

UNIVERSIDADE DE LISBOA  
FACULDADE DE CIÊNCIAS  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA GEOGRÁFICA, GEOFÍSICA E ENERGIA



**Ciências**  
**ULisboa**

**Previsão de produção de energia fotovoltaica a curto prazo  
recorrendo a imagens de céu integral**

Márcia Gomes Duarte

**Mestrado Integrado em Engenharia da Energia e do Ambiente**

Dissertação orientada por:  
Professor Doutor Jorge Maia Alves

(página em branco)

## **Agradecimentos**

Venho por este meio agradecer o apoio e orientação do Professor Jorge Mais Alves, que apesar das peripécias da vida e alguns constrangimentos continuou a acompanhar-me neste projecto.

Agradeço a Wilfried Van Sark, Eko Instruments pela atenção e disponibilização das imagens sequenciais de céu integral.

Agradeço aos meus pais por me terem dado as ferramentas base de forma a eu prosseguir a minha vida mesmo depois de eles terem partido.

Agradeço às minhas irmãs por todas as aventuras e desventuras, todas as experiências que passámos juntas e pela aprendizagem contínua da aceitação da diferença no ser humano.

Agradeço aos meus grandes amigos Ana Carvalho Rodrigues, João Cabral, Andreia Ribeiro, André Amaral, José Barros e Rodrigo Matos pelo companheirismo e amor partilhado, pelos empurrões e suporte dados quando mais precisei.

Um agradecimento especial ao Rui Robalo pela paciência e dedicação à minha pessoa, pelo amor e companheirismo partilhado nos momentos mais difíceis destes últimos anos.

## Dedicatória

*Dedico esta dissertação à minha mãe que me ensinou a levantar sempre que caísse, a alcançar os meus sonhos e o significado de amor incondicional. Obrigada mãe.*

## Resumo

Esta dissertação apresenta um modelo estatístico de previsão de fluxo de radiação e conseqüentemente tem o objectivo de prever a produção de energia fotovoltaica a curto prazo. O modelo baseia-se na utilização de imagens de céu integral, registadas sequencialmente, sem movimento, com uma lente de olho-de-peixe e em dados de fluxo de radiação directa e difusa registados nas proximidades do local a que se referem as imagens. São determinadas as coordenadas solares para conseguirmos determinar a posição do sol nas imagens sequenciais que apresentam uma distorção devido à lente olho-de-peixe. Para o modelo é aplicada uma regressão passo a passo em que o preditando corresponde ao fluxo de radiação global calculado e o conjunto de preditores é determinado através da recolha de informação dos pixéis das imagens. São definidas 3 zonas circulares de análise para cada conjunto de imagens F0 (mais saturadas) e F1 (menos saturadas). Efectua-se um tratamento de imagem de forma a efectuarmos a recolha da média dos valores de pixéis de cada canal RGB e HSV para cada zona. São definidos vários cenários com base na zona de análise, saturação das imagens e desfasamento no tempo entre preditores e preditando. É aplicada a regressão passo a passo para cada cenário e os resultados são comparados e analisados.

Palavras chave: Previsão, energia solar fotovoltaica, imagens de céu integral, regressão passo a passo, lente olho-de-peixe.

## **Abstract**

This thesis presents a statistical model for irradiation forecasting and consequently for short term photovoltaic production forecasting. The model uses total sky sequential images, that were record with a fixed camera with a fish-eye-lens and uses also direct and diffuse irradiation data that was collected nearby the place where was the camera. The solar coordinates are calculated to know the position of the sun in the sequential images because of the distortion caused by the fish-eye-lens. For the model we apply a stepwise regression were the predictive term is the global irradiation calculated and the response variables are based in information collected from the image's pixels. 3 circular areas are defined in each image of each group of images F0 (more image saturation) and F1 (less image saturation). Image processing is applied to collect the mean of the pixels values of each color channel RGB and HSV for each circular area. Several scenarios were defined based on the type of circular area in the image, image saturation and variation in time between the predictive and the response variables. The stepwise regression is applied for each scenario and the results are analyzed and compared.

Key words: Forecast, photovoltaic solar energy, total sky images, stepwise regression, fish eye lens.

# Índice

Agradecimentos.....	ii
Dedicatória .....	iii
Resumo .....	iv
Abstract.....	v
Índice.....	vi
Lista Figuras e Tabelas.....	viii
Lista de abreviaturas, siglas e símbolos .....	xi
1 Introdução.....	1
1.1 Enquadramento e Motivação.....	1
1.2 Estado de Arte .....	3
1.2.1 Métodos de previsão.....	3
1.2.2 Métodos de tratamento de imagem.....	7
1.3 Objectivo .....	8
1.4 Organização/Estrutura .....	8
2 Conceitos Teóricos.....	9
2.1 Sol.....	9
2.2 Terra .....	9
2.3 Sistema de Coordenadas Geográficas .....	10
2.4 Radiação solar .....	10
2.5 Geometria Terra-Sol.....	11
3 Metodologia aplicada e desenvolvida .....	14
3.1 Dados.....	14
3.2 Radiação Global .....	14
3.3 Tratamento de imagem.....	15
3.3.1 Imagem RGB.....	15
3.3.2 Imagem HSV .....	16
3.4 Modelo .....	18
3.4.1 Determinação do posicionamento solar na imagem .....	18
3.4.2 Determinação de zonas de análise.....	20
3.4.3 Recolha de informação .....	20
3.4.4 Medidas estatísticas de precisão .....	27
3.4.5 Regressão Passo a Passo .....	28
4 Resultados e Análise de resultados.....	30
4.1 Resultados Cenários 1, 2, 3 e 4.....	30
4.2 Resultados Cenários 5, 6, 7 e 8.....	37
5 Conclusão e Trabalho Futuro .....	47

6	Bibliografia.....	48
7	Anexo I.....	50

## Lista Figuras e Tabelas

Figura 1.1 Panorama geral das energias de fonte renovável nos estados membros da União Europeia – comparação com os Planos de Acção Nacionais de Energias Renováveis (2010-2015). Fonte: [4].....	1
Figura 1.2 Capacidade instalada de energia fotovoltaica e energia eólica e respectivas alterações anuais – comparação com a tendência dos Planos de Acção Nacionais de Energias Renováveis, 2005-2015. Fonte: [4].....	2
Figura 1.3 Os 5 estados membros com maior capacidade de energia eólica e fotovoltaica instalada acumulada, 2015. Fonte:[4].....	2
Figura 2.1. Ilustração do corte seccional do interior e atmosfera solar. Fonte: [23] .....	9
Figura 2.2 Ilustração das diferentes componentes da radiação solar que incide numa superfície. Fonte:[26].....	11
Figura 2.3 A órbita da Terra em torno do Sol. Fonte:[26].....	12
Figura 2.4. A Esfera celeste e o plano elíptico. Fonte:[26] .....	12
Fig. 2.5 Relação entre o ângulo zenital $\theta_0$ , a latitude $\phi$ , a declinação solar $\delta$ e o ângulo horário solar $h$ . Fonte:[23] .....	13
Figura 3.1 Gráfico dos Fluxos de Radiação – componente directa, difusa e global [W/m <sup>2</sup> ]. .....	14
Figura 3.2. Esquema do cubo de cores RGB. Fonte: [28].....	15
Figura 3.3. Esquema da composição de uma imagem RGB. Fonte: [28].....	15
Figura 3.4. Imagem RGB. ....	16
Figura 3.5. Decomposição de uma imagem nos 3 canais RGB.....	16
Figura 3.6. Prisma hexagonal de cores HSV. Fonte: [29] .....	17
Figura 3.7. Imagem HSV .....	17
Figura 3.8. Decomposição de uma imagem nos 3 canais HSV.....	18
Figura 3.7 Determinação das coordenadas centrais solares (x,y) em exemplos de imagens retadas. .	19
Figura 3.8 Zonas definidas em torno do sol: vermelho – zona C0; verde – zona C1; amarelo – Zona C2. ....	20
Figura 3.9 Gráfico da média dos valores dos pixéis em cada canal H,S,V relativamente à zona de análise C0 e ao conjunto de imagens F0. ....	21
Figura 3.10 Gráfico da média dos valores dos pixéis em cada canal R,G,B relativamente à zona de análise C0 e ao conjunto de imagens F0. ....	21
Figura 3.11 Gráfico da média dos valores dos pixéis em cada canal H,S,V relativamente à zona de análise C1 e ao conjunto de imagens F0. ....	22
Figura 3.12 Gráfico da média dos valores dos pixéis em cada canal R,G,B relativamente à zona de análise C1 e ao conjunto de imagens F0. ....	22
Figura 3.13 Gráfico da média dos valores dos pixéis em cada canal H,S,V relativamente à zona de análise C2 e ao conjunto de imagens F0. ....	23
Figura 3.14 Gráfico da média dos valores dos pixéis em cada canal R,G,B relativamente à zona de análise C2 e ao conjunto de imagens F0. ....	23
Figura 3.15 Gráfico da média dos valores dos pixéis em cada canal H,S,V relativamente à zona de análise C0 e ao conjunto de imagens F1. ....	24

Figura 3.16 Gráfico da média dos valores dos pixéis em cada canal R,G,B relativamente à zona de análise C0 e ao conjunto de imagens F1. ....	24
Figura 3.17 Gráfico da média dos valores dos pixéis em cada canal H,S,V relativamente à zona de análise C1 e ao conjunto de imagens F1. ....	25
Figura 3.18 Gráfico da média dos valores dos pixéis em cada canal R,G,B relativamente à zona de análise C1 e ao conjunto de imagens F1. ....	25
Figura 3.19 Gráfico da média dos valores dos pixéis em cada canal H,S,V relativamente à zona de análise C2 e ao conjunto de imagens F1. ....	26
Figura 3.20 Gráfico da média dos valores dos pixéis em cada canal R,G,B relativamente à zona de análise C2 e ao conjunto de imagens F1. ....	26
Tabela 4.1 Preditores escolhidos e respectivos coeficientes b – cenários 1,2,3: conjuntos de imagens F0 e F1.....	30
Tabela 4.2 Preditores escolhidos e respectivos coeficientes b – cenário 4a: conjunto imagens F0 .....	30
Tabela 4.3 Preditores escolhidos e respectivos coeficientes b– cenário 4b: conjunto imagens F1 .....	31
Figura 4.1 Gráfico da regressão passo a passo – cenário 1a – conj. Imagens F0.....	31
Figura 4.2 Gráfico da regressão passo a passo – Cenário 1b – conj. Imagens F1 .....	32
Figura 4.3 Gráfico da regressão passo a passo - Cenário 2a – conj. Imagens F0.....	32
Figura 4.4 Gráfico da regressão passo a passo - Cenário 2b – conj. Imagens F1.....	33
Figura 4.5 Gráfico da regressão passo a passo – Cenário 3a- conj. Imagens F0.....	33
Figura 4.6 Gráfico da regressão passo a passo – Cenário 3b – conj. Imagens F1 .....	34
Figura 4.7 Gráfico da regressão passo a passo – Cenário 4a – conj. Imagens F0 .....	34
Figura 4.8 Gráfico da regressão passo a passo – Cenário 4b – conj. Imagens F1 .....	35
Tabela 4.4 Resultados do coeficiente $R^2$ e da RMSE para os vários cenários da regressão passo a passo .....	35
Figura 4.9 Gráfico Resíduos Cenário 1a. ....	36
Figura 4.10 Gráfico Resíduos Cenário 2a. ....	36
Figura 4.11 Gráfico Resíduos Cenário 3a. ....	36
Figura 4.10 Gráfico Resíduos Cenário 1a. ....	36
Figura 4.13 Gráfico Resíduos Cenário 3b. ....	36
Figura 4.14 Gráfico Resíduos Cenário 4a. ....	37
Figura 4.15 Gráfico Resíduos Cenário 4b.....	37
Tabela 4.5 Variáveis escolhidas e respectivos pesos para o cálculo do valor previsto de radiação – Cenário 5a .....	37
Tabela 4.6 Variáveis escolhidas e respectivos pesos para o cálculo do valor previsto de radiação – Cenário 5b.....	38
Tabela 4.7 Variáveis escolhidas e respectivos pesos para o cálculo do valor previsto de radiação – Cenário 6a .....	38
Tabela 4.8 Variáveis escolhidas e respectivos pesos para o cálculo do valor previsto de radiação – Cenário 6b .....	39
Tabela 4.9 Variáveis escolhidas e respectivos pesos para o cálculo do valor previsto de radiação – Cenário 7a .....	39

Tabela 4.10 Variáveis escolhidas e respectivos pesos para o cálculo do valor previsto de radiação – Cenário 7b .....	39
Tabela 4.11 Variáveis escolhidas e respectivos pesos para o cálculo do valor previsto de radiação – Cenário 8a .....	40
Tabela 4.12 Variáveis escolhidas e respectivos pesos para o cálculo do valor previsto de radiação – Cenário 8b .....	41
Tabela 4.13 Resultados da RMSE e $R^2$ para os cenários 5a, 6a, 7a, 8a para o conjunto de imagens F0. ....	41
Figura 4.16 Preditando e valor previsto com delta t=1 no cenário 8 <sup>a</sup> .....	43
Figura 4.27 Preditando e valor previsto com delta t=10 no cenário 5a.....	43
Tabela 4.14 Resultados da RMSE e $R^2$ para os cenários 5b, 6b, 7b, 8b para o conjunto de imagens F1. ....	44
Figura 4.17 Preditando e valor previsto com delta t=1 no cenário 8b.....	45
Figura 4.18 Preditando e valor previsto com delta t=10 no cenário 5b.....	46

## Lista de abreviaturas, siglas e símbolos

- $\bar{Y}_k$  Média dos valores observados
- $\hat{Y}_k$  Valor previsto
- $E_{0+}^{SW}$  Fluxo de radiação solar
- $R^2$  Coeficiente de determinação de uma regressão linear
- $Y_k$  Preditando (valor observado)
- $\bar{x}$  Média
- AST hora solar verdadeira
- Az Azimute solar
- $b_n$  Coeficiente de ponderação do termo preditor na regressão passo a passo
- C0 Zona de análise circumsolar
- C1 Zona de análise circular com raio superior a C0
- C2 zona de análise circular com raio superior C1
- $e$  Resíduo da regressão linear
- F0 Conjunto de imagens com mais saturação
- F1 Conjunto de imagens com menos saturação
- $G_{on}$  Radiação Extraterrestre
- HSV *Hue, Saturation, Value*
- $k$  Metade do ângulo de abertura da lente
- MAE *Mean Absolut Error*
- MSE *Mean Square Error*
- NaN *Not a Number*
- OD Raio da circunferência da lente olho-de-peixe
- RGB *Red, Green, Blue*
- RMSE *Root Mean Square Error*
- $t$  Tempo
- X Preditor (variável de resposta)
- $\lambda$  Longitude
- S Constante solar
- $\theta$  Ângulo zenital
- $\alpha$  Altura solar
- $\beta$  Orientação de uma superfície em relação ao plano horizontal
- $\delta$  Declinação solar
- $\omega$  Ângulo horário
- $\phi$  Latitude



# 1 Introdução

## 1.1 Enquadramento e Motivação

Actualmente as temáticas Energia e Clima são uns dos focos da sociedade, isto porque nos últimos anos temos sofrido consequências negativas do impacto da actividade humana no mundo que nos rodeia. Todos os intervenientes têm tido a preocupação de implementar soluções para estas questões que nos afectam a todos, estipulando metas, desenvolvendo tecnologias ou criando incentivos a novas práticas alternativas ao nosso comportamento até agora. Uma das acções passa por conseguir uma diminuição do uso de combustíveis fósseis e optar pela utilização de energia proveniente de fontes renováveis [1]. A União Europeia, na sua Estratégia Europa 2020, estipulou vários objetivos e metas, nomeadamente reduzir as emissões de gases com efeito de estufa (GEE) em 20% (ou mesmo em 30%) em comparação com os níveis registados em 1990; aumentar em 20% a eficiência energética e aumentar para 20% a quota de energia produzida através de fontes renováveis para suprir as nossas necessidades energéticas até ao ano de 2020 [2]. Entretanto antes de chegarmos a 2020 já foram definidos pela União Europeia novos objectivos para 2030: redução em 40% dos GEEs comparando com valores registados em 1990; conseguir que 27% da produção de energia seja proveniente de fontes renováveis e um aumento em 27% da eficiência energética. Estes objectivos e políticas estão alinhados com o *Roadmap 2050* que pretende uma transição para uma economia de baixo carbono.

Assim, factores económicos e políticos têm contribuído para a expansão e desenvolvimento da produção de energia eléctrica a partir de fonte renovável, sempre com a preocupação de diminuir custos, de forma a competir economicamente com a energia produzida de fontes convencionais baseadas em combustíveis fósseis [3].

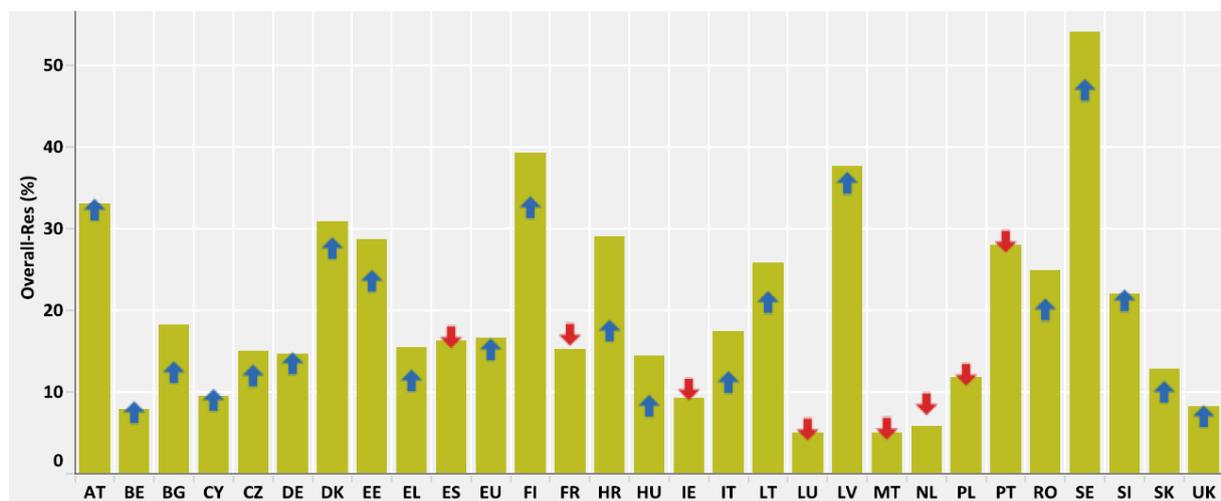


Figura 1.1 Panorama geral das energias de fonte renovável nos estados membros da União Europeia – comparação com os Planos de Acção Nacionais de Energias Renováveis (2010-2015). Fonte: [4]

Desde 2005 até 2015 o aumento progressivo da utilização de energia com origem em fontes renováveis permitiu a diminuição em cerca de 11% do uso de combustíveis fósseis e a redução em cerca de 10% nas emissões de GEE na União Europeia.

Devido ao seu potencial, a produção de energia solar fotovoltaica tem vindo a crescer substancialmente, tal como a energia eólica, e os investimentos que lhes estão associados são cerca de 90% do investimento global no sector das energias renováveis [5].

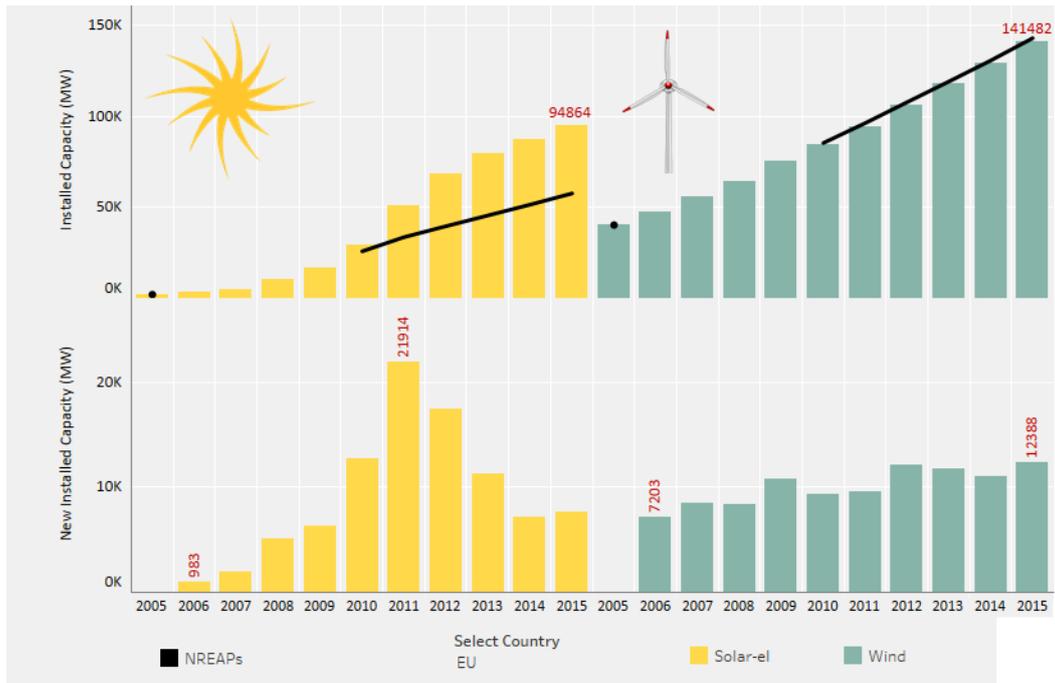


Figura 1.2 Capacidade instalada de energia fotovoltaica e energia eólica e respectivas alterações anuais – comparação com a tendência dos Planos de Acção Nacional de Energias Renováveis, 2005-2015. Fonte: [4]

Os Estados Membros da União Europeia que em 2015, tiveram maior capacidade instalada acumulada de energia solar fotovoltaica e energia eólica são a Alemanha (tendo a maior capacidade instalada em ambas as fontes renováveis), Espanha, França, Itália e Reino Unido.

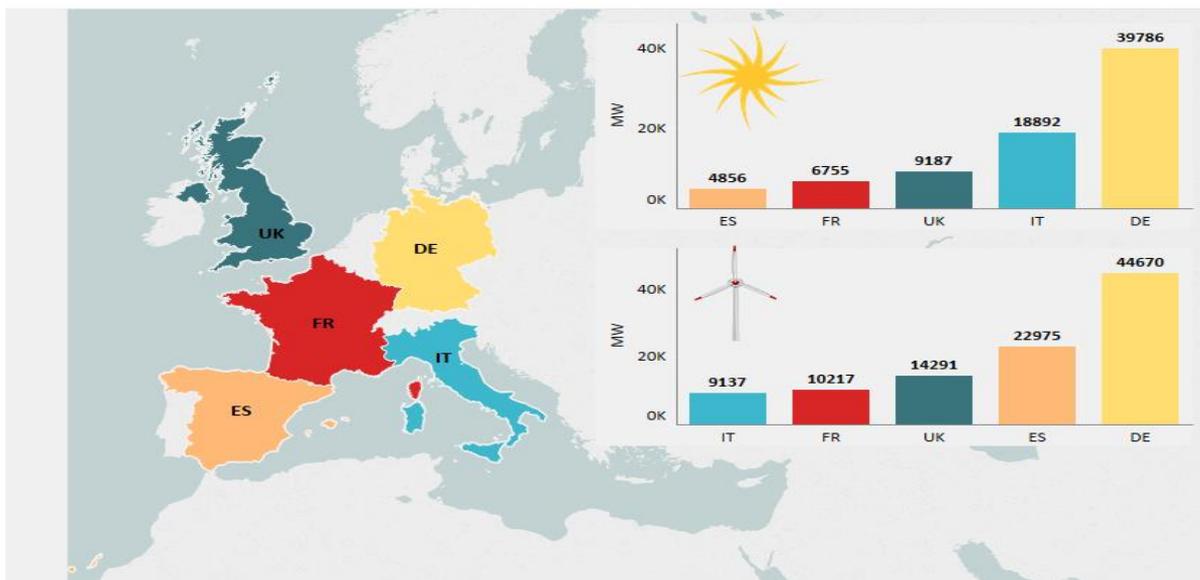


Figura 1.3 Os 5 estados membros com maior capacidade de energia eólica e fotovoltaica instalada acumulada, 2015. Fonte:[4]

Actualmente, a maior dificuldade associada à integração e penetração das energias renováveis é a variabilidade associada a algumas delas [3]. Em particular, tanto a energia solar fotovoltaica como a energia eólica são bastante irregulares devido à sua dependência das condições meteorológicas [6] e quando integradas na rede de distribuição podem diminuir a estabilidade e qualidade da mesma [1]. Essa irregularidade traduz-se em desvios sazonais e desvios intra-diários na produção de energia eléctrica que não são, portanto, controláveis.

