RMSE	0,063	0,063	0,062	0,062	0,061	0,060		
9	PDM	77,8	78,2	78,5	78,8	79,0	80,0		
	Ē	0,143	0,144	0,144	0,142	0,138	0,076		
linal	σε	7,405	7,329	7,258	7,194	7,137	6,946		
$k:k_1$	RMSE	0,013	0,012	0,012	0,012	0,012	0,012		
	PDM	74,3	74,8	75,3	75,7	76,1	77,4		

Tabela 6.3. Critérios de desempenho do modelo 1 no dia 3 de Janeiro de 1998, para diferentes horizontes de previsão (HP) e janelas de 1, 2, 3, 4, 5 e 10 amostras.

Neste dia o modelo 1 que utiliza a janela de 1 amostra fornece os melhores resultados para as previsões sobre os horizontes mais curtos de 5 e 15 amostras no futuro. Para HP \geq 60 amostras constata-se que o modelo 1 que usa w_{10} (janela de 10 amostras para o cálculo da atenuação no passado recente) é aquele que proporciona os melhores resultados de previsão.

		Janela, w _i							
HP	Critério de desempenho	<i>w</i> ₁	<i>w</i> ₂	<i>W</i> 3	<i>W</i> ₄	W5	<i>w</i> ₁₀		
ostras	Ē	0,266	0,304	0,341	0,380	0,419	0,627		
	σ_{ϵ}	13,857	14,628	15,281	15,847	16,342	18,046		
amo	RMSE	0,277	0,292	0,305	0,317	0,327	0,361		
S	PDM	95,5	95,0	94,6	94,1	93,8	92,4		
SI	Ē	0,658	0,698	0,738	0,778	0,819	1,037		
ostre	σε	20,528	20,765	20,956	21,122	21,276	22,022		
15 am	RMSE	0,237	0,240	0,242	0,244	0,246	0,254		
	PDM	90,2	89,9	89,7	89,6	89,4	88,7		
SI	Ē	2,931	2,979	3,028	3,077	3,127	3,387		
ostra	σε	28,207	28,163	28,097	28,017	27,928	27,454		
) am	RMSE	0,164	0,163	0,163	0,163	0,162	0,160		
9	PDM	81,2	81,3	81,4	81,5	81,6	82,1		
	Ē	8,945	8,966	8,987	9,007	9,028	9,137		
final	σε	24,846	24,832	24,815	24,796	24,776	24,684		
$k:k_1$	RMSE	0,045	0,045	0,045	0,045	0,045	0,045		
	PDM	65,0	65,1	65,1	65,1	65,1	65,3		

Tabela 6.4. Critérios de desempenho do modelo1 no dia 3 de Fevereiro de 1998, para diferentes horizontes de previsão (HP) e janelas de 1, 2, 3, 4, 5 e 10 amostras.

Neste caso o modelo 1 tem um desempenho similar ao do caso anterior (dia 3 de Janeiro de 1998).

		Janela, w _i							
HP	Critério de desempenho	<i>w</i> ₁	<i>w</i> ₂	W3	W4	W5	<i>w</i> ₁₀		
amostras	Ē	-0,156	-0,181	-0,206	-0,232	-0,258	-0,388		
	σε	33,910	33,751	33,871	34,251	34,755	36,923		
	RMSE	0,677	0,674	0,677	0,684	0,694	0,738		
N.	PDM	83,6	83,8	83,6	83,3	82,8	80,6		
s	Ē	-0,375	-0,398	-0,421	-0,444	-0,468	-0,590		
ostra	σε	43,197	42,816	42,708	42,793	42,944	43,730		
15 am	RMSE	0,498	0,494	0,493	0,494	0,495	0,504		
	PDM	73,4	73,9	74,0	73,9	73,7	72,7		
s	ī	-1,303	-1,315	-1,328	-1,342	-1,356	-1,436		
ostra	σε	53,486	52,764	52,288	51,987	51,769	51,015		
) am	RMSE	0,309	0,304	0,302	0,300	0,299	0,294		
9	PDM	59,0	60,1	60,9	61,3	61,6	62,7		
	ī	-1,232	-1,219	-1,207	-1,197	-1,188	-1,169		
inal	σε	32,707	32,329	32,057	31,855	31,698	31,099		
k:k	RMSE	0,056	0,055	0,055	0,054	0,054	0,053		
	PDM	58,3	59,2	59,9	60,4	60,8	62,3		

Tabela 6.5. Critérios de desempenho do modelo 1 no dia 5 de Janeiro de 1998, para diferentes horizontes de previsão (HP) e janelas de 1, 2, 3, 4, 5 e 10 amostras.

Para este dia, com muita nebulosidade, verifica-se que o modelo 1 com janelas $w_i=2$ é o mais adequado para as previsões mais curtas e, para as previsões longas, os melhores resultados são obtidos com $w_i=10$.

		Janela, w _i								
HP	Critério de desempenho	<i>w</i> ₁	<i>w</i> ₂	W3	<i>W</i> ₄	W5	<i>w</i> ₁₀			
ostras	Ē	0,732	0,837	0,943	1,051	1,159	1,716			
	σε	44,964	44,340	44,069	43,994	44,185	46,223			
am(RMSE	0,881	0,869	0,863	0,862	0,866	0,906			
N.	PDM	95,8	96,0	96,0	96,0	96,0	95,6			
SI	Ē	1,769	1,881	1,994	2,108	2,223	2,813			
ostra	σε	54,553	53,601	53,057	52,781	52,742	53,872			
5 am	RMSE	0,617	0,607	0,601	0,597	0,597	0,610			
1	PDM	93,9	94,1	94,2	94,3	94,3	94,0			
SI	ī	6,825	6,967	7,109	7,253	7,397	8,129			
ostre	σε	73,929	72,934	72,280	71,849	71,588	70,994			
) am	RMSE	0,420	0,414	0,411	0,408	0,407	0,404			
9	PDM	88,6	88,9	89,1	89,3	89,3	89,5			
	ī	17,904	18,017	18,129	18,241	18,353	18,905			
inal	σε	62,611	62,284	62,082	61,970	61,924	61,983			
k:k	RMSE	0,109	0,109	0,109	0,109	0,109	0,109			
	PDM	79,6	79,8	79,9	79,9	79,9	79,8			

Tabela 6.6. Critérios de desempenho do modelo 1 no dia 4 de Fevereiro de 1998, para diferentes horizontes de previsão (HP) e janelas de 1, 2, 3, 4, 5 e 10 amostras.

