

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO JOÃO DEL-REI
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA



CENTRO FEDERAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA DE
MINAS GERAIS
DIRETORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO



PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA - PPGEL

INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL APLICADA NA PREVISÃO DE MÁXIMA POTÊNCIA EM CONCENTRADORES FOTOVOLTAICOS

Aluno: Alan Barbosa

Orientador: Prof^a. Dr^a. Patrícia Romeiro da Silva Jota

Belo Horizonte, dezembro de 2017

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SÃO JOÃO DEL-REI
PRÓ-REITORIA DE PESQUISA



CENTRO FEDERAL DE EDUCAÇÃO TECNOLÓGICA DE
MINAS GERAIS
DIRETORIA DE PESQUISA E PÓS-GRADUAÇÃO



PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA - PPGEL

INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL APLICADA NA PREVISÃO DE MÁXIMA POTÊNCIA EM CONCENTRADORES FOTOVOLTAICOS

por

Alan Barbosa

Texto da Dissertação de Mestrado submetido à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, como requisito parcial para obtenção de título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof^ª. Dr^ª. Patrícia Romeiro da Silva Jota

Belo Horizonte, dezembro de 2017.

“INTELIGENCIA COMPUTACIONAL APLICADA NA PREVISÃO
DE MÁXIMA POTÊNCIA EM CONCENTRADORES
FOTOVOLTAICOS ”

Alan Barbosa

Texto da Dissertação de Mestrado submetido à Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica do Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais, como requisito parcial para obtenção de título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Aprovada em 29 de dezembro de 2017.

Por:

Prof^a. Dr^a. Patrícia Romeiro da Silva Jota
PPGEL / CEFET-MG – Orientadora

Prof. Dr. Agnaldo José da Rocha Reis
Escola de Minas / UFOP

Prof. Dr. Eduardo Gonzaga da Silveira
PPGEL / CEFET – MG

AGRADECIMENTOS

Em primeiro lugar agradeço a Deus, pois sem Ele, não teria chegado até o fim.

Agradeço a minha esposa Mirelle, pelo apoio incondicional durante essa jornada.

Ao meu filho Joaquim que está no céu intercedendo por mim, dedico a conclusão deste trabalho.

Aos meu pais, que sempre me deram subsidio, incentivo e base de vida.

As minhas irmãs que sempre estão torcendo por mim.

A professora Patrícia Jota, pela paciência, apoio, conselhos e ajuda na realização deste trabalho.

Agradeço ao CEFET-MG, pelo ensino de qualidade. Em especial agradeço ao professor Márcio Matias, pela força na reta final.

Agradeço a CAPES pelo financiamento no meu período de realização deste trabalho.

Agradeço ao projeto Sun on Clean, pois permitiu o acesso e uso dos dados coletados para desenvolvimento deste trabalho.

Aos colegas do CPEI pela amizade e conversas ao longo do mestrado, em especial ao Hernani que dispôs seu tempo para separar os dados utilizados neste trabalho.

Agradeço aos membros da banca desta dissertação pela disponibilidade.

Por fim, agradeço a todos que de forma direta e indireta contribuíram para realização deste trabalho.

“ Há três caminhos para o fracasso: não ensinar o que se sabe, não praticar o que se ensina, não perguntar o que se ignora. ”

(São Beda)

RESUMO

As peculiaridades dos módulos de Concentração Fotovoltaica (CPV) tornam muito difícil estimar a potência de saída. Existem alguns métodos para estimar a potência máxima para uma dada condição de irradiação de um módulo CPV que fornece bons resultados, mas não são fáceis de aplicar. Este artigo propõe um modelo baseado em Redes Neurais Artificiais (RNAs) para prever a potência máxima gerada de um módulo CPV usando parâmetros atmosféricos facilmente mensuráveis. Para este fim, um grupo de parâmetros atmosféricos juntamente com a potência máxima de um módulo CPV foram medidos ao longo do ano de 2015 em Belo Horizonte. Os resultados mostraram que com o uso dos parâmetros atmosféricos utilizados juntamente com a irradiação solar, a RNA proposta é capaz de estimar a potência máxima de um módulo CPV com um erro médio quadrático de 5,27%.

Palavras-chave: Redes Neurais Artificiais, Módulo Concentrador Fotovoltaico, Previsão de Potência Máxima.

ABSTRACT

The peculiarities of the modules of Concentration Photovoltaic (CPV) make it difficult to estimate the maximum power generated output. There are some methods to estimate the maximum power for a given irradiation condition of a CPV module that provides good results but are not easy to apply. This paper proposes a model based on Artificial Neural Networks (ANNs) to predict the maximum power generated from a CPV module using easily measurable atmospheric parameters. To this end, a group of atmospheric parameters along with the maximum power of a CPV module were measured throughout the year 2015 in Belo Horizonte. The results showed that with the use of the atmospheric parameters used together with the solar irradiation, the proposed RNA is able to estimate the maximum power of a CPV module with a mean square error of 5.27%.

Keywords: Artificial Neural Network, Concentrator Photovoltaic Module, Maximum Power Prediction.

LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – O sistema fotovoltaico com concentração Sandia II. O primeiro sistema CPV moderno feito nos laboratórios Sandia nos EUA em 1977.....	6
Figura 2 – Linha do tempo dos desenvolvimentos mais significativos dos sistemas com concentração.....	7
Figura 3 – Classificação dos sistemas CPV segundo seus componentes ópticos.....	11
Figura 4 – Exemplo de um sistema HCPV instalado nos terrenos do ISFOC em Puertollano, Espanha ano de 2008.	13
Figura 5 – Capacidade total instalada anualmente se sistemas CPV em MW	14
Figura 6 – Distribuição da capacidade instalada se sistemas HCPV por país até 2016.	15
Figura 7 – Sistema HCPV de 140 MW instalado pela Suncore em Golmud-China.	16
Figura 8 – Eficiências alcançadas e estimadas para células multijunção, módulos e sistemas CPV.....	18
Figura 9 – Previsão do comportamento da eficiência das células, módulos e preços da tecnologia HCPV até o ano de 2018.....	19
Figura 10 – Previsões de crescimento em 2017 na capacidade instalada dos sistemas CPV por continente.....	20
Figura 11 – Previsão dos custos LCOE para diferentes tecnologias solares entre 2013 e 2030	21
Figura 12 – Componentes de um sistema HCPV	24
Figura 13 – Comparação da interação do espectro solar AM 1.5D com células de duas tecnologias PV diferentes (Si-m e Tripla-junção).....	26
Figura 14 – Comparação entre as perdas de eficiência com um incremento na temperatura de 40 K para várias tecnologias fotovoltaicas.....	27
Figura 15 – Cálculo teórico da eficiência para uma célula em função do número de junções p-n implementadas.	28
Figura 16 – Abordagem na fabricação de células de tripla-junção.	28
Figura 17 – Representação esquemática de uma célula de tripla-junção.....	29
Figura 18 – Evolução nas eficiências obtidas em laboratórios para as diferentes tecnologias.	30
Figura 19 – Concentrador de 1000X RXI desenvolvido por Miñano et al., na Universidade .	33
Figura 20 – Exemplo de um sistema com concentrador estático.	36
Figura 21 – Diferentes abordagens dos sistemas de seguimento em um eixo.	37

Figura 22 – Exemplos das diferentes abordagens nos sistemas de seguimento em dois eixos.....	38
Figura 23 – Influência da quantidade de valor de água na forma do espectro solar.....	44
Figura 24 – Variação da distância percorrida pela radiação na atmosfera terrestre de acordo com o ângulo zenital.....	45
Figura 25 – Efeitos da massa de ar no espectro solar.	46
Figura 26 – Neurônio Biológico.....	48
Figura 27 – Modelo simplificado de um neurônio artificial.	50
Figura 28 – Função de ativação Limiar.	50
Figura 29 – Função de ativação logística sigmoide.....	51
Figura 30 – Processo de aprendizagem por correção de erro.....	54
Figura 31 – a) rede neural alimentada adiante com camada única; b) rede alimentada adiante com múltiplas camadas.....	55
Figura 32 – Rede Neural Recorrente	56
Figura 33 – Representação de uma rede MLP.....	57
Figura 34 – Metodologia empregada.	60
Figura 35 – Módulo fotovoltaico concentrador instalado no CPEI, no CEFET–MG.	63
Figura 36 – Módulo fotovoltaico concentrador instalado no CPEI, no CEFET–MG.	64
Figura 37 – Tela principal do Software WinTestFacility.....	65
Figura 38 – Pireliômetro de resposta rápida da Hukseflux Thermal Sensors.	66
Figura 39 – Fotografias dos instrumentos utilizados para desenvolvimento do trabalho.	68
Figura 40 – Arquitetura da RNA utilizada na dissertação.	70
Figura 41 – Distribuição percentual de DNI dividido em intervalos.....	73
Figura 42 – Distribuição percentual de AM dividido em intervalos.....	73
Figura 43 – Distribuição percentual de PW dividido em intervalos.	74
Figura 44 – Distribuição percentual de $TMod$ dividido em intervalos.....	74
Figura 45 – Distribuição percentual de WS dividido em intervalos.	75
Figura 46 – Análise de regressão linear entre a potência máxima medida e prevista.	76
Figura 47 – Erro relativo versus DNI	78
Figura 48 – Erro relativo versus $TMod$	78
Figura 49 – Erro relativo versus AM.....	79
Figura 50 – Erro relativo versus PW	79
Figura 51 – Erro relativo versus WS.	80
Figura 52 – Boxplot do conjunto total de erros de previsão.....	81

LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Classificação dos sistemas ópticos utilizados nos sistemas CPV.	10
Tabela 2 – Lista de variáveis registradas pelo sistema de medição automática.	61
Tabela 3 – Características do módulo CPV medido.	62
Tabela 4 – Coeficiente de determinação (R^2), erro viés médio (MBE) e erro médio quadrático (RMSE) entre dados medidos e previstos para diferentes conjuntos de dados.	77
Tabela 5 – Estatística do boxplot do conjunto total de erros de previsão.	82

LISTAS DE ABREVIATURAS E SIGLAS

AM	Massa de Ar
CPV	Tecnologia Fotovoltaica com Concentração
DNI	Irradiância Solar Direta
G	Irradiância Global
HCPV	Sistema Fotovoltaico com Alta Concentração
kWh	Quilo Watt Hora
LCPV	Sistema Fotovoltaico com Baixa Concentração
MCPV	Sistema Fotovoltaico com Média Concentração
MJ	Multijunção
<i>MLP</i>	<i>Multi Layer Perceptron</i>
PV	Fotovoltaico
$P_{máx}$	Potência Máxima Gerada
PW	Água Precipitável
RNA	Redes Neurais Artificiais
T_{mod}	Temperatura do módulo
WS	Velocidade do vento

SUMÁRIO

CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO.....	1
1.1 Contextualização	1
1.2 Relevância do Tema em Investigação	2
1.3 Objetivos: Geral e Específicos.....	3
1.4 Organização do Texto	4
CAPÍTULO 2 – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA.....	5
2.1 Antecedentes	5
2.2 Estado da Arte dos Sistemas Fotovoltaicos com Concentração	12
2.3 Componentes dos sistemas HCPV.....	23
2.3.1 Células de Multijunção.....	25
2.3.2 Sistemas Ópticos de Concentração	31
2.3.3 Sistemas Auxiliares e Conector à Rede	34
2.4 Influência das Condições Atmosféricas	41
2.4.1 Irradiância Solar Direta (DNI)	41
2.4.2 Distribuição Espectral da Irradiância	42
2.4.3 Velocidade do Vento.....	46
CAPÍTULO 3 – INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL	47
3.1 Redes Neurais Artificiais	47
3.2 Inspiração Biológica.....	48
3.3 Fundamentos Teóricos	49
3.4 Processo de Aprendizagem	51
3.5 Arquitetura de Redes Neurais	54
3.5.1 Redes Alimentadas Adiante	55
3.5.2 Redes Neurais Recorrentes	56
3.6 Perceptron de Multicamadas (<i>Multilayer Perceptron</i>)	56
3.6.1 Algoritmo <i>Levenberg-Marquardt</i>	58
CAPÍTULO 4 – METODOLOGIA	59
4.1 Estudo de caso	59
4.1.1 Módulo CPV, instrumentos e sistemas de medições	61
4.1.2 Equipamentos de medição e ensaio	63

4.2	Périodo experimental de medida	68
4.3	Processamento dos dados na Rede Neural	69
4.3.1	Normalização dos dados	70
4.3.2	Processo de treinamento e validação da RNA.....	71
CAPÍTULO 5 – RESULTADOS		72
5.1	Dados utilizados	72
5.2	Análise dos resultados	75
5.3	Modelo proposto versus parâmetros atmosféricos.....	77
CAPÍTULO 6 – CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS		83
5.4	Conclusão	83
5.5	Trabalhos futuros	84
REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS		86

CAPÍTULO 1 - INTRODUÇÃO

1.1 Contextualização

Atualmente, os combustíveis fósseis são as principais fontes de energia elétrica em todo o mundo [1]. O lento desenvolvimento das fontes de energia renovável deveu-se, em parte, ao baixo custo e à abundante oferta dos combustíveis fósseis. No entanto, a partir dos anos 70, o preço de alguns tipos de combustíveis fósseis tem flutuado bastante, tornando-se altamente dependente da política de preço internacional. Esta situação, juntamente com os problemas de poluição ambiental, conduziu à necessidade de se desenvolver tecnologias eficientes associadas às energias renováveis, economicamente viáveis e não poluentes [2]. Além de diminuir a emissão de gases poluentes para a atmosfera por parte das centrais convencionais, a utilização de energias renováveis permite preservar as reservas dos recursos fósseis existentes, para que possam ser utilizadas pelas gerações futuras, no fornecimento de eletricidade [3].

Nesse cenário, a energia fotovoltaica (PV) emergiu como uma fonte promissora de energia verde que desempenhará um papel importante no mercado de geração de energia. No entanto, são necessários esforços substanciais em termos de redução de custos para promover a expansão do mercado [4]. Os sistemas de concentração fotovoltaica (CPV) são considerados uma das soluções mais promissoras para alcançar esse objetivo através do uso de dispositivos ópticos que concentram a luz recebida em uma célula solar fotovoltaica, geralmente uma célula solar de multijunção (MJ), reduzindo assim a área da célula, que é o dispositivo de maior valor em um módulo. O objetivo é reduzir os custos da geração de eletricidade aumentando a eficiência do sistema [5].

Além dos objetivos anteriores, a previsão de energia é um fator chave no desenvolvimento e na integração de mercado de qualquer tipo de sistema de produção de energia. No entanto, as características especiais do módulo CPV tornam difícil prever sua potência máxima gerada para uma dada irradiação solar.

Parâmetros como irradiação solar, composição do espectro solar e temperatura [6-8] têm um impacto direto sobre a potência das células solares MJ. Além disso, os efeitos causados por outras variáveis, como a velocidade do vento e temperatura dos módulos em altos níveis de irradiação devem ser levados em consideração para entender completamente o comportamento desses dispositivos [9-10]. Por esse motivo, é essencial realizar medições nos módulos CPV ao ar livre. Como mencionado acima, devido às características especiais da tecnologia CPV, é difícil aplicar métodos viáveis capazes de fornecer previsões confiáveis da saída do sistema em condições reais. Existem métodos que estimam a potência máxima de um módulo ou sistema CPV com bons resultados [11-17], mas geralmente não explicam todo o procedimento. Por outro lado, é muito complicado obter os parâmetros intrínsecos das células solares MJ que esses métodos exigem. Para tal, são necessários equipamentos de ensaios, como simulador de energia solar ou conjunto completo de medidas externas para ajustar alguns desses parâmetros.

1.2 Relevância do Tema em Investigação

Como mencionado anteriormente, existem vários métodos que estimam a potência máxima gerada para uma dada condição de irradiação em módulos ou sistemas CPV [11-17] fornecendo bons resultados. No entanto, esses métodos são difíceis de aplicar porque:

- a) Eles geralmente não explicam o procedimento completo de como obter a potência máxima gerada;
- b) Eles precisam de parâmetros intrínsecos de células solares MJ que são difíceis de obter;
- c) Precisam de equipamentos complexos e caros, como simuladores solares, ou um conjunto completo de medidas ao ar livre para ajustar alguns desses parâmetros.

Enquanto isso, as técnicas de inteligência computacional, e principalmente as Redes Neurais Artificiais (RNA) tem sido usadas de forma efetiva na resolução de problemas complexos e no estudo de sistemas não-lineares. As RNAs tem sido

utilizadas em diversas aplicações tais como: modelagem e previsão de consumo em sistemas de energia, tais como: sistemas de aquecimento, ventilação e ar condicionado[18], e particularmente em sistemas de energia renovável, isto é, para modelagem de geradores solares de vapor, sistema solares para aquecimento de água e sistemas fotovoltaicos [19], entre outros. No campo da energia fotovoltaica, as RNAs tem sido utilizadas para estimar e prever os dados de radiação solar [20-24], a potência máxima e a potência operacional normal de um módulo fotovoltaico plano [25-26], para dimensionar, modelar e simular sistemas fotovoltaicos autônomos e conectados a rede [27-28], para desenvolver sistemas fotovoltaicos com controlador de rastreamento de ponto de máxima potência [29-30], para prever os parâmetros de circuitos equivalentes de um módulo PV plano [31], para selecionar um modelo adequado para caracterizar dispositivos fotovoltaicos [32], para obter as curvas I-V de diferentes painéis de placas planas [33], ou para estimar a produção de energia de sistemas fotovoltaicos conectados a rede [34], entre outros. Uma revisão completa do uso de RNAs em energia fotovoltaica pode ser encontrada em [35].

As RNAs apresentam a vantagem de oferecer soluções alternativas para problemas que ainda são desafiadores do ponto de vista físico, devido à complexidade dos diferentes fenômenos físicos envolvidos no desempenho desses sistemas. Além disso, elas também têm a vantagem de não exigirem informações detalhadas sobre os materiais utilizados na fabricação do sistema estudado, que nem sempre estão disponíveis.

1.3 Objetivos: Geral e Específicos

O objetivo desta dissertação é propor um modelo baseado em Redes Neurais Artificiais (RNA) para prever, em condições reais a potência máxima gerada de um módulo CPV com características comerciais usando parâmetros atmosféricos fáceis de medir. O objetivo específico é demonstrar através de resultados que o modelo proposto baseado em RNA pode ser usado para obter a potência máxima gerada de um módulo CPV e, portanto, pode ser estendido para outros módulos e outras localidades.

1.4 Organização do Texto

O presente trabalho, está segmentado de forma a apresentar a conceituação necessária, seguida dos capítulos que discutem o modelo proposto e suas características.

No segundo capítulo são apresentados os fundamentos teóricos que fornecem subsídios ao desenvolvimento do trabalho.

O terceiro capítulo aborda conceitos sobre as Redes Neurais Artificiais (RNA), incluindo uma breve descrição de seu desenvolvimento, arquiteturas, paradigmas de aprendizagem, bem como o algoritmo *backpropagation* e *Levenberg – Marquardt* que serão utilizados para compor a estrutura da RNA.

Já o quarto capítulo, traz a metodologia, passos e etapas, utilizados nesta dissertação, para desenvolver o modelo proposto que será usado para previsão de potência máxima gerada em módulos CPV.

Nesse sentido, o quinto capítulo é contemplado com uma apresentação e análise dos resultados obtidos.

Finalmente, o sexto capítulo apresentam-se as conclusões gerais retiradas deste trabalho, bem como as possibilidades de aplicação de desenvolvimento deste tema no futuro.

CAPÍTULO 2 – REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

2.1 Antecedentes

Apesar da sua pouca expressividade na escala comercial atual, quando comparados com os sistemas fotovoltaicos convencionais, os sistemas CPV são o resultado de mais de 40 anos de pesquisa e desenvolvimento. As primeiras experiências práticas dos sistemas com concentração ocorreram na década de 70, nos laboratórios Sandia nos Estados Unidos, durante a crise do petróleo em 1973, quando o governo dos EUA financiou várias pesquisas no campo das energias renováveis.

Em 1976, os primeiros protótipos foram desenvolvidos, como o Sandia I e II [36], os quais identificaram e tentaram resolver os principais problemas derivados da utilização de sistemas com concentração. Esse sistema pioneiro, apresentado na Figura 1, tinha um arranjo de 1kWp, utilizando lentes de Fresnel com um fator de concentração de 40x sobre células de silício cristalino e seguimento em dois eixos. Desde então, as pesquisas na área dos sistemas com concentração têm tido um papel significativo no desenvolvimento de sistemas fotovoltaicos com o objetivo de serem economicamente competitivos.

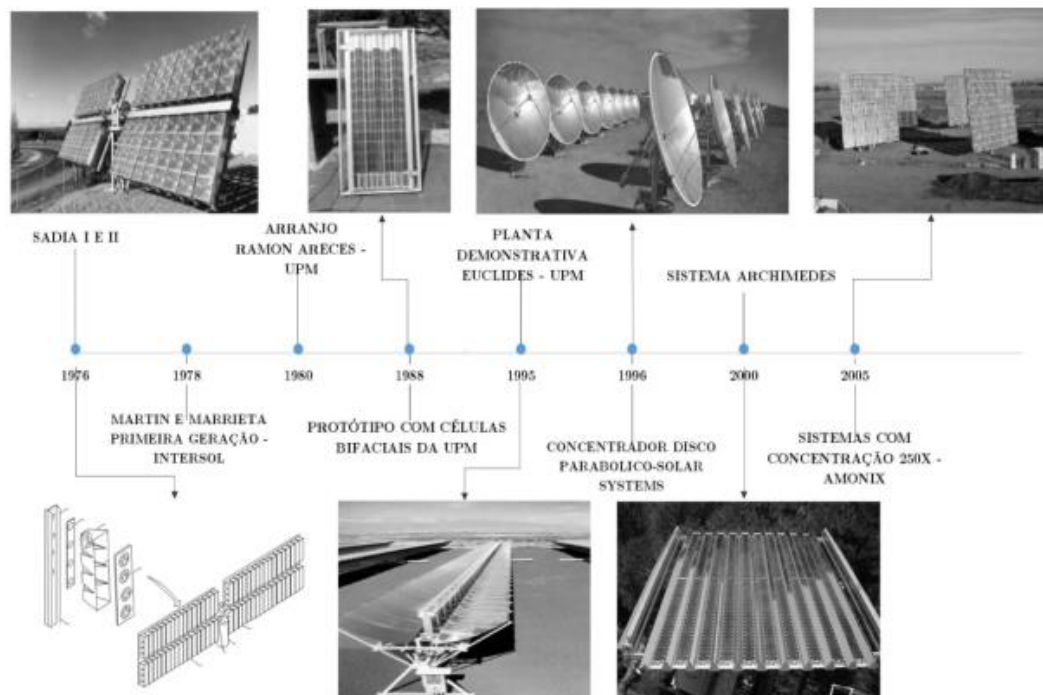
Figura 1 – O sistema fotovoltaico com concentração Sandia II. O primeiro sistema CPV moderno feito nos laboratórios Sandia nos EUA em 1977.



Fonte: LUQUE e SALA [37].

Vários tipos de protótipos foram desenvolvidos utilizando diferentes níveis de concentração e diferentes sistemas ópticos utilizando ou não sistemas de seguimento solar. Esses protótipos forneceram a possibilidade de ganhar experiência e propor soluções para vencer as dificuldades provenientes da utilização dos sistemas ópticos, dos sistemas de seguimento, além de modificações nas células fotovoltaicas disponíveis na época. Entre os protótipos desenvolvidos sobressaem alguns que chegaram perto de uma escala comercial, mas não tiveram sucesso no mercado. Os protótipos mais relevantes desenvolvidos nas primeiras etapas da tecnologia, pelos laboratórios Sandia dos Estados Unidos e pela Universidade Politécnica de Madrid (UPM), podem ser visualizados em uma linha do tempo na Figura 2.

Figura 2 – Linha do tempo dos desenvolvimentos mais significativos dos sistemas com concentração.



Fonte: Elaboração própria a partir das informações fornecidas por LUQUE [37] e SWANSON[38].