É bem conhecido que, numa rede eléctrica, a oferta e a procura de energia têm que ser forçosamente iguais em cada instante, sob pena de, se tal não se verificar, ocorrerem graves problemas no que se refere à integridade da própria rede e de todos os equipamentos que a ela estão ligados. A gestão destas redes tem sido sempre feita, no passado, com base num ajuste permanente da oferta à procura, dispondo de centrais de produção de energia baseadas na queima de combustíveis fósseis, completamente controláveis. Com esta lógica de funcionamento, as redes eléctricas têm podido adaptar em cada instante a oferta aos perfis de carga variáveis solicitados pelos consumidores [7][8][9]. Este paradigma de funcionamento terá claramente que ser alterado no futuro se pretendermos que as fontes de energia renovável se tornem dominantes no mix energético, sendo muito provável que futuramente seja a procura a ter que se adaptar de alguma forma à oferta. De modo a resolver o problema da incerteza associada à produção de energia solar fotovoltaica, os produtores de energia eléctrica, empresas de serviços públicos, operadores de sistemas independentes ou entidades equiparadas têm procurado obter um conhecimento preciso da quantidade de radiação solar incidente na superfície preocupando-se em melhorar os sistemas de previsão meteorológicos e o seu efeito na produção de energia solar fotovoltaica [10][11]. Neste contexto, as previsões da radiação solar e de produção de energia fotovoltaica, para vários horizontes de previsão, têm-se revelado de grande importância, principalmente no que se refere às previsões a curto-prazo, que sendo de qualidade ajudam a reduzir custos e a otimizar a gestão da rede. O efeito de flutuação na rede da energia solar fotovoltaica pode assim ser mitigado com a antecipação de picos ou baixas de produção de energia eléctrica permitindo uma gestão mais eficiente da rede [3][9]. A previsão da radiação solar incidente torna-se portanto uma grande ferramenta no sucesso de qualquer política cujo objectivo seja incluir fontes renováveis em sistemas de produção centralizados ou descentralizados, integrando com sucesso grandes quantidades de energia fotovoltaica, mantendo o grau de confiança na energia produzida [12][8].

## **1.2 Estado de Arte**

### **1.2.1 Métodos de previsão**

O factor meteorológico mais importante que influencia a qualidade da radiação solar directa que chega à superfície da Terra é a presença de nuvens no céu. O desafio de prever a quantidade de radiação incidente à superfície passa por entender a complexidade da questão, pois os efeitos da dinâmica das nuvens, na radiação incidente, são caóticos e não lineares [8][13]. Como tal, têm sido desenvolvidos e melhorados vários modelos e métodos de previsão de energia solar fotovoltaica, sendo variáveis nos horizontes de previsão e resolução espacial.

Modelos de céu limpo – são tipicamente desenvolvidos usando um dos modelos de transferência radiactiva (RTM-Radiative Transfer Model) e requerem dados meteorológicos locais. Determinam as condições de céu limpo (ausência de nuvens), e por isso são muito utilizados por outros modelos de previsão, nomeadamente pelos modelos de persistência e também são usados na normalização da métrica utilizada para determinar a eficácia e precisão de modelos de previsão. Alguns desses modelos são o modelo Solis, o modelo Atlas Europeu de Radiação Solar, o modelo Bird and Hulstrom, o modelo

Moloneaux, o modelo Ineichen, o modelo CPC2, o modelo REST2, o modelo Kasten, o modelo de ajuste polinomial, o modelo ASCE evapotranspiração [8][13].

Modelos de persistência – são modelos simples de previsão e como tal são usados como base de comparação para outros modelos de previsão mais complexos com o objectivo de determinar a eficácia e precisão dos mesmos. Consistem em métodos de aprendizagem estocástica que extrapolam valores de produção de energia fotovoltaica actuais ou recentes, por exemplo, ou valores de radiação medidos, contabilizando com a mudança de ângulos solares. Definem uma previsão ao longo do tempo em que verificam a persistência de índices que classificam a cobertura ou não de nuvens no céu. A precisão destes modelos diminui drasticamente com o período de previsão, à medida que a cobertura de nuvens muda em relação ao estado actual. Este tipo de modelo tem uma resolução e extensão espacial de 1 ponto e a resolução temporal é de alguns minutos [8][13][14].

Modelos Lineares/regressivos/estatísticos – usam técnicas de regressão comuns de forma a desenvolver relações matemáticas. A base estatística assume que observações individuais da radiação solar mudam de forma independente. São modelos que se baseiam em médias a longo prazo e que aplicam técnicas de regressão independentes e que por isso podem ser melhoradas através de modelos estocásticos que têm em conta as flutuações a curto prazo assim como a natureza de correlação dos dados. Consequentemente, são modelos preferenciais para horizontes de previsão a curto prazo. As 2 primeiras abordagens na análise de séries temporais estacionárias a surgir foram a Média Móvel (MA – Moving Average) e a Auto-regressão Linear da autoria de G. Udney Yule. Posteriormente G.E.P. Box e G.M.Jenkins desenvolveram o modelo Auto-regressivo de médias móveis (ARMA – Auto-Regressive Moving Average) baseado nos 2 primeiros enunciados, assim como o modelo Auto-regressivo integrado de médias móveis (ARIMA – Auto-Regressive Integrated Moving Average) usado na análise de séries temporais não estacionárias [8][13].

Modelos Estatísticos Satélite - baseiam-se em modelos regressivos que relacionam a radiação solar incidente, medida através de piranómetros terrestres locais, e a radiação solar proveniente das medições de instrumentação satélite. Os parâmetros que são tidos em conta nas equações regressivas são o índice de cobertura de nuvens, o ângulo zenital, a transmissividade atmosférica, a intensidade luminosa actual, tal como os seus valores máximo e mínimo de cada pixel. Este tipo de modelos, que comparam dados locais à superfície e dados provenientes de satélites, apresentam as seguintes dificuldades: erros na correspondência da localização da fonte de medição (piranómetro) na imagem satélite e a diferença das técnicas utilizadas para aquisição de informação (os dados de satélite são registados instantaneamente e com um ângulo sólido reduzido enquanto que os dados locais à superfície são registados tipicamente em intervalos de 1h com ângulo sólido muito maior). Exemplos: Modelo Hay-Hanson desenvolvido em 1978 e baseado numa regressão linear do índice de clareza e da absorvidade esférica; Modelo Tarpley&Justus-Paris-Tarpley que usa dados provenientes de satélite e de piranómetro à superfície; Modelo Cano-HELIOSAT surgiu em 1982, usando dados do METEOSAT e propõe uma relação linear simples entre o índice de clareza e o índice de nebulosidade no mesmo ponto, no tempo e no espaço, usando os valores locais dos índices em cada pixel; Modelo Operacional Perez é dos mais usados actualmente, usa uma versão modificada do modelo de céu limpo de Kasten e relaciona, com uma regressão simples, a radiação global incidente horária com o índice de nebulosidade [8].

Modelos Físicos Satélite – baseiam-se em interacções entre a radiação solar e componentes atmosféricos como aerossóis e os gases CO<sub>2</sub>, H<sub>2</sub>O, O<sub>2</sub>, O<sub>3</sub>, N<sub>2</sub>, etc. A informação advém de imagens obtidas normalmente em intervalos de 30 min, existindo as excepções como o METEOSAT SEVIRI que

consegue intervalos de 15 min ou até inferiores, 30 seg. no caso GOES. A modelação das interacções físicas é feita através de modelos de transferência radiactiva como nos modelos de céu limpo, mas com a adição de informação das condições atmosféricas reais actualizadas [8]. O objectivo é determinar a mudança da estrutura da nuvem ao longo do tempo que é fortemente influenciada pelo seu movimento. O horizonte temporal de previsão associado a este método é de algumas horas [13]. Alguns exemplos destes tipos de modelos são: Modelo Gautier-Diak-Masse desenvolvido em 1980; Modelo Marullo-Dalu-Viola surgiu em 1987 reavaliando o anterior e usando dados provenientes do METEOSAT; Modelo Möser-Raschke também usa imagens satélite do METEOSAT e demonstrou que as nuvens realmente tinham impacto na radiação solar incidente na superfície terrestre; Modelo Dedieu-Deschamps-Kerr surgiu em 1987 e usa um única equação valida para as condições de nuvens e céu limpo (os modelos anteriores usam 2 equações distintas) [8].

Além destes modelos, existe outro tipo de abordagem que passa por estimar o vector de movimento das nuvens, através de imagens satélite sequenciais e sensores de luz visível/infravermelhos em que são detectados padrões nas nuvens. Tem uma resolução espacial maior quando comparado com a aquisição local de imagens do céu à superfície. O índice de nebulosidade pode ser calculado com precisão através da reflectância medida pelo satélite, este tipo de cálculo tem sido massivamente usado no mapeamento do recurso solar. Este tipo de previsão obtém melhores resultados para horizontes de previsão superiores a 5h quando comparados com os modelos numéricos de previsão, servindo até para melhoramento de resultados destes últimos [14].

Modelos Numéricos de Previsão – Podem ser globais ou regionais e baseiam-se em equações dinâmicas que prevêm a evolução da atmosfera para horizontes de previsão de vários dias, sendo iniciados 2 a 4 vezes por dia, por exemplo às 0h, 6h, 12h e 18h UTC, e as condições iniciais são provenientes de satélites, radares, radiossondas ou medições de estações terrestres que depois são processadas e interpoladas [14]. Normalmente os resultados são comunicados em intervalos de 1h para os modelos regionais e em intervalos de 3h -6h para os modelos globais. A resolução espacial também varia dependendo do modelo, podendo ser de 16 – 50 km<sup>2</sup> para os modelos globais ou de 5 - 20 km<sup>2</sup> para os modelos regionais [13]. Actualmente são incapazes de prever a posição precisa e extensão das nuvens, devido às limitações da resolução espacial, mas também devido à complexidade das propriedades físicas das nuvens em microescala, o que torna difícil a previsão da radiação solar incidente. Contudo estes modelos demonstram uma melhor precisão da previsão quando comparados com os modelos satélite em horizontes de previsão superiores a 4h, tornando-se uma melhor opção para previsões a médio – longo prazo. Os modelos mais utilizados são o modelo de Sistema de Previsão Global (GFS - Global Forecast System) que corre em intervalos de 6h, com horizontes de previsão para 16 dias numa resolução espacial de 28 km<sup>2</sup>; modelo do Centro Europeu para Previsões Meteorológicas a Médio Prazo (ECMWF - European Centre for Medium-Range Weather Forecasts) com horizonte de previsão de 10 dias e ocorre em intervalos de 3h; modelo de Mesoescala América do Norte (NAM - North American Mesoscale) com uma resolução espacial de 12 km<sup>2</sup>, com horizonte de previsão de 96h e corre 4 vezes por dia; modelo Alta Resolução com Actualização Rápida (HRRR - High Resolution Rapid Refresh (HRRR) que inicia de hora em hora e com resolução espacial de 3 km<sup>2</sup>, sendo utilizado para horizontes de previsão menores; modelo de Investigação e Previsão Meteorológica (WRF - Weather Research and Forecasting) serviu como base para outros modelos numéricos e tem resolução espacial de 1 a 10 km<sup>2</sup>. Existem ainda métodos de pós processamento de dados que têm o objectivo de melhorar os resultados dos modelos de previsão numéricos, aumentando a precisão das previsões, como por exemplo, o Modelo Estatístico de Saída (MOS - Model Output Statistics) que usa métodos regressivos; Redes neuronais

artificiais; Filtro de Kalman; Interpolação temporal; médias espaciais de resolução; abordagem de pós-processamento físico utilizando cálculos de transferência de radiação [7][8][13][14].

Modelos baseados em imagens de céu integral/total (TSI - Total Sky Images) – modelos que usam imagens do céu com ângulo de aproximadamente 180°; têm uma resolução espacial e temporal maior em relação a outros métodos [13], normalmente são modelos com as seguintes etapas: aquisição das imagens no local em que se pretende prever a radiação incidente; análise das imagens de forma a identificar as nuvens e distinguir a sua opacidade; estimativa do vector de movimento das nuvens usando as imagens sucessivas; uso da localização das nuvens e vector de movimento das mesmas para a previsão a curto prazo de forma determinística ou estatística da cobertura das nuvens, radiação e produção fotovoltaica [14]. Este tipo de método é ideal para horizontes temporais de previsão de alguns minutos até 1h pois tem a vantagem de conseguir registar informação detalhada das nuvens, seja a sua estrutura ou o seu movimento [13] [14], conseguindo acompanhar melhor as flutuações da radiação solar incidente [8]. As previsões vão depender de alguns factores nomeadamente velocidade da nuvem e da sua altura, pois o rácio entre a velocidade e altura define uma velocidade angular que determina a duração da presença da nuvem no campo de visão da lente. Os horizontes de previsão também são variáveis e dependem também da velocidade e altura das nuvens, sendo em média de 5-20 min, mas para nuvens baixas e rápidas o horizonte de previsão pode ser de 3 min e para nuvens altas e lentas pode ser de 30 min [14]. Normalmente as imagens são alvo de métodos e algoritmos de tratamento de imagem de forma a extrair informação sobre a cobertura de nuvens, diferenciando a opacidade da nuvem e as condições de céu limpo, podendo criar classes de tipos de nuvem consoante a sua opacidade e extensão. Podem-se também determinar através das imagens, os índices de nebulosidade que depois podem ser usados em redes neuronais artificiais para previsão da radiação solar incidente [8]. Um exemplo deste tipo de método de previsão é o descrito por Marquez e Coimbra, no qual o horizonte de previsão é estipulado de 3-15 min, e cujo objectivo é obter valores previstos médios de 1 min da radiação directa incidente, com a aplicação de várias técnicas nomeadamente cálculo de campo de velocidade, transformação espacial das imagens e classificação das nuvens. Concluiu-se que umas das maiores dificuldades deste tipo de modelos passa pela precisão da classificação das nuvens [10]. Outro exemplo é o do Quesada-Ruiz et al. que desenvolve um método sectorial tipo escada, de forma a identificar o movimento das nuvens em direcção ao sol, de forma ajustada e eficiente. Neste caso as imagens são registadas de 20 em 20 seg. e o horizonte de previsão é menor que 1h [9].

Redes Neuronais Artificiais (RNA) – modelos baseados no funcionamento biológico dos neurões e das suas ligações. Modelos que podem ser supervisionados ou não, em que são aplicados algoritmos diversos de aprendizagem automatizada de forma a aumentar a precisão dos valores previstos. Podem ser compostos por simples ou múltiplas camadas de nós. As redes neuronais artificiais podem ser aplicadas, por exemplo, usando imagens satélite de resolução temporal inferior a 6h; usando resultados de modelos numéricos com horizontes de previsão superiores ou séries temporais ou imagens totais do céu [8] [13]. Como exemplo, temos o trabalho desenvolvido por C. Comaro et al, que desenvolveu um modelo híbrido com utilização de redes neuronais artificiais com múltiplas camadas, em que utilizou como dados de entrada, registos da radiação local, resultados de um modelo numérico de previsão meteorológica, rácio de nebulosidade, entre outros. O modelo foi desenvolvido utilizando os algoritmos de aprendizagem Lervemberg-Marquardt e Batch BackPropagation em que o objectivo é que o erro médio quadrático atinja o seu mínimo na validação do modelo. Chegou-se à conclusão que quando comparados, os modelos estatísticos têm melhor desempenho na previsão da radiação horária e não tanto na previsão da radiação diária, já os modelos numéricos de previsão obtêm melhores resultados na

previsão da radiação diária do que na radiação horaria. Contudo o modelo hibrido, atingiu melhores resultados em ambos os horizontes de previsão [15].

### 1.2.2 Métodos de tratamento de imagem

Existem vários métodos de tratamento de imagem que podem ser utilizados para classificação das nuvens, nomeadamente, dividindo-as em várias categorias consoante a sua estrutura e opacidade; determina a sua posição na imagem e prevendo o seu movimento utilizando imagens sequenciais do céu.

As imagens contêm 3 canais de cores, o Vermelho (R-Red), Azul (B-Blue) e o Verde (G-Green) que compõe a imagem original num espaço de cor específico. O tratamento de imagem aplicado depende muito do seu objectivo. Alguns autores optaram por distinguir os pixéis de céu limpo dos pixéis que pertenciam a nuvens nas imagens de céu total para posteriormente efectuarem uma previsão da radiação/produção de energia fotovoltaica. A distinção dos pixéis correspondentes às nuvens pode ser feita aplicando vários métodos, nomeadamente, impondo um limite de valor do rácio R/B para efectuar a separação de categorias de pixéis, tendo em consideração que para condições de céu limpo o valor do rácio R/B é baixo, contrariamente ao que acontece na presença de nuvens. Uma vez que o rácio R/B para céu limpo aumenta perto do horizonte e do sol, há necessidade de ajustar o valor limite conforme a elevação solar. Podem ainda ser distinguidas as nuvens mais carregadas das menos carregadas ou as compactas das dispersas aplicando o método do rácio R/B mas estipulando valores limite diferentes [16][17]. Além do rácio R/B podem também ser usadas as diferenças B-R e R-B para distinguir pixéis e gerar imagens binárias com a distinção dos elementos [18] [11] [19].

Outro método de classificação é o método do Vizinho Mais Próximo (*k-nearest-neighbor*) sendo um método classificador não paramétrico, supervisionado, simples e eficaz. Permite assim definir 7 classificações de nuvens: *Cumulus*; *Cirrus & Cirrostratus*; *Cirrocumulus & Altocumulus*; *Clear Sky*; *Stratocumulus*; *Stratus & Altostratus*; *Cumulonimbus & Nimbostratus* [20].

Foram também desenvolvidos métodos híbridos que resultam da aplicação de varias técnicas de processamento de imagem. Um deles é o Algoritmo Híbrido Limite que efectua a distinção de imagens em unimodais ou bimodais consoante têm, ou não, mais que uma categoria de elementos. Efectua uma normalização do rácio B/R usado para transformar imagens a cores em imagens representativas do rácio B/R de forma a melhorar o contraste visual e a robustez em termo de ruído. A imagem rácio é classificada como unimodal ou bimodal consoante o desvio standard do limite. Posteriormente, a distinção dos pixéis, é feita com base num valor limite do rácio B/R que é fixo no caso de imagens unimodais e no caso das imagens bimodais, um valor limite de rácio B/R variável determinado pelo cálculo do Mínimo da Entropia Cruzada (MCE - *Minimum Cross Entropy*) [21]. Também têm sido estudadas possíveis melhorias a métodos já existentes de forma a obter uma melhor classificação dos pixéis nas zonas mais críticas das imagens (perímetro hemisférico da lente em dias de chuva) [18]. Outra possibilidade de abordagem é o método do Limite adaptativo de subtracção de fundo da imagem do canal Verde (GCBSAT - *Green channel background subtraction adaptive threshold*) que inclui selecção dos canais Vermelho (R-Red), Azul (B-Blue) e Verde (G-Green); Simulação do fundo das imagens, computação de uma máscara solar e máscara para as nuvens, subtracção de imagens, aplicação de um limite adaptativo e binarização da imagem [19]

Além da classificação existem também outros métodos de processamento de imagem que são utilizados para seguimento e previsão do movimento das nuvens. Um deles é o método do Fluxo Óptimo *Lucas-Kanade* que se baseia em imagens sequencias e consiste na medição do movimento de objectos na imagem ou da velocidade de uma imagem em relação ao observador. Este método aproxima o campo de movimento na imagem de padrões de intensidade da imagem. A maior probabilidade de concordância

é devolvida e usada no cálculo do movimento, assim como a imagem B-R. Assume-se que existe fluxo local na vizinhança dos pixéis e que o desfasamento é pequeno. Coloca um peso maior nos pixéis mais próximos do pixel centro da vizinhança de pixéis. A previsão do movimento é feita aplicando uma regressão linear [22]. Foi também desenvolvido um método de previsão de movimento de nuvens que consiste em determinar a posição das nuvens e as características estatísticas que determinam a dispersão dos elementos nuvem na imagem (elementos que já foram determinados e limitados por métodos de tratamento de imagem). Este cálculo é feito assumindo que os elementos nuvem têm um centro de massa que serve de base para a estimativa do movimento das nuvens em imagens sequenciais admitindo que a nuvem é equivalente a um objecto uniforme numa trajectória rectilínea [11].

### **1.3 Objectivo**

Como vimos anteriormente, todos os métodos de previsão de radiação solar até agora explorados se baseiam na utilização de uma dada variável para obter uma previsão da radiação solar num instante posterior. No entanto, a informação que uma rede eléctrica efectivamente precisa de obter é a informação relativa à variação que se prevê que venha a acontecer da radiação solar entre o instante presente ( $t$ ) e o instante futuro ( $t+\Delta t$ ). De facto, uma vez que a rede eléctrica conhece, em cada instante, a produção associada a qualquer central de produção, e sendo a produção proporcional à radiação incidente no local da central, o conhecimento daquela variação será suficiente para prever a evolução da produção de energia eléctrica da central.

Pretende-se com esta dissertação explorar a possibilidade de vir a utilizar um novo método de previsão de radiação solar a curto prazo baseado na previsão da alteração da radiação solar entre o instante presente ( $t$ ) e o instante futuro ( $t+\Delta t$ ). Para tal, serão utilizadas imagens de céu integral e dados de radiação solar obtidos em locais muito próximos.

### **1.4 Organização/Estrutura**

Esta dissertação divide-se em 6 capítulos. O capítulo 1 refere-se à introdução incluindo o enquadramento teórico e revisão bibliográfica; o capítulo 2 contém noções de conceitos teóricos relevantes para o trabalho realizado; o capítulo 3 refere-se à metodologia aplicada para obtenção de resultados; no capítulo 4 são apresentados os resultados e é feita a sua análise; o capítulo 5 engloba a conclusão e trabalho futuro.

## 2 Conceitos Teóricos

### 2.1 Sol

O Sol está a uma distância da Terra de aproximadamente  $1.5 \times 10^8$  Km, tem um raio que ronda o valor de  $6.9 \times 10^5$  Km e a sua massa tem o valor aproximado de  $1.99 \times 10^{30}$  Kg. A sua composição é maioritariamente Hidrogénio (H), cerca de 90%, e Hélio (H), tendo também em pouca quantidade alguns elementos como o Oxigénio (O), Carbono (C), Azoto (N), Néon (Ne), Ferro (Fe), Silício (Si), Magnésio (Mg), Cálcio (Ca) e Enxofre. A temperatura da superfície solar é aproximadamente de 5800 K e vai aumentando o valor em direcção ao centro do Sol onde atinge aproximadamente o valor de  $5 \times 10^6$  K. Considera-se que a energia solar é o resultado de reacções nucleares de fusão entre núcleos de átomos de Hidrogénio (H), produzindo Hélio (He), que ocorrem no interior do Sol a temperaturas que ascendem os milhões de graus [23].