Para este dia, que se caracteriza também por ter muita nebulosidade, os melhores resultados são obtidos para janelas $w_i=4$ e $w_i=10$, para os casos de previsão sobre horizontes curtos e longos, respetivamente.

Nas Figuras 6.1 a 6.12 são apresentados, a título de exemplo, alguns dos resultados gráficos obtidos pela aplicação do modelo 1 para os vários dias em estudo. Nomeadamente é exposta a irradiância solar global real e a prevista para um plano horizontal para uma janela de 1 amostra, w_1 , em diferentes períodos do dia. Na parte superior destas exibe-se parte do comportamento passado da radiação solar seguido da previsão 60 amostras à frente, isto é, para os 60 minutos seguintes, representando-se na parte inferior a previsão para o restante período diurno. Assim, o gráfico superior representa uma ampliação do gráfico inferior, mostrando o comportamento do passado recente e a previsão 60 amostras à frente da radiação solar.



Figura 6.1. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 7 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_I e amostra 600, em W/m².



Figura 6.2. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 7 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_I e amostra 800, em W/m².



Figura 6.3. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 6 de Março de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_1 e amostra 575, em W/m².



Figura 6.4. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 6 de Março de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_1 e amostra 775, em W/m².



Figura 6.5. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_1 e amostra 600, em W/m².



Figura 6.6. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_1 e amostra 800, em W/m².



Figura 6.7. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_l e amostra 600, em W/m².



Figura 6.8. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_I e amostra 800, em W/m².



Figura 6.9. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 5 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_1 e amostra 600, em W/m².



Figura 6.10. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 5 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_1 e amostra 800, em W/m².



Figura 6.11. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 4 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_1 e amostra 600, em W/m².



Figura 6.12. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 4 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 1, para a janela w_I e amostra 800, em W/m².
As Figuras 6.1 a 6.12 permitem observar que a metodologia empregue no modelo 1 permite obter previsões robustas para horizontes de previsão longos e que as qualidades das previsões são melhores para dias de céu limpo.

6.2. Resultados do modelo 2

As Tabelas 6.7 a 6.12 representam os critérios de desempenho obtidos com o modelo 2, nomeadamente valor médio do erro de previsão e respetivo desvio padrão, RMSE e PDM dos dias 7 de Fevereiro, 6 de Março, 3 de Janeiro, 3 de Fevereiro, 5 de Janeiro e 4 de Fevereiro, de 1998 e para horizontes de previsão de 5, 15 e 60 amostras.

Tabela 6.7. Critérios de desempenho do modelo 2 no dia 7 de Fevereiro de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras.

Critério de desempenho	HP=5	HP=15	HP=60
Ē	1,696	5,225	44,929
σ_{ϵ}	18,819	33,218	113,575
RMSE	0,403	0,414	0,753
PDM	99,4	98,1	75,2

Tabela 6.8. Critérios de desempenho do modelo 2 no dia 6 de Março de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras.

Critério de desempenho	HP=5	HP=15	HP=60
Ē	2,105	6,452	39,784
σ_{ϵ}	11,912	23,841	81,763
RMSE	0,239	0,281	0,518
PDM	99,8	99,2	88,6

Critério de desempenho	HP=5	HP=15	HP=60
Ē	-0,455	-0,987	4,621
σ_{ϵ}	7,064	11,239	67,993
RMSE	0,151	0,139	0,420
PDM	91,7	79,1	(*)

Tabela 6.9. Critérios de desempenho do modelo 2 no dia 3 de Janeiro de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras.

(*) sem significado (valor negativo)

Tabela 6.10. Critérios de desempenho do modelo 2 no dia 3 de Fevereiro de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras.

Critério de desempenho	HP=5	HP=15	HP=60
Ē	-0,040	0,088	4,650
σ_{ϵ}	14,617	26,845	58,998
RMSE	0,312	0,331	0,365
PDM	95,3	84,4	26,8

Tabela 6.11. Critérios de desempenho do modelo 2 no dia 5 de Janeiro de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras.

Critério de desempenho	HP=5	HP=15	HP=60
Ē	-1,588	-3,198	13,782
σ_{ϵ}	38,475	52,124	138,540
RMSE	0,822	0,643	0,858
PDM	81,4	65,8	(*)

(*) sem significado (valor negativo)

Tabela 6.12. Critérios de desempenho do modelo 2 no dia 4 de Fevereiro de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras.

Critério de desempenho	HP=5	HP=15	HP=60
Ē	-5,680	-16,484	-34,645
σ_{ϵ}	59,342	75,183	150,354
RMSE	1,244	0,928	0,930
PDM	93,4	89,0	56,3

Comparativamente aos resultados obtidos com o modelo 1, este modelo apresenta, de um modo geral, valores médios do erro de previsão e do desvio-padrão superiores. Também para o RMSE são verificados valores mais elevados. No que concerne ao PDM, este modelo apresenta globalmente valores inferiores ao modelo 1.

Como representação gráfica dos resultados obtidos com este modelo são apresentadas nas Figuras 6.13 a 6.24 as curvas representantes da irradiância solar global para um plano horizontal real e prevista pela aplicação do modelo 2 para os vários dias em estudo, em diferentes momentos do dia. Tendo em conta as amostras passadas é realizada uma previsão para as 60 amostras futuras, sobrepondo-se a mesma aos dados reais da radiação solar por forma a averiguar o comportamento da previsão efetuada. Nas Figuras 6.13 a 6.24 é exposta a referida previsão observando-se a radiação real do período diurno completo (gráfico inferior) e uma ampliação apenas dos 60 minutos seguintes (gráfico superior).



Figura 6.13. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 7 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 600, em W/m².



Figura 6.14. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 7 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 800, em W/m².



Figura 6.15. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 6 de Março de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 575, em W/m².



Figura 6.16. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 6 de Março de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 775, em W/m².



Figura 6.17. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 600, em W/m².



Figura 6.18. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 800, em W/m².



Figura 6.19. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 600, em W/m².



Figura 6.20. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 800, em W/m².



Figura 6.21. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 5 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 600, em W/m².



Figura 6.22. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 5 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 800, em W/m².



Figura 6.23. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 4 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 600, em W/m².



Figura 6.24. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 4 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 2, para a amostra 800, em W/m².

As Figuras 6.13 a 6.24, anteriormente apresentadas, permitem observar que, para o modelo 2, o melhor comportamento de previsão é verificado para dias com poucas flutuações na nebulosidade.