Segue uma descrição dos protótipos apresentados:

- ✓ Arranjo Ramón Areces. Foi um sistema de 1kWp com um fator de concentração de 40 sóis sobre células circulares de Silício de 5 cm de diâmetro desenvolvido pela UPM, o qual seguia os conceitos de desenho dos laboratórios Sandia, mas todos os seus 26 componentes foram elaborados na Espanha. As lentes de Fresnel foram fabricadas com um filme fino de Silício fixado sobre vidro, ideia que está sendo aplicada nos sistemas ópticos atuais [39].
- ✓ Protótipo Martin Marieta. Conhecido como a terceira versão do sistema Sandia ou Sandia III chegou numa escala pré-industrial, mas não comercial. O sistema, composto por 32 módulos utilizando células de Silício Si-Cz circulares de 5,7 cm de diâmetro, com uma eficiência surpreendente para a época, de 20%, com um fator de concentração de 40 sóis. Esse sistema foi utilizado em uma planta demonstrativa de 350 kWp, na Arábia Saudita, chamada SOLERAS. A planta demonstrou uma boa produção de energia nas condições de operação do deserto. A sua operação também evidenciou

alguns dos problemas mais comuns dessa tecnologia: condensação no interior dos módulos; fadiga dos componentes expostos a constantes processos mecânicos e térmicos; efeitos do incremento na temperatura de operação das células em função do índice de concentração [40].

- ✓ Sistemas estáticos com células bifaciais. Em contrapartida às dificuldades técnicas dos sistemas de concentração, a UPM em cooperação com a empresa ISOFOTON desenvolveram vários protótipos de módulos de baixa concentração (2x), estáticos, modulares e compactos utilizando células fotovoltaicas bifaciais com uma eficiência de 15,7%. Essa abordagem tinha a vantagem de capturar e concentrar a radiação solar difusa através de um fluido dielétrico presente no interior do módulo. Apesar das vantagens relatadas, esse protótipo não conseguiu concluir o processo de comercialização [41][42].
- ✓ O sistema EUCLIDES. Devido ao desenvolvimento de novas tecnologias e abordagens na fabricação das células mais adequadas para utilização em sistemas com concentração, a UPM em cooperação com a empresa BP solar, fabricante das células Saturno, juntaram esforços e desenvolveram o sistema EUCLIDES. As células Saturno (células LGBC) tinham uma eficiência de 18,5% e o protótipo EUCLIDES foi instalado em uma planta de demonstração em Tenerife. A planta, com uma potência instalada de 480 kWp, utilizava coletores parabólicos lineares com um fator de concentração de 33 sóis [39].
- ✓ O sistema ARCHIMEDES. Utilizando também as células Saturno e com um fator de concentração na faixa de 2 a 10 sóis, a empresa ZSW desenvolveu o protótipo que utilizava sistema hidráulico de seguimento em 1 eixo [37].
- ✓ Sistemas de concentração AMONIX. Graças ao desenvolvimento das células de Silício de alta eficiência (células BPC - Back Point Contact) com a capacidade de operar com concentrações na faixa de 300 sóis, abriu-se a porta para o desenvolvimento de sistemas comerciais utilizando sistemas ópticos com lentes de Fresnel e sistemas de seguimento do sol em dois eixos. Entre os sistemas com mais sucesso em escala comercial encontra-se o desenvolvido pela empresa Amonix, operando com uma concentração de 250 sóis utilizando células BPC de 27% de eficiência [41].
- ✓ Sistema de disco parabólico da Solar Systems (Austrália). A Solar Systems conseguiu satisfatoriamente modificar um sistema heliotérmico de discos

parabólicos com um fator de concentração de 340 sóis, substituindo o absorvedor por um arranjo de células fotovoltaicas BPC, ativamente resfriadas, com uma eficiência de aproximadamente 20% por disco. O sistema tinha uma capacidade nominal instalada de 40 kWp [43].

Os sistemas mencionados anteriormente permitiram identificar os principais problemas relacionados com a operação em diferentes faixas de concentração utilizando sistemas de rastreamento solar. Uma das principais consequências da falta de sucesso comercial da maioria dos protótipos apresentados estava relacionada com os elevados custos e investimentos necessários para levar um produto novo ao mercado e, também, com o desempenho e estado tecnológico das células fotovoltaicas na época [41].

A principal característica que permite que os sistemas fotovoltaicos com alta concentração (HCPV) sejam atrativos e com uma tendência crescente nos últimos anos no mercado fotovoltaico, é seu princípio de funcionamento, baseado na utilização de sistemas ópticos que possibilitam aumentar a quantidade de luz que é captada pelas células solares, com a ideia de incrementar a eficiência total do sistema [44]. Os mecanismos de concentração podem utilizar lentes ou espelhos para elevar a quantidade de irradiância solar na área da superfície da célula, permitindo obter a maior eficiência da mesma.

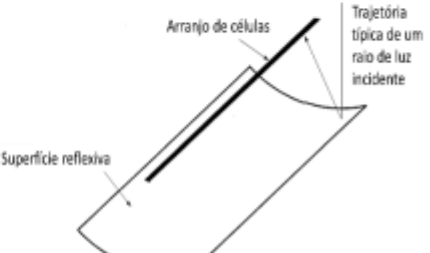
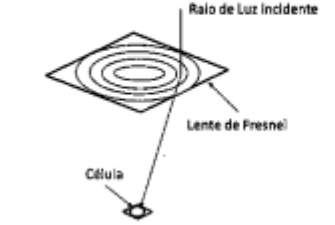
É costume classificar os sistemas com concentração de acordo com a razão ou índice de concentração da radiação solar incidente sobre a célula. Essa razão que indica a quantidade de vezes que a luz solar está sendo concentrada é definida como o quociente entre a irradiância incidente no receptor (célula) e a irradiância incidente na abertura de entrada do dispositivo óptico de concentração, o qual é usualmente chamado na literatura como “sóis” [45]. De acordo com o explicado anteriormente, pode-se identificar as três principais classes de sistemas com concentração:

- ✓ Baixa concentração (*Low Concentration Photovoltaics* ou LCPV). Refere-se àqueles sistemas que utilizam uma razão de concentração entre 1 e 40 sóis.
- ✓ Média concentração (*Medium Concentration Photovoltaics* ou MCPV). São definidos como os sistemas que utilizam uma concentração entre 40 e 300 vezes a luz solar.

- ✓ Alta Concentração (*High Concentration Photovoltaics* ou HCPV). O nível de concentração destes tipos de sistemas varia entre 300 e 2000 sóis.

Segundo a disposição e as características do tipo de sistema óptico utilizado, pode variar o método para focalizar a luz solar sobre as células fotovoltaicas, sendo as de tipo refrativa e reflexiva as principais abordagens utilizadas. Na Tabela 1 são apresentados os diferentes tipos de sistemas ópticos utilizados nos sistemas CPV.

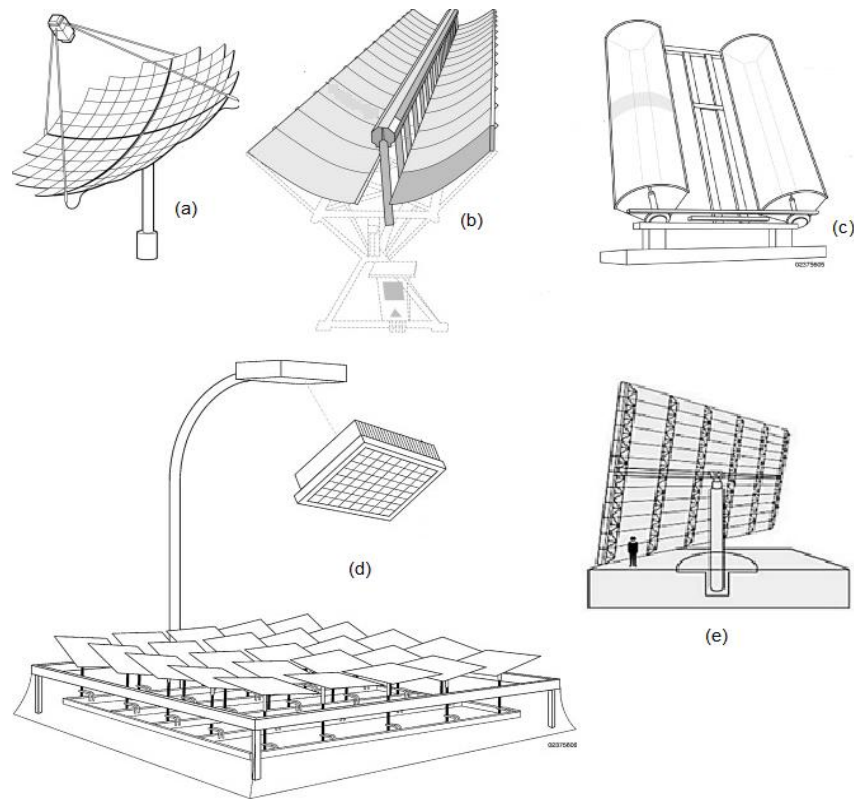
Tabela 1 – Classificação dos sistemas ópticos utilizados nos sistemas CPV.

	Elementos Refrativos (Lentes)	Elementos Reflexivos (Espelhos)
Foco Linear		
Foco pontual		

Fonte: Adaptado de Luque [42].

Devido à variedade de sistemas CPV disponíveis no mercado e as diferentes abordagens utilizadas para concentrar a luz solar, a norma internacional IEC 62108 apresenta os sistemas com concentração classificados em 5 tipos, dependendo do tipo de concentrador, conforme mostrado na Figura 3 (a - e).

Figura 3 – Classificação dos sistemas CPV segundo seus componentes ópticos.



Na figura são apresentados: (a) concentrador disco parabólico, (b) concentrador de cilindro parabólico de foco linear, (c) concentrador de lente de Fresnel com foco linear, (d) concentrador de lente de Fresnel com foco pontual, (e) rastreador CPV.

Fonte: Adaptado da norma IEC 62108.

A rápida evolução da eficiência das células de múltiplas junções em aplicações terrestres as tornaram candidatas perfeitas para sua integração com os sistemas com concentração.

Quando comparados com os sistemas de painéis planos e fixos, os sistemas CPV apresentam algumas características particulares, como por exemplo o aproveitamento de apenas uma parte do recurso solar disponível. Os sistemas com concentração utilizam unicamente a Irradiância Solar Direta (DNI - *Direct Normal Irradiance*) incidente para a geração de energia. Essa característica faz com que a sua instalação seja desaconselhada em localidades com baixos índices de DNI, ou com predominância de nuvens [46][47][48]. Viana em [48] estabelece como limite mínimo de DNI para a viabilidade da utilização de sistemas CPV o valor de 1.800 kWh/m²/ano.

Observa-se na literatura que, de forma geral, a limitação em utilizar apenas a DNI pode implicar em uma redução na geração de energia entre 15 e 18%, quando comparada com a utilização da irradiância solar global. Entretanto, essa redução pode ser compensada pela utilização de células com quase o dobro da eficiência das tecnologias do Silício cristalino [42][49].

A complexidade da tecnologia aplicada à produção das células MJ para concentração é outra característica da tecnologia. As células projetadas para aplicações com concentração devem apresentar características específicas no que diz respeito à minimização das perdas. As perdas de potência variam com o quadrado da corrente, que por sua vez é diretamente proporcional à irradiância incidente. Com o aumento do valor da irradiância incidente por um fator de 100 ou 1000 vezes, é necessário reduzir drasticamente a resistência série da célula fotovoltaica de forma a não comprometer sua eficiência. Isso faz com que a sua produção tenha custos mais elevados, o que é agravado pelo volume de produção pouco expressivo em relação às células PV convencionais. Esses custos devem ser compensados pela significativa quantidade de energia que cada célula pode produzir.

Uma contribuição potencial desse tipo de sistemas está na possibilidade a médio prazo de manter um custo nivelado de energia (*Levelized Cost of Energy* - LCOE) de acordo com as estimativas sobre os preços de geração da energia convencional, o que será um pré-requisito decisivo em futuras iniciativas.

Até o momento, no quesito eficiência, não existe uma melhor alternativa que os sistemas com concentração PV [50]. Alguns dos fatores mencionados anteriormente serão abordados em maior detalhe junto com uma relação do estado atual da tecnologia, ganhos, desafios e evolução do mercado nos últimos anos.

2.2 Estado da Arte dos Sistemas Fotovoltaicos com Concentração

Apesar dos processos de desenvolvimento tecnológico e aprimoramento das tecnologias de fabricação das células, módulos, sistemas ópticos e sistemas de

seguimento, os sistemas HCPV utilizando células multijunção III-V¹ entraram no mercado fotovoltaico recentemente [51]. Desde 2008 algumas plantas fotovoltaicas iniciaram sua operação permitindo o ganho de valiosas experiências em campo. Um exemplo de instalação de protótipos de plantas de diferentes tecnologias está no Instituto de Sistemas Fotovoltaicos de Concentração (ISFOC) na Espanha, Figura 4.

Figura 4 – Exemplo de um sistema HCPV instalado nos terrenos do ISFOC em Puertollano, Espanha ano de 2008.



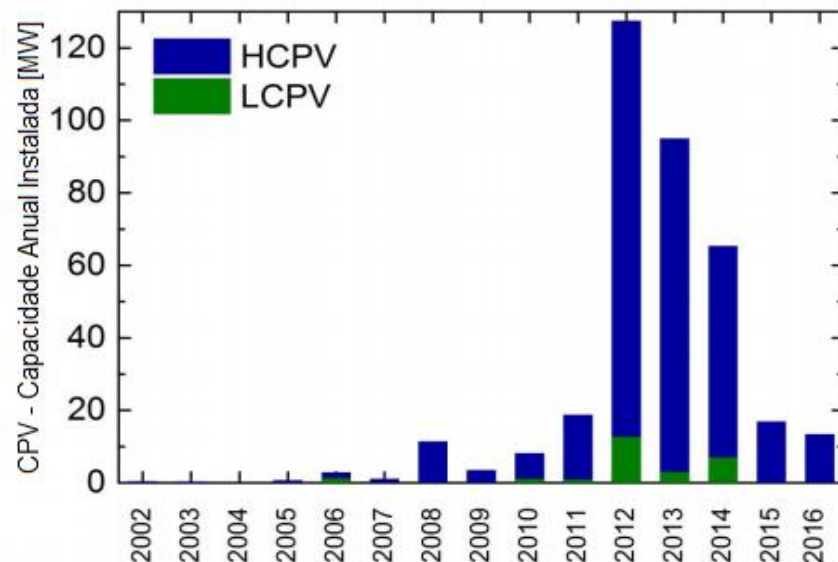
Fonte: GOMBERT et. al. [50].

O ano de 2016 foi importante para a expansão do mercado fotovoltaico, e em especial dos sistemas CPV. No final de 2016 a capacidade total acumulada de sistemas fotovoltaicos foi aproximadamente de 300 GW [52], o que significou cerca de 75 GW de capacidade instalada ao longo de 2016, 50% superior à capacidade instalada em 2015. Isto representa que globalmente hoje, 1% da demanda anual de energia é suprida por sistemas PV e no final de 2017 a expectativa é de 2%. Do total da capacidade PV instalada, as tecnologias HCPV e LCPV somaram uma capacidade total de cerca de 370 MW no final de 2016, o que corresponde a uma participação da ordem de 0,12% da capacidade PV total instalada no mundo. Embora sendo uma pequena participação, o mercado dos sistemas com concentração tem conseguido iniciar sua transição para uma escala comercial

¹ Semicondutores grupo III–V, assim chamados porque contêm um elemento de grupo III, e outro elemento de grupo V. São formados a partir da ligação entre um elemento trivalente e um pentavalente, entre os mais comuns estão o arseneto de gálio (GaAs) e o fosfeto de índio (InP).

apresentando um amplo nível de crescimento nos últimos anos passando de 20 MW instalados em 2011, a cerca de 125 MW em 2012, porém nos últimos dois anos a instalação se manteve em torno de 15 MW. Na Figura 5 é possível visualizar o comportamento do mercado fotovoltaico com concentração nos últimos anos.

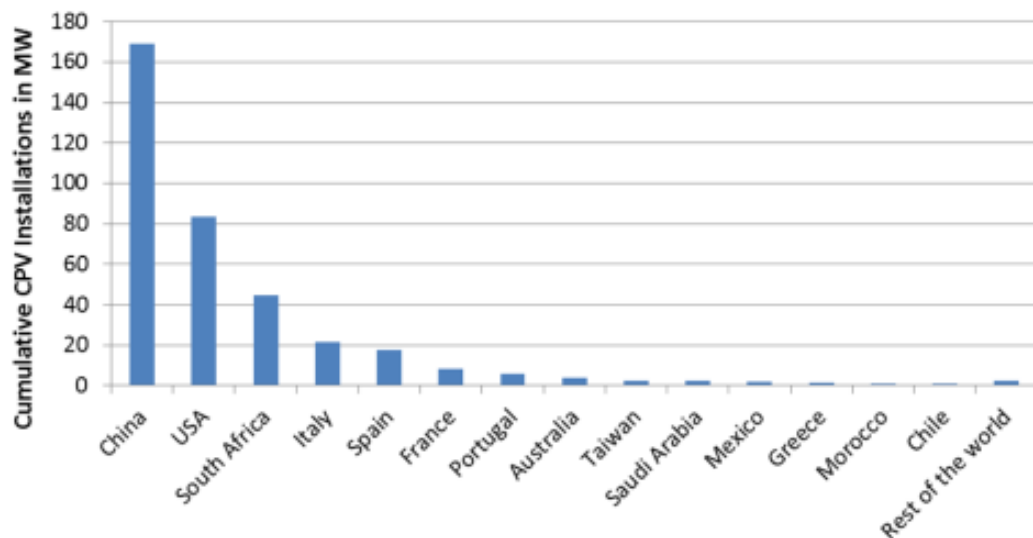
Figura 5 – Capacidade total instalada anualmente se sistemas CPV em MW



Fonte: Adaptado de NREL (National Renewable Energy Laboratory), (2017).

Atualmente China (45%), Estados Unidos (21%) e África do Sul (12%) lideram o ranking da capacidade mundial instalada de sistemas CPV interligados à rede. Na Figura 6 é apresentada a distribuição da capacidade instalada por países até 2016. A maioria das companhias que lideram o mercado utilizam sistemas de alta concentração entre 500 ou 1000 sóis através de sistemas baseados na utilização de lentes de Fresnel de foco pontual como óptica refrativa primária [53].

Figura 6 – Distribuição da capacidade instalada se sistemas HCPV por país até 2016.



Fonte: NREL (National Renewable Energy Laboratory), (2017).

A China lidera, até o presente momento, a capacidade mundial de instalação de sistemas CPV. Tornou-se a maior usuária e detentora das duas maiores plantas HCPV instaladas pela Suncore e divididas em dois sistemas: Golmud 1 e Golmud 2, com uma potência instalada de 140 MW. As duas plantas estão compostas por 5468 unidades de seguimento, cada unidade é formada por 56 módulos com uma concentração de 1090 sóis (referência CPV-DDM 1090x); uma capacidade nominal de 450 kWp (por unidade); cada módulo operando em Condições Padrão de Teste para Concentração (CSTC - *Concentration Standard Test Conditions*: 1000 W/m²; 25°C e espectro AM 1,5D). No total, foram instalados 240 inversores, da marca Growatt, de 500 kW (por unidade). A Figura 7 apresenta o sistema HCPV instalado em Golmud-China.

Figura 7 – Sistema HCPV de 140 MW instalado pela Suncore em Golmud-China.



Fonte: CPV Consortium (2015).

A segunda maior usina HCPV instalada na atualidade, encontra-se em Alamosa, Colorado, nos Estados Unidos, comissionada em 2012 pela Amonix, está composta por 504 unidades de seguimento, cada uma formada por 7 mega-módulos com um fator de concentração de 500 sóis (série 7700) de 12,4 kW (por unidade) (em condições CSTC), somando uma capacidade total instalada de 35,28 MWp.

A terceira maior usina HCPV encontra-se na África do Sul e tem, atualmente, uma capacidade de 22 MW instalados de um total de 44 MW com um fator de concentração de 500 sóis contratados pela empresa francesa SOITEC.

Apesar do crescimento acelerado do mercado nos últimos anos e da demonstração de confiabilidade e robustez dos sistemas comercialmente instalados no mundo, experimenta-se um ar de incerteza no mercado CPV devido aos cancelamentos de contratos para instalação e acordos comerciais [52]. Outro aspecto importante é a diminuição nos custos dos módulos convencionais, os principais concorrentes da tecnologia com concentração no mercado de usinas de grande porte. Tudo isto implica em um enorme impacto sobre as companhias líderes do setor.

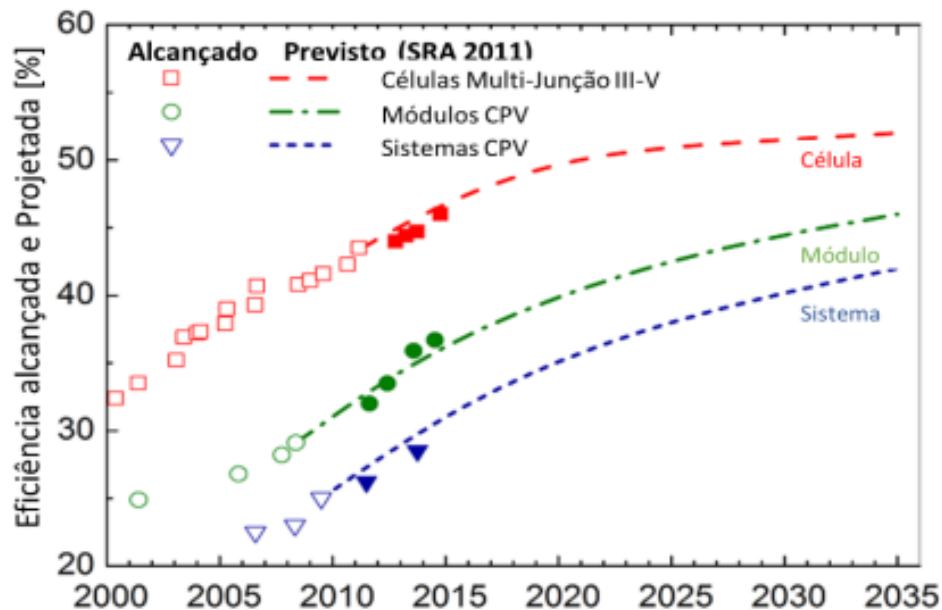
Um exemplo desses contratemplos são o fechamento de uma fábrica com capacidade de produção anual de 150 MW da antiga Amonix (hoje, Arzon Solar) e, mais recentemente, o cancelamento do acordo com a empresa francesa Soitec para a instalação de 150 MW na Califórnia, Estados Unidos, devido à mudança de tecnologia para a instalação da usina. Somado com o cancelamento de alguns

acordos na Austrália, da ordem de 100 MW, os impactos desses eventos sobre a evolução do mercado ainda não são claros [53].

Outro fator importante, que tem influenciado a expansão comercial dos sistemas CPV, é a dificuldade que as empresas do setor têm para obter financiamento. Os riscos de implementar novas tecnologias fazem com que os bancos e entidades financeiras tomem decisões baseadas em parâmetros muito exigentes, entre eles: experiência em condições reais (on-sun); provas de confiabilidade de operação e garantias a longo prazo. Existem poucas plantas demonstrativas de pesquisas instaladas no mundo nos últimos anos, as quais são mais uma exigência para obter recursos e financiamento já que cada projeto comercial requer validar, para cada local de instalação, o desempenho e confiabilidade tecnológica [52].

Embora, as dificuldades descritas anteriormente gerem incertezas sobre o futuro crescimento desse tipo de tecnologia, vários estudos e previsões sobre a evolução do mercado CPV concordam que o fator determinante para fornecer eletricidade de baixo custo é através do incremento na eficiência [52][53][54]. Espera-se que com a evolução de novos métodos e tecnologias de fabricação as eficiências das células, módulos e sistemas, dessa tecnologia, estejam na ordem de 48, 38 e 33% respectivamente para o ano 2018. Na Figura 8 podem ser visualizadas as projeções feitas por vários estudos contrastadas com o comportamento alcançado nos últimos anos. Também é possível identificar na figura que existe um espaçamento entre as previsões feitas para a eficiência das células, módulos e sistemas, decorrente da associação das características individuais das células ao interior dos módulos, e consequentemente a associação das características individuais dos módulos no dimensionamento de sistemas. Um outro fator determinante é a transição entre a eficiência máxima atingida pelas células multijunção nas condições controladas de um laboratório e a eficiência atingida por esse tipo de tecnologia em condições reais de operação.

Figura 8 – Eficiências alcançadas e estimadas para células multijunção, módulos e sistemas CPV.