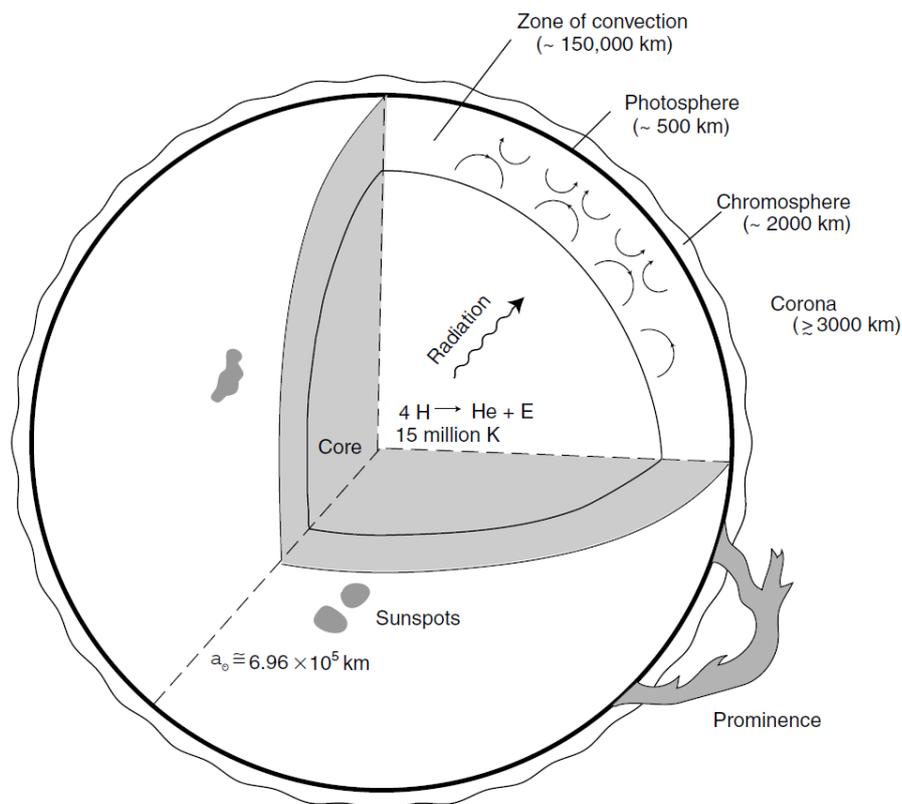


Figura 2.1. Ilustração do corte seccional do interior e atmosfera solar. Fonte: [23]

### 2.2 Terra

A Terra é um dos planetas que se movimentam em torno do Sol, tendo uma massa de aproximadamente  $6 \times 10^{24}$  Kg. O seu movimento forma uma elíptica em torno do Sol e dura aproximadamente 365 dias (1 ano). Em simultâneo a cada 24h a Terra faz uma rotação em torno do seu próprio eixo que passa entre os seus pólos, resultando na alternância entre o dia e a noite [23].

## 2.3 Sistema de Coordenadas Geográficas

Latitude – Corresponde ao ângulo entre o plano equatorial e o raio que passa nesse local. O seu valor varia entre os 0° (Linha do Equador) e os 90° (pólos) no sentido Norte ou sentido Sul.

Longitude – Corresponde ao ângulo entre o plano do meridiano local e o meridiano de referência (*Greenwish*). O seu valor varia entre 0° (Meridiano de *Greenwish*) e os 180° no sentido Este ou sentido Oeste.

## 2.4 Radiação solar

A Radiação extraterrestre  $G_{on}$  consiste na radiação que chega ao topo da atmosfera e pode variar consoante a distância entre o Sol e a Terra.

A Radiação extraterrestre incidente num plano normal à radiação num determinado dia (em que N representa o dia Juliano) pode ser calculada através da equação 2.1 (Spencer, 1971) [24], sendo S a constante solar (aproximadamente 1367 W/m<sup>2</sup>) :

$$G_{on} = S \cdot \left( 1 + 0.033 \cdot \cos \frac{360 \cdot N}{365} \right) \quad (2.1)$$

A atmosfera da Terra contém gases, aerossóis, poeiras, partículas que provocam a redução da radiação solar, à medida que esta atravessa a atmosfera, através da absorção ou dispersão. Além disso parte da radiação proveniente do sol também é reflectida quando chega à superfície terrestre. Sabemos também que a presença de nuvens na atmosfera que juntamente com a reflectividade e propriedades do solo, influenciam a forma e densidade do fluxo de radiação dispersa e reflectida. Devido às interações que existem entre a atmosfera e a radiação solar global, podemos classificar as várias componentes da radiação solar que atinge a superfície terrestre consoante o tipo de interação que ocorre:

**Radiação Directa:** consiste na radiação solar que chega à superfície terrestre e que não foi dispersa nem absorvida na atmosfera.

**Radiação Difusa:** consiste na radiação solar que chega ao observador depois de ter interagido com a atmosfera passando por processos de dispersão.

**Radiação Reflectida ou Albedo:** consiste na radiação solar reflectida na superfície terrestre. [25][26][27].

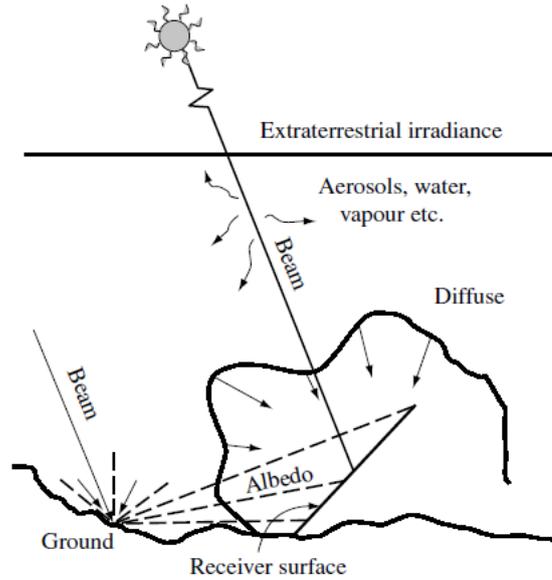


Figura 2.2 Ilustração das diferentes componentes da radiação solar que incide numa superfície. Fonte:[26]

## 2.5 Geometria Terra-Sol

O fluxo da radiação solar incidente numa superfície no topo da atmosfera depende de vários factores como o tempo ( $t$ ), a latitude ( $\phi$ ), a longitude ( $\lambda$ ) e a orientação da superfície  $\beta$  [27].

Podemos calcular o fluxo da radiação solar com a seguinte equação:

$$E_{0+}^{sw}(t, \phi, \lambda) = S(t) \cdot \cos(\beta)(t, \phi, \lambda) \quad (2.2)$$

Em que o  $S$  é a constante solar (aproximadamente  $1367 \text{ W/m}^2$ ) e  $\beta$  é o ângulo entre o fluxo da radiação solar e a normal à superfície em que incide [27].

Para uma superfície horizontal o ângulo  $\beta$  coincide com o ângulo zenital  $\theta$ , sendo este o ângulo entre a vertical e a radiação solar directa e que pode ser determinado a partir do cálculo da altura solar  $\alpha$ :

$$\text{sen}(\alpha) = \text{sen}(\delta) \cdot \text{sen}(\phi) + \cos(\delta) \cdot \cos(\phi) \cdot \cos(\omega) \quad (2.3)$$

$$\theta = \frac{\pi}{2} - \alpha \text{ [rad]} \quad (2.4)$$

A altura solar  $\alpha$  representa o ângulo entre o horizonte e a radiação num plano determinado pelo ângulo zenital  $\theta$  e o sol. Tendo em conta a equação (2.3) verificamos que a altura solar  $\alpha$  depende da latitude  $\phi$ , da declinação solar  $\delta$  e do ângulo horário solar  $\omega$ .

A declinação solar  $\delta$  é definida como o ângulo entre o plano equador e a recta que liga o centro do Sol ao centro da Terra. Considerando como referência o Hemisfério Norte, a declinação solar  $\delta$  varia ao longo do ano entre aproximadamente os  $23.45^\circ$  (Solstício de Verão) e os  $-23.45^\circ$

(Solstício de Inverno). Nas figuras 2.3 e 2.4 podemos visualizar melhor como se relacionam as posições do Sol e da Terra e a declinação solar  $\delta$  ao longo do ano.

A declinação solar  $\delta$  pode ser calculada através da equação (2.4) prevista por Cooper, 1969 [27] em que o N representa o dia Juliano (iniciando com o valor 1 no dia 1 de Janeiro).

$$\delta = 0.4093 \cdot \text{sen} \left( \frac{284+N}{365} \cdot 2\pi \right) \quad [\text{rad}] \quad (2.5)$$

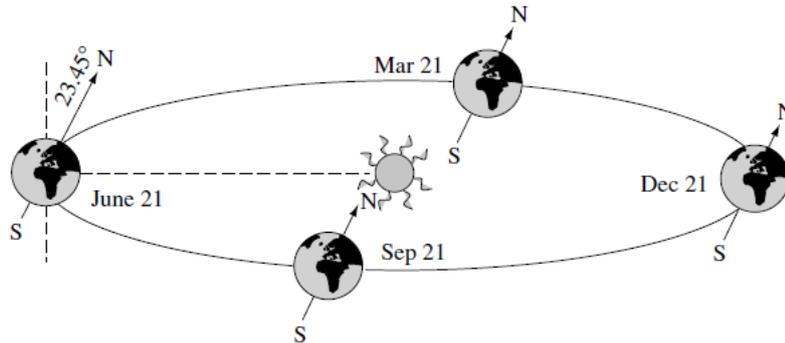


Figura 2.3 A órbita da Terra em torno do Sol. Fonte:[26]

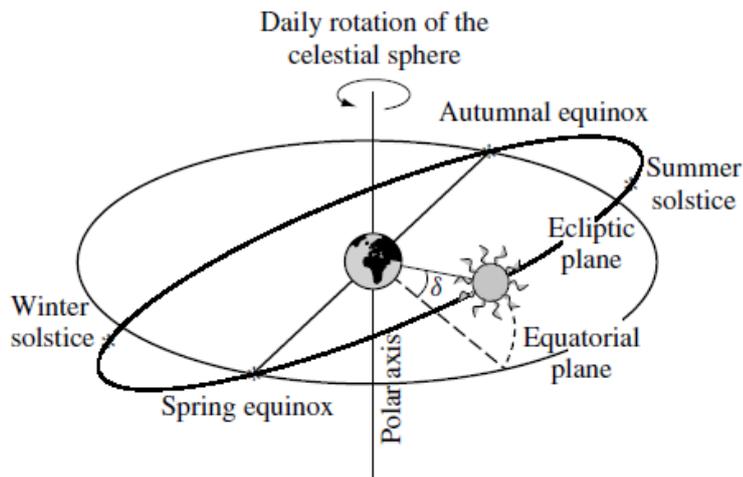


Figura 2.4. A Esfera celeste e o plano elíptico. Fonte:[26]

O ângulo horário solar  $\omega$  representa a hora solar num espaço de rotação de  $360^\circ$  num período de 24h. Sendo assim ao meio dia solar toma o valor zero ( $\omega = 0$ ), antes do meio dia solar toma valores negativos e depois do meio dia solar toma valores positivos. A equação (2.6) traduz o cálculo do ângulo solar  $\omega$  em que o termo  $AST$  designa a hora solar e é determinado pela equação (2.7).

$$\omega = 15 \cdot (AST - 12) \cdot \frac{\pi}{180} \text{ [rad]} \quad (2.6)$$

$$AST = \text{hora local} + \frac{\lambda}{15} \text{ [h]} \quad (2.7)$$

Azimute Solar  $Az$  é o ângulo formado pela direcção do meridiano local e o plano vertical passando pelo sol. Sendo a localização no hemisfério Norte, tomamos como referência  $Az = 0^\circ$  no sentido Sul e os valores positivos em direcção a Oeste. Se estivermos no hemisfério Sul tomamos como referência  $Az = 0^\circ$  no sentido Norte e os valores positivos em direcção a Este [26]. O azimute solar  $Az$  é dependente da latitude  $\phi$ , declinação solar  $\delta$ , da altura solar  $\alpha$  e do ângulo horário solar  $\omega$ .

$$\text{sen}(Az) = \frac{\text{cos}(\delta) \cdot \text{sen}(\omega)}{\text{cos}(\alpha)} \quad (2.8)$$

$$\text{cos}(Az) = \frac{\text{sen}(\alpha) \cdot \text{sen}(\phi) - \text{sen}(\delta)}{\text{cos}(\alpha) \cdot \text{cos}(\phi)} \quad (2.9)$$

Na Fig. 2.5. podemos visualizar a relação entre o ângulo zenital solar, a latitude, a declinação solar e o ângulo horário solar. O ponto P representa o ponto de observação e o ponto D representa o ponto directamente abaixo do Sol em linha vertical [23].

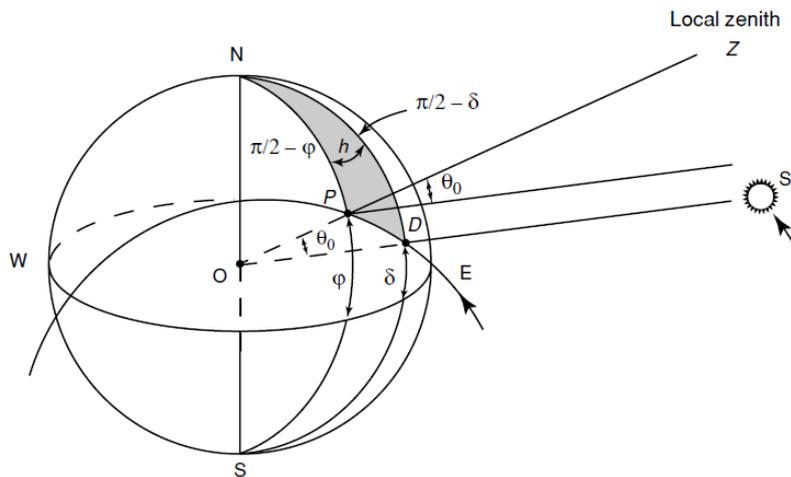


Fig. 2.5 Relação entre o ângulo zenital  $\theta_0$ , a latitude  $\phi$ , a declinação solar  $\delta$  e o ângulo horário solar  $h$ . Fonte:[23]

### 3 Metodologia aplicada e desenvolvida

#### 3.1 Dados

Os dados utilizados no trabalho desenvolvido consistem em:

- Conjunto de imagens do céu integral referentes ao dia 12 de Setembro de 2012 registadas num intervalo de 5 minutos desde as 03:00 até às 05:20, num intervalo de 1 em 1 minuto desde as 05:20 até às 17:20, num intervalo de 5 minutos desde as 17:20 até às 19:05. A localização do registo das imagens foi a região de Utrecht, Holanda, com latitude 52.08° e longitude 5.11°. As imagens foram registadas através de um dispositivo com uma máquina fotográfica fixa incorporada utilizando uma lente olho-de-peixe de 180°. Existem dois conjuntos de registos de imagens com parâmetros de exposição diferentes, ou seja, existe um conjunto de imagens com maior saturação na cor que o outro. Vamos definir o conjunto F0 como aquele que tem as imagens com maior saturação e o conjunto F1 o conjunto de imagens com menos saturação. As imagens foram disponibilizadas por Eko Instruments.

- Dados de irradiação difusa e de irradiação directa [ $W/m^2$ ] medidas numa zona próxima de Utrecht em intervalos de 1 em 1 minuto no mesmo dia 12 de Setembro de 2012 e foram recolhidos da base de dados da plataforma BSNR ([bsrn.awi.de](http://bsrn.awi.de)) sendo referentes a um local próximo da zona onde se encontra o dispositivo de registo de imagens sequenciais.

Tanto as imagens como as medições da radiação têm falhas de registo de dados ao longo do dia. Essas falhas são representadas nos ficheiros por valores *NaN*.

#### 3.2 Radiação Global

Tendo em conta que os registos recolhidos se referem às componentes directa e difusa e pretendendo nós efectuar uma análise para a componente global, procedemos à estimativa do fluxo de radiação global através da seguinte equação:

$$Global = Directa + Difusa \quad [W/m^2] \quad (3.1)$$

A Figura 3.1 demonstra o gráfico das várias componentes do fluxo de radiação em simultâneo incluindo a componente global que foi previamente calculada:

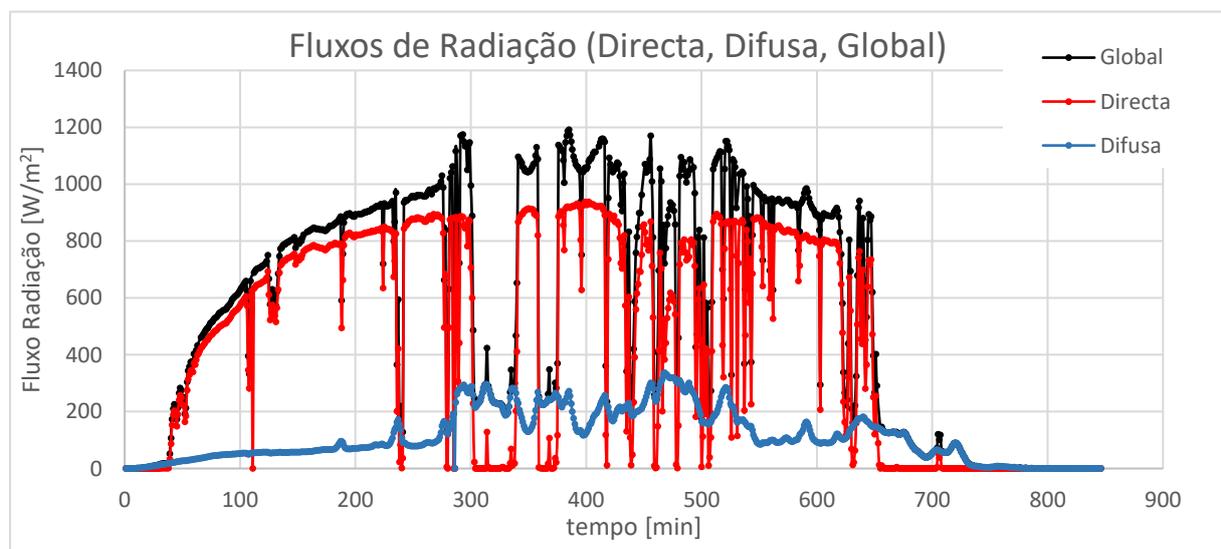


Figura 3.1 Gráfico dos Fluxos de Radiação – componente directa, difusa e global [ $W/m^2$ ].

### 3.3 Tratamento de imagem

#### 3.3.1 Imagem RGB

Uma imagem a cores RGB traduz-se numa matriz  $M \times N \times 3$  vectores.  $M \times N$  é a dimensão da imagem em pixels e os 3 vectores correspondem à informação da cor de cada pixel no conjunto dos canais vermelho (R-Red), verde (G-Green) e azul (B-Blue) num determinado ponto da imagem. O valor de cada componente RGB varia de 0 a 255 ou então entre 0 e 1, o que significa que quando analisamos o conjunto das 3 componentes o Azul vai corresponder ao vector  $(0,0,1)$ , o Verde vai corresponder ao vector  $(0,1,0)$ , o Vermelho vai corresponder ao vector  $(1,0,0)$ , a cor preta corresponde ao vector  $(0,0,0)$  e cor branca corresponde ao vector  $(1,1,1)$ . Ao longo da diagonal encontram-se os tons de cinzento que vai desde o preto até ao branco [28].

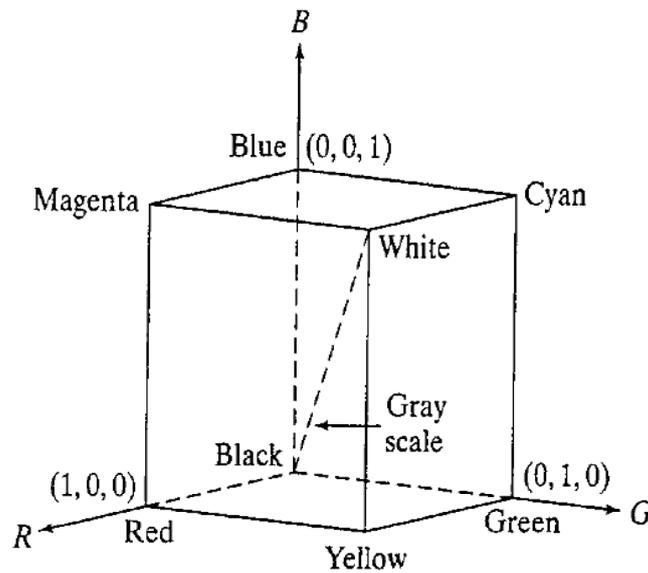


Figura. 3.2. Esquema do cubo de cores RGB. Fonte: [28]

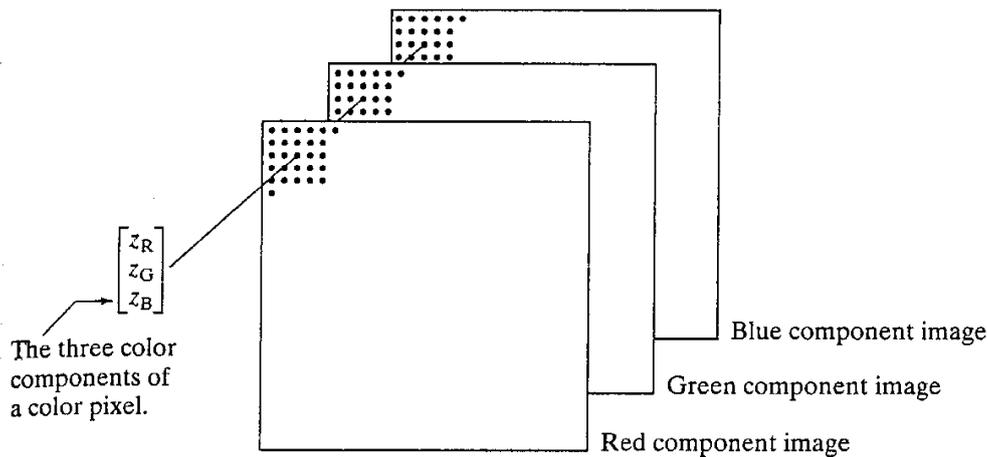


Figura 3.3. Esquema da composição de uma imagem RGB. Fonte: [28]



Figura. 3.4. Imagem RGB.

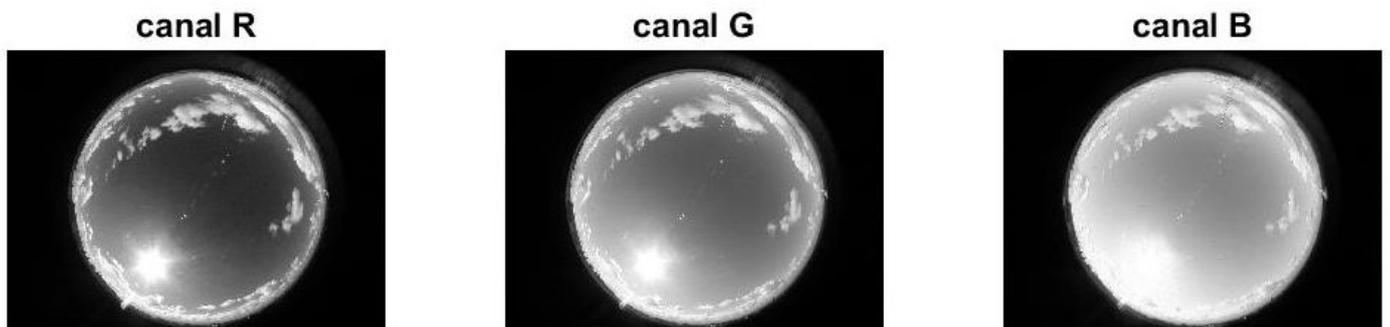


Figura. 3.5. Decomposição de uma imagem nos 3 canais RGB.

### 3.3.2 Imagem HSV

O Espaço de cores HSV surgiu em 1974 e consiste numa transformação não linear do espaço de cores RGB, sendo representado por um prisma com base hexagonal (fig. 3.4.) cujo vértice representa a cor preta e o centro da base hexagonal representa a cor branca. As suas componentes são:

- Matiz (H-Hue) que traduz a tonalidade, passando por todas as cores do espectro. Varia entre os valores 0 e 360, podendo ser normalizada para o intervalo de valores entre 0 e 100;

- Saturação (*S-Saturation*) que corresponde à “pureza” da cor, quando menor for o valor mais próximo está do cinzento e quanto maior for o valor mais próxima está da cor “pura”. Varia entre os valores 0 e 100.
- Valor (*V – Value*) caracteriza o “brilho” da cor da imagem e varia entre os valores 0 e 100 [29].