6.3. Resultados do modelo 3

Nas Tabelas 6.13 a 6.18 são apresentados a análise estatística do erro de previsão, valor médio e desvio-padrão, e os critérios de desempenho, RMSE e PDM, do modelo 3, modelo baseado na lógica difusa, para horizontes de previsão de 5, 15 e 60 amostras nos dias 7 de Fevereiro, 6 de Março, 3 de Janeiro, 3 de Fevereiro, 5 de Janeiro e 4 de Fevereiro, de 1998, respetivamente.

Critério de desempenho	HP=5	HP=15	HP=60
Ē	-7,293	-13,600	-60,230
σ_{ϵ}	38,170	45,123	124,365
RMSE	0,926	0,649	0,951
PDM	97,9	96,9	73,1

Tabela 6.13. Critérios de desempenho do modelo 3 no dia 7 de Fevereiro de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras.

Tabela 6.14. Critérios de desempenho do modelo 3 no dia 6 de Março de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras.

Critério de desempenho	HP=5	HP=15	HP=60
Ē	-6,160	-14,099	-47,516
σ_{ϵ}	30,802	46,816	99,259
RMSE	0,749	0,673	0,757
PDM	99,0	97,5	87,0

Tabela 6.15. Critérios de desempenho do modelo 3 no dia 3 de Janeiro de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras.

Critério de desempenho	HP=5	HP=15	HP=60
Ē	0,197	-0,929	-3,183
σ_{ϵ}	11,660	15,056	19,616
RMSE	0,278	0,208	0,137
PDM	80,8	67,8	42,9

Tabela 6.16. Critérios de desempenho do modelo 3 no dia 3 de Fevereiro de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras.

Critério de desempenho	HP=5	HP=15	HP=60
Ē	1,173	-2,526	-14,634
σ_{ϵ}	32,297	40,401	52,287
RMSE	0,770	0,557	0,374
PDM	82,0	71,9	50,2

Critério de desempenho	HP=5	HP=15	HP=60
Ē	-8,403	-13,232	-33,219
σ_{ϵ}	88,388	109,119	129,005
RMSE	2,116	1,513	0,917
PDM	18,1	(*)	(*)

Tabela 6.17. Critérios de desempenho do modelo 3 no dia 5 de Janeiro de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras.

(*) sem significado (valor negativo)

Tabela 6.18. Critérios de desempenho do modelo 3 no dia 4 de Fevereiro de 1998, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras.

Critério de desempenho	HP=5	HP=15	HP=60
Ē	5,030	3,188	-36,420
σ_{ϵ}	78,350	86,890	135,422
RMSE	1,871	1,197	0,965
PDM	90,8	88,7	70,8

Pela comparação dos resultados obtidos por este modelo em relação aos apresentados para os modelos 1 e 2 constatam-se valores de $\bar{\epsilon}$, σ_{ϵ} e RMSE superiores. No que concerne ao critério de desempenho PDM, verifica-se que os valores são inferiores aos obtidos com os modelos 1 e 2.

Nas Figuras 6.25 a 6.36 são apresentados alguns dos resultados gráficos obtidos pela aplicação do modelo 3, em diferentes momentos do dia, para os vários dias em análise, nomeadamente para os dias 7 de Fevereiro, 6 de Março, 3 de Janeiro, 3 de Fevereiro, 5 de Janeiro e 4 de Fevereiro, de 1998. Nestas é possível observar-se a irradiância solar global num plano horizontal real e a sua previsão para um horizonte de previsão de 60 amostras, nomeadamente na parte superior das mesmas são expostas as 60 amostras passadas (k=1:60) efetuando-se com base nestas a previsão para as 60 amostras seguintes (k=60:120), representando-se na parte inferior uma ampliação da previsão para os 60 minutos futuros.



Figura 6.25. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 7 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 600, em W/m².



Figura 6.26. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 7 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 800, em W/m².



Figura 6.27. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 6 de Março de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 600, em W/m².



Figura 6.28. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 6 de Março de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 775, em W/m².



Figura 6.29. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 600, em W/m².



Figura 6.30. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 800, em W/m².



Figura 6.31. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 600, em W/m².



Figura 6.32. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 3 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 800, em W/m².



Figura 6.33. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 5 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 600, em W/m².



Figura 6.34. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 5 de Janeiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 800, em W/m².



Figura 6.35. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 4 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 600, em W/m².



Figura 6.36. Irradiância solar global num plano horizontal real (preto) e prevista (vermelho) para o dia 4 de Fevereiro de 1998 a partir do modelo 3, para a amostra 800, em W/m².

Os resultados gráficos mostram que a característica não linear deste modelo permite, em alguns casos, obter previsões capazes de seguir a dinâmica do processo em estudo, o que não se consegue com os modelos 1 e 2. Existem também regiões dos dados em que as qualidades das previsões se revelam pouco robustas devido à alta variabilidade da série temporal.

7. Discussão dos resultados

De acordo com os resultados apresentados no capítulo anterior é possível averiguar que o modelo 1 é o que se revela mais robusto para as diferentes situações de previsão, acentuando-se esta característica para horizontes de previsão longos. Isto é devido ao facto de este modelo incorporar equações da física do problema o que lhe confere maior consistência e robustez para a realização das previsões. Além disso, é o único modelo que apresenta resultados relativamente satisfatórios para uma previsão a mais longo prazo, sendo inclusive possível efetuar uma previsão da irradiância solar global para um plano horizontal para o restante período diurno. Para os dias de céu limpo (7 de Fevereiro e 6 de Março de 1998) o modelo 1 apresenta os melhores desempenhos RMSE usando uma janela de 1 amostra. Para os dias com nebulosidade (3 de Janeiro e 3 de Fevereiro de 1998) a utilização do modelo 1, para horizontes de previsão de 60 amostras, fornece melhores resultados usando janelas de 10 amostras. Em dias com elevada variância na radiação solar (5 de Janeiro e 4 de Fevereiro de 1998) este modelo apresenta resultados de qualidade variável, averiguando-se melhores desempenhos para janelas de tamanhos diferentes consoante o horizonte de previsão em análise.

No que concerne aos resultados expostos para o modelo 2 constata-se que o desempenho de previsão, em particular o valor de RMSE, revela que esta metodologia é mais adequada para um horizonte de previsão curto, à exceção dos dias 5 de Janeiro e 4 de Fevereiro de 1998, em que para o horizonte de previsão de 5 amostras tal não se verifica.