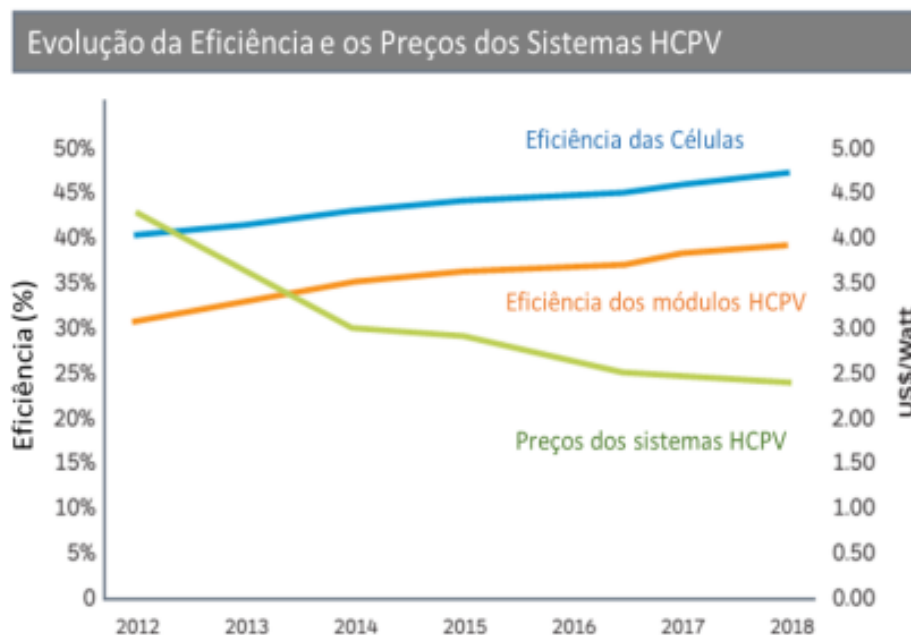
As estimativas foram preparadas segundo a Strategic Research Andeda da Plataforma Tecnológica Fotovoltaica Europeia em 2011. Os pontos coloridos internamente representam as eficiências atingidas até 2014.

Fonte: Modificado de SRA-PVTB (2011).

Em 2014, o Instituto Fraunhofer ISE apresentou um módulo CPV com uma eficiência estimada de 36,7% a 239 sóis com células de quatro junções [54].

Estudos realizados em realizados pelo Instituto Fraunhofer [53][54] enfatizam que os custos na geração de energia, desse tipo de sistemas, irão chegar a níveis próximos aos alcançados pelas tecnologias PV convencionais nos próximos anos, em função da instalação de novos sistemas e o incremento na eficiência dos mesmos. Nas previsões a curto prazo, o IHS estima que no final de 2017, os preços dos sistemas CPV irão diminuir em torno de 6,3% passando de USD\$ 2,75/W a aproximadamente USD\$ 2,58/W [53]. O preço contrasta com os alcançados pelas tecnologias convencionais os quais terminaram 2016 abaixo de USD\$ 1,95 [52]. Para o ano 2018 estima-se que os preços associados à tecnologia alcancem a faixa de USD\$ 2,50/W. Na Figura 9 são apresentadas as previsões do estudo em função do incremento na eficiência das células, módulos e sistemas.

Figura 9 – Previsão do comportamento da eficiência das células, módulos e preços da tecnologia HCPV até o ano de 2018.

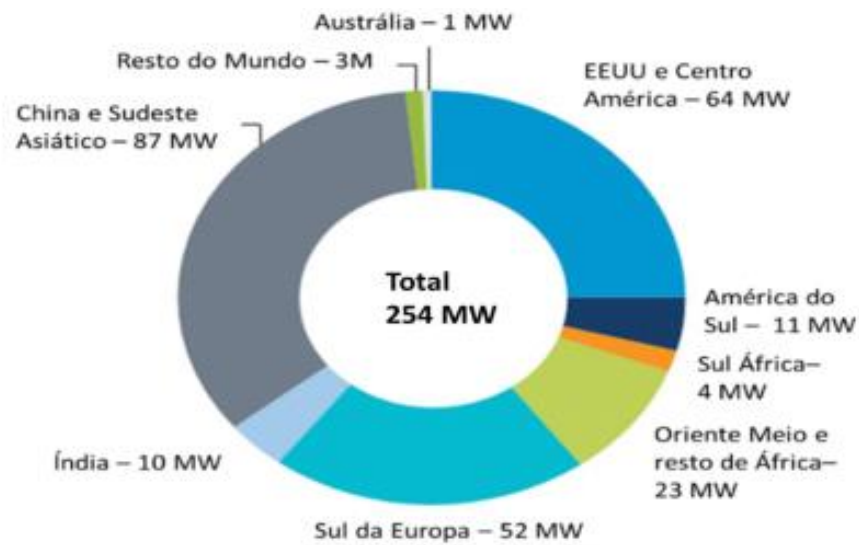


Fonte: Adaptado do reporte da IHS (Top Solar Trends for 2016).

As previsões (Figura 9) mostram um incremento aproximadamente linear na eficiência das células e módulos acompanhado pela queda também linear dos preços até 2018, para um cenário de aumento de investimentos no desenvolvimento da tecnologia e aumento da capacidade mundial instalada.

Na Figura 10 são apresentadas as estimativas de crescimento da capacidade mundial instalada dos sistemas CPV por continente.

Figura 10 – Previsões de crescimento em 2017 na capacidade instalada dos sistemas CPV por continente.

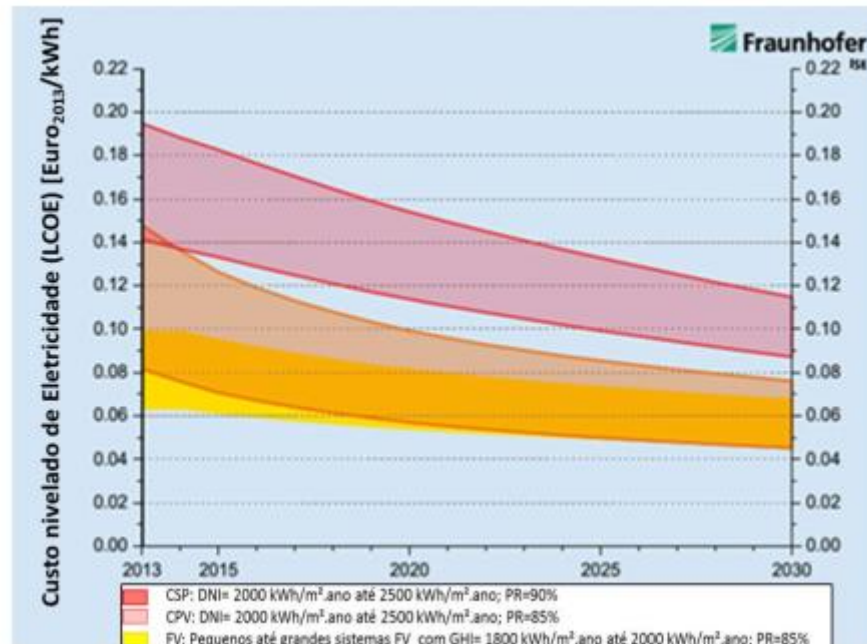


Fonte: Adaptado do reporte da IHS (Top Solar Trends for 2016).

Levando em consideração as regiões do mundo onde existem altos índices de irradiância solar direta (entre 2000 kWh/m² ano e 2500 kWh/m² ano), em especial nos países do Oriente Médio e Norte da África, estimativas a longo-prazo levando em consideração a curva de aprendizado da tecnologia e índices de desempenho (PR) em torno de 85%, foram realizadas por [53] e [56]. Com esses parâmetros os autores estimam que o custo do kWh instalado chegue em 2020, com valores corrigidos ao Euro de 2013, entre USD\$ 0,054/kWh e USD\$ 0,01/kWh. Estima-se no mesmo estudo, que depois do ano 2020, os preços dos sistemas CPV alcançarão valores similares aos dos sistemas convencionais [56][56]. As estimativas são apresentadas na Figura 11.

A Figura 11, também, apresenta as previsões dos custos LCOE para os sistemas PV, CSP e CPV entre o ano 2013 e o ano 2030. Nessas previsões, embora os sistemas CPV não tenham uma longa trajetória no mercado, é possível visualizar um processo de paridade com os preços de tecnologias convencionais na conversão fotovoltaica e um panorama mais vantajoso quando comparado com a tecnologia CSP. Mesmo assim o futuro dessa tecnologia é incerto desde a perspectiva do mercado atual para as usinas de grande porte, em concorrência direta com as tecnologias PV convencionais e as fontes de geração baseadas com combustíveis fósseis.

Figura 11 – Previsão dos custos LCOE para diferentes tecnologias solares entre 2013 e 2030



Fonte: Instituto FRAUNHOFER ISE (2013).

O estudo apresentado na Figura 11 confirma alguns dos resultados obtidos em um estudo realizado no final de 2014 pela Universidade de Ottawa no Canadá, focado na análise do comportamento do mercado HCPV em 2013, na evolução dos custos e em uma análise da curva de aprendizado da tecnologia. Nesse estudo, as estimativas indicam que assumindo uma taxa de aprendizado em média de 18%, os preços dos sistemas podem diminuir na mesma porcentagem com cada incremento da capacidade mundial acumulada por um fator de 2 vezes, permitindo um panorama competitivo em comparação com tecnologias concorrentes como a CSP e a PV convencional. Se for mantido o ritmo atual de crescimento do setor, as estimativas também indicam que com uma capacidade acumulada em torno de 7,9 GW os custos das tecnologias HCPV poderiam chegar a níveis da ordem de USD\$ 1/Wp em 2020 [57].

Os estudos mencionados permitem concluir também a relevância que tem a instalação desse tipo de sistemas em mercados onde existe um recurso solar na ordem das previsões mencionadas. Para isto os países do Oriente Médio e Norte da África, juntamente com localidades como Califórnia nos EUA, México, América Central e América do Sul, são mercados chave para a tecnologia CPV. Na América do Sul o Chile apresenta-se como um mercado com um amplo potencial de

crescimento para os sistemas fotovoltaicos, adequado em especial para as tecnologias CPV.

Além das experiências adquiridas com os sistemas instalados, o desenvolvimento de procedimentos e metodologias de caracterização dos sistemas HCPV, e o acompanhamento do comportamento dos sistemas instalados em diversas localidades, sobretudo naquelas com elevados níveis de DNI ao longo do ano, permitem ampliar os conhecimentos sobre os fatores críticos de operação e sobre as possibilidades de produção de energia. As dificuldades para estabelecer normas e padrões específicos para a tecnologia HCPV, junto com metodologias de medição e caracterização limitadas apresentam-se também como barreiras para sua difusão.

A maioria das pesquisas realizadas em sistemas HCPV nos últimos anos tem sido financiada pela União Europeia, através do programa Marco (FP7). Um detalhamento desses projetos foi feito por [58]. Os aspectos mais relevantes desses projetos são mencionados a seguir:

- ✓ Projeto NACIR (*New applications for CPV: A fast way to improve reliability and technology progress*): Coordenado pelo Instituto de Energia Solar da Universidade Politécnica de Madrid entre os anos 2009 e 2012, o projeto tinha como objetivo reunir as principais companhias do setor junto com os centros de pesquisa mais importantes para melhorar as tecnologias existentes na época identificando as fontes de falhas nos componentes, melhorando a confiabilidade da tecnologia.
- ✓ Projeto APOLLON (*Multi-apPrOach for high Efficiency integrated and inteligente Concetrating PV modules*): Realizado entre os anos 2008 e 2013, tinha como finalidade principal o desenvolvimento e aprimoramento das tecnologias existentes de módulos com concentração baseados na utilização de lentes de Fresnel de foco pontual e espelhos, tendo como meta um custo final de produção 2 €/Wp.
- ✓ Projeto NGCPV (*A New Generation of Concentrator Photovoltaic Cells, Modules and systems*): Executado entre os anos 2011 e 2014 tinha o objetivo principal encaminhar os esforços de 7 centros europeus de pesquisa com 9 centros japoneses perseguindo a meta de produzir células de multijunção com uma eficiência próxima a 50% e módulos com uma eficiência de 35%.

- ✓ Projeto CPV4ALL (*Novel CPV system fit for mass production, for electricity cost beyond grid parity and for applications in B2B, industrial and residential áreas*): Ainda em processo de execução, desde 2014 até 2017, busca propor soluções inovadoras de sistemas CPV para sua implementação massiva no mercado fotovoltaico europeu dentro do marco das políticas de mudanças climáticas estabelecidas pela União Europeia.
- ✓ Projeto SUN ON CLEAN (*Study of soiling effect and glass surfasse modification of CPV modules: Climate influence and comparative testing*): em processo de execução desde 2013 até o ano 2017, o projeto teve como objetivo principal fortalecer a cooperação da pesquisa entre centros Europeus, Brasileiros e Russos, promovendo transferência de conhecimentos e estudos referentes aos efeitos da acumulação de poeira nos módulos CPV e buscar alternativas para o recobrimento dos módulos visando reduzir os efeitos da sujidade na produção de energia.

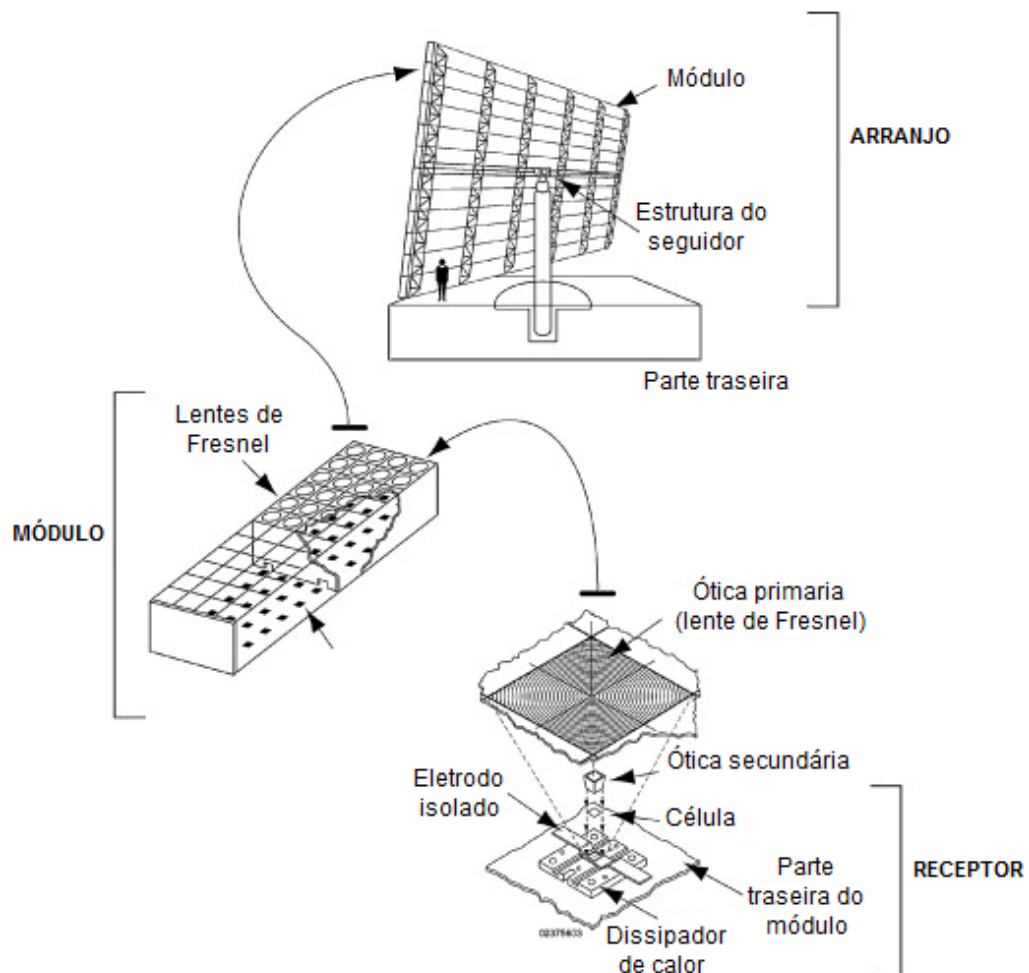
2.3 Componentes dos sistemas HCPV

De um modo geral, os sistemas HCPV estão compostos por um arranjo de módulos de alta concentração interconectados eletricamente e um Sistema de Suporte Auxiliar (SSA). Um módulo HCPV está formado por um conjunto de receptores fotovoltaicos, seus elementos de concentração (sistema óptico primário e sistema óptico secundário opcional) e os componentes da carcaça. Por sua vez, o receptor fotovoltaico é composto pelas células de multijunção, o diodo de by-pass e o dissipador de calor. Desta forma, um módulo HCPV está definido como a menor unidade funcional, onde todos esses componentes dispostos em um arranjo hermeticamente fechado permitem a transformação da radiação solar não concentrada em energia elétrica [45]. A Figura 12 mostra um diagrama esquemático geral dos componentes de um sistema HCPV.

O SSA, no caso dos sistemas com concentração, é composto pelo sistema de seguimento, a estrutura de suporte dos módulos, as conexões elétricas, sensores, equipamentos de controle, sistemas de aquisição de dados e inversores. A definição mais simples do SSA, encontrada na literatura, explica o SSA como “todos os

componentes de um sistema fotovoltaico menos o gerador” [59]. Tendo em conta que, dependendo do tipo de sistema fotovoltaico, o preço dos módulos corresponde aproximadamente a 20% do valor total de uma instalação, encontrar a configuração dos componentes que compõem o SSA de tal forma que os sistemas operem com segurança e confiabilidade é de vital importância para um empreendimento fotovoltaico, em particular no caso dos sistemas HCPV onde a estrutura e o sistema de seguimento são componentes críticos do sistema e têm uma contribuição especial nos custos finais de instalação, os quais são o segundo elemento mais importante em termos de custo depois dos módulos, nesse tipo de sistemas.

Figura 12 – Componentes de um sistema HCPV



Partes principais de um sistema HCPV. Na figura podem se destacar a composição dos módulos e do SSA.

Fonte: Adaptado da norma IEC 62108.

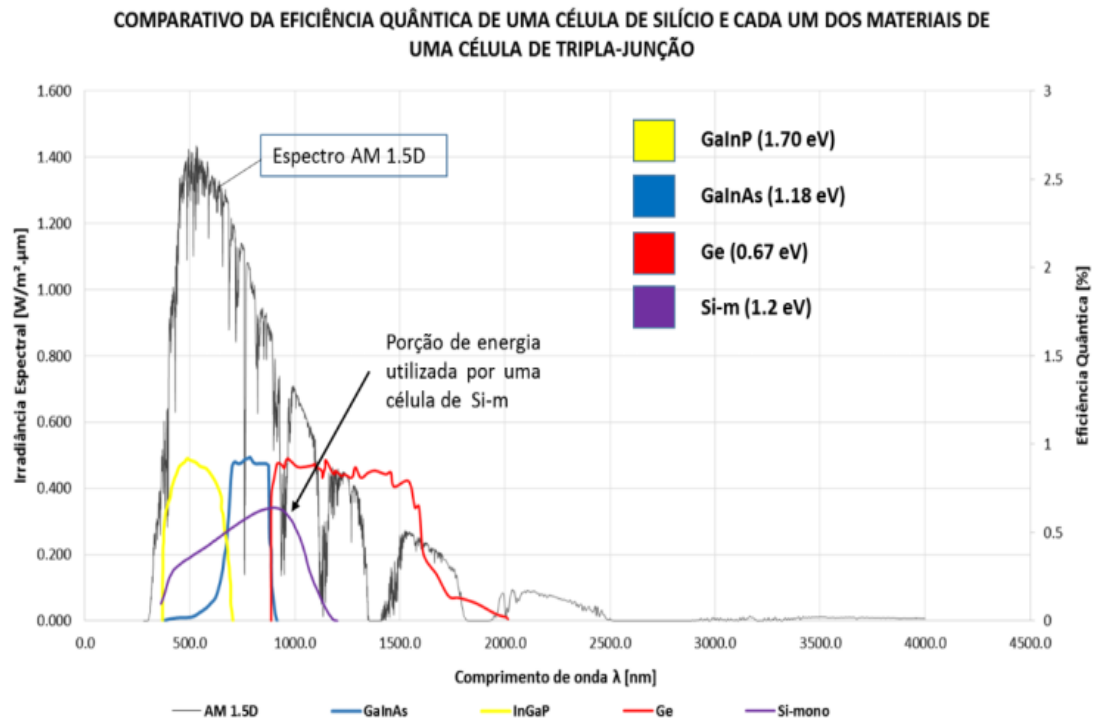
2.3.1 Células de Multijunção

No desenvolvimento dos sistemas fotovoltaicos existe uma constante busca por tecnologias que permitam reduzir os custos da energia gerada. Existem várias abordagens para conseguir esse objetivo através de economias de escala e da utilização de materiais mais econômicos ou através do incremento na eficiência dos sistemas, o que na prática leva, também, a reduzir as dimensões dos sistemas e os requerimentos de área disponíveis para instalação [60]. O incremento na eficiência permite, também, um melhor aproveitamento da radiação solar na produção de energia elétrica, o qual é um dos objetivos que pretende atingir o desenvolvimento das células de multijunção para aplicações terrestres. Atualmente, um dos elementos chaves para a produção de energia solar é a utilização de células solares de alta eficiência [50].

Comparativamente, as células MJ são compostas por várias camadas de materiais semicondutores (usualmente dos grupos III e V da tabela periódica) dispostas em um arranjo cristalino de tal forma que cada camada da célula pode aproveitar diferentes trechos do espectro eletromagnético da radiação solar em uma faixa específica de comprimento de onda e, desta forma, incrementar a quantidade de energia produzida por unidade de área.

O seu princípio de operação procura minimizar as perdas por termalização e perdas de transmissão ao aumentar o número de junções p-n [61], reduzindo também, os processos de recombinação que acontecem quando um fóton incidente tem uma energia inferior à banda proibida do material semicondutor da célula. Ao combinar diferentes materiais semicondutores, com níveis de energia de banda proibida diferentes, é possível conseguir que o fóton incidente libere um elétron em alguma das camadas da célula. Na Figura 13 é apresentada uma comparação entre a interação com o espectro solar de uma célula de Silício monocristalino e de cada uma das camadas semicondutoras de uma célula de tripla-junção GaInP/GaInAs/Ge típica [62].

Figura 13 – Comparação da interação do espectro solar AM 1.5D com células de duas tecnologias PV diferentes (Si-m e Tripla-junção).



Na figura são apresentadas as eficiências quânticas para cada porção do espectro AM 1.5D que são utilizadas por uma célula de Si monocristalina e por uma célula de tripla-junção GaInP/GaInAs/Ge para a produção de energia.

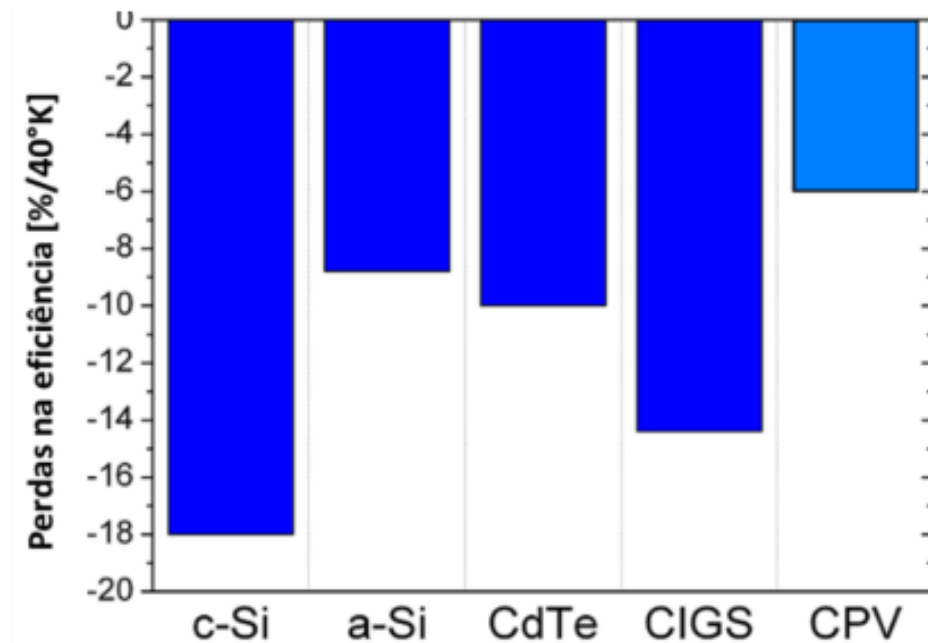
Fonte: VILELA [63]

Devido ao alto custo de fabricação das células MJ em comparação com as células de Silício cristalino ou de filme fino, sua utilização em painéis fixos sem concentração torna-se inviável [61], exceto em aplicações espaciais, onde essas células são atualmente a opção escolhida para a geração de energia. No entanto, as células MJ43 são a única opção disponível com níveis de eficiência que podem ultrapassar 40%, e ainda com a possibilidade de redução nas dimensões das células ao utilizar sistemas ópticos compostos por materiais, em teoria, mais econômicos.