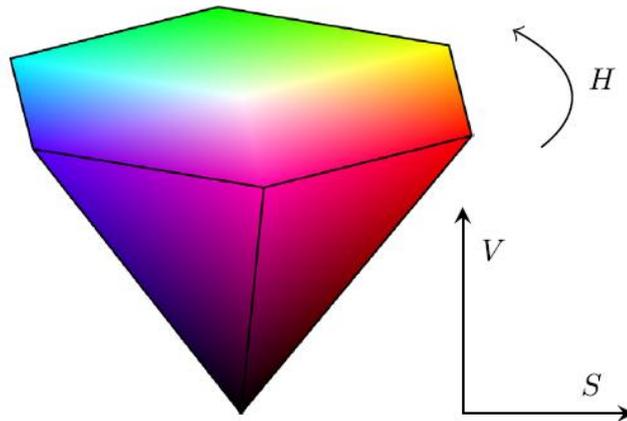


Figura 3.6. Prisma hexagonal de cores HSV. Fonte: [29]

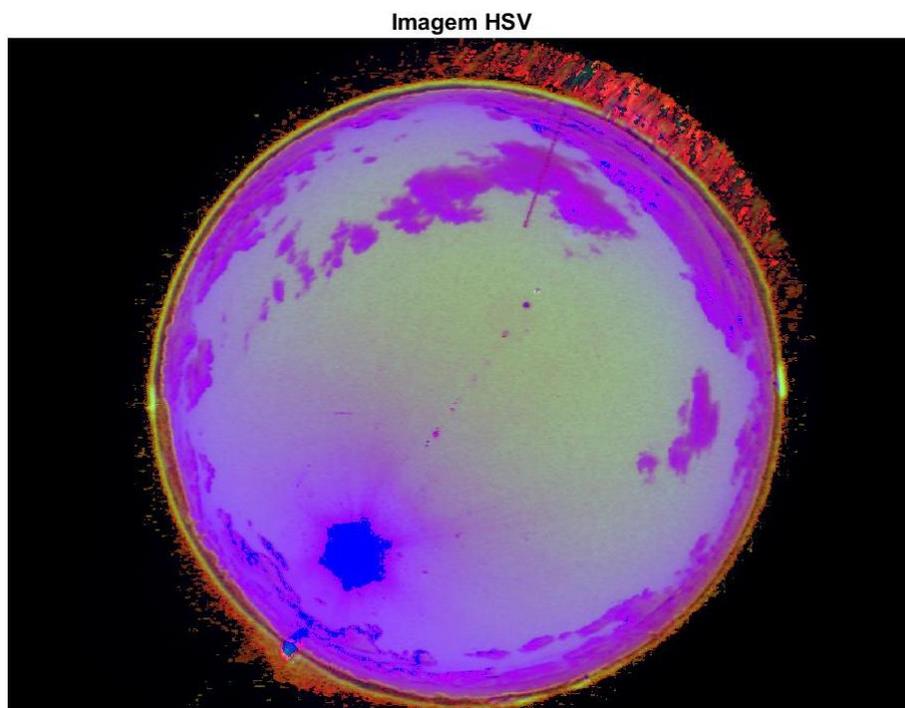


Figura. 3.7. Imagem HSV

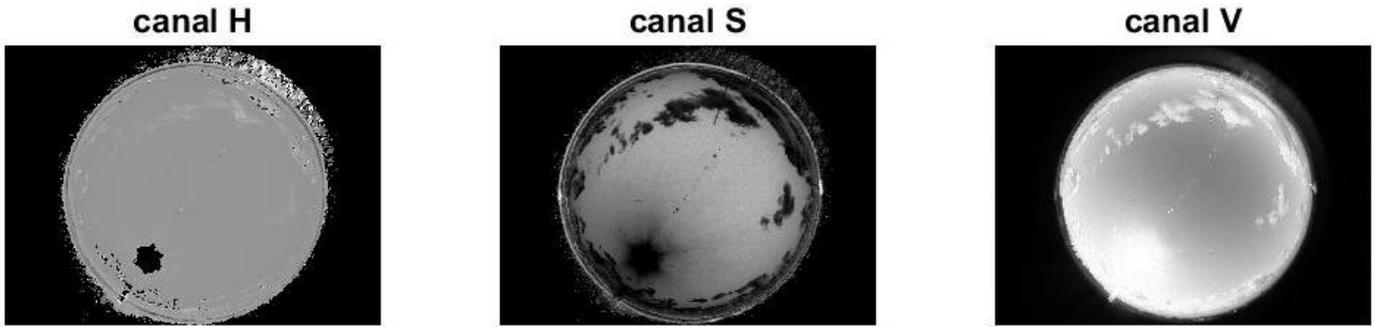


Figura 3.8. Decomposição de uma imagem nos 3 canais HSV.

### 3.4 Modelo

#### 3.4.1 Determinação do posicionamento solar na imagem

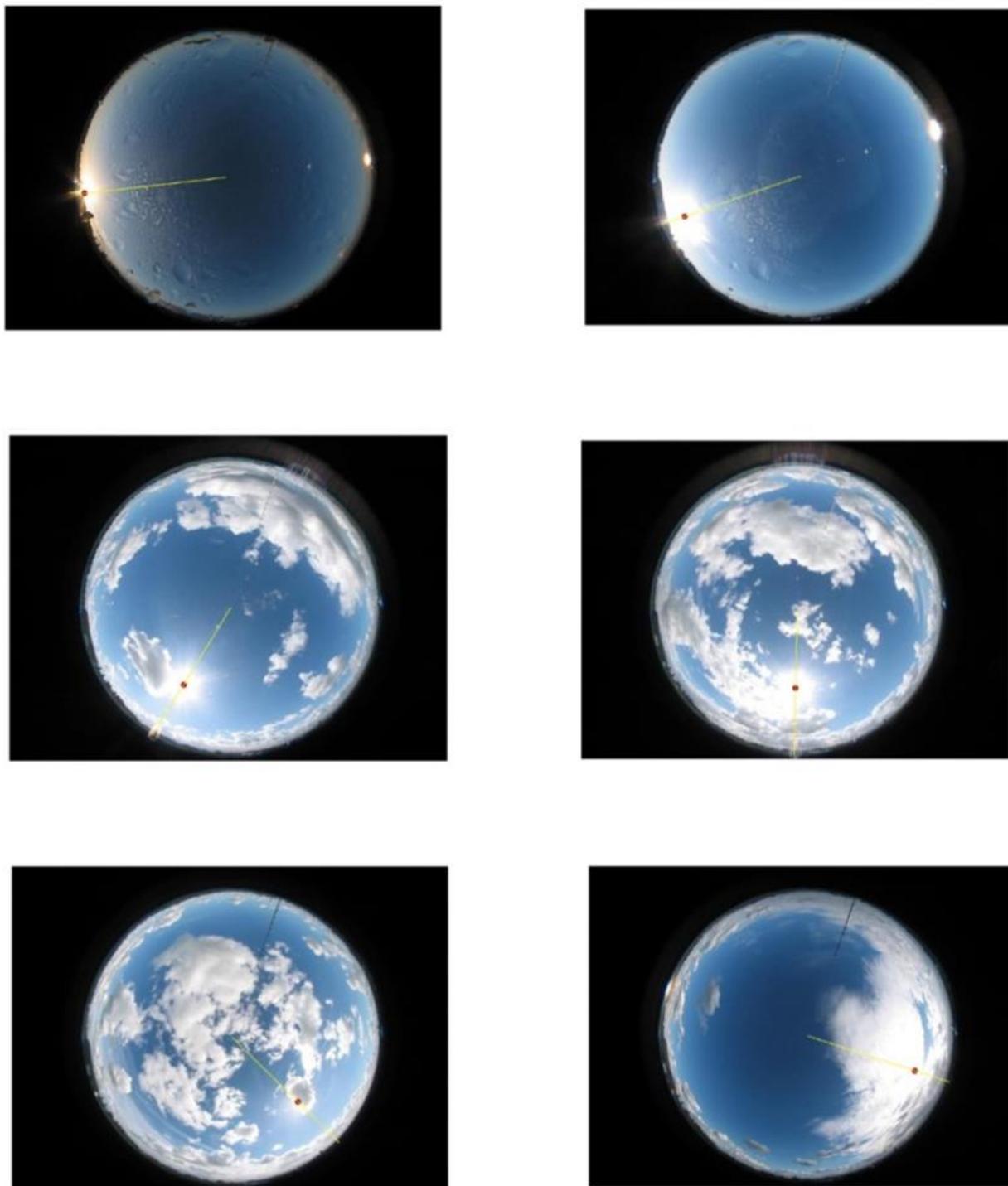
As imagens são fotografias do céu integral, registadas com uma lente olho-de-peixe, estando a câmara fixa. Sendo assim temos de determinar para cada imagem (cada instante) as coordenadas centrais do sol (X, Y) pois nas imagens sequenciais o sol está sempre em movimento tal como as nuvens. Como a lente de olho-de-peixe cria uma distorção angular nas imagens registadas não é possível determinar a posição solar baseando-nos apenas no cálculo da ângulo zenital, altura solar, azimute solar e ângulo horário solar pois a projecção que ocorre é angular e consequentemente a distância do centro da imagem é proporcional ao ângulo que rodeia a esfera de projecção. Como tal é necessário ter em conta essa distorção, provocada pela lente, para o cálculo da posição solar (X, Y) na imagem [19], o que pode ser efectuado através das seguintes equações, como se exemplifica na figura 3.7.:

$$X = c_x - (OD \cdot \text{sen}(Az)) \cdot \frac{\theta}{k} \quad (3.2)$$

$$Y = c_y + (OD \cdot \text{cos}(Az)) \cdot \frac{\theta}{k} \quad (3.3)$$

Tomámos como referência a orientação Sul para o valor de  $0^\circ$  do Azimute solar  $Az$ , sendo que para Este toma valores negativos e para Oeste valores positivos  $[-180^\circ ; +180^\circ]$ . Os termos  $C_x$  e  $C_y$  correspondem ao par de coordenadas da posição central da lente na imagem em pixéis; OD representa o raio da circunferência que descreve a forma da lente em pixéis;  $\theta$  representa o ângulo zenital solar em graus  $[\circ]$  e  $k$  representa o ângulo de abertura da lente, que neste caso toma o valor de  $180^\circ$ , sendo determinado pela seguinte equação:

$$k = \frac{\hat{\text{Ângulo de abertura da lente}}}{2} \quad [^\circ] \quad (3.4)$$



*Figura 3.7 Determinação das coordenadas centrais solares (x,y) em exemplos de imagens retgadas.*

### 3.4.2 Determinação de zonas de análise

Após a determinação da posição solar (X,Y) em cada imagem, foram estabelecidas 3 zonas de análise circulares em torno do sol, sendo estas: zona *circumsolar* (C0) e 2 zonas circulares adjacentes com diferentes raios (C1 e C2).

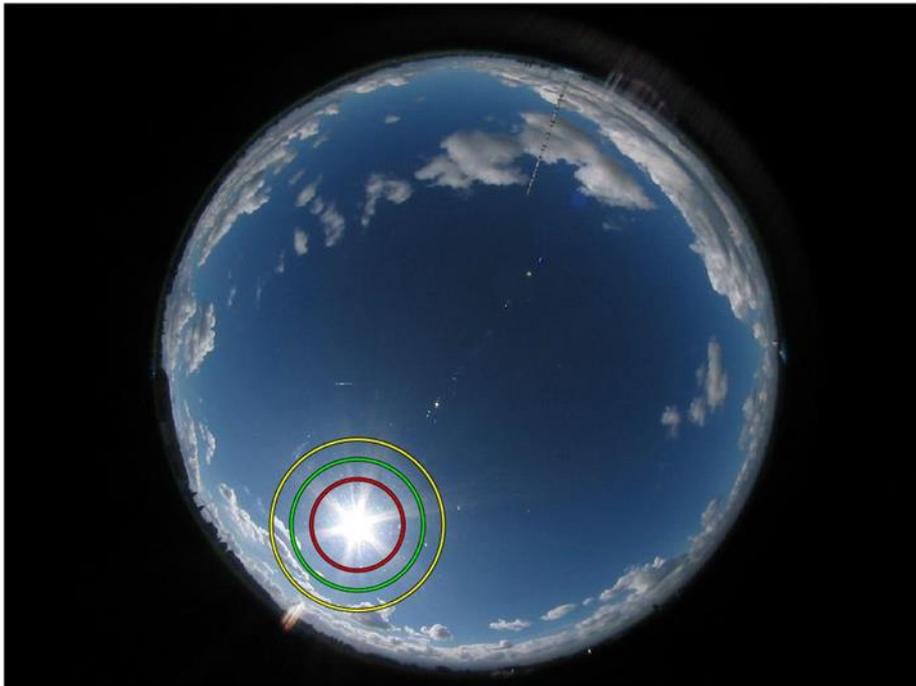


Figura 3.8 Zonas definidas em torno do sol: vermelho – zona C0; verde – zona C1; amarelo – Zona C2.

### 3.4.3 Recolha de informação

Cada imagem passou por um processo de tratamento de imagem sendo dividida nas suas várias componentes para o espaço de cor RGB e para o espaço de cor HSV. Sendo assim cada imagem sequencial foi analisada de forma a recolher informação dos pixels em relação aos vários canais de cores R, G, B, H, S, V. Em cada uma das zonas definidas para esta análise, C0, C1 e C2, procedeu-se à recolha de informação guardada em cada pixel e determinou-se a média de valores para cada conjunto de imagens, F0 e F1, cada zona C0, C1 e C2 e para cada parâmetro R, G, B, H, S, V utilizando a seguinte equação:

$$\bar{x} = \frac{1}{n} \sum_{i=1}^n x_i = \frac{x_1 + x_2 \dots + x_n}{n} \quad (3.5)$$

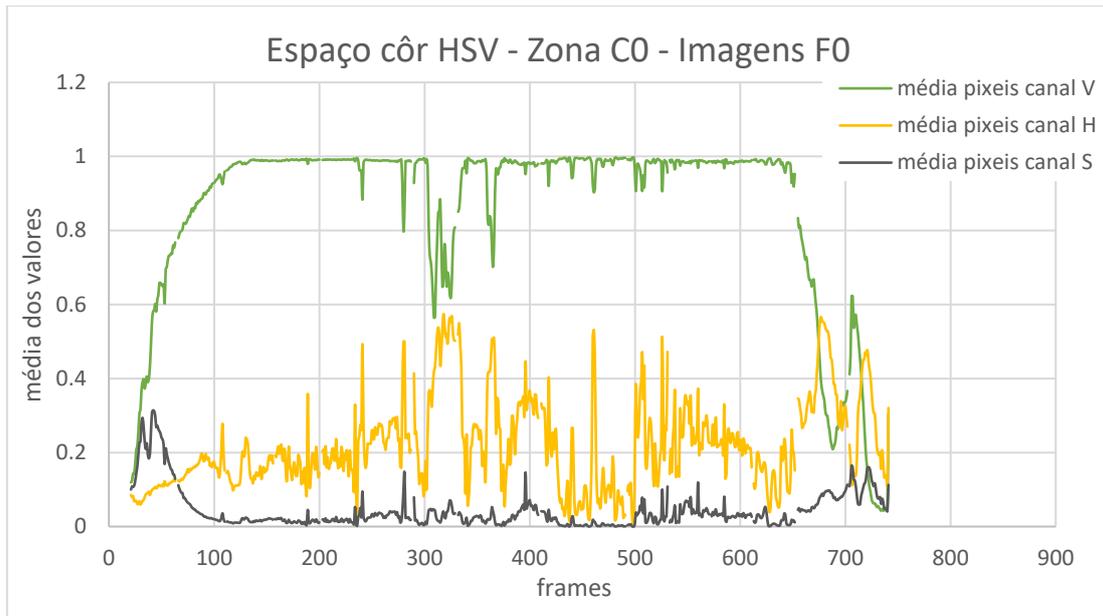


Figura 3.9 Gráfico da média dos valores dos pixels em cada canal H,S,V relativamente à zona de análise C0 e ao conjunto de imagens F0.

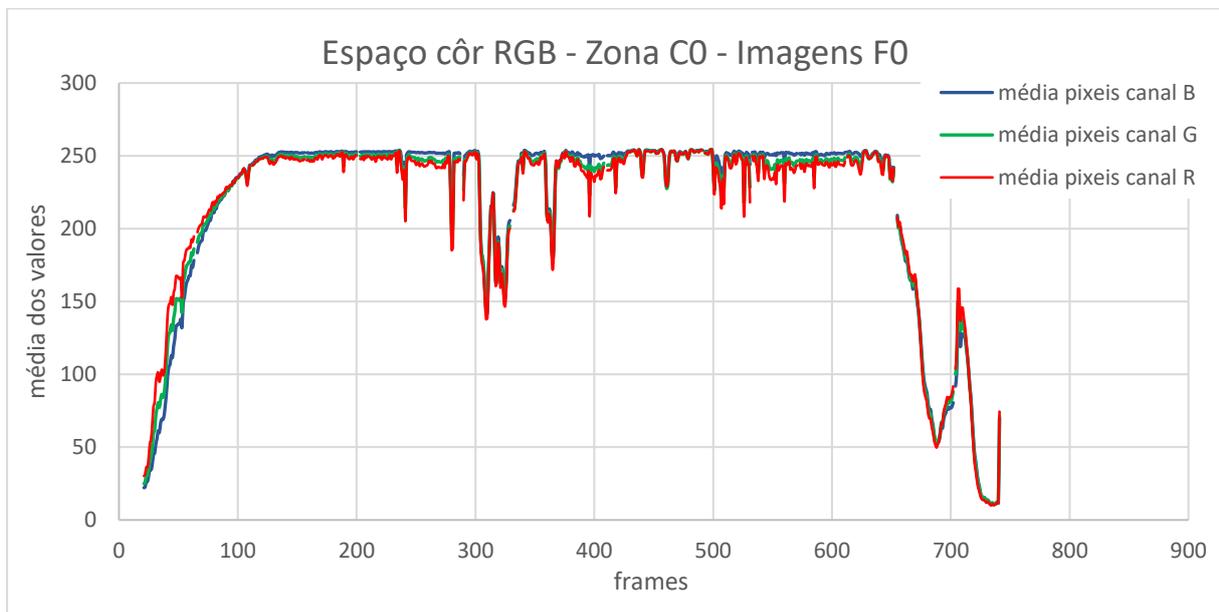


Figura 3.10 Gráfico da média dos valores dos pixels em cada canal R,G,B relativamente à zona de análise C0 e ao conjunto de imagens F0.

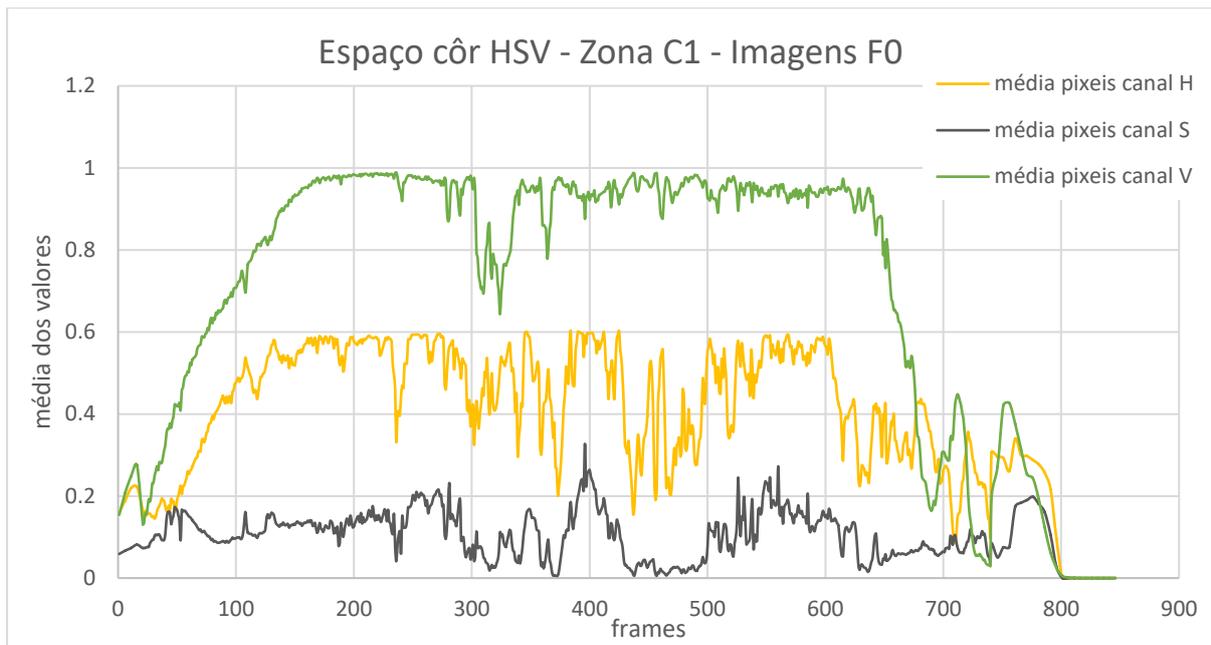


Figura 3.11 Gráfico da média dos valores dos pixels em cada canal H,S,V relativamente à zona de análise C1 e ao conjunto de imagens F0.

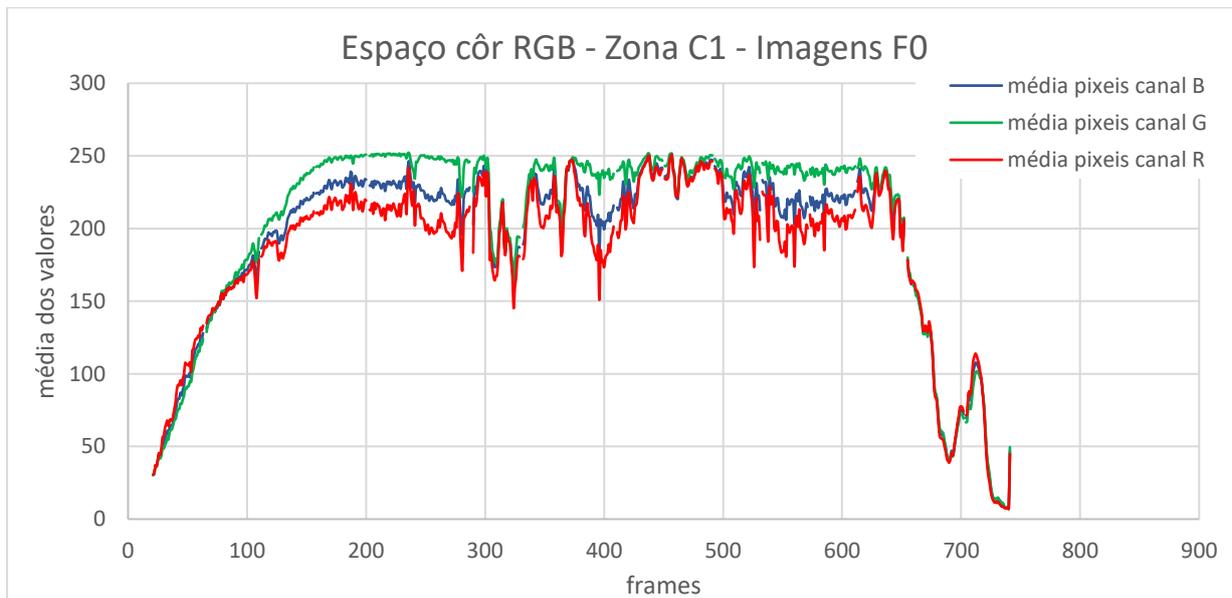


Figura 3.12 Gráfico da média dos valores dos pixels em cada canal R,G,B relativamente à zona de análise C1 e ao conjunto de imagens F0.

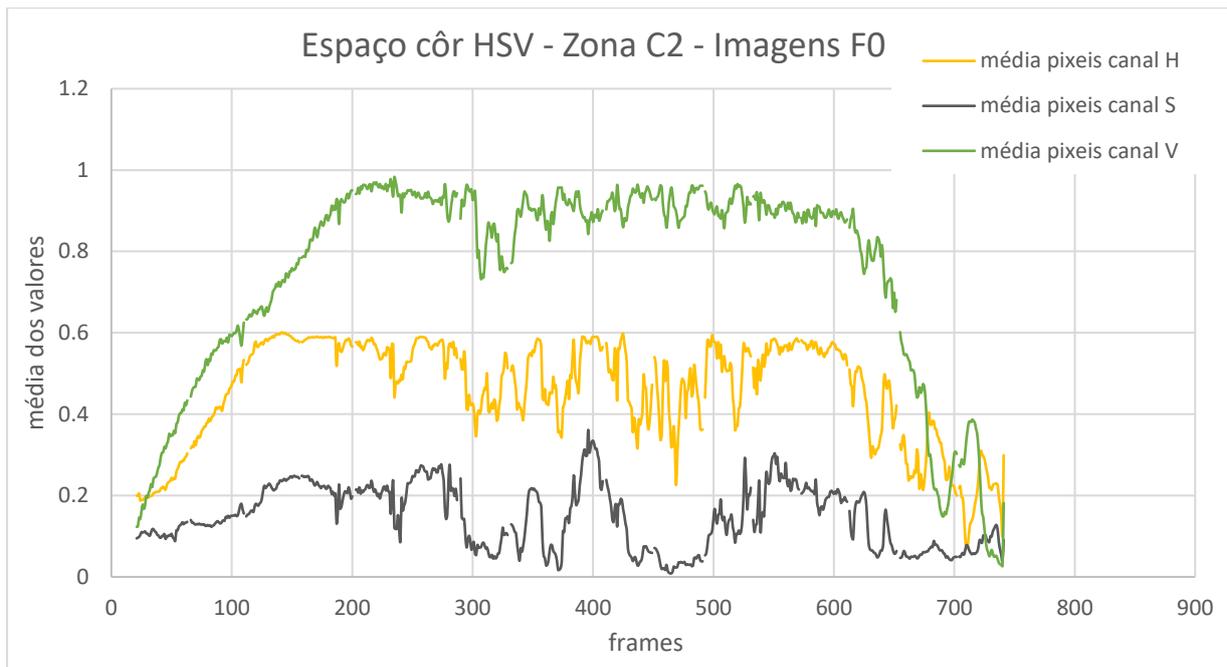


Figura 3.13 Gráfico da média dos valores dos pixels em cada canal H,S,V relativamente à zona de análise C2 e ao conjunto de imagens F0.