Por fim, relativamente ao modelo 3, observa-se que os valores mais elevados de RMSE são apresentados para os dias com maior variância na radiação solar, nomeadamente os dias 5 de Janeiro e 4 de Fevereiro de 1998. Apesar de não ser o que apresenta os melhores resultados a nível estatístico, o modelo 3 é o que revela ter melhor capacidade para descrever o comportamento dinâmico da série temporal da radiação solar, conforme se ilustrou nos gráficos apresentados.

Em relação ao valor médio do erro de previsão os valores mais baixos são denotados pelo modelo 1, exceto no dia 3 de Fevereiro de 1998, em que para horizontes de previsão de 5 e 15 amostras é o modelo 2 que exibe os valores mais reduzidos.

Para o desvio-padrão do erro de previsão a situação é semelhante ao valor médio do mesmo, ou seja, a nível global é o modelo 1 que exibe os valores mais baixos, com exceção dos dias 7 de Fevereiro e 6 de Março de 1998, onde para um horizonte de previsão de 5 amostras, o modelo 2 é o que apresenta o melhor desempenho.

No que concerne ao valor do critério de desempenho PDM, os valores mais elevados são verificados para o modelo 1, exceto no dia 7 de Fevereiro de 1998 em que, para um horizonte de previsão de 5 amostras, o valor mais elevado é apresentado pelo modelo 2. Também no dia 6 de Março de 1998, para um horizonte de previsão de 5 amostras, o PDM do modelo 2 é similar ao obtido com o modelo 1. Em termos gerais, de modo global, é a previsão obtida pelo modelo 1 que melhor descreve o sinal real da radiação solar.

É de salientar que para horizontes de previsão de 60 amostras, os valores de $\bar{\epsilon}$, σ_{ϵ} e RMSE para os modelos 2 e 3 podem assumir valores muito elevados. Isto deve-se à propagação do erro ao longo do horizonte de previsão que origina variações na previsão que podem crescer ou decrescer muito rapidamente originando valores muito elevados ou baixos que não fazem sentido para a hora do dia em que ocorrem. Este efeito foi reduzido introduzindo limitadores do valor máximo das previsões com base no dia do ano e hora em análise e usando como limites os valores relacionados com a radiação extraterrestre, rad_{ext}(*k*+HP) e 0,1×rad_{ext}(*k*+HP), para os valores limite máximo e mínimo, respetivamente.

A título de exemplo são apresentadas nas Figuras 7.1 e 7.2 as comparações dos critérios de desempenho RMSE obtidos para os dias 7 de Fevereiro e 5 de Janeiro de 1998 e para horizontes de previsão de 1, 5, 15 e 60 amostras. A partir da observação das mesmas é possível averiguar que embora no modelo 1 se verifiquem os valores mais baixos de RMSE, existem situações em que tal não acontece, como é o caso do dia 7 de Fevereiro de 1998 para um horizonte de previsão de 1 amostra. Com este resultado pretende-se exemplificar que existe variabilidade nos desempenhos dos vários modelos consoante o horizonte de previsão e a condição atmosférica do dia em análise.



Figura 7.1. Comparação dos critérios de desempenho RMSE para o dia 7 de Fevereiro de 1998, obtidos com os modelos 1, 2 e 3, para horizontes de previsão (HP) de 1, 5, 15 e 60 amostras.



Figura 7.2. Comparação dos critérios de desempenho RMSE para o dia 5 de Janeiro de 1998, obtidos com os modelos 1, 2 e 3, para horizontes de previsão (HP) de 1, 5, 15 e 60 amostras.

8. Conclusões e perspetivas para trabalho futuro

8.1. Conclusões gerais

De acordo com o referido no capítulo introdutório, este trabalho visava dar resposta à problemática da previsão da radiação solar global num plano horizontal para diferentes horizontes de previsão, permitindo assim simular e prever de forma adequada as condições de funcionamento dos sistemas de aproveitamento de energia solar e consequentemente melhorar o seu desempenho. Para tal foram desenvolvidos três modelos baseados, respetivamente, nas equações da geometria solar, num modelo ARMA e na lógica difusa.

Os modelos desenvolvidos foram aplicados a dias com diferentes condições meteorológicas, nomeadamente a dias de céu limpo (7 de Fevereiro e 6 de Março de 1998), a dias de céu encoberto (3 de Janeiro e 3 de Fevereiro de 1998) e a dias com elevada variância na radiação solar incidente (5 de Janeiro e 4 de Fevereiro de 1998). Os modelos foram usados para realizar previsões para horizontes temporais de 5, 15 e 60 amostras, ou seja, para os 5, 15 e 60 minutos futuros.

Por forma a uma melhor leitura e análise dos resultados obtidos, realizou-se na Tabela 8.1, a sua síntese, em que é efetuada uma comparação dos critérios de desempenho RMSE obtidos com os vários modelos desenvolvidos, 1, 2 e 3, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras. Nesta, mostram-se as médias dos valores dos critérios de desempenho para os dias com nebulosidade e para os dias limpos, indicando-se os valores mínimos obtidos, de forma a averiguar qual o modelo que, de um modo global, melhor efetua a previsão da radiação solar para cada um dos horizontes de previsão. Denota-se a prevalência do modelo 1 para a realização da previsão da irradiância solar global para um plano horizontal, o que se deve ao facto de este modelo ser baseado em leis físicas do sistema e como tal exibir maior consistência e robustez. É de referir que o modelo 3 é aquele que frequentemente melhor descreve o comportamento dinâmico da série temporal da radiação solar, mesmo não exibindo os valores mais baixos dos indicadores estatísticos e critérios de desempenho.

	Melhor desempenho RMSE					
	Dias com nebulosidade			Dias limpos		
Modelo	HP=5	HP=15	HP=60	HP=5	HP=15	HP=60
1	0,486	0,358	0,230	0,312	0,278	0,228
2	0,632	0,510	0,643	0,321	0,348	0,636
3	1,259	0,869	0,598	0,838	0,661	0,854

Tabela 8.1. Comparação do critério de desempenho RMSE dos vários modelos para dias com nebulosidade e dias limpos, para horizontes de previsão (HP) de 5, 15 e 60 amostras.