Outra vantagem das células MJ consiste em um menor coeficiente de perda de potência com a temperatura, aproximadamente 1/3 quando comparado com as células de Silício cristalino [50]. Isto torna os sistemas com concentração mais adequados para localidades com elevado recurso solar e climas tropicais. Uma justificativa para esse comportamento está nas características elétricas das células de multijunção e na sua dependência com a temperatura. Foi demonstrado experimentalmente por [64], que os efeitos da temperatura sobre a eficiência da

célula afetam principalmente a tensão de circuito aberto (V_{oc}). Mas, com o incremento de V_{oc} devido ao aumento da taxa de concentração, a eficiência aumenta, diminuindo os efeitos causados pela temperatura. A Figura 14 mostra uma comparação entre as perdas na eficiência com o aumento da temperatura para várias tecnologias fotovoltaicas submetidas a um incremento de 40 K na temperatura de operação.

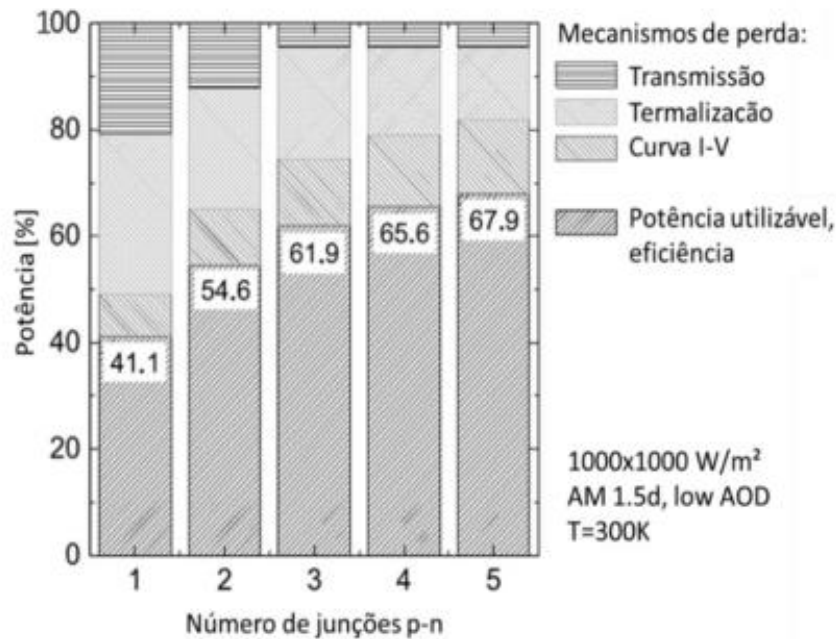
Figura 14 – Comparação entre as perdas de eficiência com um incremento na temperatura de 40 K para várias tecnologias fotovoltaicas.



Fonte: Adaptado de Gombert [50].

Com a introdução de novas junções (subcélulas com junções do tipo p-n) e utilizando dispositivos de alta concentração é possível incrementar a eficiência das células dentro de alguns limites teóricos, os quais podem ultrapassar os 50% [42][65][66]. Na Figura 15 pode-se visualizar a eficiência teórica calculada para uma célula em função do incremento no número de junções [61].

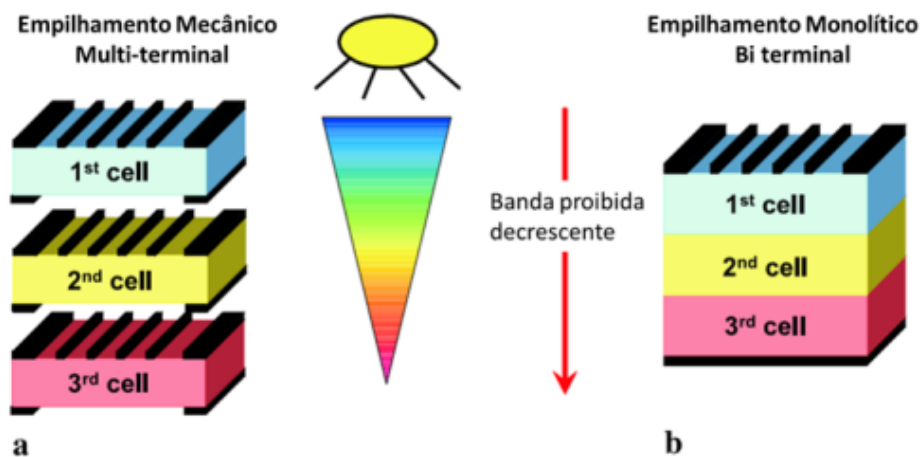
Figura 15 – Cálculo teórico da eficiência para uma célula em função do número de junções p-n implementadas.



Fonte: Adaptado de [61].

São vários os compostos semicondutores utilizados para a elaboração das camadas que compõem a estrutura das células MJ. Atualmente, no caso concreto das células de tripla-junção, os compostos mais utilizados são GaInP / GaInAs / Ge, com os quais tem-se obtido os melhores resultados. Sobressaem dois métodos de fabricação deste tipo de células, por empilhamento mecânico (*mechanically stacked*) e por crescimento monolítico (*monolithically stacked*). Na Figura 16 são representadas as diferenças entre os dois tipos de fabricação das células de tripla junção.

Figura 16 – Abordagem na fabricação de células de tripla-junção.



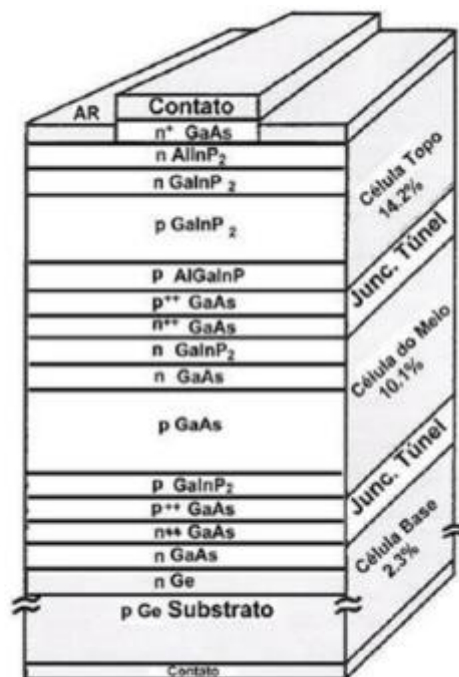
(a) por empilhamento mecânico e (b) por empilhamento monolítico

Fonte: Adaptado de [37].

As células empilhadas mecanicamente são fabricadas a partir de células individuais cada uma em seu próprio substrato e com uma energia de banda proibida desenhada especificamente. Cada célula tem seus próprios terminais positivos e negativos, os quais são conectados separadamente. No caso das células monolíticas, cada material semiconductor utilizado é depositado em camadas sobre um substrato. Cada composto é interligado em série por um diodo de tunelamento. Uma das principais vantagens desse tipo de fabricação é que a célula resultante está formada em um único arranjo cristalino apresentando só um terminal positivo e um terminal negativo. Outro diferencial importante desse tipo de fabricação é o fato de que a célula cresce em uma estrutura cristalina única, sobre um substrato, o que representa uma vantagem nos custos de produção.

Cada uma das camadas semicondutoras de uma célula de tripla-junção e a sua estrutura interna podem ser visualizadas no desenho esquemático apresentado na Figura 17.

Figura 17 – Representação esquemática de uma célula de tripla-junção



Fonte: Adaptado de [67].

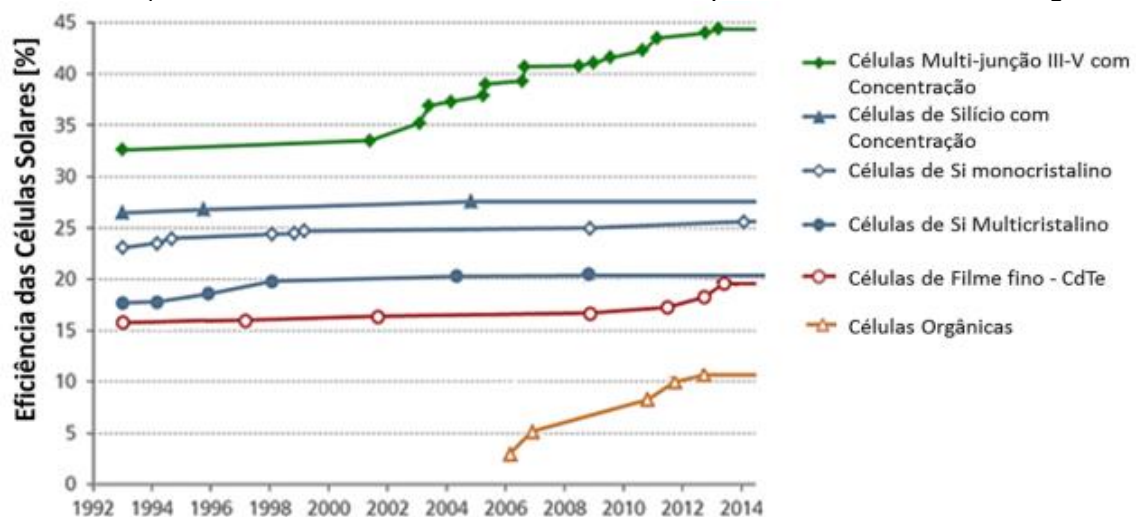
É possível identificar na Figura 17 as diferentes junções p-n e os materiais utilizados em cada uma das junções de uma célula de tripla-junção típica. De acima para baixo, a camada anti-refletora (AR) texturizada com formas piramidais tem

como função incrementar o coeficiente de transmissão e capturar os fótons para o interior da célula minimizando a refletância nos diferentes comprimentos de onda.

Como pode ser apreciado, cada uma das subcélulas estão unidas através de junções túnel, cuja função é a de facilitar o acoplamento entre os materiais das camadas semicondutoras, evitando a absorção da luz solar no caminho à subcélula subsequente, facilitar a passagem dos portadores entre as camadas reduzindo a recombinação dos portadores fotogerados.

Atualmente, o recorde de eficiência deste tipo de células está em 46,5%, a qual foi atingida com uma célula de quatro junções com 5,2 mm², com um espectro AM 1,5D (ASTM E927-10) sob 508 sóis a 25 °C [68]. O registro evolutivo das eficiências das tecnologias fotovoltaicas convencionais da família do Si, as células de múltiplas junções e as tecnologias emergentes é apresentado na Figura 18. A Figura mostra os surpreendentes valores obtidos para a tecnologia com concentração, muito superiores às outras tecnologias apresentadas e com tendência de crescimento. Observa-se também o rápido crescimento das eficiências atingidas em laboratório nos últimos anos por tecnologias como CdTe e células orgânicas.

Figura 18 – Evolução nas eficiências obtidas em laboratórios para as diferentes tecnologias.



Fonte: NREL – National Renewable Energy Laboratory (2015).

No que diz respeito ao aumento da eficiência das células MJ os esforços estão focados na otimização dos materiais de cada uma das camadas utilizadas para o aproveitamento do espectro solar. Isto é muito importante devido a que pela sua estrutura interna, as subcélulas nas células MJ são, normalmente, interligadas em série e, por isso a sua corrente máxima está limitada pela camada com menor

geração. Esse é o caso da célula do meio, nas células de tripla junção, composta pelos materiais GaInAs, a qual interage com a menor porção do espectro, gerando a menor corrente [60].

Os métodos utilizados visando otimizar o comportamento das células estão amplamente disponíveis na literatura. Para o leitor interessado em aprofundar-se no tema, os trabalhos de [45] e [69] brindam uma melhor visão dos desafios e dificuldades da tecnologia e do mercado CPV. Metodologias para melhorar o projeto e desenho das células de multijunção são apresentados por [70][71].

2.3.2 Sistemas Ópticos de Concentração

Para maximizar a eficiência dos sistemas ópticos e aumentar a abertura de aceitação angular, na construção dos módulos, a configuração mais utilizada é a de uma etapa concentradora primária e uma etapa coletora secundária, separadas pela distância focal [60].

Atualmente os dispositivos ópticos primários mais utilizados nos sistemas HCPV são as lentes de Fresnel. Essas lentes são mais finas em comparação com as lentes convencionais. O perfil plano facilita a montagem dos módulos e faz com que sejam mais comumente utilizadas. Nos sistemas comerciais são utilizadas lentes feitas de diferentes materiais como acrílico e vidro. As lentes são consideravelmente mais econômicas que os materiais semicondutores.

A durabilidade, degradação com a exposição à radiação solar, comportamento com o acúmulo de poeira e fadiga térmica são as principais preocupações com os materiais de fabricação das lentes. Alguns desses fatores afetam diretamente a quantidade de irradiância incidente sobre a célula, a eficiência e, finalmente, a geração de energia. Além do vidro e acrílico, outros materiais têm sido estudados para a fabricação das lentes de Fresnel nos sistemas ópticos primários, entre eles destacam-se o PMMA (*Poly Methyl Methacrilato*) e o SOG (*Silicon Over Glass* - Silicóne sobre vidro). Um trabalho extensivo tem sido desenvolvido pelo NREL para avaliar o comportamento em condições reais de operação e as vantagens comparativas desses materiais nos sistemas CPV [73].

O sistema óptico secundário permite tanto o aumento da concentração quanto do ângulo de aceitação, sendo o ângulo de aceitação de vital importância. Quanto

maior o ângulo de aceitação menores as exigências sobre a precisão do sistema de rastreamento, aspecto que implica em alta tecnologia de seguimento e consequentemente, custos mais elevados.

Ao longo da evolução da tecnologia tem sido possível identificar alguns requerimentos para os sistemas ópticos no interior dos módulos FV com concentração, estabelecendo-se alguns aspectos importantes que esses tipos de dispositivos precisavam atender para incrementar a eficiência e produção de energia. Tais como:

- ✓ Alcançar uma alta eficiência ótica e índices de concentração.
- ✓ Apresentar adequação para produção em massa, com baixo custo.
- ✓ Minimizar a necessidade de uma elevada precisão dos sistemas de rastreamento.
- ✓ Compacidade, baixo peso e a adequação para utilização em módulos.
- ✓ Durabilidade.

Desde a perspectiva da utilização de sistemas ópticos é possível agrupar os sistemas HCPV existentes comercialmente em duas abordagens gerais [50]:

- ✓ Sistemas com um arranjo concentrador-célula de pequeno e médio porte dispostos numa matriz que utiliza refrigeração passiva.
- ✓ Sistemas que utilizam concentradores ópticos de grande porte e um módulo receptor central que deve ser refrigerado ativamente.

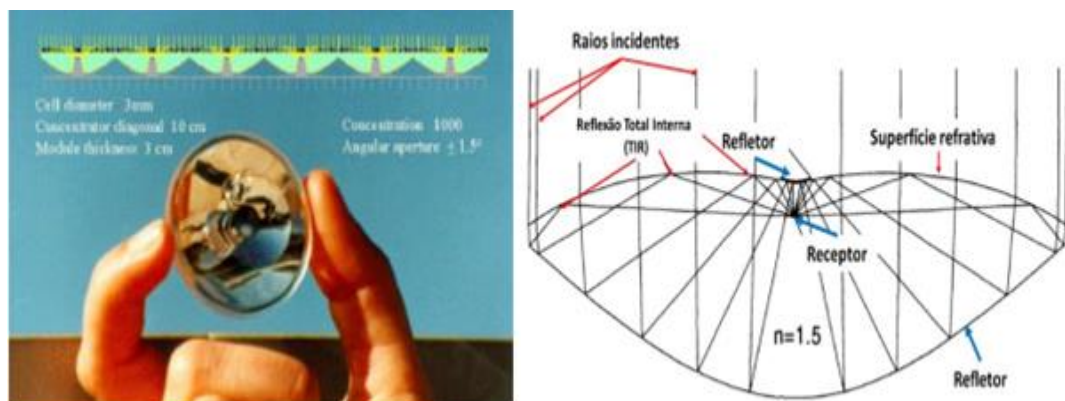
Atualmente, no mercado CPV, a topologia mais amplamente utilizada nos sistemas comerciais com concentração são os módulos com refrigeração passiva. WU e colaboradores no ano 2012 apresentaram a caracterização do funcionamento das lentes de Fresnel utilizadas em diferentes níveis de concentração e os efeitos sobre a eficiência das células em função do incremento da temperatura [66].

Os dispositivos ópticos presentes na maioria dos sistemas CPV utilizam os princípios da refração, reflexão ou uma combinação dos dois para conseguir concentrar a luz solar.

Como exemplo de sistemas ópticos que tem conseguido atingir a maior parte dos requerimentos necessários para um concentrador CPV pode ser citado o concentrador RXI [73], mostrado na Figura 19, o qual utiliza os princípios de refração

(R), reflexão (X) e reflexão interna total (I), para captar e concentrar (aprox. 300 sóis), com excelente desempenho e ângulo de aceitação (de aprox. 5°) da luz solar incidente. Outro exemplo da combinação de sistemas ópticos utilizando lentes e espelhos o qual tem reportado uma eficiência óptica aproximada de 91% e um fator de concentração de 700x nos testes realizados em laboratório foi apresentado pela Universidade de Taiwan (LEE e LIN, 2012).

Figura 19 – Concentrador de 1000X RXI desenvolvido por Miñano et al., na Universidade Politécnica de Madrid em 1995.



Fonte: Adaptado de [73].

Existem registros na literatura de pesquisas e desenvolvimentos que buscam a viabilidade econômica dos sistemas utilizando concentradores de disco parabólico com fator de concentração de 411,8 sóis, onde tem sido possível chegar a produzir energia a cerca de USD\$ 1,93/Wp [74]. Outros estudos abordam módulos HCPV com foco na eficiência e na tolerância ótica do sistema seguimento. Shanks apresenta eficiências óticas na ordem de 85% com um fator de concentração de 500 sóis atingindo uma eficiência acima de 55% na presença de erros no seguimento na ordem de $\pm 1,5^\circ$ [75]. Esse é um avanço muito importante tendo em conta que a maioria dos sistemas com alta concentração exige uma precisão no seguimento solar da ordem de $0,1^\circ$ a $0,6^\circ$. Outro exemplo encontrado na literatura apresenta um sistema com refletores coplanares, com um fator de concentração de 180 sóis e um receptor central equipado com células de tripla-junção atingindo uma eficiência total do sistema cerca de 34.18% [76].

Propostas de novos métodos de fabricação de lentes de Fresnel onde são alcançadas melhorias no desempenho óptico, uniformidade na distribuição da irradiância sobre a superfície da célula e melhores ângulos de tolerância aplicáveis

mantendo os processos de fabricação atuais sem incorrer em custos adicionais são apresentadas por Benítez [77].

Vários esforços impulsaram o desenvolvimento dos sistemas ópticos secundários com os objetivos diretos de aumentar a abertura angular da célula (possibilitando reduzir as demandas na precisão do sistema de rastreamento), fornecer uniformidade na distribuição da luz incidente sobre a superfície da célula e obter uma eficiência ótica elevada. Existem diferentes tipos de óticas secundárias que oferecem diferentes abordagens no objetivo de melhorar a coleta de energia nos sistemas CPV. Estudos sobre a eficiência ótica, ângulo de aceitação e distribuição da irradiância sobre a superfície das células com várias configurações óticas secundárias foram realizados por colaboradores da Universidade Politécnica de Madrid [78].

Khamooshi apresenta uma extensiva revisão da literatura sobre dispositivos ópticos de concentração. Além de uma classificação dos sistemas ópticos de concentração fotovoltaica é apresentada uma análise das vantagens, desvantagens e custos dos sistemas ópticos na atualidade. O leitor interessado em aprofundar-se nos tipos de dispositivos ópticos e nas diferentes configurações utilizadas no mercado pode encontrar informações amplamente disponíveis na literatura sobre o tema [42][79][80].

2.3.3 Sistemas Auxiliares e Conectador à Rede

O Sistema de Suporte Auxiliar (SSA) está composto pela estrutura de suporte, rastreador (tracker) e sistema de controle do mesmo, as conexões elétricas, os sistemas de proteção e os conversores de potência. De um modo geral, o SSA dos sistemas fotovoltaicos convencionais e dos sistemas fotovoltaicos de alta concentração é essencialmente o mesmo, sendo a diferença mais marcante a utilização do rastreador solar no sistema HCPV. A necessidade de acompanhar o movimento aparente do sol deste tipo de gerador, imprime a utilização de sistemas de seguimento robustos e precisos, os quais incrementam os custos de manutenção em função do desgaste das peças mecânicas envolvidas no processo.

Nessa seção serão tratadas as características dos sistemas de rastreamento. O restante dos componentes do sistema de suporte auxiliar é equivalente aos

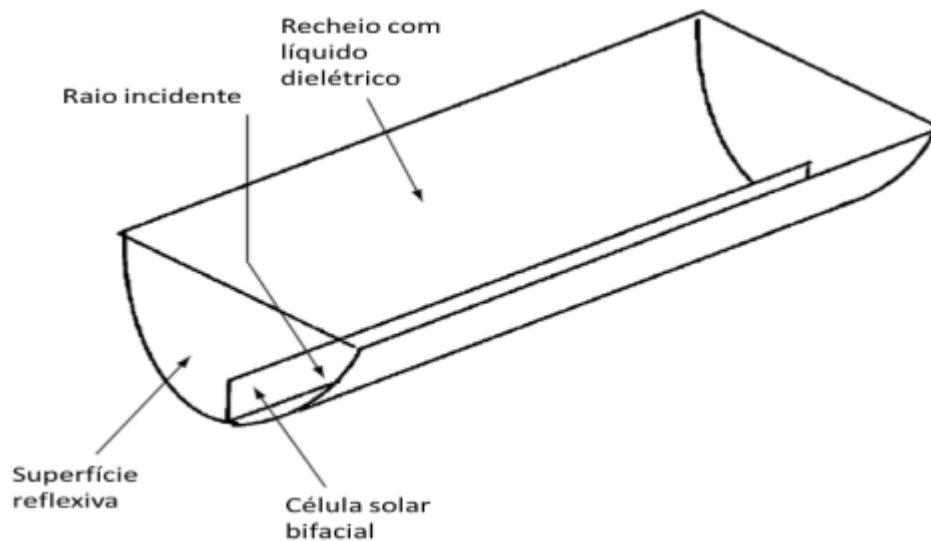
utilizados nas tecnologias convencionais, entretanto, uma subseção é também dedicada à unidade de condicionamento de potência e conexão com a rede devido à sua importância.

2.3.3.1 Sistema de Seguimento

Os sistemas fotovoltaicos com concentração podem apresentar ou não a exigência de rastreamento em função do nível de concentração (baixo, médio ou alto). Dessa forma os sistemas podem ser estáticos, com concentração em um eixo ou em dois eixos.

Os sistemas estáticos são, de um modo geral, desenhados para baixos índices de concentração (2 a 12 sóis) utilizando usualmente sistemas ópticos sem formação de imagem. A maioria das aplicações desse tipo de sistemas possui uma geometria cilíndrica (linear), como por exemplo, o Concentrador Parabólico Composto (CPC) ou concentradores com reflexão total interna. Esse tipo de sistema tem o atrativo de uma instalação relativamente simples e a vantagem de evitar partes móveis para o seguimento do sol. Infelizmente os protótipos comerciais desses sistemas não têm conseguido ser implementados em escala industrial pois a elevada complexidade e os altos custos envolvidos na introdução dos dispositivos ópticos não são compensados pelo aumento na produção de energia [42]. Um exemplo de um concentrador estático é apresentado na Figura 20.

Figura 20 – Exemplo de um sistema com concentrador estático.