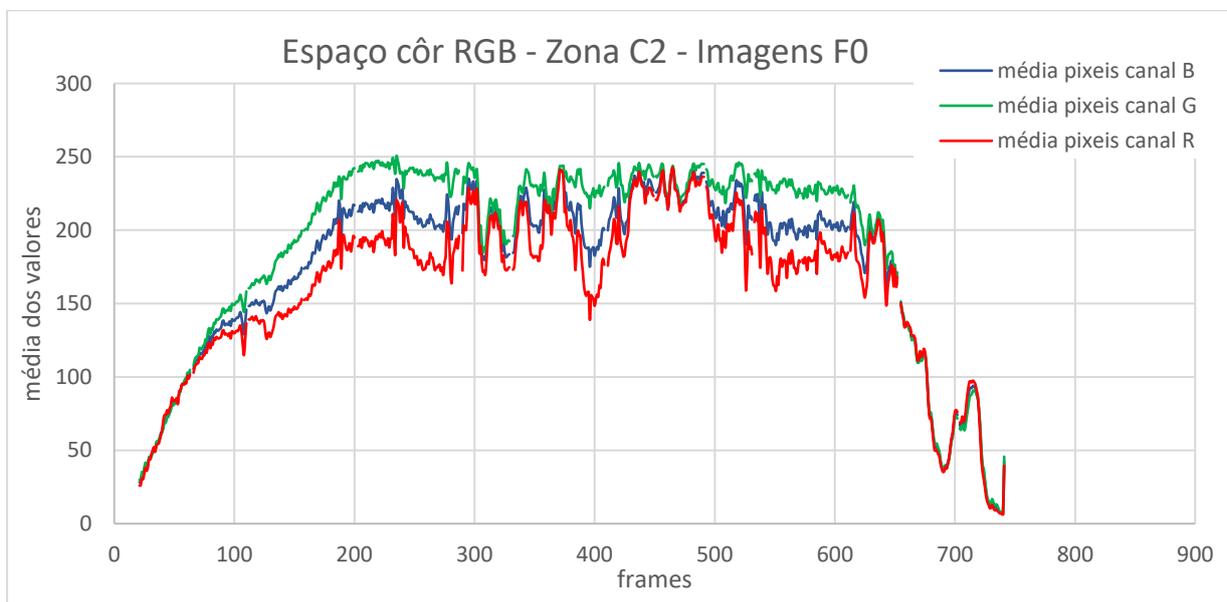


Figura 3.14 Gráfico da média dos valores dos pixels em cada canal R,G,B relativamente à zona de análise C2 e ao conjunto de imagens F0.

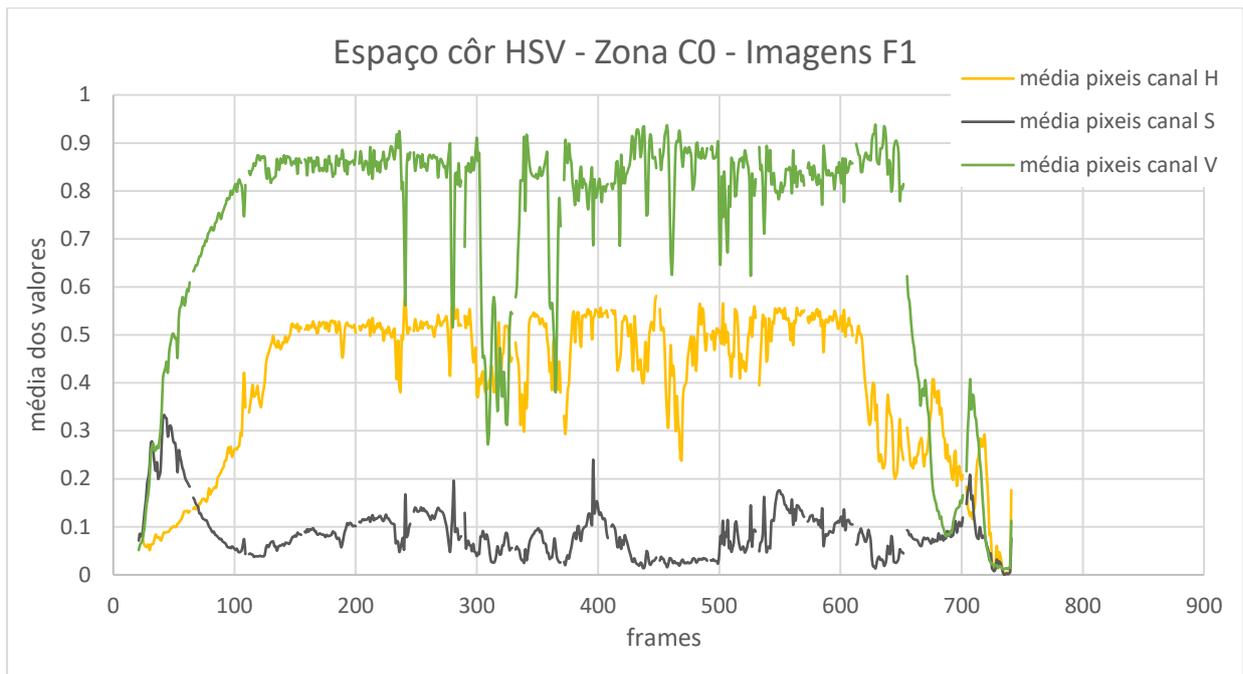


Figura 3.15 Gráfico da média dos valores dos pixels em cada canal H,S,V relativamente à zona de análise C0 e ao conjunto de imagens F1.

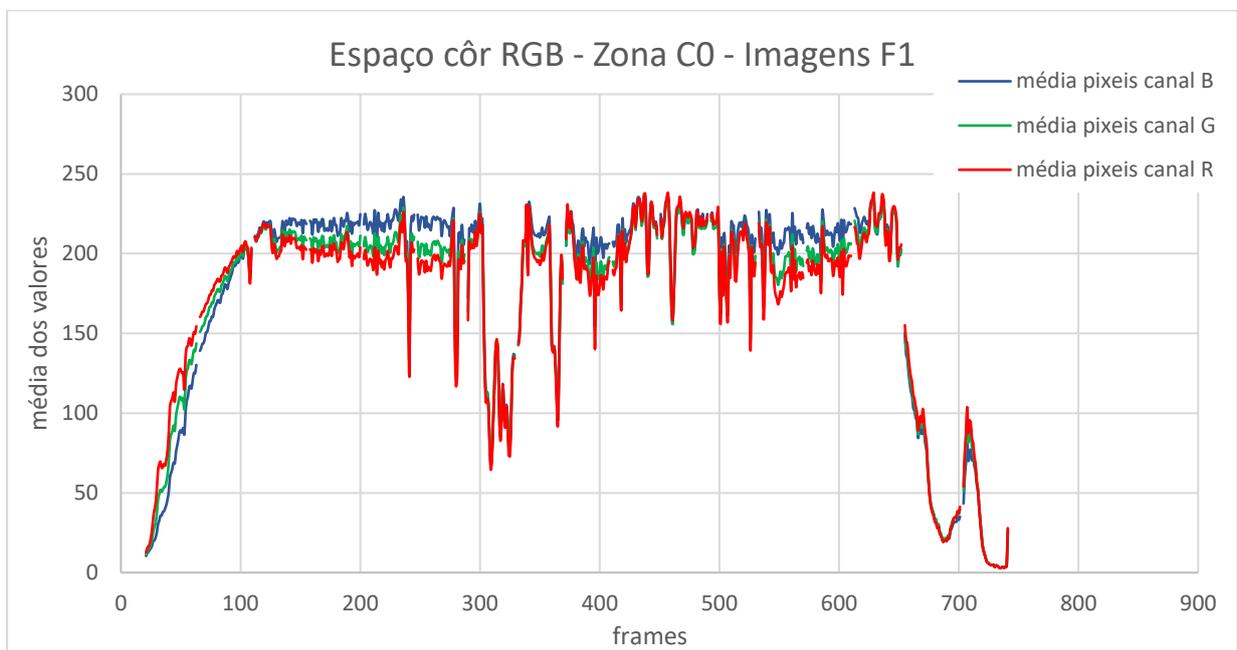


Figura 3.16 Gráfico da média dos valores dos pixels em cada canal R,G,B relativamente à zona de análise C0 e ao conjunto de imagens F1.

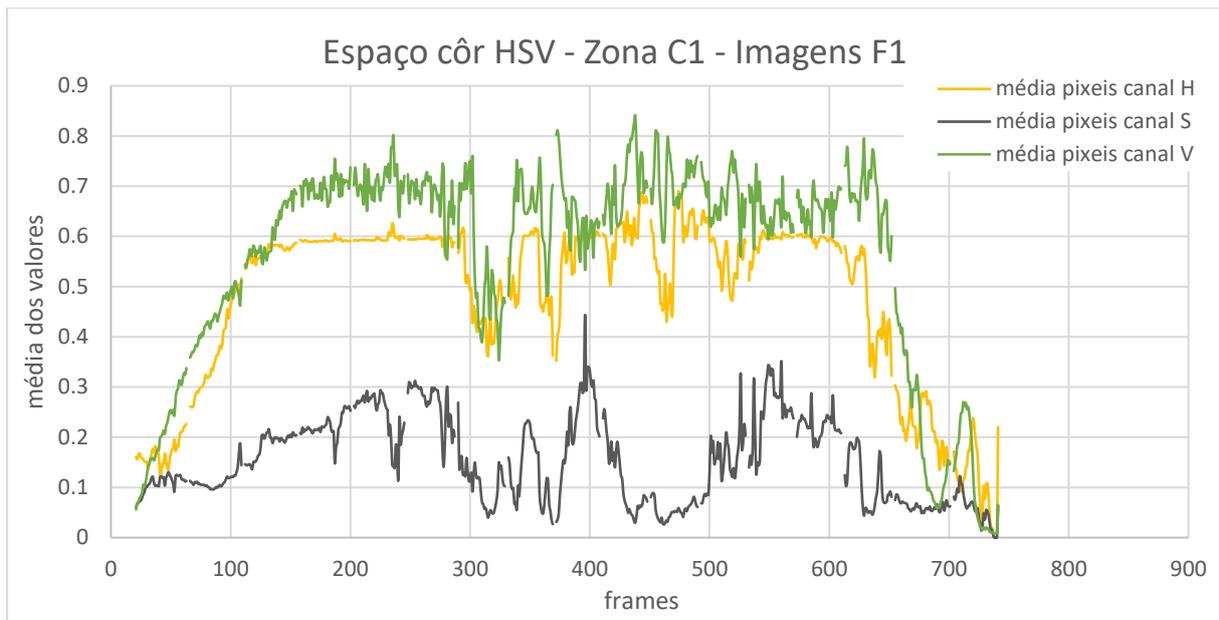


Figura 3.17 Gráfico da média dos valores dos pixels em cada canal H,S,V relativamente à zona de análise C1 e ao conjunto de imagens F1.

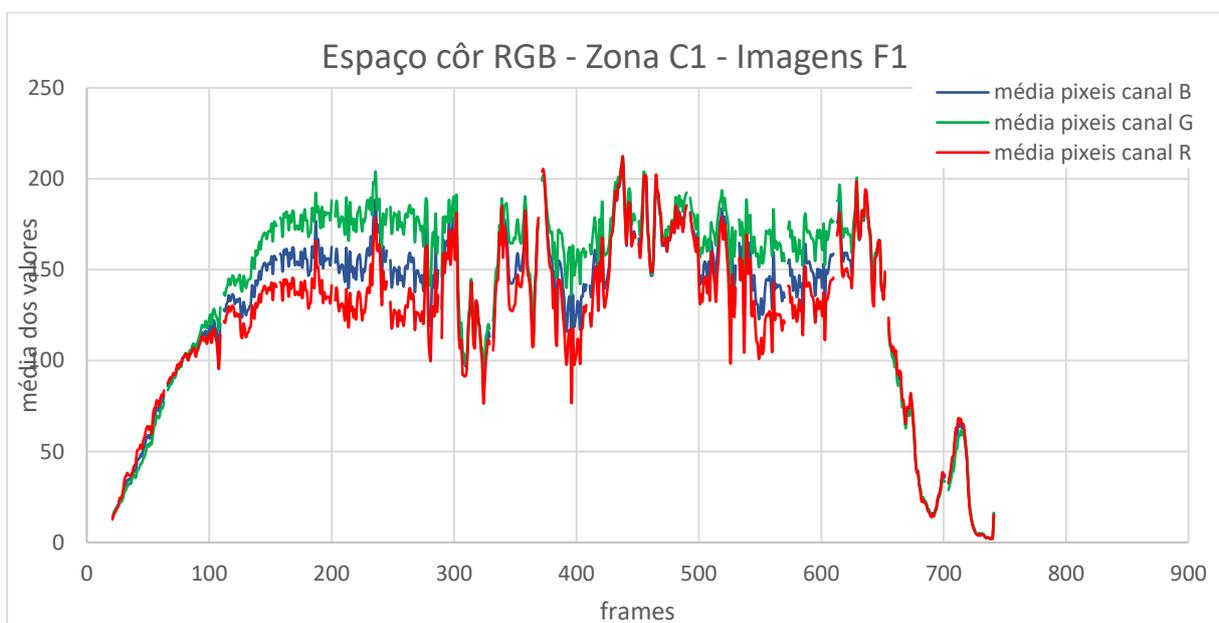


Figura 3.18 Gráfico da média dos valores dos pixels em cada canal R,G,B relativamente à zona de análise C1 e ao conjunto de imagens F1.

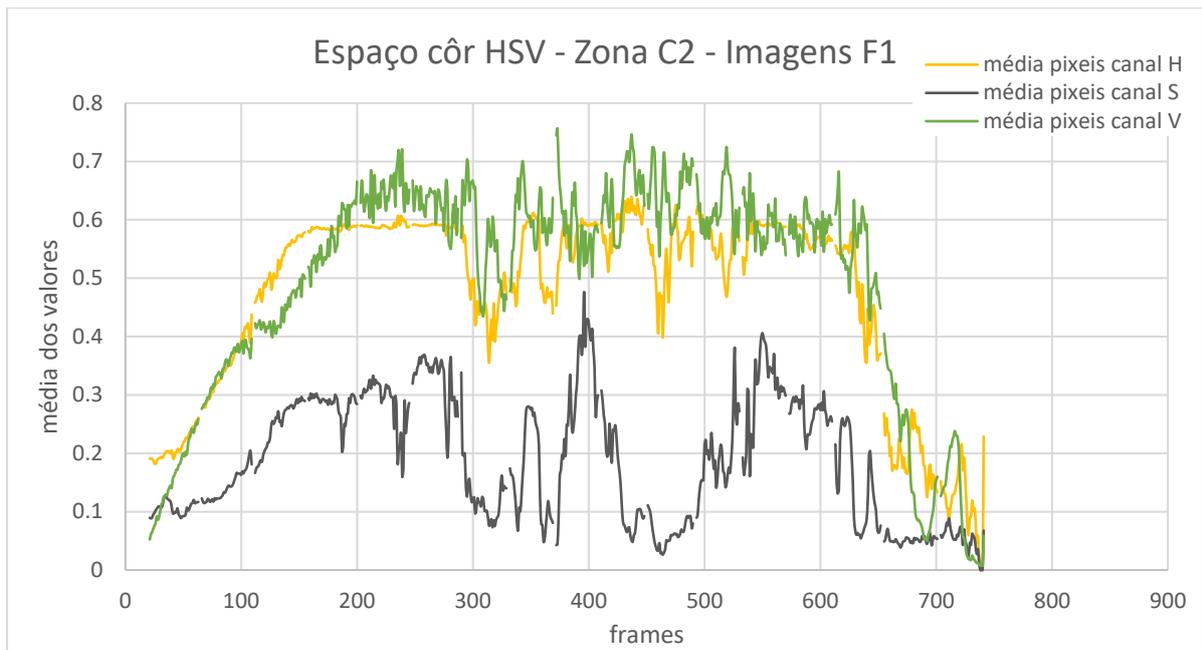


Figura 3.19 Gráfico da média dos valores dos pixels em cada canal H,S,V relativamente à zona de análise C2 e ao conjunto de imagens F1.

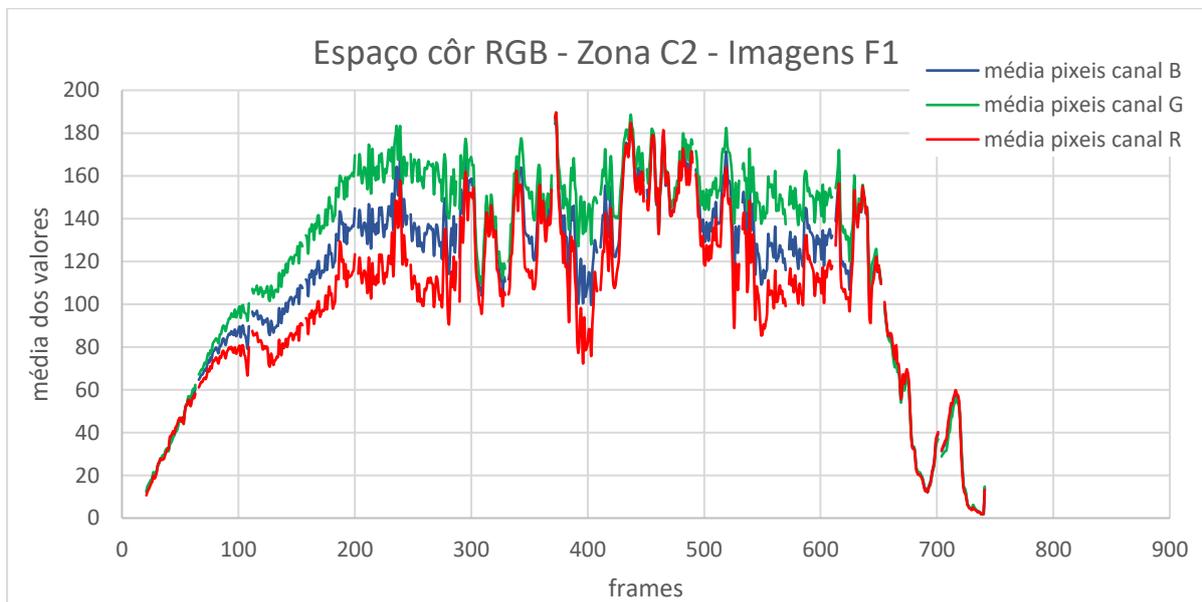


Figura 3.20 Gráfico da média dos valores dos pixels em cada canal R,G,B relativamente à zona de análise C2 e ao conjunto de imagens F1.

### 3.4.4 Medidas estatísticas de precisão

O erro absoluto médio (MAE – *Mean Absolut Error*) consiste na média aritmética dos valores absolutos das diferenças entre cada par  $n$  de previsões e observações ( $\hat{Y}_k, Y_k$ ) sendo calculado através da seguinte equação:

$$MAE = \frac{1}{n} \sum_k^n |\hat{Y}_k - Y_k| \quad (3.6)$$

Para previsões perfeitas o MAE toma o valor zero (MAE = 0) o que implica  $\hat{Y}_k = Y_k$ . O valor de MAE aumenta quando a discrepância entre o valor previsto e o valor observado também aumenta. Pode ser interpretado como a dimensão do erro de previsão para um determinado conjunto de verificação de dado [30].

Além do MAE também é utilizado como medida de precisão o erro quadrático médio (MSE – *Mean Square Error*) que consiste na média quadrática das diferenças entre os pares de valores previstos e observados. Esta medida é mais sensível a erros maiores quando comparada com a MAE e consequentemente permite uma maior sensibilidade aos *outliers* [30]. Pode ser determinada da seguinte forma:

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\hat{Y}_k - Y_k)^2 \quad (3.7)$$

A MSE pode ser apresentada na forma de raiz do erro quadrático médio (RMSE – *Root Mean Square Error*) e traduz-se na seguinte equação:

$$RMSE = \sqrt{\frac{1}{n} \sum_{k=1}^n (\hat{Y}_k - Y_k)^2} \quad (3.8)$$

O coeficiente de determinação  $R^2$  pode ser interpretado como a proporção da variação do preditando  $Y$  que é explicada pelos diferentes preditores  $X$  na regressão, variando entre os valores 0 e 1. É considerado uma medida de ajustamento de um modelo estatístico linear generalizado em relação aos valores observados. Para uma regressão perfeita o coeficiente  $R^2$  toma valor 1 o que significa que o modelo estatístico explica completamente os valores observados.

$$R^2 = \frac{\sum_{k=1}^n (\hat{Y}_k - \bar{Y}_k)^2}{\sum_{k=1}^n (Y_k - \bar{Y}_k)^2} \quad (3.8)$$

### 3.4.5 Regressão Passo a Passo

Tendo em conta que temos várias variáveis (preditores) para as quais pretendemos saber qual a sua relação com a radiação solar medida (preditando) decidiu-se aplicar uma regressão passo a passo de forma a encontrar a melhor relação.

A regressão passo a passo consiste num modelo sistemático de regressão multilinear em que a cada iteração se toma a decisão de adicionar ou remover uma variável (preditor), ou seja, se a variável (preditor) melhorar o modelo esta é adicionada e mantém-se, se se verificar que não melhora o modelo ela é desconsiderada. A decisão baseia-se no valor estatístico  $p$  (coeficiente de correlação de Pearson) e o objectivo passa por reduzir ao máximo o parâmetro RMSE (*Root mean square error*) e maximizar o valor  $R^2$  (coeficiente de determinação). Sendo assim este método utiliza em simultâneo uma selecção para a frente (*Forward Selection*) e uma eliminação para trás (*Backward Elimination*). O método regressão passo a passo, definido como a função *stepwisefit* no *Matlab* devolve um vector com a informação dos preditores  $X$  escolhidos tendo em conta o conjunto dado inicialmente e também devolve o peso  $b$  desses preditores que serão aplicados na regressão linear, tendo como referência o preditando. Neste processo utilizámos os valores normalizados de  $X$  e de  $Y$ , subtraindo a média a cada valor e dividindo pelo desvio padrão.

Utilizou-se a função *regress* no *Matlab*, com o objectivo de calcular a constante a ser usada na regressão linear e posteriormente efectuámos a aplicação da regressão linear, usando os parâmetros determinados anteriormente, conseguindo calcular o valor previsto  $\hat{Y}(x)$  :

$$\hat{Y}(x) = C + b_1 \cdot x_1 + b_2 \cdot x_2 + \dots + b_n \cdot x_n + e \quad (3.9)$$

Neste trabalho o conjunto inicial de preditores  $X$  é composto pelas médias dos valores dos pixels em cada zona para cada canal de cor. O nosso preditando  $Y$  corresponde aos dados de radiação, neste caso aos valores do fluxo de radiação global determinado previamente. Este método foi aplicado em vários cenários:

- Cenário 1: Lista de preditores inicial englobando apenas os parâmetros correspondentes à zona C0 para cada conjunto de imagens F0 (Cenário 1a) e F1 (Cenário 1b).
- Cenário 2: Lista de preditores inicial englobando apenas os parâmetros correspondentes à zona C1 para cada conjunto de imagens F0 (Cenário 2a) e F1 (Cenário 2b).
- Cenário 3: Lista de preditores inicial englobando apenas os parâmetros correspondentes à zona C2 para cada conjunto de imagens F0 (Cenário 3a) e F1 (Cenário 3b).
- Cenário 4: Lista de preditores inicial englobando todos as variáveis, ou seja, todos os parâmetros que determinámos nas 3 zonas de análise C0, C1 e C2 para cada conjunto de imagens F0 (Cenário 4a) e F1 (Cenário 4b).