8.2. Perspetivas para trabalho futuro

Tendo em conta os resultados obtidos através dos três modelos desenvolvidos propõe-se como trabalho futuro a elaboração de um modelo que implemente um algoritmo de decisão por forma a otimizar o desempenho dos vários modelos nos diferentes horizontes de previsão em estudo. Designadamente, de acordo com o especificado na Figura 8.1, tendo como base as amostras de radiação solar k-121:k-61, elaboram-se as previsões para as 60 amostras seguintes, ou seja, para k-60:k, com os modelos 1, 2 e 3. Pela comparação destas simulações com a radiação solar real determinam-se os respetivos erros de previsão ocorridos no passado recente (de uma hora). Os modelos a selecionar para serem aplicados no futuro deverão ser aqueles que conduzam ao mínimo dos erros de previsão para um horizonte de tempo curto (1:15) e para um horizonte de tempo longo (15:60). Elege-se assim um modelo Mi para a previsão em horizonte curto e um modelo Mj para a previsão em horizonte longo. As saídas destes 2 modelos são então combinadas, usando fatores de peso e^{ak} e $1-e^{ak}$, respetivamente, gerando-se assim a previsão da radiação para as 60 amostras seguintes (k+1:k+60). A Figura 8.2 exemplifica este processo em que se considerou que a previsão efetuada pelo modelo 3 era a que melhor se adequava para um horizonte curto e a determinada pelo modelo 1 para um horizonte longo. Através de uma ponderação de pesos dos dois modelos (ver Figura 8.3) obtém-se a previsão da radiação solar para as 60 amostras seguintes.



Figura 8.1. Algoritmo de desenvolvimento de um modelo proposto para trabalho futuro.



Figura 8.2. Relação entre a irradiância solar global para um plano horizontal real, prevista pelos modelos desenvolvidos e obtida pelo modelo proposto para trabalho futuro.



Figura 8.3. Relação entre os pesos atribuídos aos modelos selecionados para os horizontes de previsão curto e longo e a amostra *k*.

Por último, salienta-se que se pretende continuar a investigar e a implementar outras metodologias de modelação e critérios de desempenho, que, por limitação de tempo, não foram aqui desenvolvidos. Este trabalho permitiu à autora adquirir competências e conhecimento na área da modelação e da identificação de sistemas, tendo a consciência de que muito trabalho terá ainda que ser feito e que importa continuar, quer no tema da previsão da radiação solar, quer noutros relacionados com a área de identificação de sistemas.

Referências

Adaramola, Muyiwa S.. Estimating global solar radiation using common meteorological data in Akure, Nigeria, Renewable Energy 47 (2012) 38-44.

Akaike, Hirotugu. *A New Look at the Statistical Model Identification*, IEEE Transactions on Automatic Control, Vol. AC-19, No. 6 (1974) 716-723.

Alam, M. S.; Saha, Sushanta Kumar; Chowdhury, M. A. K.; Saifuzzaman, Md.; Rahman, M.. Simulation of Solar Radiation System, American Journal of Applied Sciences 2 (4) (2005) 751-758.

Alam, Shah; Kaushik, S. C.; Garg, S. N.. Assessment of diffuse solar energy under general sky condition using artificial neural network, Applied Energy 86 (2009) 554-564.

Almonacid, F.; Rus, C.; Pérez-Higueras, P.; Hontoria, L.. *Calculation of the energy provided* by PV generation. Comparative study: Conventional methods vs. artificial neural networks, Energy 36 (2011) 375-384.

Åström, Karl J.; Wittenmark, Björn. *Adaptive Control, Second Edition*, Dover Publications, Inc. (2008), ISBN: 978-0-486-46278-3.

Bakirci, Kadir. Correlations for Estimation of Solar Radiation on Horizontal Surfaces, Journal of Energy Engineering © ASCE (2008) 130-134.

Baptista, José Manuel Ribeiro; Santos, Raul Morais dos. *Fundamentos de Energia Solar Fotovoltaica*, Série Didáctica, Ciências Aplicadas 383, UTAD (2010), ISBN: 978-972-669-944-6.

Barbalho, Valéria Maria de Souza. *Sistemas baseados em conhecimento e lógica difusa para simulação do processo chuva-vazão*, Tese de Doutoramento em Ciências em Engenharia Civil, Universidade Federal do Rio de Janeiro (Novembro de 2001).

Boata, Remus St.; Gravila, Paul. *Functional fuzzy approach for forecasting daily global solar irradiation*, Atmospheric Research 112 (2012) 79-88.

Bonissone, Piero P.. Fuzzy Logic and Soft Computing: Technology Development and Applications, General Electric CDR, Schenectady NY 12309, USA (1997).

Borges, Amadeu Duarte da Silva. *Energia solar: aplicações térmicas e fotovoltaicas*, Série Didáctica, Ciências Aplicadas 364, UTAD (2009), ISBN: 978-972-669-899-9.

Cao, J. C.; Cao, S. H.. Study of forecasting solar irradiance using neural networks with preprocessing sample data by wavelet analysis, Energy 31 (2006) 3435-3445.

Cardot, Hubert; Boné, Romuald. *Recurrent Neural Networks for Temporal Data Processing*, InTech (2011), ISBN: 978-953-307-685-0.

Castro, Rui. *Uma Introdução às Energias Renováveis: Eólica, Fotovoltaica e Mini-hídrica,* IST Press (Abril 2011), ISBN: 978-972-8469-01-6.

Chekired, F.; Mahrane, A.; Chikh, M.; Smara, Z.. *Optimization of energy management of a photovoltaic system by the fuzzy logic technique*, Energy Procedia 6 (2011) 513-521.

Chineke, Theo Chidiezie. *Equations for estimating global solar radiation in data sparse regions*, Renewable Energy 33 (2008) 827-831.

Coelho, J. P.; Oliveira, P. B. de Moura; Cunha, J. Boaventura. *Greenhouse air temperature predictive control using the particle swarm optimisation algorithm*, Computers and Electronics in Agriculture 49 (2005) 330-344.

Coelho, João Paulo. *Previsão da Radiação Solar por Técnicas de Inteligência Computacional*, Tese de Doutoramento em Engenharia Electrotécnica, Universidade de Trásos-Montes e Alto Douro (2011).

Coskun, C.; Oktay, Z.; Dincer, I.. *Estimation of monthly solar radiation distribution for solar energy system analysis*, Energy 36 (2011) 1319-1323.

Costa, Hélder António Ferreira Pereira. *Modelação Matemática de Sistemas Solares Térmicos*, Dissertação de Mestrado em Engenharia Mecânica, Universidade de Trás-os-Montes e Alto Douro (2009).