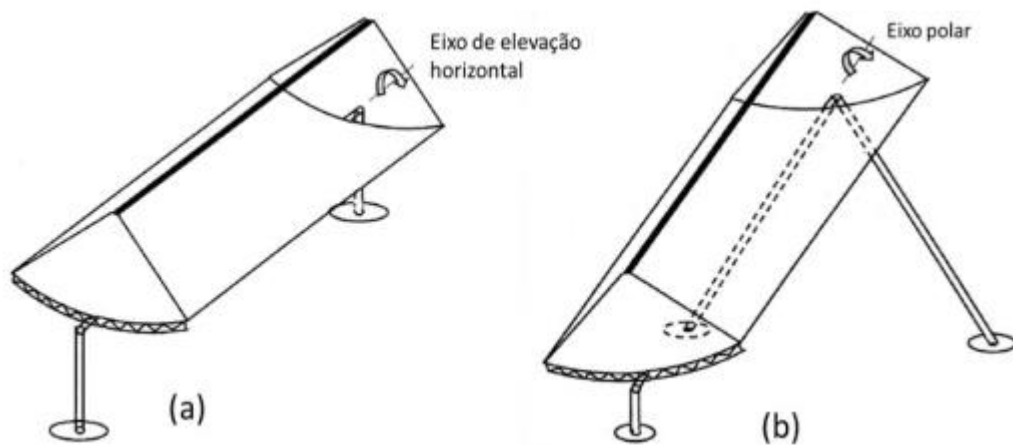


O sistema apresentado utiliza uma célula bifacial disposta transversalmente num concentrador CPC na presença de um líquido dielétrico o qual resfria a célula e amplia os níveis de concentração do sistema.

Fonte: Adaptado de [42].

Os sistemas com seguimento em um eixo são usualmente utilizados para aplicações com baixo índice de concentração utilizando principalmente espelhos ou em algumas configurações de lentes com foco linear com limitações sobre o ângulo solar. Existem basicamente dois tipos de rotação: rotação horizontal ou rotação no ângulo polar. Esses tipos de seguidores solares fornecem simplicidade na instalação, facilidade na manutenção e baixo perfil em função da velocidade do vento. Na Figura 21 podem ser visualizados exemplos desse tipo de seguidores.

Figura 21 – Diferentes abordagens dos sistemas de seguimento em um eixo.



Na figura podem visualizar-se dois tipos de sistemas de seguimento num eixo com (a) rotação no eixo horizontal e (b) com rotação no eixo polar.

Fonte: Adaptado de [42].

No caso dos sistemas HCPV é exclusivamente requerida a utilização de rastreadores solares em dois eixos, por causa da necessidade de altos níveis de concentração. Nesse caso há seletividade dos sistemas ópticos utilizados, os quais aproveitam só uma porção do recurso solar incidente (DNI), sendo necessário manter a superfície dos módulos sempre perpendiculares aos raios do sol. Esse tipo de sistema é posicionado usualmente em diversos suportes e estruturas que facilitam o acompanhamento do sol. Os sistemas comumente utilizados são:

- ✓ Sistemas de seguimento em pedestais.
- ✓ Sistemas de seguimento em estruturas com giro.
- ✓ Sistemas de mesa giratória.

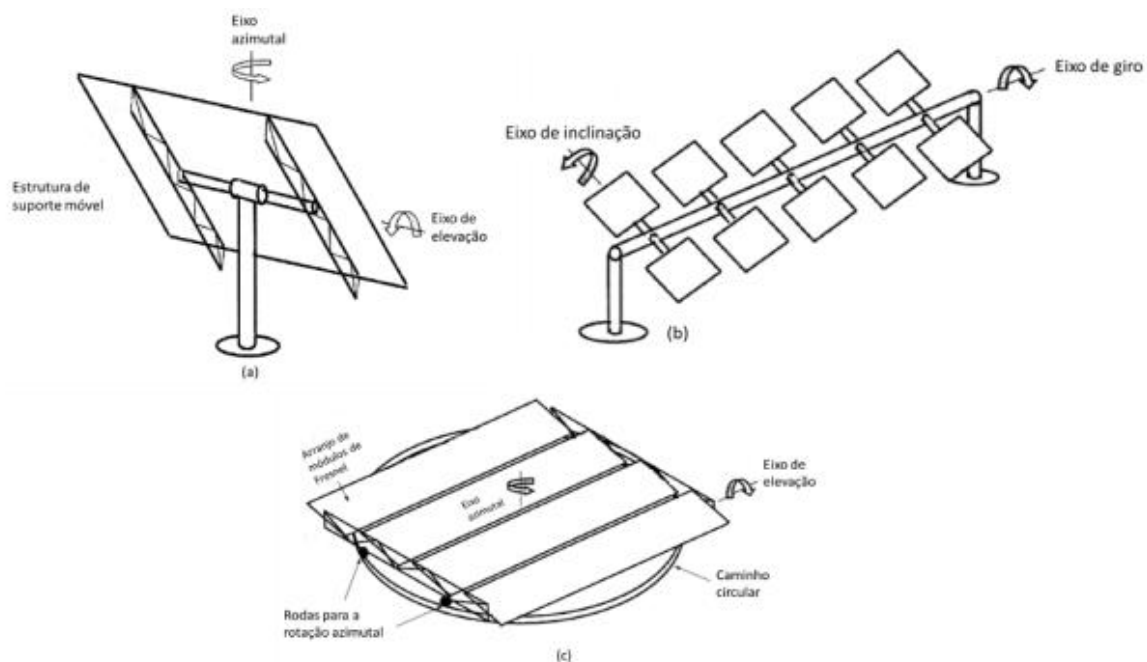
Os sistemas de seguimento em pedestais permitem acomodar os módulos em uma estrutura móvel sobre um pedestal, Figura 22(a). O seguimento é feito utilizando braços mecânicos ou engrenagens acionadas por motores e uma caixa de redução. A estrutura com os módulos pode ser movimentada em torno de eixos nos sentidos norte-sul, leste-oeste ou em elevação e azimuth. Esse tipo de estrutura apresenta uma certa complexidade na instalação e manutenção devido à altura da estrutura de instalação dos módulos, dificultando o acesso aos mesmos, entretanto, fornece uma certa facilidade para o alinhamento durante a instalação. Outra

desvantagem é a de que a precisão do sistema de seguimento pode ser afetada pela carga adicional do vento, sendo requeridos sistemas mecânicos robustos.

Os sistemas de seguimento em dois eixos dispostos em estruturas com giro têm a vantagem de serem menos afetados pelo vento, mas precisam de mais rolamentos, ligações e nivelamento das estruturas de suporte para alinhar os módulos. O eixo de rotação é usualmente orientado na direção norte-sul minimizando os efeitos de sombreamento dos módulos adjacentes, Figura 22(b).

Os sistemas de mesa giratória, Figura 22(c), oferecem uma configuração com menos carga em função do vento, utilizam estruturas, suportes e motores menores, mas representam um cenário de instalação mais complexo.

Figura 22 – Exemplos das diferentes abordagens nos sistemas de seguimento em dois eixos.



Na figura são apresentados exemplos de sistemas com seguimento em dois eixos (a) tipo pedestal, (b) tipo estrutura com giro e (c) tipo mesa giratória.

Fonte: Adaptado de [42].

Existem basicamente duas abordagens utilizadas nos sistemas de controle dos dispositivos de seguimento:

- ✓ **Sistemas em malha aberta.** Esse tipo de controle utiliza equações que permitem acompanhar os movimentos do sol e da terra. Esse método necessita equipamentos computacionais com um relógio interno e um sistema de posicionamento de alta precisão. Os sistemas em malha aberta requerem

um ponto de referência para iniciar sua operação e um processo de calibração para uma maior confiabilidade. São especialmente recomendados para os sistemas com concentração devido a que não são afetados por nuvens ou níveis de irradiância.

- ✓ Sistemas em malha fechada. Essa abordagem de controle está baseada no sensoramento direto do sol. Ela permite uma retroalimentação constante da posição do sol, mas é altamente sensível à nebulosidade, requerendo também um dispositivo de retorno automático para orientar-se em direção ao leste no início do dia.

Os rastreadores solares de alta precisão utilizam normalmente os dois tipos de controle independentemente do tamanho do sistema.

2.3.3.2 Unidade Condicionadora de Potência e Conexão com a Rede

Uma das características principais dos sistemas fotovoltaicos está na possibilidade de suprir as necessidades de energia no local onde existe a demanda, esse é o conceito básico associado à geração distribuída. Uma das configurações mais difundidas hoje em dia das tecnologias fotovoltaicas são os sistemas conectados à rede, onde a energia gerada pelos módulos fotovoltaicos tem a possibilidade de ser exportada para a rede elétrica convencional através da utilização de um inversor. Os inversores são os dispositivos encarregados de fazer a conversão da potência gerada em corrente contínua pelo arranjo fotovoltaico, em corrente alternada que pode ser injetada na rede elétrica.

As características mais relevantes dos inversores modernos são sua alta eficiência na conversão de potência, o Sistema de Seguimento do Ponto de Máxima Potência (SPMP), os sistemas de proteção contra ilhamento, medição de diversos parâmetros elétricos da rede e as medidas de segurança para desconexão em situações onde os parâmetros de operação da rede estejam fora das condições normais, entre outras funcionalidades.

No interior dos inversores podem ser identificados o sistema de potência, o sistema de controle e a etapa de filtragem. O sistema de potência está composto, principalmente, por dispositivos semicondutores de diferentes tecnologias de

fabricação como os tirístores (SCR e GTO) e transistores (MOSFET e IGBT) que são utilizados para realizar o chaveamento interno da potência de entrada.

O sistema de controle é composto pelos dispositivos eletrônicos encarregados de medir, analisar, processar sinais e ajustar os parâmetros de operação do inversor de acordo com os requerimentos.

Devido ao chaveamento do sistema de potência e para evitar a injeção de distúrbios na rede elétrica, no inversor são utilizados filtros, baseados na utilização de indutores e capacitores, os quais minimizam a distorção harmônica na saída do dispositivo.

Existem diversas configurações de inversores utilizados em conjunto com sistemas fotovoltaicos. Os inversores podem ser classificados como:

- ✓ Micro inversores integrados em módulos. Usualmente operam na faixa de 50 a 400 W utilizados em sistemas fotovoltaicos de pequeno porte.
- ✓ Inversores String. Operam tipicamente na faixa entre 0,4 e 2 kW característico de soluções instaladas em telhados com painéis conectados em um único arranjo.
- ✓ Inversores multi-string. São encontrados em sistemas com uma capacidade típica entre 1.5 e 6 kW.
- ✓ Inversores centrais. Podem ser encontrados nas faixas entre 6 kW e acima de 1000 kW, característicos de grandes sistemas em telhados e centrais de pequeno e grande porte. A característica principal desse tipo de inversor está no seu desenho modular, o que permite a adaptação e futuras ampliações de capacidade de acordo com os requerimentos finais.

Os inversores podem ser classificados, também, pelo tipo de comutação utilizado: em autocomutados ou comutados pela rede. A maioria dos inversores modernos são autocomutados, ou seja, têm a capacidade de operar como fontes de tensão ou corrente em aplicações fotovoltaicas isoladas ou conectadas à rede por terem a capacidade de sincronizar a forma de onda de saída com a da rede. Já os inversores comutados pela rede só conseguem sincronizar sua forma de onda de saída através da ligação com a rede elétrica.

Uma outra classificação, relacionada ao incremento da eficiência de conversão nos inversores modernos, está na utilização ou não de um transformador

como fonte de isolamento galvânica entre a parte CC e CA do inversor. Os transformadores são tipicamente utilizados seja em alta frequência na entrada do SPMP ou em baixa frequência na saída do inversor. Na maioria dos casos, dependendo do tamanho e tipo de instalação fotovoltaica, os inversores sem transformador são mais utilizados devido ao seu menor preço, tamanho e peso.

O leitor interessado em se aprofundar sobre as características, topologias, princípios de operação e avanços na estrutura interna de inversores, pode encontrar essas informações em [81].

No caso exclusivo dos inversores utilizados em sistemas fotovoltaicos, Hassaine realizou uma revisão detalhada sobre a relação entre a eficiência de conversão e a estratégia de controle interna utilizada em diferentes topologias de inversores [82].

2.4 Influência das Condições Atmosféricas

A seguir, será detalhado e argumentado os principais fatores ambientais que afetam o comportamento elétrico ao ar livre dos módulos CPV que serão considerados nesta dissertação, como base para a implementação e análise do modelo de estimação proposto.

2.4.1 Irradiância Solar Direta (DNI)

Diferente do que acontece na tecnologia PV convencional de painel plano, a componente direta (DNI) da G que afeta o módulo CPV é considerada como fonte de energia solar. Devido ao estreito ângulo de aceitação dos dispositivos ópticos utilizados nos módulos CPV para concentrar a radiação na célula solar MJ, somente essa irradiação que incide no módulo de maneira praticamente perpendicular pode ser aproveitada para conversão elétrica.

A DNI é considerada como a principal variável atmosférica que influencia o comportamento elétrico externo apresentado pelos módulos CPV, sendo seu efeito predominante em relação ao exercido pelas demais condições ambientais influentes.

Existe uma dependência muito acentuada da $P_{m\acute{a}x}$ entregue por um módulo CPV em relação a essa variável atmosférica.

2.4.2 Distribuição Espectral da Irradiância

A distribuição espectral da irradiância incidente é um dos parâmetros ambientais cujo estudo é mais importante para analisar o comportamento elétrico dos módulos CPV composto por células solares MJ.

Devido ao empilhamento de várias sub-células com diferentes respostas espectrais para formar as células solares MJ, e uma vez que cada uma dessas sub-células é sensível a uma porção do espectro compreendido entre certos limites de comprimento de onda, essas peculiaridades permite o melhor aproveitamento de uma grande parte do espectro solar.

Devido precisamente a partição do espectro através das 3 sub-células, observa-se uma alta sensibilidade no comportamento elétrico da célula solar MJ ante as mudanças espectrais. As células solares MJ são projetadas de tal forma que funcionam de maneira otimizada trabalhando sob um espectro que coincida com o padrão AM1.5D para o qual foram fabricadas [82]. No entanto, durante grande parte da operação ao ar livre dos módulos CPV o espectro incidente é diferente do padrão, levando a mudanças no comportamento elétrico da célula solar MJ que fornecerá um valor menor ou maior de I_{SC} e, portanto, um valor de $P_{m\acute{a}x}$ diferente ao esperado [83]. Este efeito também é observado no nível do módulo [84].

A explicação da influência do espectro em células solares MJ deve ser buscada em sua própria estrutura: as sub-células, que compõem uma célula solar MJ, estão dispostas de maneira que formam uma estrutura em série, de modo que a tensão total gerada pela célula MJ seja igual a soma das tensões individuais geradas por cada uma das sub-células dos componentes. Da mesma forma, a corrente total gerada pela célula MJ será igual a menor das correntes individuais geradas por cada uma das sub-células, função de sua resposta espectral e das condições espectrais externas em cada momento [85].

A distribuição espectral da irradiância, geralmente medida por meio de um espectrômetro, é expressa através de amplitudes em função dos valores do comprimento de onda sob o qual são coletados. Esta medição não é comum e

facilmente disponível, pois, é realizada por equipamento de alto custo. Esse fato dificulta usar a distribuição espectral completa como uma entrada nos modelos para prever o comportamento elétrico dos módulos [85]. É importante procurar outros parâmetros que possam fornecer uma informação quantitativa da influência da distribuição espectral no comportamento elétrico dos módulos CPV [85].

Nesse sentido, a massa de ar (AM) e a água precipitável (PW) são os parâmetros utilizados para avaliar o espectro. Os parâmetros com maior impacto nas variações de irradiação espectral são AM, nuvens, turbidez (efeitos de aerossóis) e PW [86]. Alguns desses efeitos são difíceis de calcular ou medir, mas outros, como os efeitos causados por AM ou PW são fáceis de obter a partir dos dados fornecidos por uma estação meteorológica [87–88]. Além disso, a AM é o principal colaborador das mudanças espectrais [89]. Neste sentido, esta dissertação qualificou as mudanças espectrais como sendo efeito direto das variáveis AM e PW.

2.4.2.1 Água precipitável

O vapor de água pode afetar significativamente o espectro em suas bandas de absorção (situadas em 720 nm, 820 nm, 940 nm, 1100 nm, 1380 nm e 1870 nm). A quantidade deste componente presente na atmosfera pode ser obtida através do Índice de Água Precipitável w dada pela Equação 1 [90]:

$$w = \frac{1}{g} \int_0^{\infty} R_M dz \quad (1)$$

Onde:

w = índice de água precipitável;

g = gravidade (m/s^2);

R_M = razão de mistura (ppm);

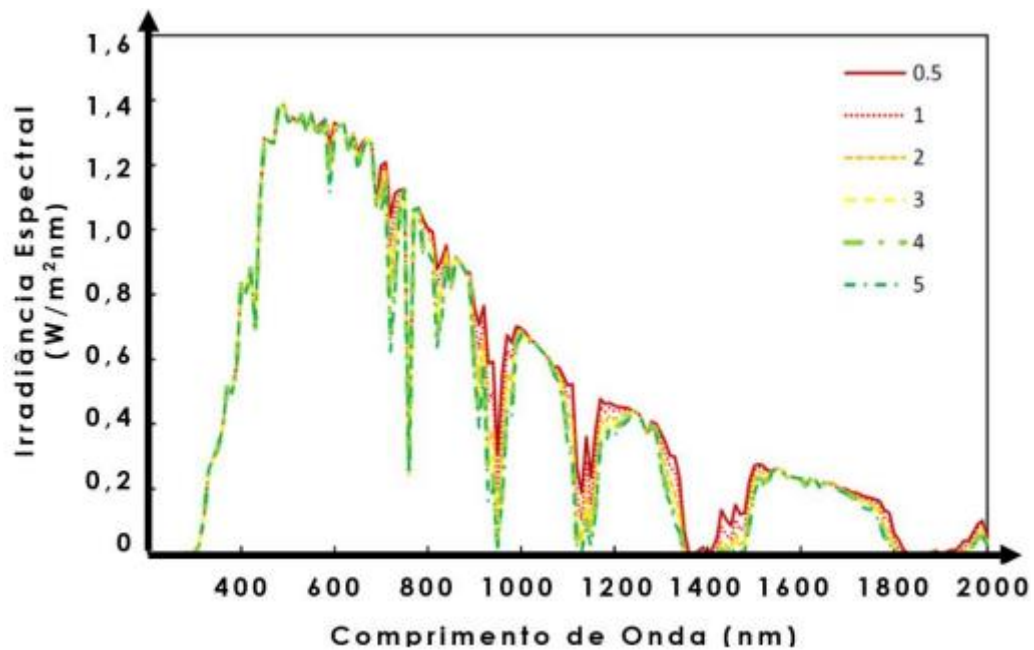
dz = elemento infinitesimal da altura

A razão de mistura corresponde à razão entre a massa de vapor de água e a massa total de gás seco presente em um metro cúbico. Assim:

$$R_M = \frac{\text{Massa de vapor de água}}{\text{Massa de ar seco}}$$

As consequências da variação de w entre os valores de 0,5 e 5 na distribuição da radiação solar segue na Figura 23. Conforme pode-se observar, o aumento no valor de w leva a uma maior atenuação na região do Infravermelho nas bandas de absorção da água.

Figura 23 – Influência da quantidade de valor de água na forma do espectro solar.

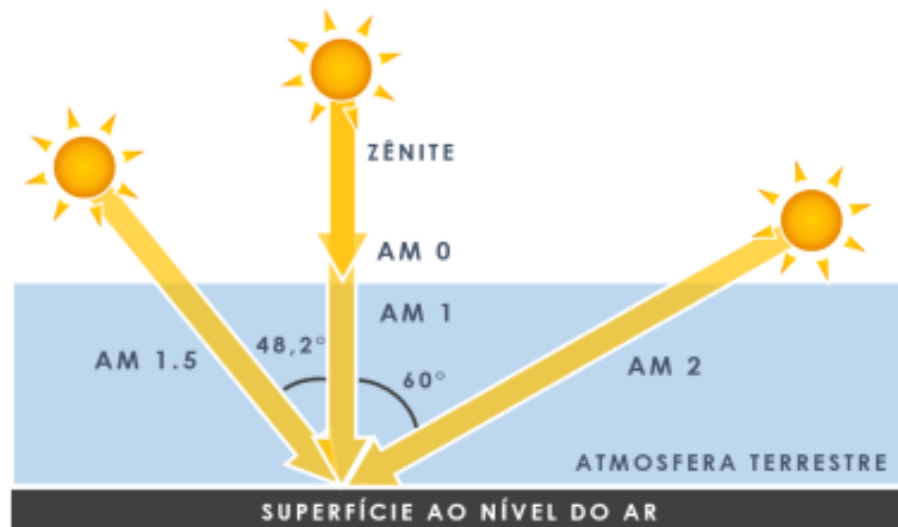


Fonte: Adaptado de Fernandez [91].

2.4.2.2 Massa de ar

A massa de ar (AM) é uma medida da distância e quantidade de substâncias (gases e aerossóis) atravessadas pelos raios solares em seu curso através da atmosfera. A AM tem um impacto espectral diferenciado sobre a irradiação solar recebida na superfície terrestre. A distância percorrida varia com a latitude, hora do dia e dia do ano por conta de sua dependência com o ângulo zenital [90]. Na Figura 24 segue uma ilustração que mostra a variação de AM com o ângulo zenital.

Figura 24 – Variação da distância percorrida pela radiação na atmosfera terrestre de acordo com o ângulo zenital.



Fonte: Adaptado de Vilela [92].

O valor de AM pode ser obtido através da relação matemática dada pela Equação 2. Esta relação não considera esfericidade do planeta Terra e assume que a atmosfera é totalmente homogênea e não refrativa. Devido a esses pressupostos, o seu erro é de 0,25% quando θ_z vale 60° e aumenta para 10% quando θ_z vale 85° . Deste modo, sua utilização fica restrita a valores mais baixos do ângulo zenital (IQBAL, 1983).

$$AM = \frac{1}{\cos(\theta_z)} \quad (2)$$

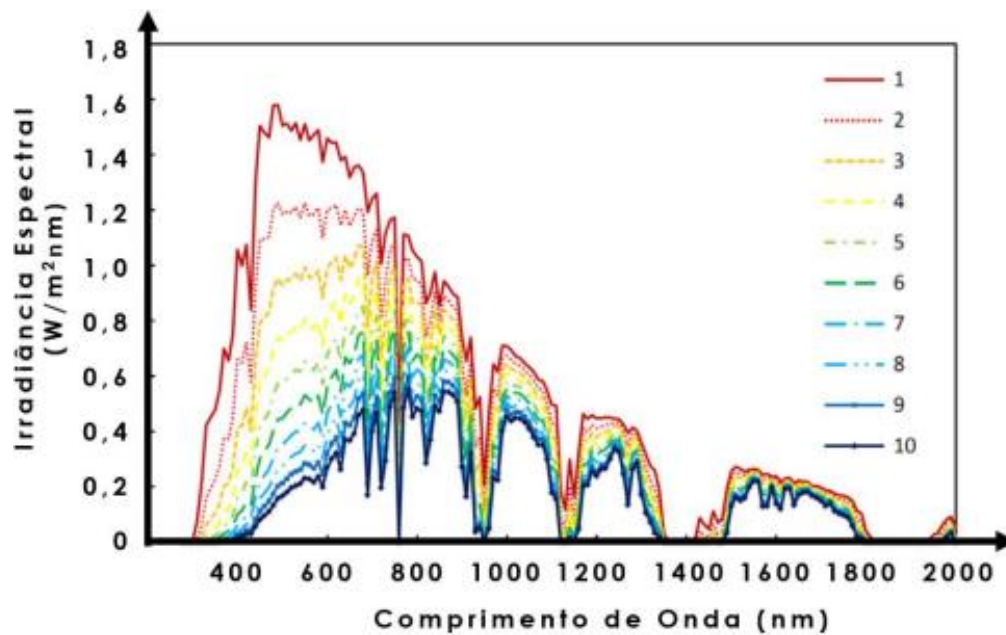
Sendo:

AM: Massa de ar;

θ_z : Ângulo zenital

Conforme explicado anteriormente, a distância percorrida na atmosfera irá influenciar na quantidade de interações que a radiação irá sofrer com as substâncias. Por conta disso, atenuações como mostradas na Figura 25 irão ocorrer. Nessa figura, é possível ver espectros simulados com seus valores de AM variando entre 1 e 10. Nota-se que a diminuição de intensidade ocorre ao longo de todo o espectro, sendo que os menores comprimentos de onda sofrem uma maior redução devido aos efeitos do espalhamento Rayleigh [90].

Figura 25 – Efeitos da massa de ar no espectro solar.



Fonte: Adaptado de Fernandez [91].

2.4.3 Velocidade do Vento

Desde a inclusão da velocidade do vento (WS) como uma das condições atmosféricas de partida que deve ser usada para caracterizar a $P_{MÁX}$ entregue por um módulo CPV, de acordo com o padrão ASTM E2527-09 [11], algumas investigações foram realizadas levando em consideração a influência deste parâmetro ambiental sobre o comportamento elétrico dos módulos CPV [93-94].