Além da análise com diferentes listas iniciais de preditores, foi também efectuado para cada cenário a aplicação do método da regressão passo a passo, desfasando no tempo o preditando e os preditores. Os intervalos de tempo (horizontes de previsão) variam entre 1 a 10 minutos, resultando nos seguintes cenários:

- Cenário 5: Lista de preditores inicial englobando as variáveis do Cenário 1 para cada conjunto de imagens F0 (Cenário 5a) e F1 (Cenário 5b).

- Cenário 6: Lista de preditores inicial englobando as variáveis do Cenário 2 para cada conjunto de imagens F0 (Cenário 6a) e F1 (Cenário 6b).
- Cenário 7: Lista de preditores inicial englobando as variáveis do Cenário 3 para cada conjunto de imagens F0 (Cenário 7a) e F1 (Cenário 7b).
- Cenário 8: Lista de preditores inicial englobando as variáveis do Cenário 4 para cada conjunto de imagens F0 (Cenário 8a) e F1 (Cenário 8b).

## 4 Resultados e Análise de resultados

### 4.1 Resultados Cenários 1, 2, 3 e 4

A regressão passo a passo tem como um dos resultados um vector de preditores escolhidos  $X_{best}$  que satisfazem o modelo e os coeficientes  $b_n$  correspondentes a cada um. Além disso também foi determinada a constante a aplicar na regressão linear para o cálculo da radiação global prevista.

Tabela 4.1 Preditores escolhidos e respectivos coeficientes  $b$  – cenários 1,2,3: conjuntos de imagens F0 e F1.

Conjunto de preditores	$b_1$ Red	$b_2$ Green	$b_3$ Blue	$b_4$ Hue	$b_5$ Saturation	$b_6$ Value	Constante
Cenário 1a C0_F0	-2.76	0	3.23	-0.42	0	0	5E-15
Cenário 1b C0_F1	7.02	-14.37	8.2	0	0.12	0	5.2E-14
Cenário 2a C1_F0	8.44	10.28	-17.8	0	0	0	-3E-14
Cenário 2b C1_F1	4.59	0	-15.31	0.42	-0.88	11.47	3E-14
Cenário 3a C2_F0	10.7	14.26	-23.78	-0.14	0	0	-2.7E-14
Cenário 3b C2_F1	4.86	0	-14.79	0.49	-0.79	10.62	-1E-14

Na tabela 4.1 podemos visualizar os preditores escolhidos em cada cenário 1, 2 e 3 para ambos os conjuntos de imagens F0 e F1, além dos respectivos coeficientes. Verificamos que os preditores referentes às médias dos valores dos pixels no canal Vermelho (*Red*) e no canal Azul (*Blue*), são escolhidos para todos os cenários. O preditor menos considerado neste conjunto de cenários é o correspondente à média dos valores dos pixels do canal Valor (*Value*).

Tabela 4.2 Preditores escolhidos e respectivos coeficientes  $b$  – cenário 4a: conjunto imagens F0

constante	-3.5E-14
media_C0_Hue	-0.42
media_C0_Value	-5.33
media_C0_Green	3.05
media_C0_Blue	2.34
media_C1_Red	7.22
media_C1_Blue	-17.14
media_C1_Value	9.45
media_C2_Green	8.94
media_C2_Value	-7.83
media_C2_Red	0.6
media_C2_Sat	0.48

Tabela 4.3 Preditores escolhidos e respectivos coeficientes b– cenário 4b: conjunto imagens F1

constante	1E-15
media_C0_Hue	0.52
media_C0_Red	-6.14
media_C0_Green	10.14
media_C0_Blue	-2.39
media_C1_Red	3.17
media_C1_Blue	-14.41
media_C1_Hue	-0.3
media_C1_Sat	-1.8
media_C1_Value	10.22
media_C2_Red	0.6
media_C2_Sat	0.48

As tabelas 4.2 e 4.3 contêm os resultados da lista de preditores escolhidos e respectivos coeficientes referentes aos cenários 4a e 4b, que incluíam como lista inicial de preditores todas as variáveis para todas as zonas de análise C0, C1 e C2. Podemos verificar que em ambos os cenários, foram escolhidas 11 variáveis de um total de 18 no conjunto de preditores. Os preditores seleccionados em comum são media\_C0\_Hue, media\_C0\_Green, media\_C0\_Blue, media\_C1\_Red, media\_C1\_Blue, media\_C1\_Value, media\_C2\_Red, media\_C2\_Sat. As variáveis que tem maior peso absoluto em ambos os cenários é a variável media\_C1\_Blue e a media\_C1\_Value.

Seguem-se os gráficos que representam o preditando Y e o valor previsto da radiação global Y para cada um dos cenários, tendo sido calculado através da regressão linear com as variáveis seleccionadas e respectivos pesos:

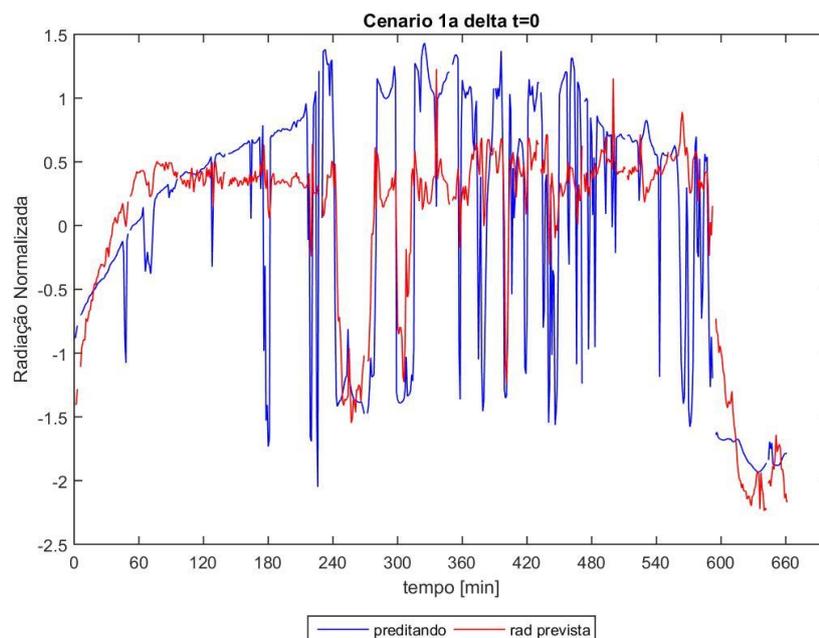


Figura 4.1 Gráfico da regressão passo a passo – cenário 1a – conj. Imagens F0

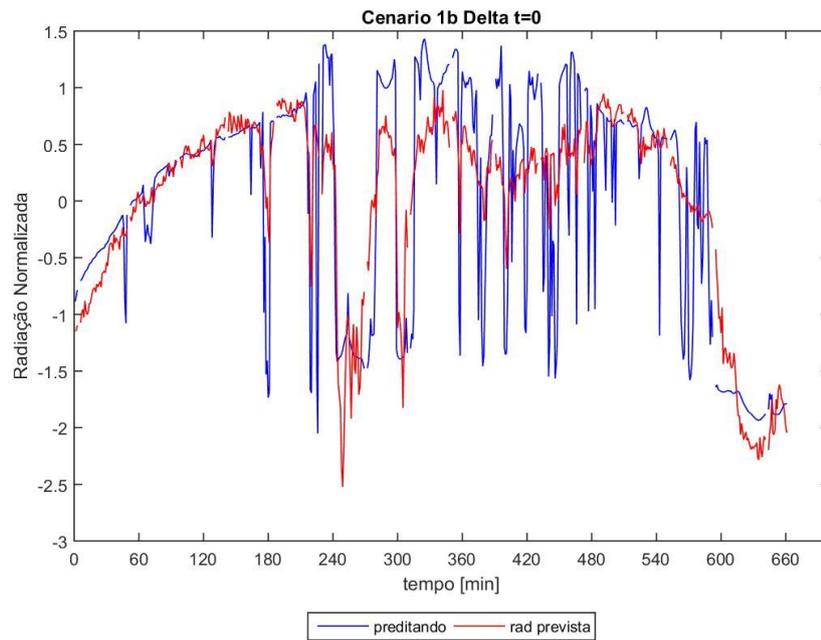


Figura 4.2 Gráfico da regressão passo a passo – Cenário 1b – conj. Imagens F1

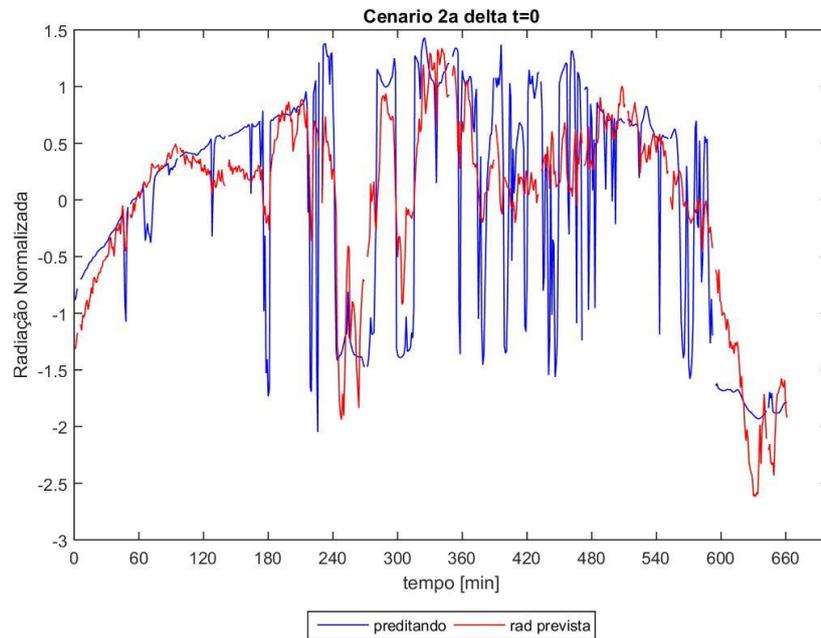


Figura 4.3 Gráfico da regressão passo a passo - Cenário 2a – conj. Imagens F0

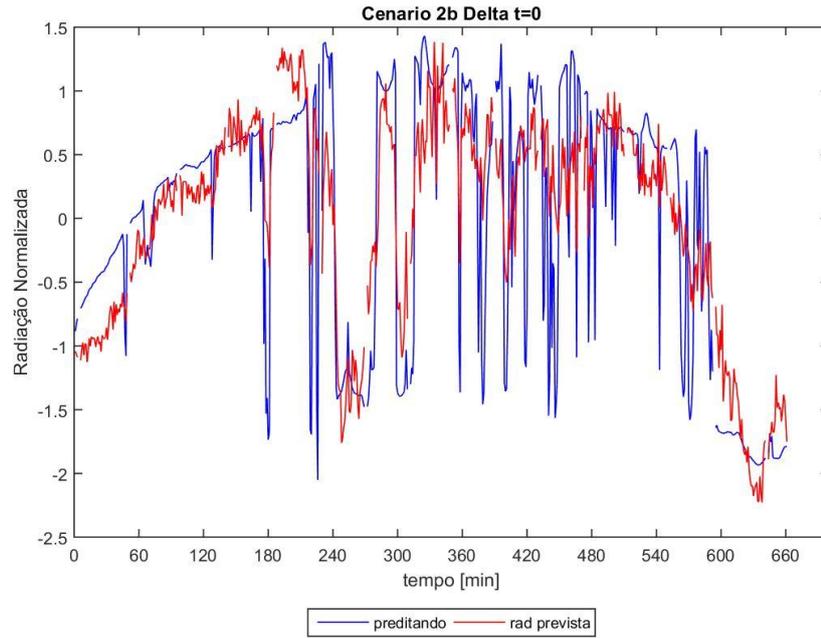


Figura 4.4 Gráfico da regressão passo a passo - Cenário 2b – conj. Imagens F1

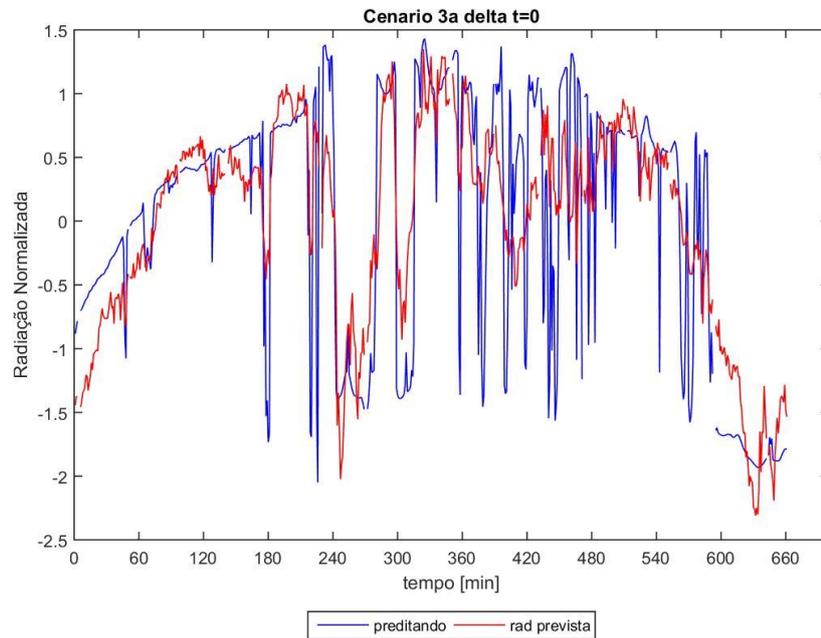


Figura 4.5 Gráfico da regressão passo a passo – Cenário 3a- conj. Imagens F0

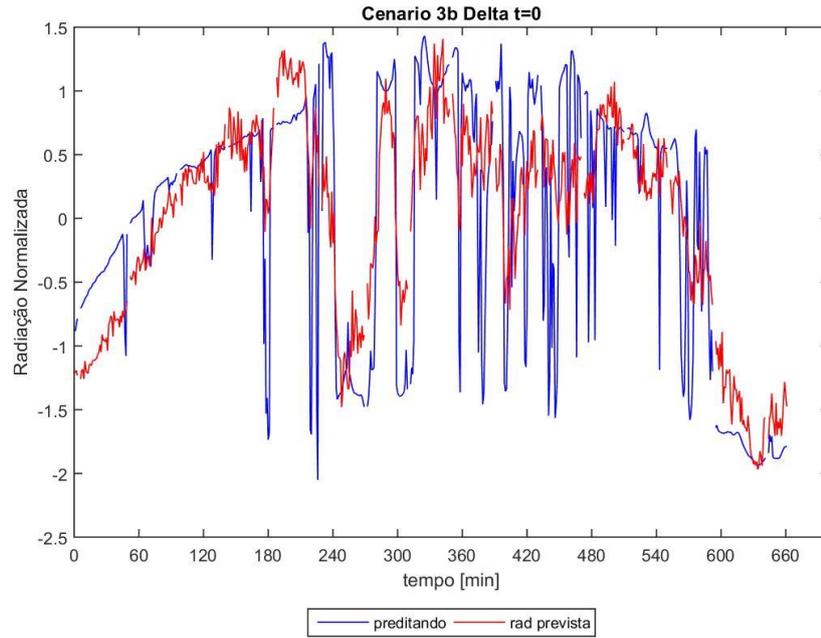


Figura 4.6 Gráfico da regressão passo a passo – Cenário 3b – conj. Imagens F1

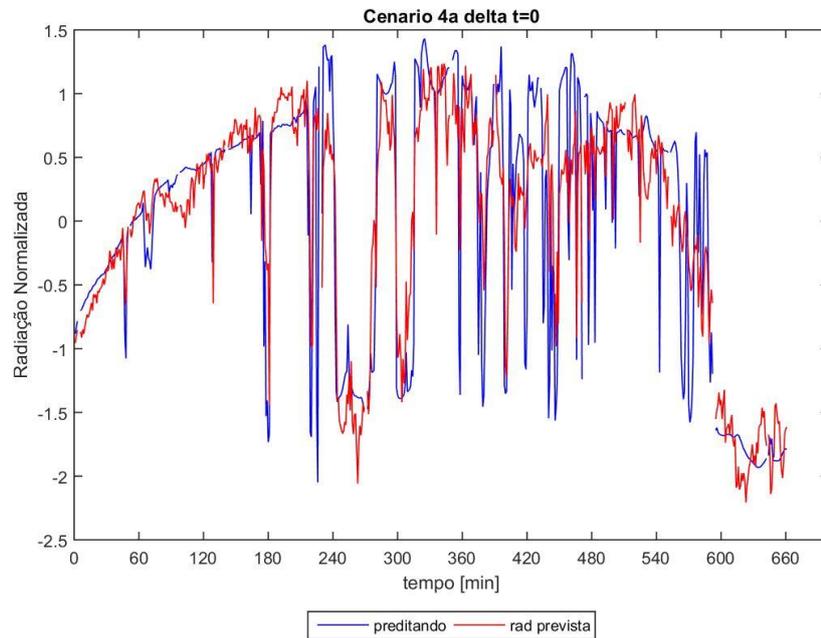


Figura 4.7 Gráfico da regressão passo a passo – Cenário 4a – conj. Imagens F0

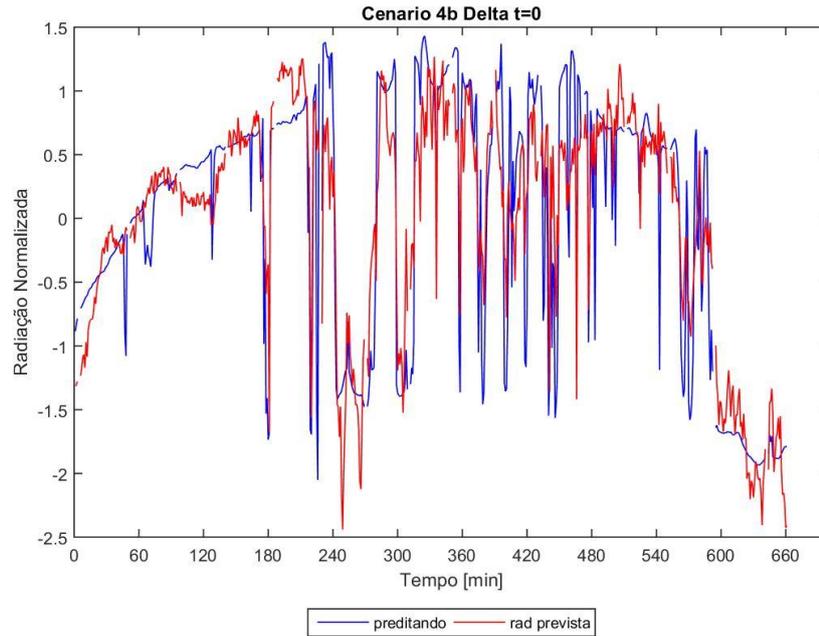


Figura 4.8 Gráfico da regressão passo a passo – Cenário 4b – conj. Imagens F1

Determinaram-se o parâmetro  $R^2$  e o valor de RMSE associados a cada uma das regressões lineares de cada um dos cenários.

Tabela 4.4 Resultados do coeficiente  $R^2$  e da RMSE para os vários cenários da regressão passo a passo

Cenários	$R^2$	RMSE
1a (C0_F0)	0.58	0.648
1b (C0_F1)	0.697	0.55
2a (C1_F0)	0.646	0.595
2b (C1_F1)	0.694	0.553
3a (C2_F0)	0.656	0.586
3b (C2_F1)	0.634	0.604
4a (Global_F0)	0.766	0.483
4b (Global_F1)	0.784	0.464

Verificando a tabela 4.4 identificamos que o cenário com maior coeficiente de determinação  $R^2$  é o cenário 4b com  $R^2=0.784$ , em que se obteve um conjunto inicial de preditores que incluiu todas as variáveis determinadas a partir das imagens do conjunto F1. O cenário que apresenta menor valor de RMSE é também o cenário 4b com  $RMSE = 0.464$ . Os valores da RMSE dos cenários 4a e 4b não apresentam diferença significativa cerca de 0.02. O cenário que apresenta os valores menos satisfatórios é o cenário 1a, com  $R^2=0.58$  e  $RMSE = 0.648$ .

Em relação aos parâmetros de determinação  $R^2$ , os valores respeitantes aos cenários baseados no conjunto de imagens F1 (b) são superiores aos valores respeitantes aos cenários baseados no conjunto

de imagens F0 (a) com a exceção do cenário 3a e 3b que, respectivamente apresentam os valores de 0.66 e 0.63. Os resultados do RMSE são concordantes com o valor de  $R^2$ , sendo os valores mais baixos referentes ao conjunto de imagens F1, apresentando a mesma exceção no cenário 3.

Nas figuras seguintes podemos visualizar os resíduos dos cenários referidos anteriormente

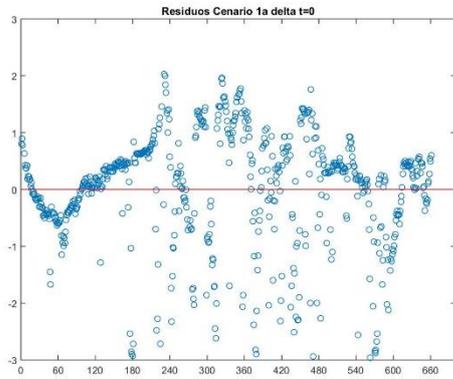


Figura 4.9 Gráfico Resíduos Cenário 1a.

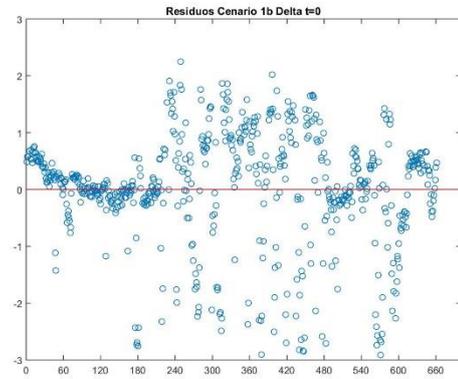


Figura 4.10 Gráfico Resíduos Cenário 1a.

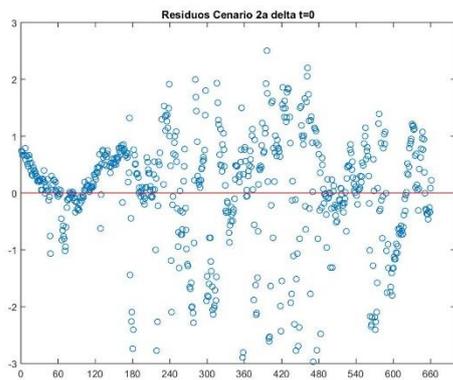


Figura 4.10 Gráfico Resíduos Cenário 2a.

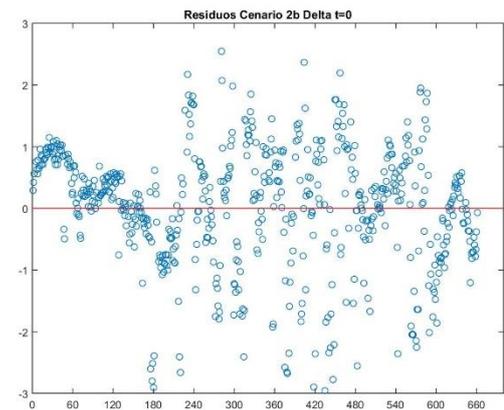


Figura 4.11 Gráfico Resíduos Cenário 2b

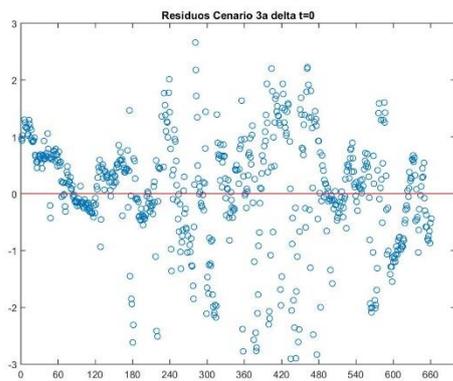


Figura 4.11 Gráfico Resíduos Cenário 3a.