Cunha, J. Boaventura; Couto, C.; Ruano, A. E.. *Real-time parameter estimation of dynamic temperature models for greenhouse environmental control*, Control Eng. Practice, Vol. 5, No. 10 (1997) 1473-1481.

Delta OHM. LP PYRA 10 - LP PYRA 13 Pyranometer, Delta OHM (2012).

Demain, Colienne; Journée, Michel; Bertrand, Cédric. *Evaluation of different models to estimate the global solar radiation on inclined surfaces*, Renewable Energy 50 (2013) 710-721.

Dervishi, Sokol; Mahdavi, Ardeshir. *Computing diffuse fraction of global horizontal solar radiation: A model comparison*, Solar Energy 86 (2012) 1796-1802.

Dreyfus, Gérard. *Neural Networks: Methodology and Applications*, Springer (2005), ISBN: 978-3-540-22980-3.

Duffie, John A.; Beckman, William A.. Solar Engineering of Thermal Processes, Third Edition, John Wiley & Sons, Inc. (2006).

Duzen, Hacer; Aydin, Harun. Sunshine-based estimation of global solar radiation on horizontal surface at Lake Van region (Turkey), Energy Conversion and Management 58 (2012) 35-46.

Egrioglu, Erol; Aladag, Cagdas Hakan; Yolcu, Ufuk. *Fuzzy time series forecasting with a novel hybrid approach combining fuzzy c-means and neural networks*, Expert Systems with Applications 40 (2013) 854-857.

Espinosa, Jairo; Vandewalle, Joos; Wertz, Vincent. *Fuzzy Logic, Identification and Predictive Control – Advances in Industrial Control*, Springer (2004), ISBN: 1-85233-828-8.

Fan, Jianqing; Yao, Qiwei. *Nonlinear Time Series: Nonparametric and Parametric Methods*, Springer (2003), ISBN: 0-387-95170-9.

Fadare, D. A.. Modelling of solar energy potential in Nigeria using an artificial neural network model, Applied Energy 86 (2009) 1410-1422.

Fernando, K. V.; Nicholson, H.. *Identification of linear systems with input and output noise: the Koopmans-Levin method*, IEE Proceedings, Vol. 132, Pt. D., No. 1 (1985) 30-36.

Fiorin, Daniel V.; Martins, Fernando R.; Schuch, Nelson J.; Pereira, Enio B.. *Aplicações de redes neurais e previsões de disponibilidade de recursos energéticos solares*, Revista Brasileira de Ensino de Física 33 (2011) 1309-1, 1309-20.

Fischer, Stephan; Frey, Patrick; Drück, Harald. A comparison between state-of-the-art and neural network modelling of solar collectors, Solar Energy 86 (2012) 3268-3277.

Freeman, James A.; Skapura, David M.. *Neural Networks: Algorithms, Applications and Programming Techniques*, Addison-Wesley Publishing Company (1991), ISBN: 0-201-51376-5.

Fyfe, Colin. *Artificial Neural Networks and Information Theory*, Department of Computing and Information Systems, The University of Paisley (2000).

Gibbs, Bruce P.. Advanced kalman filtering, least-squares and modeling: a practical handbook, John Wiley & Sons Inc. (2011), ISBN: 978-0-470-52970-6.

Gopi, E. S.. Algorithm Collections for Digital Signal Processing Applications Using Matlab, Springer (2007), ISBN: 978-1-4020-6410-4.

Gradojevic, Nikola; Gençay, Ramazan. *Fuzzy logic, trading uncertainty and technical trading*, Journal of Banking & Finance 37 (2013) 578-586.

Guimarães, Ana Paula Cardoso. *Estimativa de Parâmetros da Camada Atmosférica para Cálculo da Irradiação Solar Incidente na Superfície Terrestre*, Tese de Doutoramento em Ciências em Engenharia Mecânica, Universidade Federal do Rio de Janeiro (Janeiro de 2003).

Harris, J.. Fuzzy Logic Applications in Engineering Science, Springer (2006), ISBN: 978-1-4020-4078-8.

Harvey, Andrew C.. Time Series Models, MIT Press (1993), ISBN: 9780262082242.

İzgi, Ercan; Öztopal, Ahmet; Yerli, Bihter; Kaymak, Mustafa Kemal; Şahin, Ahmet Duran. *Short-mid-term solar power prediction by using artificial neural networks*, Solar Energy 86 (2012) 725-733.

Jang, J.-S. Roger; Gulley, Ned. *MATLAB, Fuzzy Logic Toolbox User's Guide*, Mathworks (1997).

Kalogirou, Soteris A.. *Applications of artificial neural-networks for energy systems*, Applied Energy 67 (2000) 17-35.

Kalogirou, Soteris A.; Şencan, Arzu. *Artificial Intelligence Techniques in Solar Energy Applications*, em Ochieng, Reccab M.. *Solar Collectors and Panels, Theory and Applications*, Sciyo (2010), ISBN: 978-953-307-142-8.

Kalogirou, Soteris. *Solar energy engineering: processes and systems*, Elsevier (2009), ISBN: 978-0-12-374501-9.

Katiyar, A. K.; Pandey, Chanchal Kumar. *Simple correlation for estimating the global solar radiation on horizontal surfaces in India*, Energy 35 (2010) 5043-5048.

Khashei, Mehdi; Bijari, Mehdi. An artificial neural network (p, d, q) model for timeseries forecasting, Expert Systems with Applications 37 (2010) 479-489.

Kipp & Zonen. *Measured Parameters of Meteorology*, disponível em http://www.kippzonen.com/?page/9091/Parameters+of+Meteorology.aspx (consultado a 6 de Novembro de 2012a).

Kipp & Zonen. Pyranometers, Kipp & Zonen (2012b).

Kipp & Zonen. Pyrgeometers, Kipp & Zonen (2012c).

Kipp & Zonen. Pyrheliometers, Kipp & Zonen (2012d).

Kipp & Zonen. Solar Radiation Measurements for Solar Energy Applications, Kipp & Zonen (2012e).

Klir, George J.; Yuan, Bo. *Fuzzy Sets and Fuzzy Logic: Theory and Applications*, Prentice Hall PTR (1995), ISBN: 0-13-101171-5.

Kratzenberg, M. G.; Beyer, H. G.; Colle, S.; Albertazzi, A.. Uncertainty calculations in pyranometer measurements and application, International Solar Energy Conference (2006).