Os valores registrados de WS podem ter um duplo efeito sobre o comportamento do módulo CPV: por um lado, um efeito de resfriamento positivo [95] causado pela diminuição de sua temperatura como resultado de um aumento nos valores de WS , beneficiando o comportamento elétrico do módulo. Por outro lado, valores altos de WS podem causar uma instabilidade do sistema de rastreamento que sustenta o módulo e o orienta na posição do sol [96], fazendo com que ele saia da sua posição ideal perpendicular ao raio solar.

CAPÍTULO 3 – INTELIGÊNCIA COMPUTACIONAL

Pode-se dizer que a Inteligência Computacional (IC) corresponde a uma linha de pesquisa situada no contexto da ciência da computação e tem como objetivo desenvolver, avaliar e aplicar técnicas na criação de sistemas inteligentes.

Os sistemas inteligentes representam sistemas que imitam aspectos do comportamento humano, tais como: aprendizado, percepção, raciocínio, evolução e adaptação. Também pode ser entendida como o estudo da habilidade do homem em resolver problemas complexos por meio de sistemas computacionais.

Segundo Rezende [97], a inteligência computacional é um sistema de métodos e infraestruturas que melhoram a inteligência humana, aprendendo e descobrindo novos padrões em ambientes dinâmicos para resolver problemas práticos, sendo uma ferramenta colaborativa com o ser humano, conduzindo a melhorar a inteligência humana.

Neste capítulo, serão apresentados conceitos de IC e técnicas computacionais baseadas na aquisição do conhecimento, como Redes Neurais Artificiais, técnica utilizada no trabalho.

3.1 Redes Neurais Artificiais

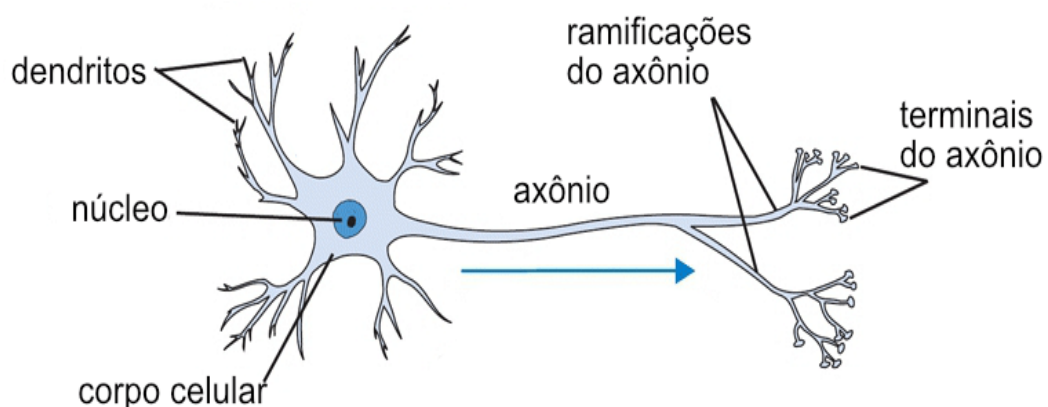
A Rede Neural Artificial (RNA) é uma abordagem computacional baseada em um vasto leque de unidades de processamento elementar (neurônios), os neurônios são modelos simplificados do sistema nervoso central do ser humano. Trata-se de uma estrutura extremamente interligada de unidades computacionais sendo que cada ligação pode, ou não, ser inibitória do seu efeito de conexão da rede neural. Pretende-se então replicar a computação do cérebro humano, que se baseia em um tipo de processamento bastante diferente se comparado ao presente em um computador convencional. Em um computador, as informações são processadas em série (sequência de instruções), no cérebro o processamento é massivamente paralelo [107]. Assim, este tipo de redes pretende realizar operações que repliquem

aquelas realizadas pelo cérebro humano. Nesse sentido, as RNA é uma unidade de processamento de informação muito completa capaz de estruturar e organizar os seus componentes estruturais, os neurônios, tornando-se capaz de executar tarefas de forma mais eficaz do que outros modelos equivalentes.

3.2 Inspiração Biológica

Uma descrição do modelo biológico que serve de base às RNA, permite a compreensão dos princípios de funcionamento e tipos de estruturas. O cérebro humano é composto por um elevado número de neurônios ligados entre si, que comunicam através de sinais. Existem vários tipos de neurônios com diferentes funções e utilidade no sistema nervoso, possuindo por isso diferentes tamanhos e formas [99]. Embora os neurônios possam apresentar diferentes formas e tamanhos, eles possuem quatro regiões, porém, cada um servem como funções específicas, mas complementares. São ilustradas na Figura 26 os os dentritos, corpo celular, axônio e terminações do axônio [99].

Figura 26 – Neurônio Biológico



Fonte: Machado [99].

O corpo celular de um neurônio é a parte central da célula onde estão contidos o núcleo e o citoplasma celular. Projetando-se a partir do corpo celular estão os dendritos, que tem por função receber as informações originárias de outro neurônio e conduzi-las até o corpo celular. Aqui, a informação é processada e novos

impulsos são gerados. Esses impulsos são transmitidos a outros neurônios seguintes. O ponto de contato entre os terminais sinápticos de um neurônio e o dendrito de outro é chamado de sinapse [102][103].

As sinapses são os locais onde os impulsos nervosos são transmitidos de uma célula pré-sináptica (o neurônio) para uma célula pós-sináptica (outro neurônio). Assim, as sinapses permitem que os neurônios se comuniquem uns com os outros [100].

O neurônio que transmite o impulso pode controlar a frequência do mesmo aumentando ou diminuindo a polaridade na membrana pós-sináptica. Os impulsos são transferidos a centros superiores para processamento e interpretação de sensações ou para início de respostas motoras [101]. A capacidade de realizar funções complexas surge com a operação em paralelo de os neurônios do nosso sistema nervoso [107].

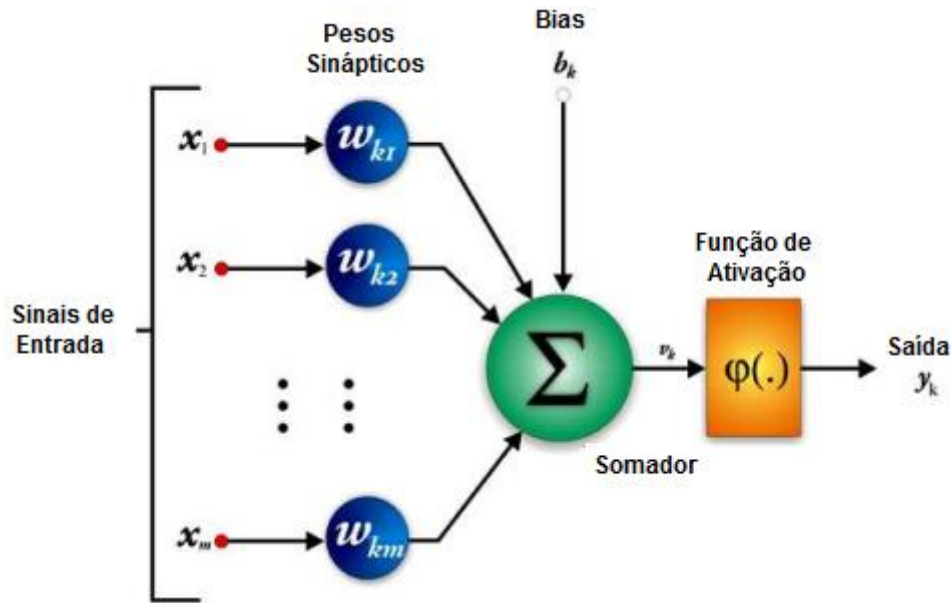
3.3 Fundamentos Teóricos

O neurônio artificial é a unidade fundamental da RNA e, de acordo com a representação da Figura 27, é um modelo composto por três elementos básicos: pesos sinápticos, função aditiva e função de ativação.

O elemento x_j representa um sinal de entrada de um determinado neurônio o qual possui um peso sináptico w_{kj} , onde o primeiro subscrito refere-se ao neurônio em questão e o segundo subscrito refere-se ao sinal de entrada para qual o peso sináptico se refere. Os valores dos pesos sinápticos podem ser negativos ou positivos de acordo com a relevância a ser dada pelo neurônio ao sinal daquela conexão, indicando se o tratamento deve ser inibitório ou excitatório, respectivamente.

O nível de atividade interna do neurônio (v_k) é resultado da combinação do somatório das entradas ponderadas com outro valor ajustável denominado bias (b_k). O bias tem a função de aumentar ou diminuir a entrada líquida da função de ativação ($\varphi(.)$) dependendo se ele é positivo ou negativo [104].

Figura 27 – Modelo simplificado de um neurônio artificial.



Fonte: Adaptado de [102]

Em termos matemáticos, um neurônio k pode ser descrito com as seguintes equações [104]:

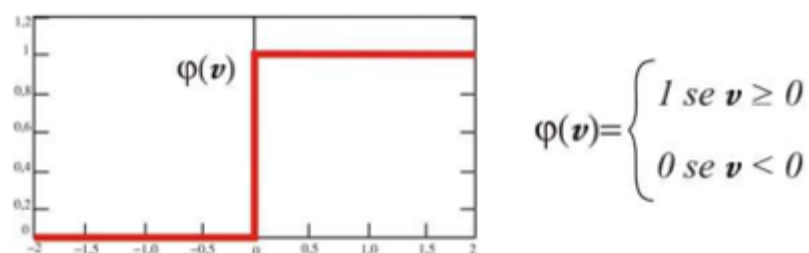
$$v_k = \sum_{j=1}^m w_{kj} x_j$$

$$y_k = \varphi(v_k + b_k)$$

A função de ativação $\varphi(.)$ define a saída de um neurônio de acordo com o nível de ativação produzida pelas suas entradas. De acordo com Braga [107] e Haykin [102], as funções de ativação comumente empregadas são:

- a) Função Limiar** é usada habitualmente nos modelos de McCulloch-Pitts, onde a saída assume o valor 1 se o resultado do somador no neurônio for não negativo, caso contrário o valor assumido é 0.

Figura 28 – Função de ativação Limiar.



Fonte: Haykin [102].

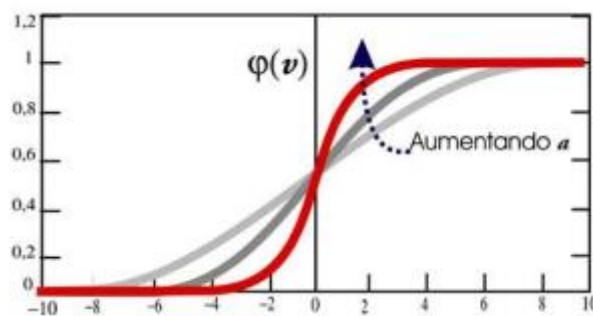
b) Função Linear por Partes é a função que não limita a saída da rede e é usada para armazenar entrada e saída de dados. Os neurônios que possuem esta função atuam como aproximadores lineares.

c) Função Sigmóide é a função de ativação mais utilizada em RNA, é definida como uma função monotônica crescente que apresenta propriedades assintóticas e de suavidade [105]. Um exemplo de função sigmoide é a função logística (Figura 29), definida por:

$$\varphi(v) = \frac{1}{1 + \exp(-av)}$$

Em que a é o parâmetro de inclinação da função logística. Esta função apresenta saída dentro do intervalo 0 e 1.

Figura 29 – Função de ativação logística sigmoide.



Fonte: Haykin [102].

Há casos em que é necessário que a saída da função sigmoide esteja no intervalo entre -1 e 1 [102]. Para estes casos utiliza-se a função tangente hiperbólica, que é dada por:

$$\varphi(v) = \tanh(v)$$

3.4 Processo de Aprendizagem

Uma das principais características de uma RNA é a sua plasticidade no processo de treinamento, a sua capacidade de reagir à mudança e de aprender segundo as alterações que o seu ambiente proporciona. Uma RNA é então capaz de

aprender, de melhorar o seu desempenho, através de um processo interno de ajustes aplicado ao peso das sinapses e bias. A aprendizagem de uma RNA envolve uma sequência de etapas [102]:

1. É estimulada por um certo ambiente.
2. Proporciona alterações nos parâmetros livres (*i.e.* pesos das ligações) como resultado destes estímulos.
3. Responde de uma nova forma ao ambiente devido às mudanças que ocorrem na sua estrutura ou arquitetura interna.

Além disso, uma RNA realiza o processo de aprendizagem tendo como base um bom conjunto de regras, de procedimentos e paradigmas matemáticos a seguir, introduzindo o conceito de algoritmo de treino. Cada algoritmo apresenta fundamentos distintos, características específicas e performances diferentes, surgindo a necessidade de optar entre um destes, dependendo do cenário a trabalhar. Nesse sentido, cada algoritmo apresenta suas vantagens e desvantagens, distinguidos pelo seu seu paradigma, pelo ambiente e sob as circunstâncias em que a rede deve operar. Uma RNA, de forma geral, pode funcionar sob três paradigmas de aprendizagem [102]:

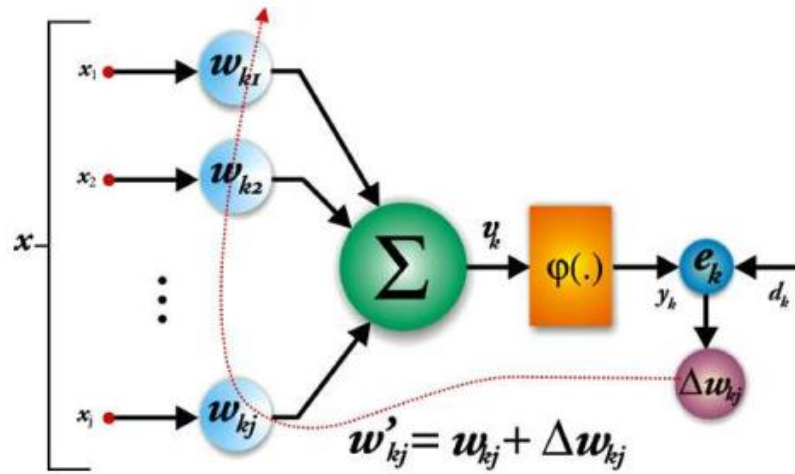
- a) Aprendizagem supervisionada:** Este paradigma baseia-se na existência de um “professor”, isto é, já são fornecidos valores corretos a rede, mas a rede vai realizar o processo de aprendizagem perante um conjunto de padrões, onde cada padrão, também denominado conjunto de treino, é composto por um vetor de entrada e por um vetor de saída. Neste processo, realiza-se uma comparação entre o valor desejado e o valor de saída da rede, onde se calcula um erro, assim, o erro calculado é usado para reajustar os pesos das ligações da rede, com o objetivo de reduzi-lo. Uma iteração do algoritmo de treino é formada por um conjunto de etapas, de ajustes iterativos para todos os casos do conjunto de treino. Desta forma, dado o conjunto de valores em questão, o processo de aprendizagem conclui-se quando, após algumas interações, o valor do erro é reduzido para valores considerados aceitáveis.

- b) Por Reforço:** Ainda que neste segundo paradigma também se considere a presença de um “professor”, os valores corretos não são inseridos na rede. Por outro lado, é fornecida uma indicação apenas sobre se a saída da rede toma valores corretos, ou não, usando esta informação para melhorar sua performance. Nesse sentido, caso a resposta seja acertada, é reforçado o peso dessas ligações sinápticas e reduzido para a situação inversa.
- c) Aprendizagem não supervisionada:** Neste caso, estamos perante a uma abordagem totalmente distinta, onde não são impostas indicações acerca do desempenho da saída. Assim, o processo de aprendizagem compreende um caminho onde é realizada uma descoberta das características dos valores de entrada, agregando padrões e características estatísticas do conjunto de treino. Com isso, a ideia essencial é agrupar os exemplos de entrada em grupos (*clusters*), ou seja, dividir estes padrões em conjuntos cujos elementos tem características similares.

Várias regras de aprendizagem são utilizadas atualmente e podem ser aplicadas no treinamento de redes neurais artificiais. Uma forma de implementar uma estratégia de aprendizado supervisionado em RNA é através do procedimento iterativo de correção de erro. Para a correção do erro, pode-se considerar a saída y_k gerada por um neurônio k e a saída desejada d_k , é determinado um sinal de erro $e_k = d_k - y_k$. Este sinal será utilizado na determinação do novo valor dos pesos sinápticos deste neurônio, objetivando que o sinal de saída y_k se torne mais próximo de d_k . Pode-se para isso aplicar a regra delta definida como:

$\Delta w_{kj} = \eta e_k x_j$, onde o η é um número real positivo que determina a taxa de aprendizado, e x_j compõe o vetor de estímulo. Sendo assim o valor do peso w_{kj} deverá ser ajustado produzindo w'_{kj} , recalculado através da correção do erro gerado pela função: $w'_{kj} = w_{kj} + \Delta w_{kj}$ [102]. Na Figura 30 é demonstrado o processo de aprendizagem por correção de erro.

Figura 30 – Processo de aprendizagem por correção de erro.



Fonte: Haykin [102].

A aprendizagem baseada em memória, tem como base o armazenamento de todas, ou quase todas, experiências passadas, que são armazenadas em uma memória de pares entrada-saída. No surgimento de um novo vetor, nunca antes apresentado a rede, o algoritmo de aprendizagem responde pela procura de vetores na região vizinha [105].

Na aprendizagem competitiva, as saídas dos neurônios da mesma camada realizam uma competição entre si, de forma a se tornarem mais ativas, resultando em um neurônio a ser ativado em um dado instante. No início do processo, os neurônios de uma certa camada possuem conexões com pesos pequenos e desiguais. Quando é imposto um padrão a rede, um dos elementos dessa camada responderá melhor do que os restantes, sendo premiado com um reforço no peso das suas ligações. Esta regra é muito apropriada para processos com a extração de característica, na resolução de problemas de classificação.

3.5 Arquitetura de Redes Neurais

A arquitetura da rede, também conhecida como topologia, refere-se à maneira como os neurônios da rede estão organizados. Existem várias estruturas que diferem umas das outras em função do número de camadas e neurônios, bem como pela forma como seus neurônios interagem [107]

Quanto à alimentação ou a forma na qual as entradas são apresentados à rede, as redes neurais podem ser subdivididas em três classes de arquiteturas: redes recorrentes (*feedback*) e redes de alimentação direta (*feedforward*), sendo que esta última divide-se em duas classes, camada única e múltiplas camadas (*Multilayer Perceptron*).

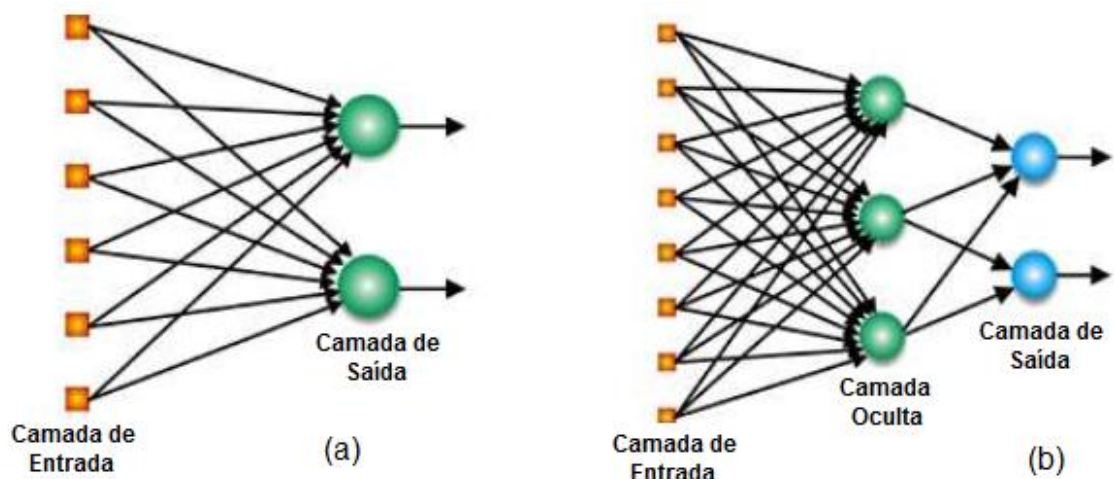
3.5.1 Redes Alimentadas Adiante

As redes de alimentação adiante com camada única se caracterizam pela propagação dos sinais em apenas uma direção a partir da camada de entrada até a camada de saída e não vice-versa [102]. Esse tipo de rede está ilustrado na Figura 31 a. O termo camada única refere-se à camada de saída de nós computacionais (neurônios), não se conta a camada de entrada de nós da fonte, pois lá não é realizada nenhuma computação.

As redes neurais com alimentação adiante de múltiplas camadas se diferenciam pela presença de uma ou mais camadas ocultas, cujos nós computacionais são chamados correspondentemente de neurônios ocultos ou unidades ocultas [102]. A função dos neurônios ocultos é intervir entre a entrada externa e a saída da rede neural de uma maneira útil, tornando a mesma capaz de extrair estatísticas de ordem elevada. A Figura 31 b mostra um exemplo de rede de alimentação direta, com uma camada oculta.

As redes com alimentação adiante de múltiplas camadas, do inglês *Multilayer Perceptron (MLP)* são as redes mais difundidas na literatura e que serão utilizadas nesse trabalho.

Figura 31 – a) rede neural alimentada adiante com camada única; b) rede alimentada adiante com múltiplas camadas.

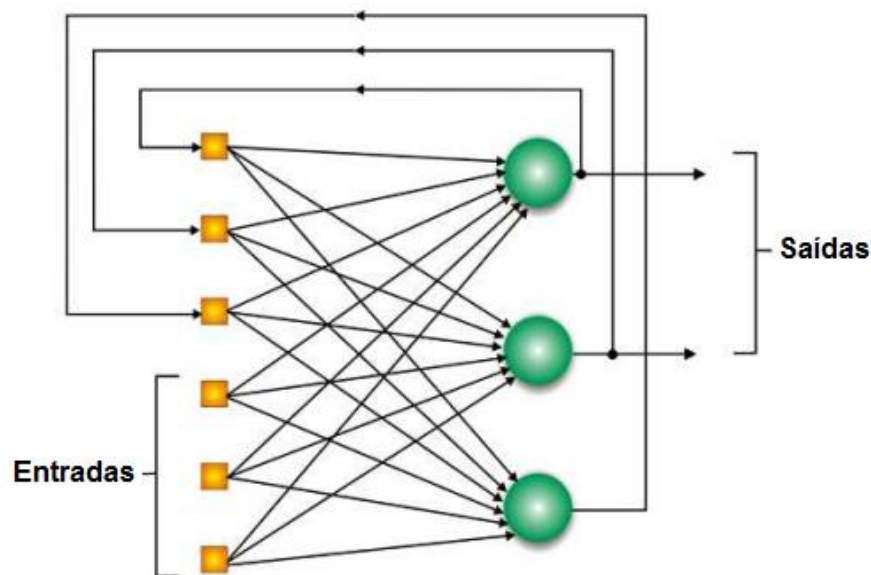


Fonte: Haykin [102].

3.5.2 Redes Neurais Recorrentes

As redes recorrentes se distinguem das redes neurais alimentadas adiante por ter pelo menos um laço de realimentação [102]. Outra característica nessas redes é que os sinais de saída dependem não somente dos sinais de entrada, mas também do seu valor atual [107]. Uma rede recorrente pode consistir, por exemplo, de uma única camada de neurônios com cada neurônio alimentando seu sinal de saída de volta para as entradas de todos os outros neurônios, como ilustrado na Figura 32.

Figura 32 – Rede Neural Recorrente



Fonte: Haykin [102].