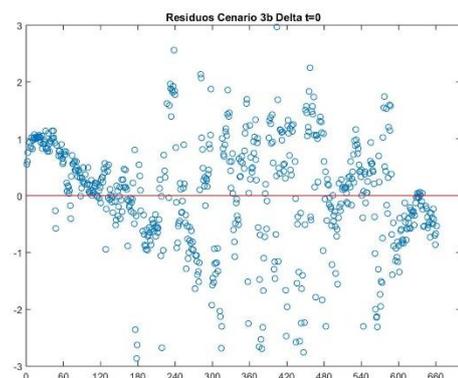


Figura 4.13 Gráfico Resíduos Cenário 3b.

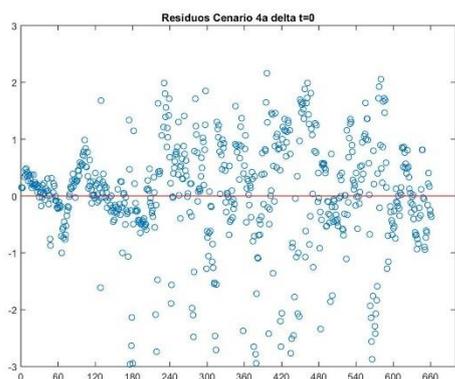


Figura 4.14 Gráfico Resíduos Cenário 4a.

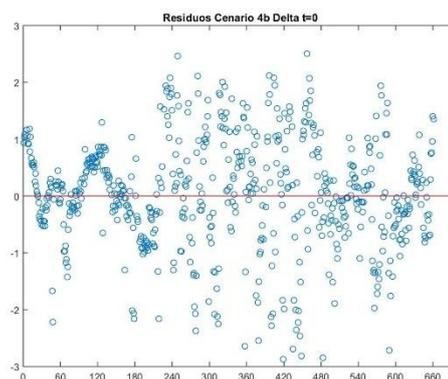


Figura 4.15 Gráfico Resíduos Cenário 4b

Analisando os gráficos de resíduos para os vários cenários, pode-se verificar que comparando a distribuição de resíduos entre imagens do conjunto F0 e F1, existe uma maior dispersão dos pontos nos cenários que utilizam imagens do conjunto F1 (menos saturação). Podemos também identificar que os cenários que englobam o conjunto global de preditores (cenários 4a e 4b) obtém melhores resultados relativamente aos restantes.

## 4.2 Resultados Cenários 5, 6, 7 e 8

Para cada um destes cenário foi realizada a regressão passo a passo com variação do horizonte temporal entre o preditando e o conjunto de preditores com delta t a variar entre 1 e 10. E posteriormente foi calculado o valor previsto de radiação global através de uma regressão linear tal como nos cenários anteriores.

Nas tabelas seguintes poderemos visualizar as variáveis escolhidas e o respectivo peso para a previsão da radiação para cada intervalo de desfaseamento em cada cenário. Apresentamos também os gráficos que representam a curva do valor previsto da previsão para cada desfaseamento em cada cenário, para além dos valores de  $R^2$  e RMSE.

Tabela 4.5 Variáveis escolhidas e respectivos pesos para o cálculo do valor previsto de radiação – Cenário 5a

	b $\Delta t=1$	b $\Delta t=2$	b $\Delta t=3$	b $\Delta t=4$	b $\Delta t=5$	b $\Delta t=6$	b $\Delta t=7$	b $\Delta t=8$	b $\Delta t=9$	b $\Delta t=10$	peso medio
constante	-0.0039	-0.0068	-0.0088	-0.0116	-0.0131	-0.0152	0.0000	-0.0097	-0.0169	-0.0295	-
media_C0_R_F0	-2.84	-	-	-	-	-	2.70	-	-	-	0.55
media_C0_G_F0	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.00
media_C0_B_F0	3.45	6.16	6.09	5.42	4.72	4.87	7.36	4.14	3.72	3.71	4.96
media_C0_H_F0	-0.34	-0.22	-0.19	-0.15	-0.13	-0.13	-	-	-	-	0.12
media_C0_S_F0	0.14	0.48	0.49	0.43	0.36	0.39	0.72	0.39	0.33	0.33	0.41
media_C0_V_F0		-5.26	-5.17	-4.52	-3.85	-3.99	-8.88	-3.20	-2.82	-2.82	4.05

No cenário 5a as variáveis que representam os canais *Blue* e *Saturation* foram sempre escolhidas independentemente do delta t. A variável do canal *Value* apenas foi escolhida a partir do delta t = 2 e a

variável do canal *Hue* contribuiu até ao delta t = 6. As variáveis como maior peso na regressão são do canal *Blue* e do canal *Value*.

Tabela 4.6 Variáveis escolhidas e respectivos pesos para o cálculo do valor previsto de radiação – Cenário 5b

	b Δt=1	b Δt=2	b Δt=3	b Δt=4	b Δt=5	b Δt=6	b Δt=7	b Δt=8	b Δt=9	b Δt=10	peso medio
constante	-0.0030	-0.0068	-0.0103	-0.0133	-0.0225	-0.0317	-0.0294	-0.0253	-0.0280	-0.0371	-
media_C0_R_F1	7.74	5.65	5.47	5.85	5.90	4.13	4.73	4.58	5.40	4.73	5.42
media_C0_G_F1	-11.16	-10.02	-9.59	-10.21	-10.71	-10.10	-8.14	-7.79	-8.99	-7.42	9.41
media_C0_B_F1	8.60	5.02	4.77	5.00	5.51	3.68	4.04	3.82	4.19	3.25	4.79
media_C0_H_F1	0.15	0.26	0.25	0.25	0.18	0.14	0.23	0.25	0.27	0.31	0.23
media_C0_S_F1	0.48	0.25	0.25	0.24	0.21	-	0.22	0.21	0.21	0.22	0.23
media_C0_V_F1	-4.38	-	-	-	-	2.95	-	-	-	-	0.73

Na tabela 4.6 verificamos que as variáveis dos canais *Red*, *Green*, *Blue* e *Hue* foram escolhidos em todos os desfasamentos, seguindo-se a variável do canal *Saturation* que só não foi escolhida no delta t = 6. A variável que representa o canal *Value* foi apenas escolhida para o delta t =1 e para o delta t = 6. Neste cenário a regressão passo a passo com o delta t =1 foi a única em que todas as variáveis foram seleccionadas para contribuir no cálculo do valor previsto da radiação. As variáveis com maior peso na regressão são dos canais do conjunto RGB.

Tabela 4.7 Variáveis escolhidas e respectivos pesos para o cálculo do valor previsto de radiação – Cenário 6a

	b Δt=1	b Δt=2	b Δt=3	b Δt=4	b Δt=5	b Δt=6	b Δt=7	b Δt=8	b Δt=9	b Δt=10	peso medio
constante	-0.0056	-0.0084	-0.0103	-0.0130	-0.0125	-0.0163	-0.0158	-0.0114	-0.0186	-0.0332	-
media_C1_R_F0	6.64	6.23	5.58	-	-	-	-	-	4.66	2.93	2.60
media_C1_G_F0	8.83	8.40	7.70	0.62	0.63	0.63	0.62	0.61	7.10	5.93	4.11
media_C1_B_F0	-14.62	-13.80	-12.48	-	-	-	-	-	-5.17	-	4.61
media_C1_H_F0	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.00
media_C1_S_F0	-	-	-	0.27	0.24	0.23	0.24	0.25	0.87	1.16	0.33
media_C1_V_F0	-	-	-	-	-	-	-	-	-5.94	-8.30	1.42

A variável que representa o canal *Green* foi escolhida em todos os desfasamentos. O conjunto RGB apenas foi seleccionado nos 3 primeiros desfasamentos e também no delta t = 9. A variável do canal *Saturation* começou a ser escolhida a partir do delta t = 4. Neste cenário as variáveis com maior peso são do conjunto RGB.

Tabela 4.8 Variáveis escolhidas e respectivos pesos para o cálculo do valor previsto de radiação – Cenário 6b

	b $\Delta t=1$	b $\Delta t=2$	b $\Delta t=3$	b $\Delta t=4$	b $\Delta t=5$	b $\Delta t=6$	b $\Delta t=7$	b $\Delta t=8$	b $\Delta t=9$	b $\Delta t=10$	peso medio
constante	-0.0040	-0.0098	-0.0129	-0.0132	-0.0167	-0.0249	-0.0254	-0.0200	-0.0214	-0.0316	-
media_C1_R_F1	6.26	5.68	5.45	5.07	4.65	4.42	4.24	3.96	3.87	2.53	4.61
media_C1_G_F1	7.14	6.16	5.67	5.33	5.26	4.90	3.44	2.82	2.37	-	4.31
media_C1_B_F1	-12.57	-11.08	-10.38	-9.67	-9.16	-8.59	-7.15	-6.32	-5.84	-2.32	8.31
media_C1_H_F1	-	-	-	-	-	-	0.16	0.21	0.26	0.38	0.10
media_C1_S_F1	0.33	0.41	0.45	0.42	0.32	0.34	0.54	0.58	0.61	0.77	0.48
media_C1_V_F1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.00

Neste cenário, a variável do canal *Saturation* foi escolhida em todos os desfasamentos, o conjunto RGB foi escolhido em todos os desfasamentos excepto no delta t = 10 em que a variável do canal *Green* foi excluída. A variável do canal *Hue* só começou a ser seleccionada a partir do delta t = 7 e a variável do canal *Value* nunca foi seleccionada neste cenário. Verificando na tabela 4.8 podemos indicar que, neste cenário, as variáveis com maior peso são do conjunto RGB.

Tabela 4.9 Variáveis escolhidas e respectivos pesos para o cálculo do valor previsto de radiação – Cenário 7a

	b $\Delta t=1$	b $\Delta t=2$	b $\Delta t=3$	b $\Delta t=4$	b $\Delta t=5$	b $\Delta t=6$	b $\Delta t=7$	b $\Delta t=8$	b $\Delta t=9$	b $\Delta t=10$	peso medio
constante	-0.0049	-0.0068	-0.0098	-0.0120	-0.0106	-0.0139	-0.0127	-0.0151	-0.0104	-0.0287	-
media_C2_R_F0	9.08	8.14	7.41	6.90	7.09	5.93	5.06	2.09	4.94	2.24	5.89
media_C2_G_F0	10.59	8.99	7.82	6.88	6.97	5.10	3.76	2.98	8.43	3.22	6.47
media_C2_B_F0	-18.67	-16.26	-14.42	-12.99	-13.26	-10.31	-8.16	-	-6.10	-	10.02
media_C2_H_F0	-0.13	-	-	-	-	-	-	1.14	-0.22	-	0.15
media_C2_S_F0	0.41	0.42	0.48	0.53	0.53	0.65	0.73	-4.63	1.21	1.19	1.08
media_C2_V_F0	-	-	-	-	-	-	-	-	-6.59	-5.03	1.16

Verificamos através da tabela 4.9 que neste cenário o conjunto RGB foi sempre seleccionado excepto nos desfasamentos delta t = 8 e delta t = 10 em que a variável do canal *Blue* foi excluída. A variável do canal *Saturation* foi seleccionada para todos os desfasamentos ao contrário das variáveis do canal *Hue* e *Value*. Salienta-se também que todas as variáveis foram escolhidas apenas no desfasamento delta t = 9. As variáveis que obtiveram maior peso neste cenário foram as do conjunto RGB.

Tabela 4.10 Variáveis escolhidas e respectivos pesos para o cálculo do valor previsto de radiação – Cenário 7b

	b $\Delta t=1$	b $\Delta t=2$	b $\Delta t=3$	b $\Delta t=4$	b $\Delta t=5$	b $\Delta t=6$	b $\Delta t=7$	b $\Delta t=8$	b $\Delta t=9$	b $\Delta t=10$	peso medio
constante	-0.0033	-0.0086	-0.0123	-0.0124	-0.0139	-0.0200	-0.0219	-0.0166	-0.0177	-0.0275	-
media_C2_R_F1	6.23	5.54	5.36	4.86	0.32	0.30	4.16	3.34	3.25	1.81	3.52
media_C2_G_F1	7.37	6.07	5.84	5.27	-	-	6.06	2.54	2.18	-	3.53
media_C2_B_F1	-12.74	-10.84	-10.44	-9.38	-	-	-6.29	-5.44	-5.06	-1.61	6.18
media_C2_H_F1	-	-	-	-	0.20	0.22	-	0.20	0.26	0.33	0.12
media_C2_S_F1	0.35	0.48	0.47	0.45	0.44	0.43	0.78	0.60	0.62	0.72	0.53
media_C2_V_F1	-	-	-	-	-	-	-3.31	-	-	-	0.33

Neste cenário não existe em nenhum desfaseamento a escolha de todas as variáveis, contudo verifica-se que as variáveis dos canais *Red* e *Saturation* foram seleccionadas em todos os desfaseamentos. O conjunto RGB foi sempre seleccionado excepto nos desfaseamentos delta t = 5, 6 e 9; a variável do canal *Value* apenas foi seleccionada no desfaseamento delta t = 7. Como no cenário anterior as variáveis do conjunto RGB são as que apresentam mais peso na regressão.

Tabela 4.11 Variáveis escolhidas e respectivos pesos para o cálculo do valor previsto de radiação – Cenário 8a

	b Δt=1	b Δt=2	b Δt=3	b Δt=4	b Δt=5	b Δt=6	b Δt=7	b Δt=8	b Δt=9	b Δt=10	peso medio
constante	-0.0044	-0.0062	-0.0072	-0.0114	-0.0135	-0.0184	-0.0066	-0.0148	-0.0226	-0.0420	-
media_C0_R_F0	-	-	-	-	-	-	5.63	-	-	0.36	0.60
media_C0_G_F0	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.00
media_C0_B_F0	-	-	2.64	-	0.29	-	8.03	0.53	0.67	-	1.22
media_C0_H_F0	-0.35	-0.29	-0.33	-0.21	-0.18	-0.18	0.80	-	-	-	0.23
media_C0_S_F0	-	-	0.27	-	-	-	-12.51	0.13	-	-	1.29
media_C0_V_F0	-	-	-2.33	-	-	-	-	-	-	-	0.23
media_C1_R_F0	5.49	6.27	4.61	6.06	4.65	5.75	-	4.18	2.39	2.10	4.15
media_C1_G_F0	7.77	9.33	5.18	8.77	5.98	4.09	-	2.44	-	-	4.36
media_C1_B_F0	-13.21	-12.02	-9.96	-10.10	-10.82	-9.82	-0.73	-7.30	-3.61	-	7.76
media_C1_H_F0	-	-	0.16	-	-	-	-0.13	-0.17	-0.18	-	0.06
media_C1_S_F0	-	0.43	-	0.62	-	0.51	-	-	-	0.91	0.25
media_C1_V_F0	-	-3.58	-	-4.67	-	-	-	-	-	-2.55	1.08
media_C2_R_F0	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.00
media_C2_G_F0	0.64	0.67	0.64	0.60	0.64	6.25	0.83	7.51	7.74	8.97	3.45
media_C2_B_F0	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.00
media_C2_H_F0	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.00
media_C2_S_F0	-	-	-	-	-	-	0.26	0.48	0.58	-8.24	0.96
media_C2_V_F0	-	-	-	-	-	-5.58	-	-6.50	-6.51	-	1.86

Na tabela 4.11 temos os resultados da regressão passo a passo com desfaseamento no cenário 8a, e identificamos que a variável do canal *Green* da zona C2 foi seleccionada em todos os desfaseamentos. As variáveis dos canais *Blue* e *Red* da zona C1 foram seleccionadas na maior parte dos desfaseamentos e fazem parte do conjunto de variáveis com maior peso neste cenário, juntando as variáveis do canal *Green* da zona C1 e do canal *Green* da zona C2.

Tabela 4.12 Variáveis escolhidas e respectivos pesos para o cálculo do valor previsto de radiação – Cenário 8b

	b $\Delta t=1$	b $\Delta t=2$	b $\Delta t=3$	b $\Delta t=4$	b $\Delta t=5$	b $\Delta t=6$	b $\Delta t=7$	b $\Delta t=8$	b $\Delta t=9$	b $\Delta t=10$	peso medio
constante	-0.0031	-0.0071	-0.0098	-0.0130	-0.0225	-0.0307	-0.0287	-0.0248	-0.0223	-0.0314	-
media_C0_R_F1	-	-	4.51	5.77	5.90	-	5.70	6.14	8.33	7.65	4.40
media_C0_G_F1	-	-	-7.44	-11.02	-10.71	-2.69	-9.78	-9.95	-12.47	-11.13	7.52
media_C0_B_F1	1.28	1.29	3.81	3.69	5.51	-	4.80	4.37	4.20	3.47	3.24
media_C0_H_F1	0.45	0.51	0.26	0.25	0.18	-	-	-	-	-	0.16
media_C0_S_F1	-	-	0.15	-	0.21	-	-	-	-	-	0.04
media_C0_V_F1	-	-	-	2.08	-	3.13	-	-	-	-	0.52
media_C1_R_F1	2.08	2.41	-	-	-	-	-	-	-	-	0.45
media_C1_G_F1	-	1.84	-	-	-	-	-	-	-	-	0.18
media_C1_B_F1	-7.04	-5.27	-0.61	-	-	-	-	-	-	-	1.29
media_C1_H_F1	-0.45	-0.69	-	-	-	-	-0.33	-0.34	-	-	0.18
media_C1_S_F1	-0.44	-	-	0.19	-	-	-	-	-	-	0.06
media_C1_V_F1	4.04	-	-	-	-	-	-0.78	-0.68	-	-	0.55
media_C2_R_F1	-	-	-	-	-	-	0.52	0.48	-	0.24	0.12
media_C2_G_F1	-	-	-	-	-	-	-	-	-	-	0.00
media_C2_B_F1	-	-	-	-	-	-	-	-	0.23	-	0.02
media_C2_H_F1	0.30	0.42	-	-	-	0.29	0.50	0.58	0.28	0.31	0.27
media_C2_S_F1	-	-	-	-	-	-	0.55	0.58	0.59	0.65	0.24
media_C2_V_F1	0.43	0.47	0.36	-	-	-	-	-	-	-	0.13

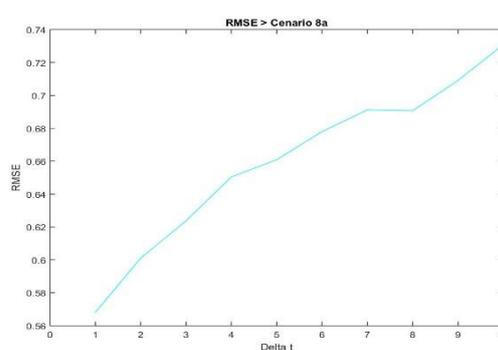
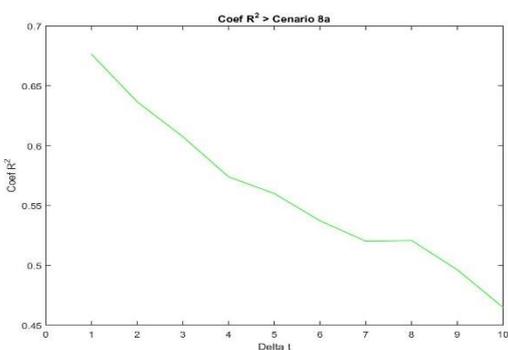
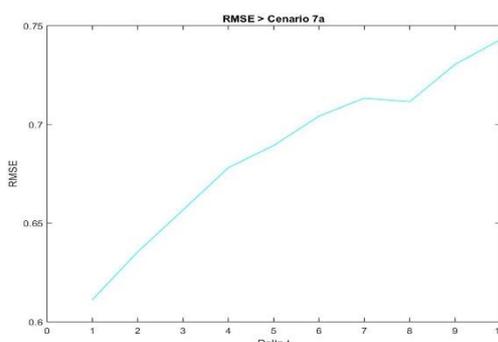
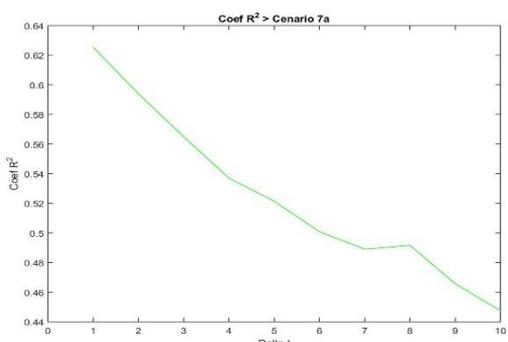
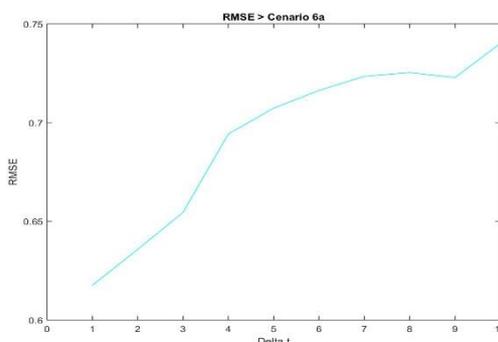
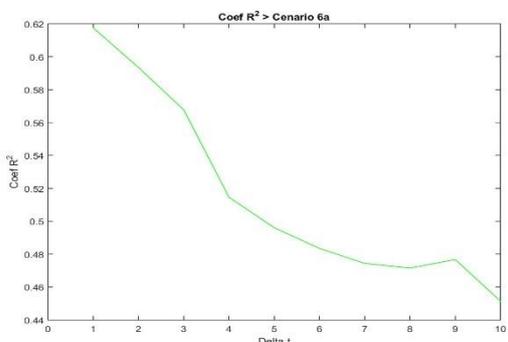
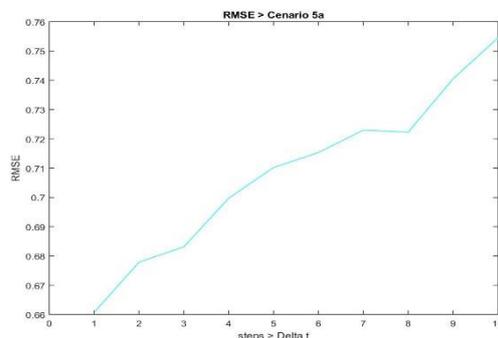
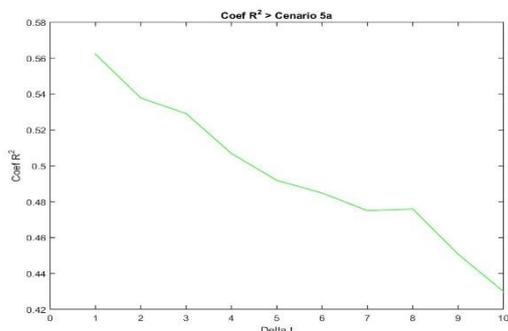
Neste cenário, segundo a tabela 4.12, nenhuma das variáveis foi sempre seleccionada e a variável do canal *Green* da zona C2 nunca chegou a ser seleccionada. As variáveis com maior peso são as dos canais *Red*, *Green*, *Blue* da zona C0 e a variável do canal *Blue* da zona C1.

Para os cenários 5, 6, 7 e 8 obteve-se resultados da RMSE e do coeficiente de determinação  $R^2$ .

Tabela 4.13 Resultados da RMSE e  $R^2$  para os cenários 5a, 6a, 7a, 8a para o conjunto de imagens F0.

Delta t	Cenário 5a		Cenário 6a		Cenário 7a		Cenário 8a	
	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE
1	0.562	0.661	0.618	0.618	0.625	0.611	0.676	0.568
2	0.538	0.678	0.593	0.636	0.594	0.635	0.637	0.601
3	0.529	0.683	0.568	0.654	0.565	0.657	0.607	0.624
4	0.507	0.7	0.515	0.694	0.537	0.678	0.574	0.65
5	0.492	0.71	0.496	0.707	0.521	0.689	0.56	0.661
6	0.485	0.715	0.483	0.716	0.501	0.704	0.537	0.678
7	0.475	0.723	0.474	0.723	0.489	0.713	0.52	0.691
8	0.476	0.722	0.472	0.725	0.492	0.711	0.521	0.691
9	0.451	0.74	0.477	0.723	0.466	0.73	0.496	0.709
10	0.43	0.754	0.451	0.74	0.447	0.743	0.465	0.731

Na tabela 4.13, verificamos a comparação dos valores determinados do coeficiente  $R^2$  e do RMSE entre os vários cenários e ao longo do desfasamento do tempo. No cenário 5a verificamos o menor valor de  $R^2$  (0.43) e o maior valor de RMSE (0.754) ocorrendo ambos no delta = 10. No cenário 8a verificamos o maior valor de  $R^2$  (0.676) e o menor valor de RMSE (0.568) que ocorre no delta t = 1.