Lambrecht. *Sunshine Recorder according to Campbell-Stokes*, Lambrecht Meteorological Instruments, Germany (2012).

Li, Huashan; Bu, Xianbiao; Long, Zhen; Zhao, Liang; Ma, Weibin. *Calculating the diffuse* solar radiation in regions without solar radiation measurements, Energy 44 (2012) 611-615.

Li, Huashan; Ma, Weibin; Lian, Yongwang; Wang, Xianlong; Zhao, Liang. *Global solar radiation estimation with sunshine duration in Tibet, China*, Renewable Energy 36 (2011) 3141-3145.

Ljung, Lennart. *System Identification: Theory for the User, Second Edition,* Prentice Hall PTR (1999), ISBN: 0-13-656695-2.

Ljung, Lennart. System Identification Toolbox: For Use with MATLAB, Mathworks (1997).

Lopes, José Henrique Oliveira. *Previsão de produção fotovoltaica a muito curto prazo usando análise e modelação de dinâmica de sombras*, Dissertação de Mestrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores, Major Energia, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto (Fevereiro de 2010).

Lorenzini, G.; Biserni, C.; Flacco, G. Solar Thermal and Biomass Energy, WIT Press (2010), ISBN: 978-1-84564-147-4.

Loureiro, João Mimoso. *Manual de Instrumentos Hidrometeorólogicos*, Direcção-Geral dos Recursos e Aproveitamentos Hidráulicos (1984).

Luque, Antonio; Hegedus, Steven. *Handbook of Photovoltaic Science and Engineering, Second Edition*, John Wiley & Sons, Ltd (2011), ISBN: 978-0-470-72169-8.

Martí, Pau; Gasque, María. *Improvement of temperature-based ANN models for solar radiation estimation through exogenous data assistance*, Energy Conversion and Management 52 (2011) 990-1003.

McCulloch, Warren; Pitts, Walter. A logical calculus of the ideas immanent in nervous activity, Bulletin of Mathematical Byophysics 5 (1943) 115-133.

Mehleri, E. D.; Zervas, P. L.; Sarimveis, H.; Palyvos, J. A.; Markatos, N. C.. A new neural network model for evaluating the performance of various hourly slope irradiation models: Implementation for the region of Athens, Renewable Energy 35 (2010) 1357-1362.

Mekhilef, S.; Saidur, R.; Kamalisarvestani, M.. *Effect of dust, humidity and air velocity on efficiency of photovoltaic cells*, Renewable and Sustainable Energy Reviews 16 (2012) 2920-2925.

Mellit, A.; Eleuch, H.; Benghanem, M.; Elaoun, C.; Pavan, A. Massi. *An adaptive model for predicting of global, direct and diffuse hourly solar irradiance*, Energy Conversion and Management 51 (2010) 771-782.

Mellit, Adel; Pavan, Alessandro Massi. A 24-h forecast of solar irradiance using artificial neural network: Application for performance prediction of a grid-connected PV plant at Trieste, Italy, Solar Energy 84 (2010) 807-821.

Messenger, Roger A.; Ventre, Jerry. *Photovoltaic Systems Engineering, Second Edition*, CRC Press (2004), ISBN: 0-203-58847-9.

Mohandes, M.; Rehman, S.; Halawani T. O.. *Estimation of global solar radiation using artificial neural networks*, Renewable Energy, Vol. 14, Nos. 1-4 (1998) 179-184.

Myers, D. R.; Reda, I.; Wilcox, S.; Andreas, A.. *Optical Radiation Measurements for Photovoltaic Applications: Instrumentation Uncertainty and Performance*, 49th International Symposium on Optical Science and Technology (2004).

Myers, Daryl R.. Solar radiation modeling and measurements for renewable energy applications: data and model quality, Energy 30 (2005) 1517-1531.

Notton, Gilles; Paoli, Christophe; Ivanova, Liliana; Vasileva, Siyana; Nivet, Marie Laure. *Neural network approach to estimate 10-min solar global irradiation values on tilted planes*, Renewable Energy 50 (2013) 576-584.

Okundamiya, M. S.; Nzeako, A. N.. *Empirical Model for Estimating Global Solar Radiation on Horizontal Surfaces for Selected Cities in the Six Geopolitical Zones in Nigeria*, Journal of Control Science and Engineering (2011), Article ID 356405, 7 pages.

Ozyildirim, Buse Melis; Avci, Mutlu. *Generalized classifier neural network*, Neural Networks 39 (2013) 18-26.

Padovan, Andrea; Col, Davide Del. *Measurement and modeling of solar irradiance components on horizontal and tilted planes*, Solar Energy 84 (2010) 2068-2084.

Palit, Ajoy K.; Popovic, Dobrivoje. *Computational Intelligence in Time Series Forecasting Theory and Engineering Applications (Advances in industrial control)*, Springer (2005), ISBN: 1852339489.

Pandey, Pramod K.; Soupir, Michelle L.. *A new method to estimate average hourly global solar radiation on the horizontal surface*, Atmospheric Research 114-115 (2012) 83-90.

Paoli, Christophe; Voyant, Cyril; Muselli, Marc; Nivet, Marie-Laure. *Forecasting of preprocessed daily solar radiation time series using neural networks*, Solar Energy 84 (2010) 2146-2160.

Parkum, J. E.; Poulsen, N. K.; Holst, J.. *Recursive forgetting algorithms*, Int. J. Control, Vol. 55, No. 1 (1992) 109-128.

Paulescu, Marius; Gravila, Paul; Tulcan-Paulescu, Eugenia. *Fuzzy logic algorithms for atmospheric transmittances of use in solar energy estimation*, Energy Conversion and Management 49 (2008) 3691-3697.

Pereira, Pedro Tiago Sousa. *Energia Solar Térmica: Perspectivas do Presente e do Futuro*, Dissertação de Mestrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores, Major Energia, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto (Janeiro de 2010).

Pires, Olga Cristina Pereira. *Sistemas Inteligentes para Monitorização e Controlo de Processos Integrados de Tratamento Biológico de Efluentes*, Tese de Doutoramento em Engenharia Química e Biológica, Universidade do Minho (Setembro de 2007).

Quaschning, Volker. *Understanding Renewable Energy Systems*, Earthscan, London (2005), ISBN: 1-84407-136-7.

Rahimikhoob, A.; Behbahani, S. M. R.; Banihabib, M. E.. *Comparative study of statistical and artificial neural network's methodologies for deriving global solar radiation from NOAA satellite images*, Int. J. Climatol. 33 (2013) 480-486.