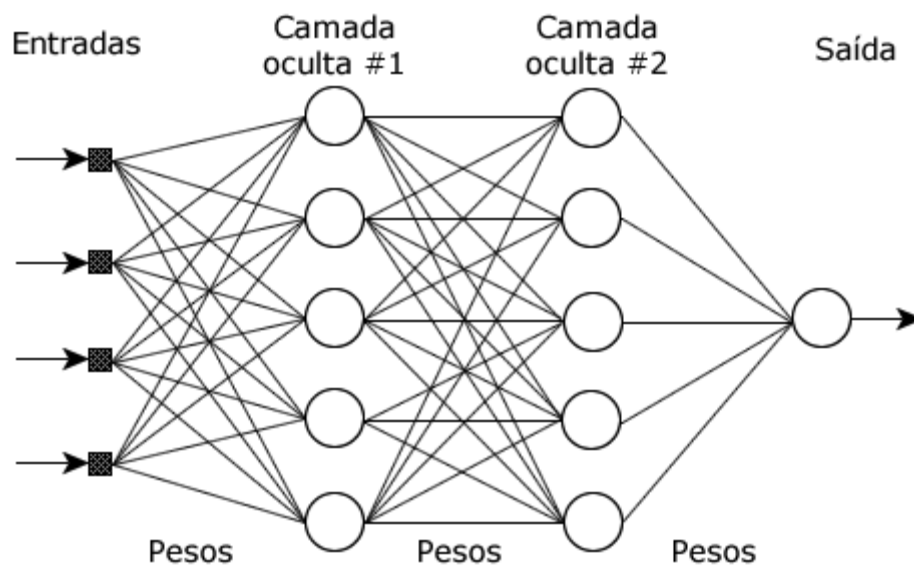
3.6 Perceptron de Multicamadas (*Multilayer Perceptron*)

O modelo proposto por Rosenblatt em 1958, conhecido como Perceptron é o modelo mais simples de RNA. Sua estrutura básica consiste em um nível de entrada e saída de unidades de processamento, como pesos e bias ajustáveis. Em 1969, Minsky e Papert provaram matematicamente que esse tipo de estrutura apresenta limitações, ou seja, o perceptron é capaz de resolver apenas problemas linearmente separáveis. Nesse sentido, ao introduzir-se na rede uma camada extra de neurônios, chamada de intermediária ou camada oculta e se o modelo inclui pesos, estimados entre a camada de entrada e a camada oculta, e a camada oculta usa função de

ativação não linear, tal como a função logística, o modelo torna-se genuinamente não linear. O modelo resultante é chamado de *Multilayer Perceptron* (MLP), Figura 33. Com a MLP muitas limitações encontradas pelo perceptron deixam de existir. Este avanço foi possível através da utilização de, pelo menos, uma camada entre a camada de entrada e a camada de saída. Estas camadas intermediárias trabalham como um reconhecedor de características, que ficam armazenadas nos pesos sinápticos [107].

Uma MLP possui três características distintas, primeiro o modelo de cada neurônio da rede inclui uma função de ativação não-linear, segundo a rede contém uma ou mais camadas de neurônios ocultos, que não fazem parte da entrada ou da saída da rede, e por último a rede exibe um alto grau de conectividade, determinado pelas sinapses da rede.

Figura 33 – Representação de uma rede MLP.



Fonte: Adaptado de [102].

É através da combinação destas características, juntamente com a habilidade de aprender da experiência do treinamento, que a MLP apresenta um poder computacional maior do que aquele apresentado pelas redes neurais sem camadas intermediária, podendo implementar qualquer função seja ela linearmente separável ou não [102]. Estas mesmas características, entretanto, são também responsáveis pelas deficiências no estado atual de nosso conhecimento sobre o comportamento da rede. Primeiro, a presença de uma forma distribuída de não-linearidade e alta conectividade da rede tornam difícil a análise teórica de um perceptron de múltiplas

camadas. Segundo, a utilização de neurônios ocultos torna o processo de aprendizagem mais difícil de ser visualizado.

O treinamento de uma MLP é realizado de forma supervisionada baseado no aprendizado por correção de erro, através do algoritmo de retropropagação (*back-propagation*) que revolucionou as pesquisas sobre RNA por oferecer um método computacional eficiente para treinar perceptrons multicamadas. O modo de treinamento é o que determina a forma de como os dados de treinamento serão apresentados para a rede neural, podendo ser classificado como modo sequencial quando os pesos são atualizados após a apresentação de cada exemplo de treinamento, ou modo por lote quando os pesos são atualizados após todos os exemplos de treinamento terem sido apresentados.

3.6.1 Algoritmo Levenberg-Marquardt

Ao contrário do algoritmo de treinamento *backpropagation*, que é a base do gradiente descendente, o algoritmo *Levenberg-Marquardt* (ML) é uma aproximação do método de Newton. Ele melhora o método de Gauss-Newton por meio de utilização de uma taxa de atualização variável.

Proposto para ajuste de pesos da rede por ciclo. O algoritmo ML é uma técnica de otimização numérica que demanda uma grande quantidade de memória e elevada complexidade computacional, o que torna sua utilização ineficiente para redes muito grandes [107]. Quando esse algoritmo é utilizado, os pesos da rede são ajustados de acordo com a Equação 5:

$$\Delta w = - \left[\mu I + \sum_{p=1}^P J^P(w)^T J^P(w) \right]^{-1} \nabla E(w) \quad (5)$$

Onde $J^P(w)$ é a matriz jacobiana do vetor de erro $E_p(w)$ avaliado em w , e I é a matriz identidade. O erro do vetor $E_p(w)$ é o erro da rede para o padrão p : $E_p(w) = t_p - y_p(w)$. O parâmetro μ aumenta ou diminui em cada etapa. Se o erro reduzir, então μ é dividido por um fator b , caso contrário, é multiplicado por b . Em seguida é calculado Δw usando a Equação 5 e recalcula com $w + \Delta w$ sendo o peso da rede. Se o erro diminuir, μ é dividido por b , os novos pesos são mantidos e o processo começa novamente; caso contrário, μ é multiplicado por b , Δw é calculado com um novo valor e o passo anterior é repetido novamente.

CAPÍTULO 4 – METODOLOGIA

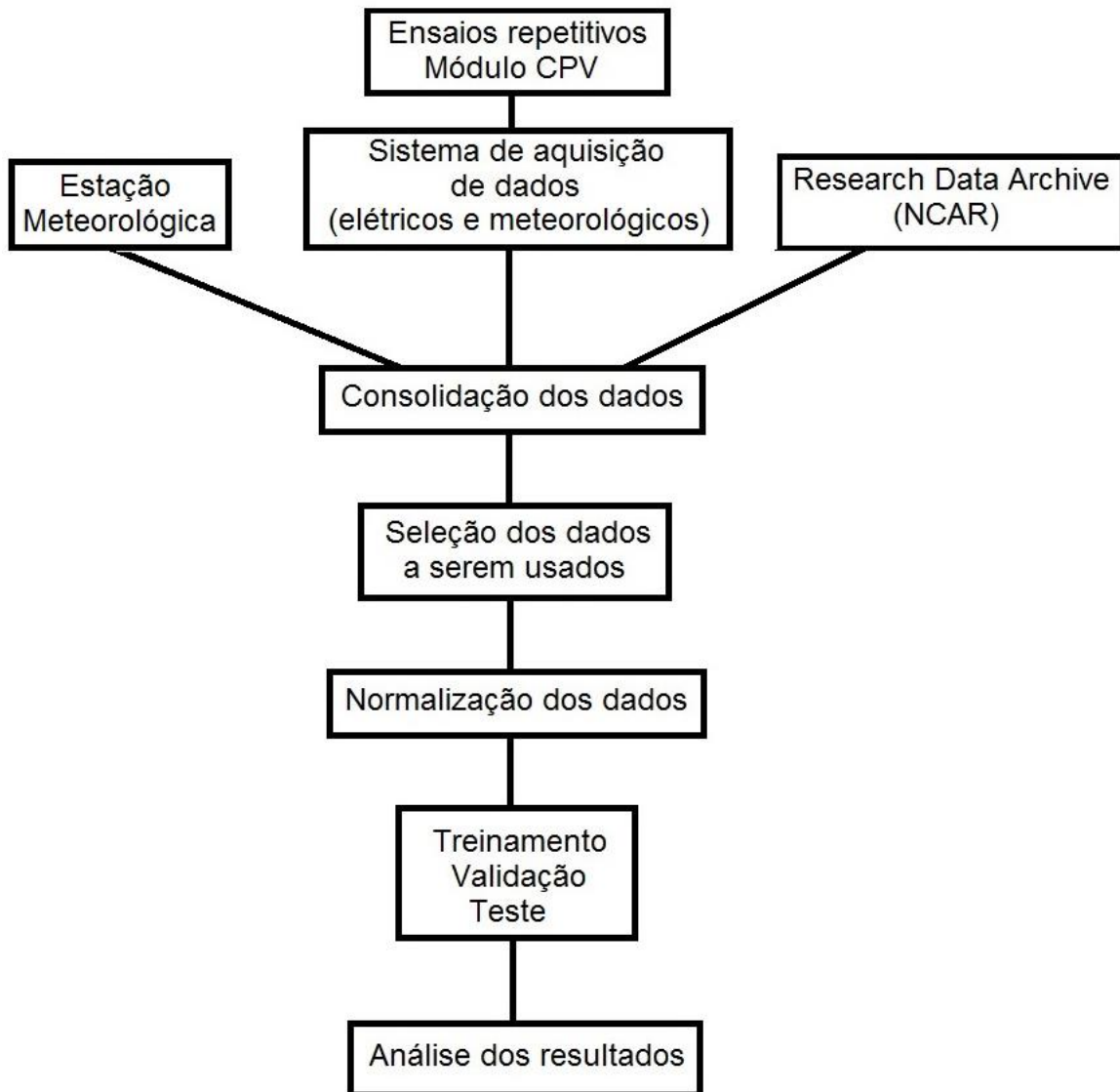
Esse capítulo tem como objetivo apresentar a metodologia utilizada na dissertação, descrevendo os procedimentos adotados. Além disso, também são apresentados o módulo fotovoltaico estudado, os equipamentos de medição, o software de coleta de dados e o procedimento de treinamento, teste e validação.

4.1 Estudo de caso

Com a finalidade de realizar o trabalho experimental, foram utilizados dados coletados de três fontes distintas, Figura 34, a saber: dados elétricos e ambientais coletados durante o ensaio de um módulo CPV, dados meteorológicos complementares e dados de massa de ar coletado em banco de dados de um centro de pesquisa especializado na área. O módulo CPV utilizado neste estudo foi desenvolvido dentro do projeto de pesquisa denominado SUN on CLEAN [116], e foi instalado no CEFET-MG. Os dados de ensaio deste módulo foram coletados através de um sistema de aquisição dedicado e acoplado ao sistema de ensaio. Este sistema permite a aquisição periódica dos parâmetros elétricos do módulo CPV, registrando ao mesmo tempo as condições atmosféricas que exercem maior influência sobre o comportamento do referido módulo em estudo.

A metodologia aplicada neste trabalho é ilustrada na Figura 34 e consiste na utilização dos dados consolidados (a partir da união de três bancos distintos) contendo variáveis meteorológicas e elétricas, que após a seleção de dados, estes são normalizados e utilizados para treino, empregando a técnica de inteligência computacional para previsão de potência máxima de saída em módulos CPV e por último uso de ferramentas estatísticas para análise dos resultados obtidos.

Figura 34 – Metodologia empregada.



Para se obter todos os dados usados neste trabalho, foram necessários unir três bancos de dados coletados de forma separada e consolidá-los em um único banco de dados. Os dados atmosféricos foram coletados por uma estação meteorológica e pelo sistema de monitoramento do módulo CPV, que será descrito a seguir. A estação meteorológica, utilizada para medições, não fornece medições de água precipitável (PW), com isso, as medições da variável PW foram adquiridas através da base de dados do *Research Data Archive* (NCAR), um Centro de Pesquisa atmosférica em Boulder, Colorado EUA.

As variáveis registradas pelo sistema (parâmetros elétricos e condições atmosféricas), juntamente com a informação temporal em que essas condições são registradas, são mostradas da Tabela 2. Nesta tabela, todas as condições atmosféricas que podem ser coletadas pelo sistema são especificadas. No entanto, é necessário considerar que nem todos parâmetros serão utilizados no modelo proposto de previsão da potência máxima gerada pelo módulo CPV.

Tabela 2 – Lista de variáveis registradas pelo sistema de medição automática.

TEMPO	Dia, mês e ano.	dd/mm/aaaa
	Hora, minutos e segundos	hh/mm/ss
ELÉTRICAS	Tensão	V
	Corrente	A
ATMOSFÉRICAS	G horizontal	W/m ²
	DNI	W/m ²
	Temp. do Módulo	°C
	Vel. do vento (Ws)	m/s
	Direção do vento	
	Umidade relativa	%
	Temp. ambiente	°C
	Pressão atmosférica	mbar
	Massa de ar (AM)	

4.1.1 Módulo CPV, instrumentos e sistemas de medições

O módulo utilizado para esse estudo foi instalado em um tracker anexo ao prédio do CPEI – Centro de Pesquisa em Energia Inteligente – localizado no Campus II do CEFET-MG, Belo Horizonte. O módulo CPV foi projetado e construído dentro do Projeto SUN on CLEAN, sendo este projeto coordenado pelo Instituto de Pesquisa Italiano Riserca Sul Energetico – SER [116]. O módulo possui seis células fotovoltaicas de tripla junção cujas características são apresentadas na Tabela 3. Conforme descrito por Squillace [110], cada célula é composta por uma camada de fosfeto de índio e gálio, uma camada de arseneto de índio e gálio e uma camada de germânio (InGaP/InGaAs/Ge). As seis células que compõem o módulo são interligadas em série. Para propor um modelo que permita prever a potência máxima de saída de um módulo CPV, é necessário medir o funcionamento do módulo sob luz solar real, já que a análise do sistema em laboratório é feita apenas para as

condições STC. As lentes concentradoras permitem potencializar a irradiação incidente no módulo, possibilitando reduzir a área das células, que possuem custo de produção elevado devido à tecnologia empregada durante a sua fabricação e otimizando o processo de produção de energia. Por causa dessas lentes, é necessária que a irradiação solar incida de forma perpendicular à lente e, conseqüentemente, sejam redirecionadas para as células, o que exige a utilização de um sistema de rastreamento solar (tracker).

Os principais componentes do sistema são:

- ✓ Um módulo CPV construído dentro do projeto SUN on CLEAN. A Tabela 3 mostra alguns dos dados do módulo em estudo fornecidos pelo fabricante;
- ✓ Estação meteorológica Davis, modelo VantagePro2, que registra parâmetros ao ar livre;
- ✓ Rastreador solar;
- ✓ Controlador do rastreador solar, Egis Solar Tracker;
- ✓ Sistema de controle externo comandado por software, responsável por fechar a malha de controle;
- ✓ Software WinTestFacility responsável por administrar os sensores e equipamentos, ler os dados medidos e salva-los em um banco de dados;
- ✓ Aparelho de medição, Keithley Series 2420 SourceMeter SMU, que utiliza uma carga variável para medir os dados de corrente e de tensão do módulo fotovoltaico;
- ✓ Sensor de temperatura conectado no módulo
- ✓ Pireliômetro para medição de irradiação direta;
- ✓ Módulo de aquisição de dados;

Tabela 3 – Características do módulo CPV medido.

Concentração Geométrica	Óptica	Tipo de Células Solares	Nº de células solares	Resfriamento	Área do módulo (m ²)
300	Lente de Fresnel com óptica secundária	GaInP/GaInAs/Ge	6 células em série	Passivo	0,0216

A Figura 35 mostra o módulo utilizado no estudo. Pode-se observar o módulo CPV completo, composto pelas seis células fotovoltaicas e suas lentes concentradoras.

Figura 35 – Módulo fotovoltaico concentrador instalado no CPEI, no CEFET–MG.



Fonte: Squillace [110].

4.1.2 Equipamentos de medição e ensaio

Conforme descrito por Squillace [110] e Silva [117], é possível traçar a curva I–V típica da célula fotovoltaica acoplando a esta uma carga variável. Esta carga deve variar de zero a infinito e pode ser um resistor, um capacitor ou um equipamento que simule uma dessas cargas. Neste caso, o ensaio se inicia com uma carga zero, ou curto circuito, de forma a permitir a medição da corrente máxima do módulo, I_{sc} , em uma dada condição de irradiação. Na sequência, a carga é aumentada aos poucos até atingir uma impedância “infinita” – onde se obtêm o valor da tensão de circuito aberto V_{oc} . Outro ponto importante que pode ser obtido na curva I–V é o ponto de máxima potência (P_{MP}), onde há a maior transferência de

corrente da célula para a carga, com sua corrente (I_{MP}) e tensão (V_{MP}) correspondentes.

O aparelho responsável pela simulação da carga utilizado para traçar a curva I-V é o Keithley Series 2420 SourceMeter SMU, que pode ser visto na Figura 36. Este equipamento simula a carga variável necessária para traçar a curva e realiza a medição da tensão e da corrente de cada ponto.

Figura 36 – Módulo fotovoltaico concentrador instalado no CPEI, no CEFET-MG.



Fonte: Squillace [110].

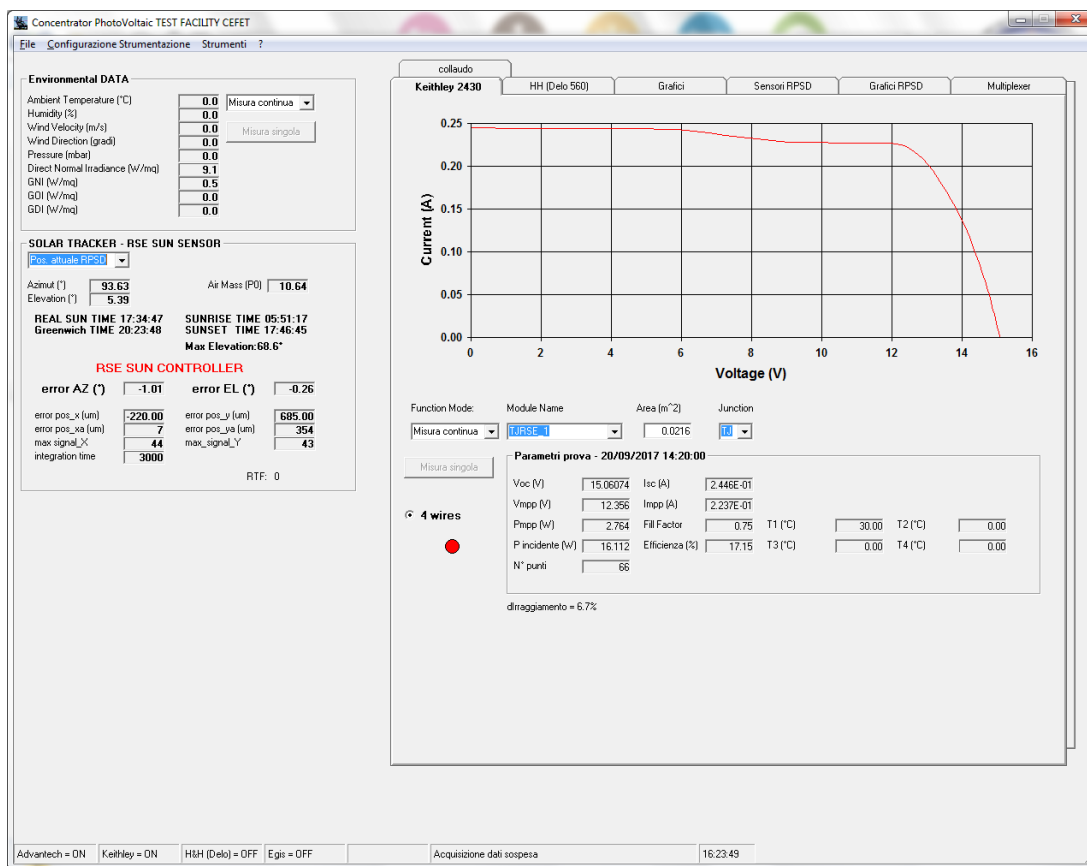
Software WinTestFacility

O *software* utilizado para análise e manipulação dos dados coletados dos módulos CPV é o *WinTestFacility*, desenvolvido pela própria RSE. Conforme descrito por Squillace [110], este *software* recebe os dados de todos os equipamentos de medição e sensores operantes no sistema e, por meio da entrada USB do computador, pode-se realizar a leitura e análise dos dados elétricos (tensões, correntes, etc.) e ambientais (temperaturas, ângulos, etc.), além de comandar o rastreador solar (*tracker*) e o equipamento de medição [110].

A Figura 37 mostra a tela principal de acesso aos dados coletados. No canto superior esquerdo, são informados os dados ambientais extraídos dos sensores instalados junto ao módulo, como temperatura ambiente, umidade, velocidade e direção do vento, pressão e irradiância direta. Muitos desses valores não são mostrados devido ao fato de os medidores responsáveis por essas medidas não

estarem instalados. Para os dados que não são medidos diretamente por este sistema, foram coletados dados de uma estação meteorológica instalada no prédio do CPEI.

Figura 37 – Tela principal do Software WinTestFacility.



A temperatura é medida por um termopar e a medição da irradiação é realizada por um Pireliômetro, instrumento que mede a irradiação solar direta, que é denominada DNI (*Direct Normal Irradiance*) nesse *software*. A radiação solar direta entra no instrumento através de uma janela e é direcionada para uma termopilha, que é composta de termopares conectados em série, cuja função é transformar a energia térmica em sinais elétricos (Sinovoltaics, 2015).

Um exemplo de pireliômetro da marca *Hukseflux Thermal Sensors* pode ser visto na Figura 38.

Figura 38 – Pireliômetro de resposta rápida da Hukseflux Thermal Sensors.



Fonte: Direct Industry, 2017

Na parte inferior esquerda da tela, se encontram os dados do posicionamento do *tracker*, que tem a função de posicionar os módulos de modo a que sempre fiquem perpendiculares aos raios solares. Nesse campo são mostrados o azimute e elevação dos módulos, a massa de ar, o horário solar, o horário padrão de Greenwich, o nascer e o pôr do sol, a elevação máxima dos módulos e os erros de posicionamento entre o equipamento e sol.

No canto superior direito é mostrado uma curva I–V medida. Abaixo da curva é possível visualizar os dados elétricos, como tensões, correntes, potências, fator de forma, eficiência e temperatura dos módulos. Esses valores são atualizados a cada nova medição automática realizada pelo *software*. A aquisição dos dados foi feita dentro do intervalo de 8h às 17h com intervalos de um minuto entre as amostras. O valor mínimo de irradiação que o sistema começa a gravar foi ajustado como 500 W/m², com uma variação máxima de 2%. Todos os dados medidos são armazenados em um banco de dados do *software Microsoft Access* na forma de tabelas. Cada medição realizada contempla os seguintes dados:

- ✓ Horário de medição;
- ✓ Data da medição;
- ✓ I_{sc} : Corrente de curto-circuito;
- ✓ V_{oc} : Tensão de circuito aberto;
- ✓ I_m : Corrente no ponto de máxima potência;
- ✓ V_m : Tensão no ponto de máxima potência;
- ✓ P_m : Potência no ponto de máxima potência;
- ✓ *Fill Factor*: Fator de forma;

- ✓ EFF: Eficiência;
- ✓ P_{in} : Potência total do módulo;
- ✓ Sup: Área da superfície do módulo (soma das áreas das seis células);
- ✓ Temp: Temperatura dos módulos;
- ✓ DNI: Irradiação normal direta incidida nos módulos;
- ✓ Azimut: Azimute de variação da posição do *tracker* referenciado ao oeste;
- ✓ Elevazione: Elevação da plataforma do *tracker* em relação à posição perpendicular ao solo;
- ✓ Azimut_err: Diferença entre os valores de posicionamento de malha aberta e fechada do circuito de controle no eixo azimutal;
- ✓ Elevazione_err: Diferença entre os valores de posicionamento de malha aberta e fechada do circuito de controle no eixo vertical;

A Figura 39 mostra os instrumentos que formam a configuração experimental descrita: na parte superior esquerda está uma fotografia do laboratório onde estão localizados a carga variável usada para registrar a curva I-V do módulo. Abaixo está uma fotografia da estação atmosférica mostrada a esquerda, equipada com os instrumentos necessários para medir os parâmetros meteorológicos. A direita encontra-se uma fotografia com o módulo estudado juntamente com o rastreador solar.

Figura 39 – Fotografias dos instrumentos utilizados para desenvolvimento do trabalho.



4.2 Período experimental de medida

O período de medição experimental para este trabalho compreende um ano de medição, de janeiro de 2015 a dezembro de 2015. As medições foram feitas em uma área próxima ao Centro de Pesquisa em Energia Inteligente (CPEI) no campus II do Centro Federal de Educação Tecnológica de Minas Gerais (CEFET MG), localizada em Belo Horizonte (Latitude: -19.8157 Sul, Longitude: -43.9542 Oeste) estando localizada na região suldeste do Brasil. Tem um clima tropical com estação seca, com irradiância global (G) média diária de 6,5 kWh/m² e média diária de irradiância solar direta (DNI) de 5,5 kWh/m² [108]. Além de ter temperaturas do ar que pode atingir 37,5 °C durante o verão e 6 °C durante o inverno [109]. Como resultado desses altos níveis de irradiância registrados e amplitude de temperatura do ar, Belo Horizonte pode ser considerado uma localização adequada para instalação de módulos CPV com o objetivo de gerar energia, bem como para sua medição e teste.