Seguem-se os gráficos do preditanto e do valor previsto da radiação calculado através da regressão linear usando as variáveis seleccionadas, para o melhor e pior cenário do conjunto de imagens F0.

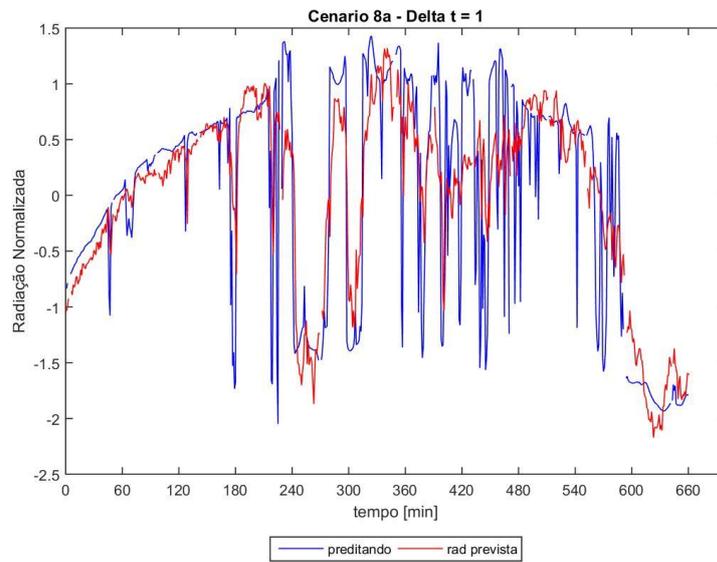


Figura 4.16 Preditando e valor previsto com delta  $t=1$  no cenário 8<sup>a</sup>

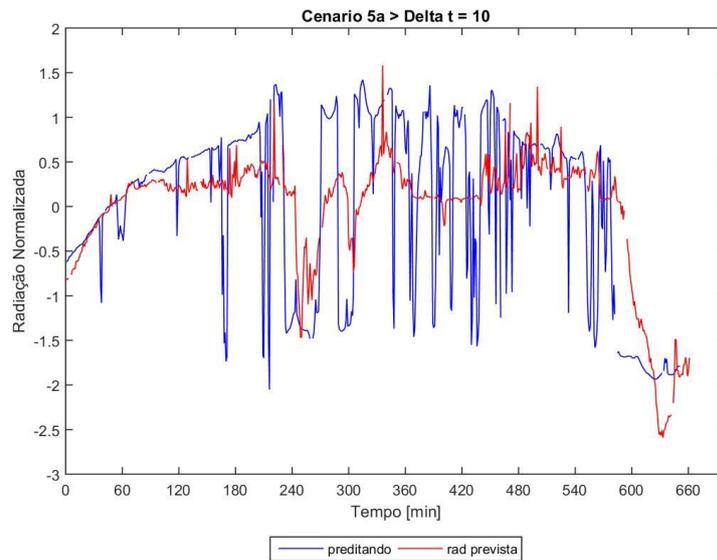
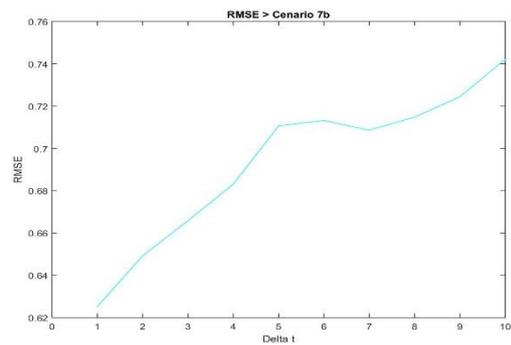
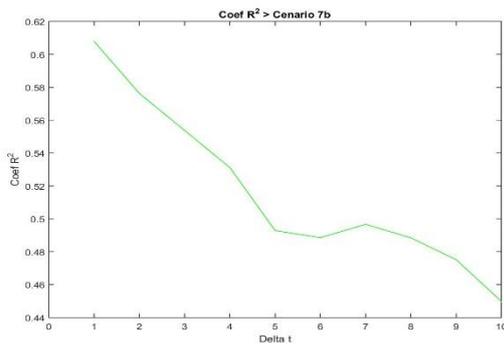
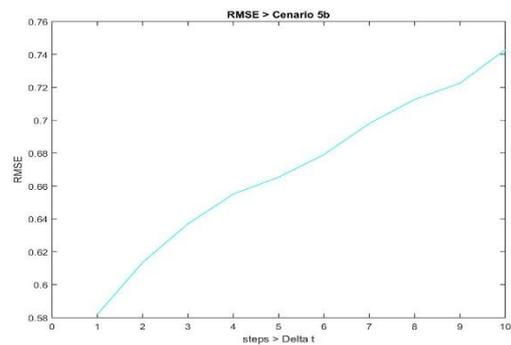
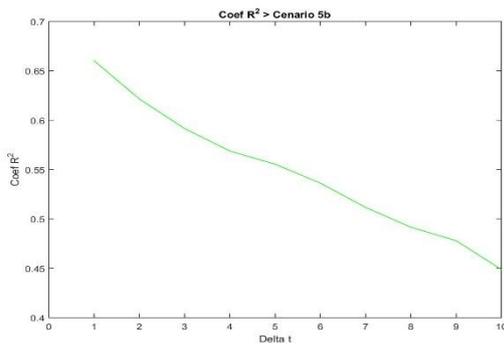


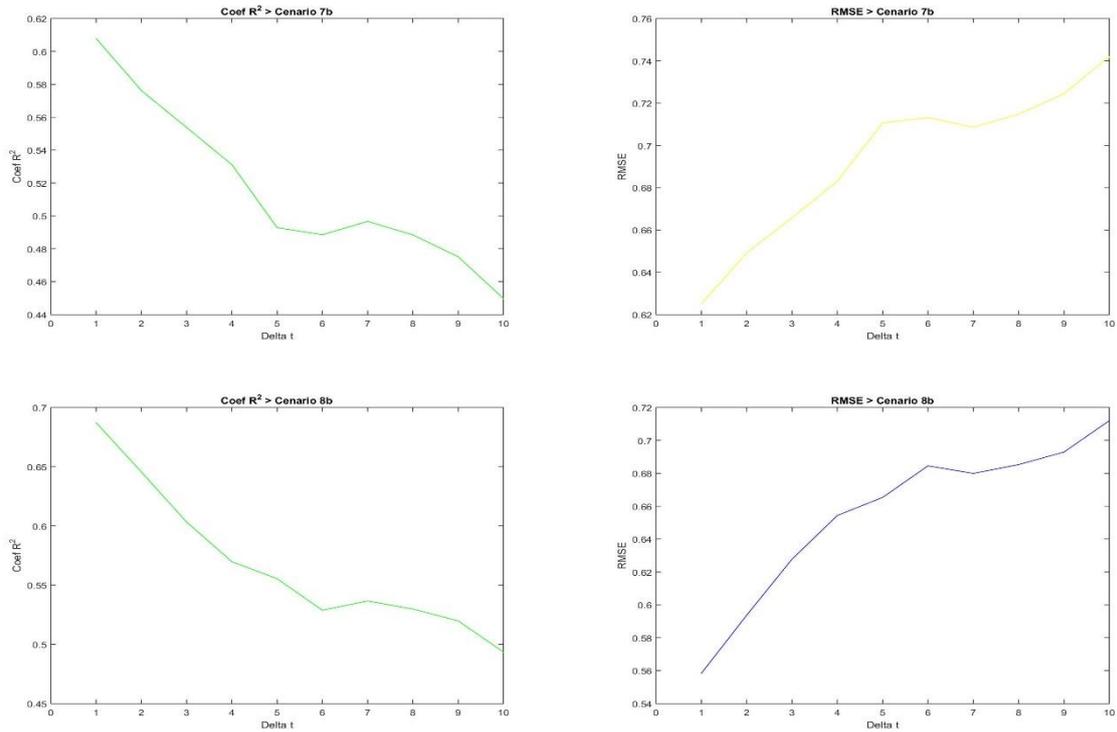
Figura 4.27 Preditando e valor previsto com delta  $t=10$  no cenário 5a

Tabela 4.14 Resultados da RMSE e  $R^2$  para os cenários 5b, 6b, 7b, 8b para o conjunto de imagens F1.

Delta t	Cenário 5b		Cenário 6b		Cenário 7b		Cenário 8b	
	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE	$R^2$	RMSE
1	0.66	0.582	0.64	0.599	0.608	0.625	0.687	0.558
2	0.621	0.614	0.598	0.632	0.576	0.649	0.646	0.594
3	0.592	0.637	0.571	0.653	0.554	0.666	0.603	0.628
4	0.569	0.655	0.547	0.671	0.531	0.683	0.57	0.654
5	0.555	0.665	0.526	0.687	0.493	0.711	0.555	0.665
6	0.536	0.679	0.513	0.696	0.489	0.713	0.529	0.685
7	0.512	0.698	0.501	0.705	0.497	0.709	0.537	0.68
8	0.492	0.713	0.491	0.713	0.488	0.715	0.53	0.685
9	0.478	0.723	0.477	0.723	0.475	0.724	0.52	0.693
10	0.449	0.743	0.452	0.741	0.45	0.742	0.494	0.712

Na tabela 4.14 o maior valor de  $R^2$  (0.687) e o menor RMSE (0.558) surgem no cenário 8b, ocorrendo no delta t = 1 e o menor valor de  $R^2$  (0.449) e o maior valor de RMSE (0.743) ocorrem no cenário 5b quando o delta t=10.





Seguem-se os gráficos do preditanto e do valor previsto da radiação calculado através da regressão linear usando as variáveis seleccionadas, para o melhor e pior cenário do conjunto de imagens F1.

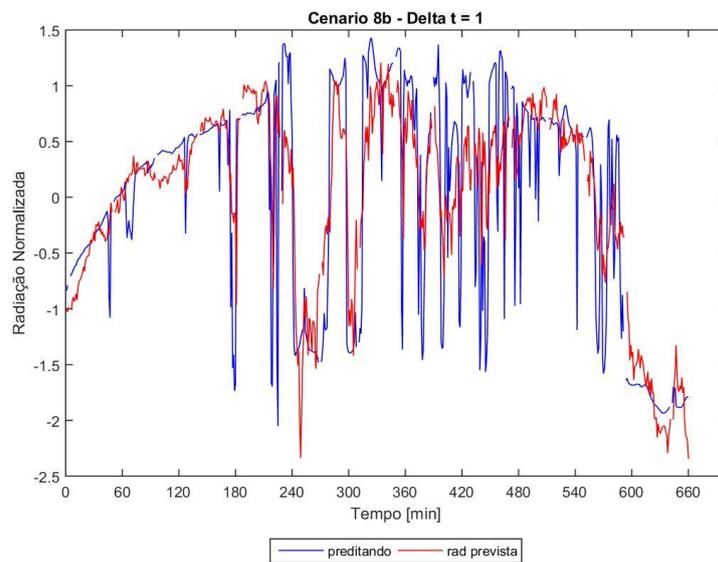


Figura 4.17 Preditando e valor previsto com delta t=1 no cenário 8b

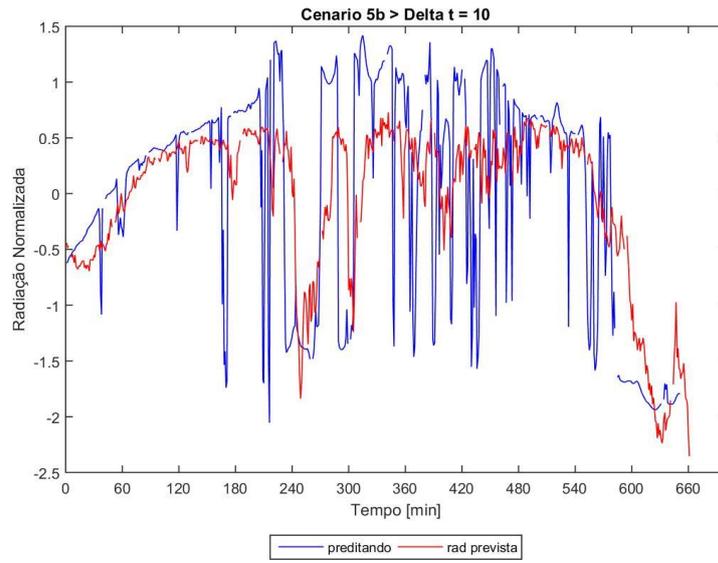
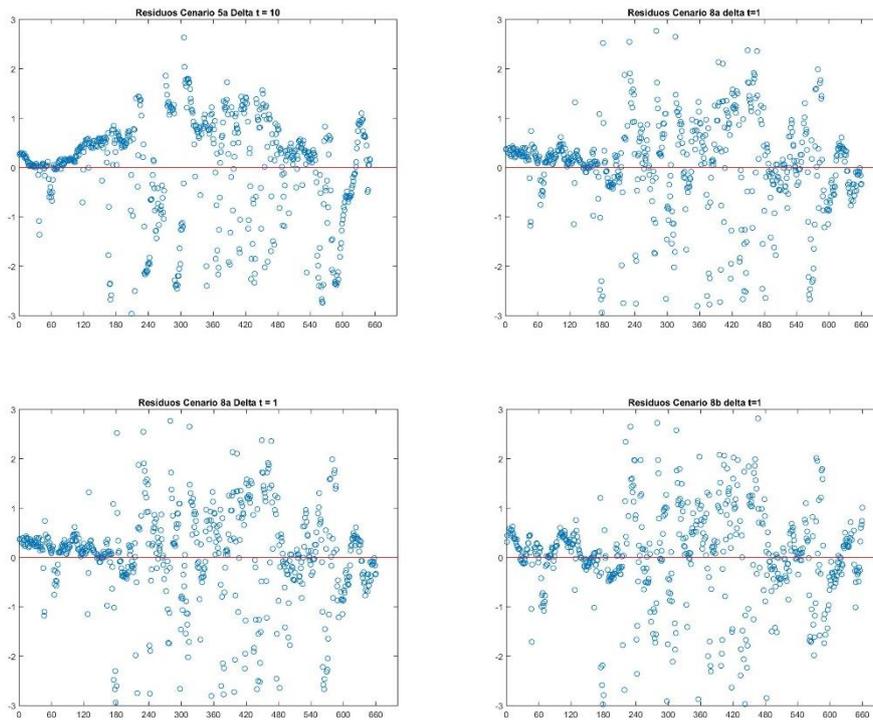


Figura 4.18 Preditando e valor previsto com delta t=10 no cenário 5b



## 5 Conclusão e Trabalho Futuro

De forma a tratar as imagens para a recolha de informação dos pixéis, aplicou-se com sucesso o método de determinação da posição solar na imagem indicado em [19].

Após a análise dos resultados obtidos pode-se concluir em primeiro lugar que as variáveis têm uma correlação entre si e que, dependendo da saturação das cores da imagem e da zona de análise (C0, C1, C2) na imagem, o peso e importância das variáveis (preditores) para o modelo de previsão podem variar. Constata-se também que tanto para o conjunto de imagens F0 (a) como para o conjunto de imagens F1 (b), os valores dos pixéis dos canais Azul (B-Blue), Verde (G-Green) e Vermelho (R-Red) têm maior peso na regressão linear quando comparados com os restantes preditores.

Tendo em conta os resultados obtidos e a comparação entre cenários, pode-se afirmar que obtemos melhores resultados quando utilizamos o conjunto inicial de preditores global, incluindo todas as variáveis das 3 zonas definidas, ou seja nos cenários 4 e 8 independentemente do conjunto de imagens utilizado (F0 e F1).

Também podemos afirmar na maioria dos cenários, os subcenários b, que utilizam as imagens do conjunto F1 apresentam melhores resultados em relação aos subcenários a que utilizam as imagens do conjunto F0.

Concluimos que, nos cenários 5, 6, 7 e 8, o coeficiente de determinação  $R^2$  diminui e o RMSE aumenta, ao longo do desfaseamento no tempo. Este facto parece indicar que não será possível vir a fazer qualquer tipo de previsão com base nos métodos desenvolvidos no presente trabalho. No entanto, não nos parece que tal se possa desde já concluir, uma vez que, à partida, o conjunto de imagens utilizado não possuía uma discriminação temporal suficientemente elevada para que tal pudesse ser feito. Com efeito, os valores muito elevados de vento que provavelmente existiam aquando da captura das imagens fazem com que, ao longo da série temporal, seja claramente visível que a posição das nuvens em frames sucessivas inviabiliza qualquer previsão, uma vez que na frame anterior àquela em que a nuvem está posicionada em cima do disco solar ela se encontra posicionada ainda muito longe das zonas que foram estudadas. Acresce que o tamanho da amostra é bastante reduzido, uma vez que se trabalhou com imagens apenas de 1 dia do ano, o que é um constrangimento significativo à eficácia da análise dos dados e da metodologia aplicada. Por último, importa ainda referir que o local onde foram recolhidas as imagens não coincide com o local onde foram recolhidos os dados de radiação, embora se situem em locais próximos.

A saturação das imagens é também evidente e é um impedimento a que se possa efectuar uma análise mais profunda da informação possível de recolher das imagens, pois os valores registados são saturados, logo são limitados. Outra limitação que foi verificada foi a resolução temporal, o movimento das nuvens entre imagens sequenciais era grande, o que dificulta também o ajuste da regressão passo a passo.

Face ao exposto, sugere-se como trabalho futuro que se obtenha uma amostra significativa de imagens e de dados de radiação global no mesmo local com uma taxa de amostragem elevada, e tendo o cuidado de registar as imagens com o propósito de estudar a informação dos pixéis, tendo em atenção a saturação das cores. Estando de posse deste conjunto de dados será possível estudar outras metodologias para recolha de informação dos pixéis que possam ser utilizadas num método de previsão que utilize como *input* a informação de cor dos pixéis.

## 6 Bibliografia

- [1] S. Hamid Oudjana, a. Hellal, e I. Hadj Mahamed, «Short term photovoltaic power generation forecasting using neural network», *2012 11th Int. Conf. Environ. Electr. Eng.*, pp. 706–711, 2012.
- [2] European Anti-poverty Network, «A Estratègia Europa 2020», 2011.
- [3] C. Monteiro, L. A. Fernandez-Jimenez, I. J. Ramirez-Rosado, A. Muñoz-Jimenez, e P. M. Lara-Santillan, «Short-term forecasting models for photovoltaic plants: Analytical versus soft-computing techniques», *Math. Probl. Eng.*, vol. 2013, 2013.
- [4] D. Banja, M., Monforti-Ferrario, F., Bódis, K., Jäger-Waldau, A., Taylor, N. e N. J.F., Scarlat, «Renewable energy in the European Union: Renewable energy in the EU further to Renewable Energy Directive reporting», Luxemburg, 2017.
- [5] European Environmental Agency, «Renewable energy in Europe — recent growth and knock-on effects», 2017.
- [6] E. Lorenz *et al.*, «Benchmarking of different approaches to forecast solar irradiance», *24th Eur. Photovolt. Sol. energy Conf.*, pp. 25–34, 2009.
- [7] P. Mathiesen e J. Kleissl, «Evaluation of numerical weather prediction for intra-day solar forecasting in the continental United States», *Sol. Energy*, vol. 85, n. 5, pp. 967–977, 2011.
- [8] R. H. Inman, H. T. C. Pedro, e C. F. M. Coimbra, «Solar forecasting methods for renewable energy integration», *Prog. Energy Combust. Sci.*, vol. 39, n. 6, pp. 535–576, 2013.
- [9] S. Quesada-Ruiz, Y. Chu, J. Tovar-Pescador, H. T. C. Pedro, e C. F. M. Coimbra, «Cloud-tracking methodology for intra-hour DNI forecasting», *Sol. Energy*, vol. 102, pp. 267–275, 2014.
- [10] R. Marquez e C. F. M. Coimbra, «Intra-hour DNI forecasting based on cloud tracking image analysis», *Sol. Energy*, vol. 91, pp. 327–336, 2013.
- [11] R. D. Tapakis e A. G. Charalambides, «Monitoring Cloud Motion in Cyprus for Solar Irradiance Prediction», *Conf. Pap. Energy*, vol. 2013, pp. 1–6, 2013.
- [12] R. Marquez e C. F. M. Coimbra, «Forecasting of global and direct solar irradiance using stochastic learning methods, ground experiments and the NWS database», *Sol. Energy*, vol. 85, n. 5, pp. 746–756, 2011.
- [13] M. Diagne, M. David, P. Lauret, J. Boland, e N. Schmutz, «Review of solar irradiance forecasting methods and a proposition for small-scale insular grids», *Renew. Sustain. Energy Rev.*, vol. 27, pp. 65–76, 2013.
- [14] S. Pelland, J. Remund, J. Kleissl, T. Oozeki, e K. De Brabandere, «Photovoltaic and Solar Forecasting: State of the Art», *Int. Energy Agency Photovolt. Power Syst. Program. Rep. IEA PVPS T14*, pp. 1–40, 2013.
- [15] C. Cornaro, F. Bucci, M. Pierro, F. Del Frate, S. Peronaci, e A. Taravat, «Solar radiation forecast using neural networks for the prediction of grid connected PV plants energy production (DSP project)», *28th Eur. Photovolt. Sol. Energy Conf. Exhib.*, 2013.
- [16] G. Pfister, R. L. McKenzie, J. B. Liley, a. Thomas, B. W. Forgan, e C. N. Long, «Cloud Coverage Based on All-Sky Imaging and Its Impact on Surface Solar Irradiance», *J. Appl. Meteorol.*, vol. 42, n. 10, pp. 1421–1434, 2003.
- [17] D. Long, C.N. Sabburg, J.M.Calbó, J.Pagès, «Retrieving Cloud Characteristics from Ground-Based Daytime Color All-Sky Images», *J. Atmos. Ocean. Technol.*, vol. 23, n. Retrieving Cloud Characteristics from Ground-Based Daytime Color All-Sky Images, p. 20, 2006.
- [18] A. Kazantzidis, P. Tzoumanikas, A. F. Bais, S. Fotopoulos, e G. Economou, «Cloud detection and classification with the use of whole-sky ground-based images», *Atmos. Res.*, vol. 113, pp. 80–88, 2012.
- [19] J. Yang *et al.*, «An automated cloud detection method based on the green channel of total-sky visible images», *Atmos. Meas. Tech.*, vol. 8, n. 11, pp. 4671–4679, 2015.
- [20] A. Heinle, A. Macke, e A. Srivastav, «Automatic cloud classification of whole sky images», *Atmos. Meas. Tech.*, vol. 3, n. 3, pp. 557–567, 2010.
- [21] Q. Li, W. Lu, e J. Yang, «A hybrid thresholding algorithm for cloud detection on ground-based

- color images», *J. Atmos. Ocean. Technol.*, vol. 28, n. 10, pp. 1286–1296, 2011.
- [22] P. Wood-Bradley, J. Zapata, e J. Pye, «Cloud tracking with optical flow for short-term solar forecasting», *50Th Conf. Aust. Sol. Energy Soc.*, n. November, pp. 2–7, 2012.
- [23] K. N. Liou, *An Introduction to Atmospheric Radiation (Google eBook)*, vol. 84. 2002.
- [24] S. Radiation, «Solar Radiation», *Sol. Eng. Therm. Process.*, pp. 3–42, 2013.
- [25] B. De Bsrn *et al.*, «General Solar Position Calculations», *World Renew. Energy Forum*, vol. 76, n. September, pp. 1–2, 2012.
- [26] S. Edition, *Photovoltaic Science Handbook of Photovoltaic Science*. 2011.
- [27] B. Sørensen, *Renewable Energy: Its physics, engineering, use, environmental impacts, economy and planning aspects*, vol. 44, n. 1–2. 2014.
- [28] Gonzales, «Digital image proccesing using MATLAB», *Igarss 2014*, n. 1, pp. 1–5, 2014.
- [29] V. Chernov, J. Alander, e V. Bochko, «Integer-based accurate conversion between RGB and HSV color spaces», *Comput. Electr. Eng.*, vol. 46, pp. 328–337, 2015.
- [30] D. S. (Department of E. and A. S. C. U. Wilks, *Statistical Methods in the Atmospheric Sciences*, vol. 14. 2006.

## 7 Anexo I