Rahoma, W. A.; Rahoma, U. Ali; Hassan, A. H.. *Application of Neuro-Fuzzy Techniques for Solar Radiation*, Journal of Computer Science 7 (10) (2011) 1605-1611.

Rehman, S.; Mohandes, M.. *Estimation of Diffuse Fraction of Global Solar Radiation Using Artificial Neural Networks*, Taylor & Francis Group, Energy Sources, Part A, 31 (2009) 974-984.

Rehman, Shafiqur; Mohandes, Mohamed. *Artificial neural network estimation of global solar radiation using air temperature and relative humidity*, Energy Policy 36 (2008) 571-576.

Ribeiro, Vítor Manuel Costa. *Controlo de sistemas dinâmicos com redes neuronais artificiais,* Dissertação de Mestrado em Engenharia Electrónica e de Telecomunicações, Universidade de Aveiro (2008).

Rodrigues, Carlos Manuel Farinhas de Oliveira. *Previsão de ventos locais em ambiente urbano conjugando CFD e redes neuronais*, Dissertação de Mestrado em Engenharia Mecânica, Universidade de Aveiro (2008).

Ross, Timothy J.. *Fuzzy Logic With Engineering Applications, Third Edition*, John Wiley & Sons, Ltd (2010), ISBN: 978-0-470-74376-8.

Rumelhart, D. E.; Hinton, G. E.; Williams, R. J.. Learning Internal Representations by Error *Propagation*, em Rumelhart, David E.; McClelland, James; PDP Research Group. *Parallel Distributed Processing: Explorations in the Microstructures of Cognition, Volume 1: Foundations*, Massachusetts, The MIT Press (1986).

Safaripour, M. H.; Mehrabian, M. A.. *Predicting the direct, diffuse and global radiation on a horizontal surface and comparing with real data*, Heat Mass Transfer 47 (2011) 1537-1551.

Salazar, Germán A.; Hernández, Alejandro L.; Saravia, Luis R.. *Pratical models to estimate horizontal irradiance in clear sky conditions: Preliminary results*, Renewable Energy 35 (2010) 2452-2460.

Sancho, Rui Jorge Cunha. *Sistema de controlo distribuído baseado em barramento CAN*, Dissertação de Mestrado em Engenharia Electrónica e Telecomunicações, Universidade de Aveiro (2009).

Santamouris, M.; Mihalakakou, G.; Psiloglou, B.; Eftaxias, G.; Asimakopoulos, D. N.. Modeling the Global Solar Radiation on the Earth's Surface Using Atmospheric Deterministic and Intelligent Data-Driven Techniques, Journal of Climate 12 (1999) 3105-3116.

Santos, Bruno António de Oliveira. *Previsão de Produção de Centrais Solares a Muito Curto Prazo*, Dissertação de Mestrado Integrado em Engenharia Electrotécnica e de Computadores, Major Energia, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto (Julho de 2010).

Santos, Marco Paulo Soares dos. *Controlo de um sistema servopneumático para ensaios de fadiga*, Dissertação de Mestrado em Engenharia de Automação Industrial, Universidade de Aveiro (2009).

Şen, Zekai. *Fuzzy algorithm for estimation of solar irradiation from sunshine duration*, Solar Energy Vol. 63, No. 1 (1998) 39-49.

Şen, Zekai. Solar Energy Fundamentals and Modeling Techniques: Atmosphere, Environment, Climate Change and Renewable Energy, Springer (2008), ISBN: 981848001336.

Şenkal, Ozan. *Modeling of solar radiation using remote sensing and artificial neural network in Turkey*, Energy 35 (2010) 4795-4801.

Silva, Carlos. *Desenvolvimento de uma metodologia e ferramentas para a previsão da produção elétrica em parques fotovoltaicos*, Dissertação de Mestrado em Engenharia Mecânica, Especialização em Energia Térmica, Faculdade de Engenharia da Universidade do Porto (Fevereiro de 2012).

Sivanandam, S. N.; Sumathi, S.; Deepa, S. N.. *Introduction to Fuzzy Logic using MATLAB*, Springer (2007), ISBN: 978-3-540-35780-3.

Söderström, Torsten; Stoica, Petre. *System identification*, Prentice Hall (1989), ISBN: 0-13-881236-5.

Sonmete, Mehmet H.; Ertkin, Can; Menges, Hakan O.; Haciseferoğullari, Haydar; Evrendilek, Fatih. *Assessing monthly average solar radiation models: a comparative case study in Turkey*, Environ. Monit. Assess. 175 (2011) 251-277.

Szokolay, Steven V.. *Solar Geometry*, PLEA e Department of Architecture, The University of Queensland (2007), ISBN: 0 86766 634 4.

Tulcan-Paulescu E.; Paulescu, M.. *Fuzzy modelling of solar irradiation using air temperature data*, Theoretical and Applied Climatology 91 (2008) 181-192.

Wang, Paul P.; Ruan, Da; Kerre, Etienne E.. Fuzzy Logic, A Spectrum of Theoretical & Practical Issues, Springer (2007), ISBN: 978-3-540-71257-2.
Will, A.; Bustos, J.; Bocco, M.; Gotay, J.; Lamelas, C.. On the use of niching genetic algorithms for variable selection in solar radiation estimation, Renewable Energy 50 (2013) 168-176.

Wu, Ji; Chan, Chee Keong. *Prediction of hourly solar radiation using a novel hybrid model of ARMA and TDNN*, Solar Energy 85 (2011) 808-817.

Yohanna, Jonathan K.; Itodo, Isaac N.; Umogbai, Victor I. *A model for determining the global solar radiation for Makurdi, Nigeria*, Renewable Energy 36 (2011) 1989-1992.

Zadeh, L. A.. Fuzzy Sets, Information and Control 8 (1965) 338-353.

Zhai, Pei; Williams, Eric D.. Analyzing consumer acceptance of photovoltaics (PV) using fuzzy logic model, Renewable Energy 41 (2012) 350-357.

Zhang, Guoqiang; Patuwo, B. Eddy; Hu, Michael Y.. *Forecasting with artificial neural networks: The state of the art*, International Journal of Forecasting 14 (1998) 35-62.

Zimmermann, H.-J.. *Fuzzy Set Theory and Its Applications, Third Edition*, Kluwer Academic Publishers (1996), ISBN: 0-7923-9624-3.