4.3 Processamento dos dados na Rede Neural

Neste estudo, foi escolhido a RNA *feedforward* devido à fácil implementação se comparado com outros métodos para estimar a potência máxima de um módulo CPV ou outros modelos de RNAs. A RNA foi implementada usando o *Matlab® ANN-toobox*.

Conforme explicado anteriormente, os módulos CPV são principalmente afetados por mudanças da irradiação (B), espectro (S), temperatura (T) e velocidade do vento (Ws). Consequentemente a potência máxima de um módulo CPV deve ser calculada em função desses parâmetros, segundo a Equação 6:

$$P_{m\acute{a}x} = f(B, S, T, Ws) \quad (6)$$

O parâmetro utilizado para avaliar as mudanças na irradiação é a irradiação solar direta (DNI). Nos módulos CPV é utilizada lentes que concentram a luz na célula solar, e essas lentes concentram apenas a irradiação direta que chega perpendicular às lentes.

A massa de ar (AM) e a água precipitável (PW) são os parâmetros utilizados para avaliar o espectro. Os parâmetros com maior impacto nas variações de irradiação espectral são AM, nuvens, turbidez (efeito de aerossol) e vapor de água precipitável [111]. Alguns desses efeitos são difíceis de calcular ou medir, mas outros, como os efeitos causados por AM ou PW são fáceis de obter a partir de dados fornecidos por uma estação meteorológica [112-113]. Além disso, AM é o principal fator que afeta a composição espectral da radiação solar [114].

O parâmetro utilizado para avaliar a temperatura é a temperatura do módulo (T_{Mod}). A $P_{m\acute{a}x}$ de um módulo CPV diminui quando a temperatura das células dentro do modulo aumenta. Devido a dificuldade para se medir este valor, considerará que existe uma relação direta entre a temperatura da célula e a temperatura do módulo. Assim, esta temperatura T_{Mod} será utilizada.

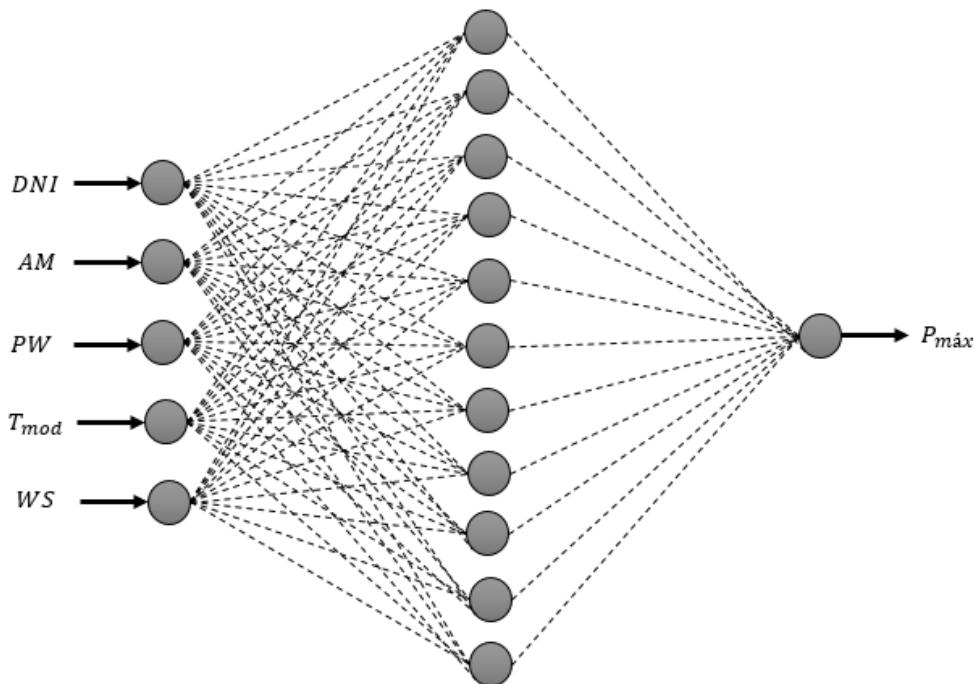
Como conclusão, existe uma função f que relaciona DNI, AM, PW, T_{Mod} , WS, equação 7:

$$P_{m\acute{a}x} = f(DNI, AM, PW, T_{Mod}, WS) \quad (7)$$

Assim, o problema se resume ao cálculo da função f , entretanto, a relação entre os parâmetros é não-linear e não pode ser facilmente expressada por uma equação analítica. Esta função f pode ser estimada com base nos pesos e bias de uma estrutura ideal de uma RNA.

O layout da RNA está organizado em três camadas: camada de entrada, camada intermediária ou oculta e camada de saída. O número de neurônios na camada de entrada e saída é, respectivamente, com base nas dimensões de entrada e saída da função em estudo. O número de neurônios da camada intermediária é determinado empiricamente. Várias RNAs com diferentes estruturas foram treinadas para encontrar a melhor arquitetura, a que melhor convergiu a saída da rede para a saída medida, foi: cinco neurônios na camada de entrada (DNI, AM, PW, T_{Mod} , WS), onze neurônios na camada intermediária e um neurônio na camada de saída ($P_{máx}$). Para exemplificar, na Figura 40 segue a arquitetura da RNA de forma gráfica.

Figura 40 – Arquitetura da RNA utilizada na dissertação.



4.3.1 Normalização dos dados

É necessária uma normalização de todas as estradas e saídas reais introduzidas durante o processo de treinamento, para melhorar a tarefa de

treinamento a aprendizagem da RNA. O processo de normalização consiste em uma ampliação dos dados, para distribuí-los em uma gama de valores entre 0 e 1, aplicando a todos os parâmetros de entrada e saída que intervêm no treinamento da RNA (DNI, AM, PW, T_{Mod} , WS), através da equação 8:

$$\tilde{x} = \frac{x - x_{min}}{x_{max} - x_{min}} \quad (8)$$

4.3.2 Processo de treinamento e validação da RNA

Para o processo de treinamento, a RNA requer um conjunto de amostras adequadas, as saídas da rede para algumas entradas. Quando o vetor de entrada (DNI, AM, PW, T_{Mod} , WS) é apresentado a camada de entrada da rede, os pesos e bias são ajustado iterativamente, usando o algoritmo *Levenberg-Marquardt (LM)*.

Para evitar que a RNA memorize os exemplos de treinamento, os dados disponíveis são divididos em três subconjuntos: conjunto de treinamento, conjunto de validação e conjunto de teste, de acordo com as seguintes porcentagens: 45%, 20% e 35%, respectivamente. O conjunto de treinamento é usado para calcular o gradiente e atualizar os pesos e bias da rede. O erro do conjunto de validação normalmente diminui durante a fase inicial do treinamento da mesma forma que o erro do conjunto de treinamento. No entanto, quando a rede começa a memorizar os dados de treinamento (*overfitting*), o erro do conjunto de validação geralmente começa a aumentar. O erro do conjunto de teste não é usado durante o treinamento, mas é usado para comparar diferentes modelos.

Antes de serem publicados os resultados finais, foram realizados vários testes para fazer essa divisão, os conjuntos de treinamento e validação foram escolhidos aleatoriamente. O resto dos dados não utilizados nesses conjuntos foram usados para formar o conjunto de teste.

CAPÍTULO 5 – RESULTADOS

Este capítulo apresenta os resultados obtidos pelo treinamento da rede. São apresentados os resultados de saída da rede e comparados com os valores medidos. São apresentados os erros obtidos nas fases de treino, validação e teste.

5.1 Dados utilizados

A seguir, é apresentada uma série de gráficos que mostrarão as principais características do local onde as medidas experimentais foram registradas. Para realizar este estudo, dados ambientais foram utilizados (DNI, AM, PW, T_{Mod} , WS) de um ano meteorológico completo, de janeiro de 2015 a dezembro de 2015. Inicialmente, é conveniente implementar uma análise na qual, a partir de representações de histogramas a porcentagem de medidas registradas para diferentes intervalos é obtida dependendo das diferentes condições atmosféricas em estudo. Desta forma, será possível obter um conhecimento detalhado das condições climatológicas representativas da localização analisada, Belo Horizonte. Nesse sentido, as Figuras (41–45) mostram a distribuição percentual dos dados meteorológicos coletados e divididos em intervalos de acordo com DNI, AM, PW, T_{Mod} e WS.

Como pode ser visto, e para a localização considerada, a maiorias dos dados é registrado em condições elevadas de DNI, entre 800 W/m² e 1000 W/m², com uma predominância de dados acima de 900 W/m². Do mesmo modo, as medidas registras sob valores de AM entre 1 e 2 destacam-se. Já para PW as medições que dominam são para valores entre 2 cm e 4 cm. Por outro lado, existe uma alta porcentagem de medidas registradas sob valores relativamente altos de T_{Mod} , entre 30 °C e 45 °C, e valores de WS abaixo de 1 m/s.

Figura 41 – Distribuição percentual de DNI dividido em intervalos.

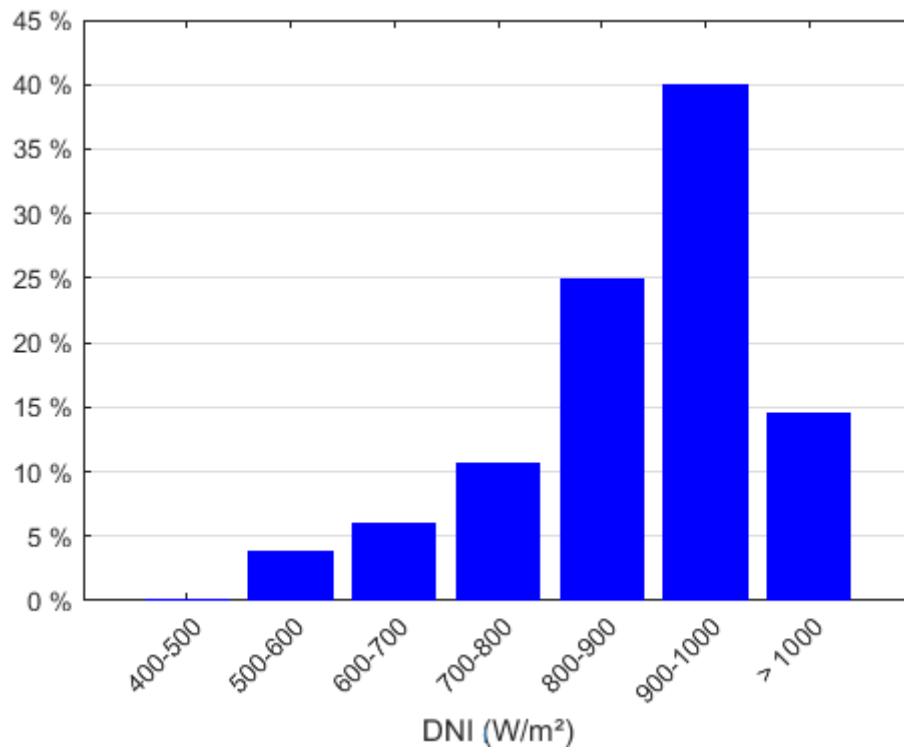


Figura 42 – Distribuição percentual de AM dividido em intervalos.

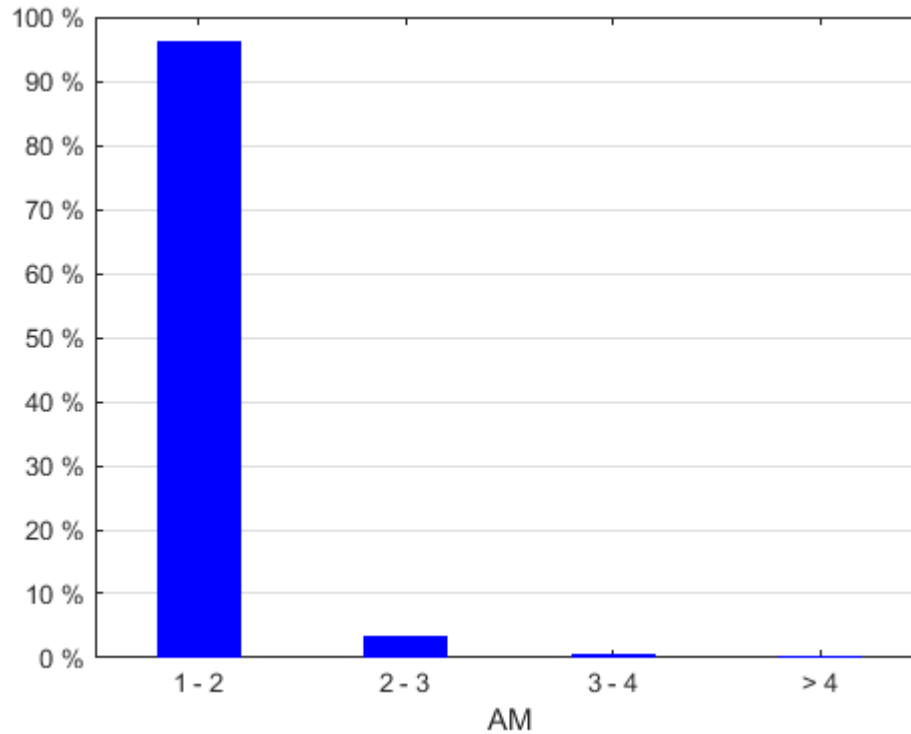


Figura 43 – Distribuição percentual de PW dividido em intervalos.

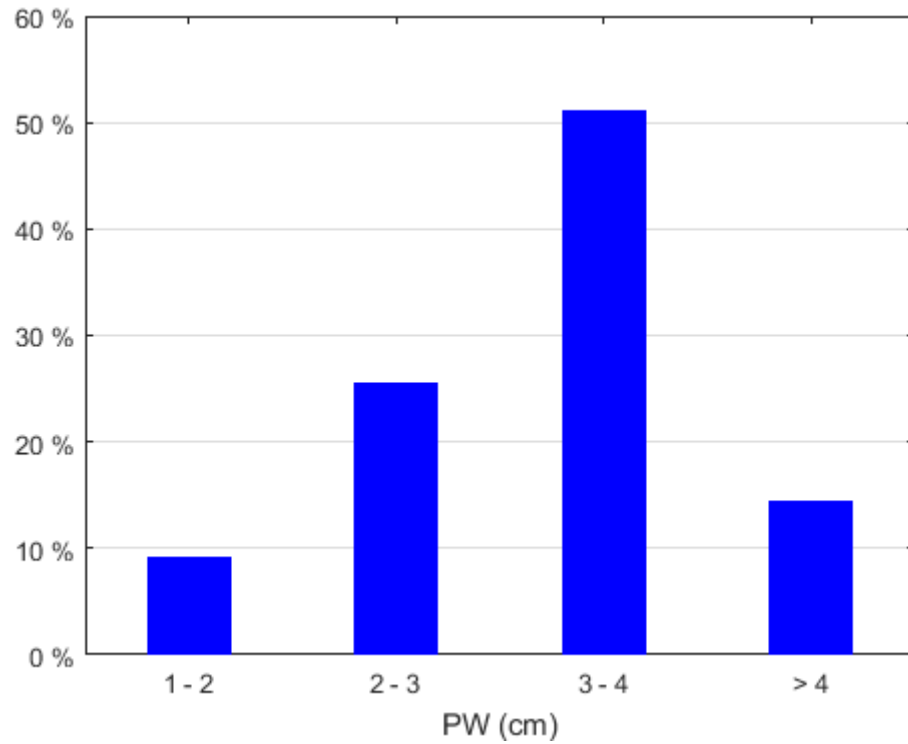
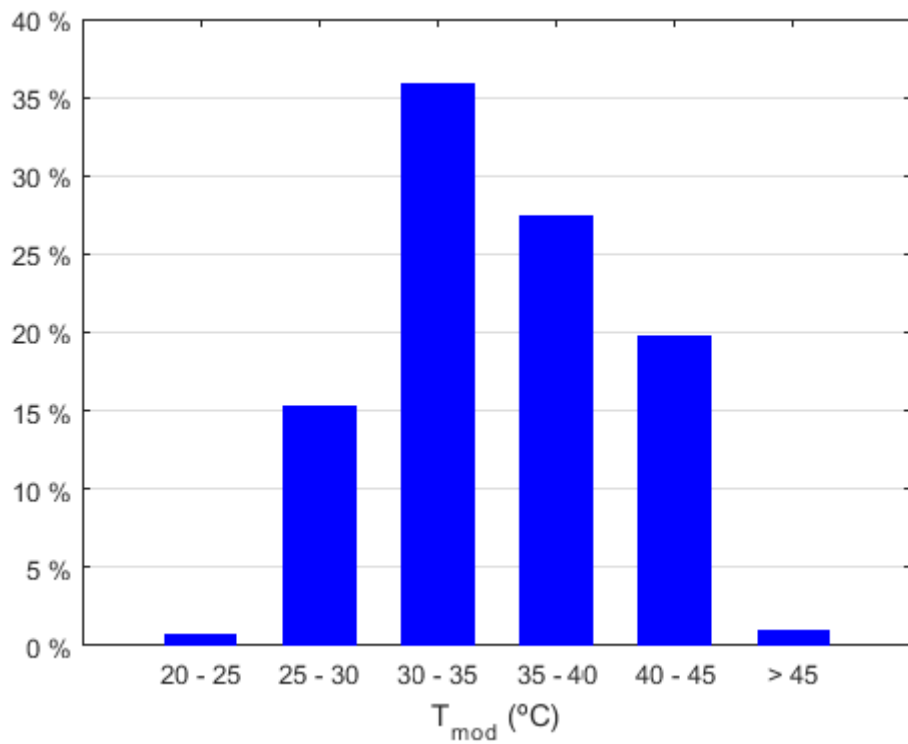
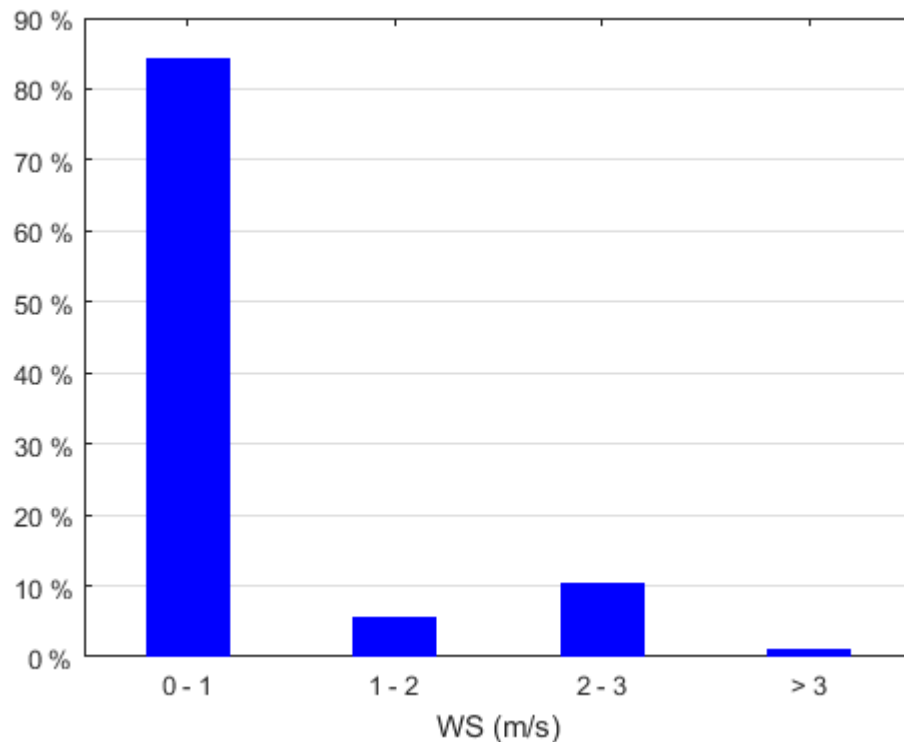
Figura 44 – Distribuição percentual de T_{Mod} dividido em intervalos.

Figura 45 – Distribuição percentual de WS dividido em intervalos.

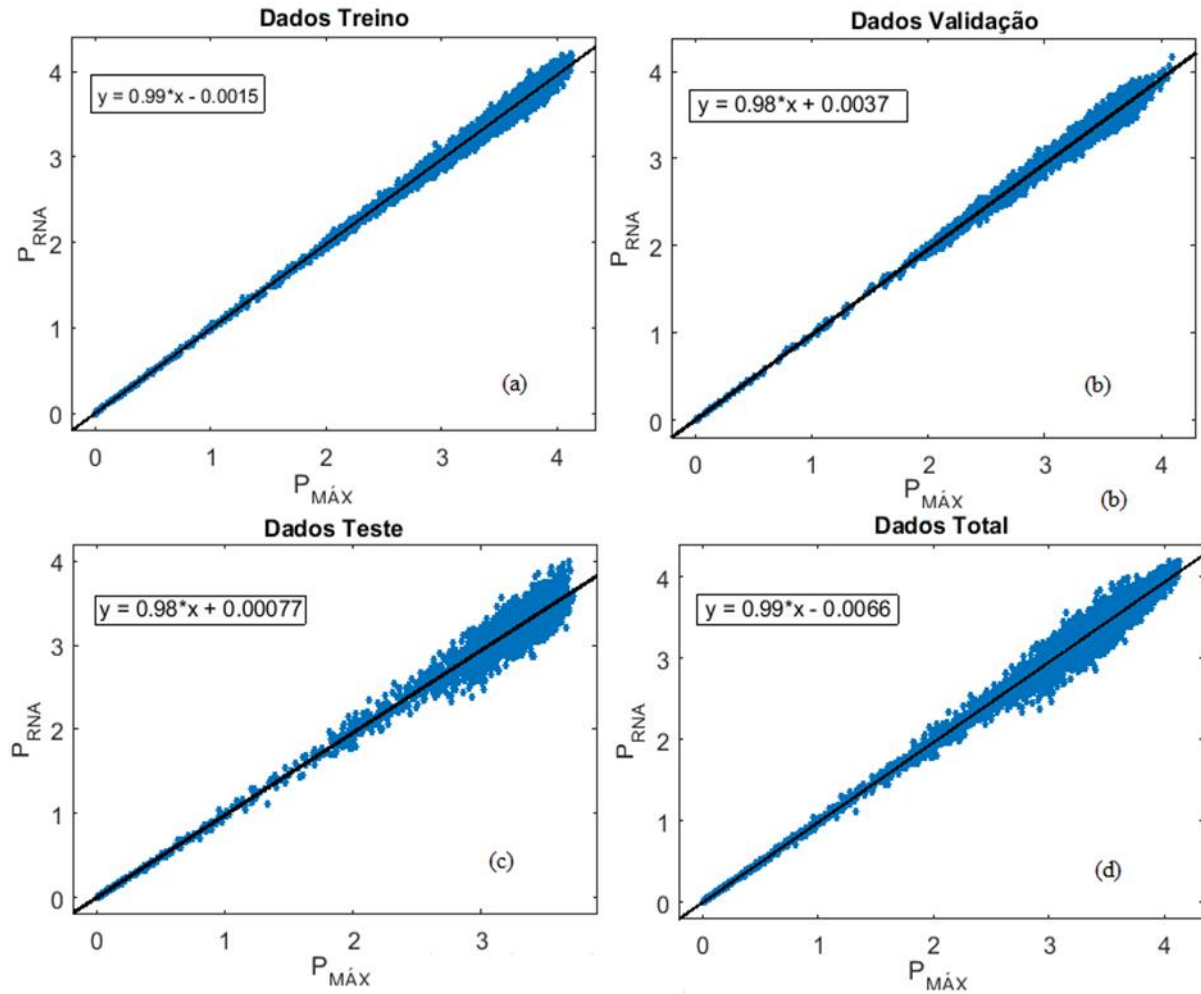


5.2 Análise dos resultados

Para avaliar o modelo, foram calculados diferentes parâmetros estatísticos para os conjuntos de treinamento, validação, teste e para o conjunto total (treinamento + validação + teste): o coeficiente de determinação R^2 , o erro médio quadrático (RMSE) e o erro de viés médio (MBE). O coeficiente de determinação R^2 dá uma indicação de quão perto estão os dados medidos e previstos. O MSE fornece uma indicação do desvio médio dos valores previstos a partir dos dados previstos correspondente, um MBE positivo indica a quantidade de superestimação nos dados previstos e vice-versa. Finalmente o RMSE representa uma medida da variação dos valores previstos em torno dos dados medidos.

Para calcular o coeficiente de determinação, é feita uma análise de regressão linear entre os dados previstos e dados reais (Figura 46 a, b, c e d), valores de determinação, assim como o MBE e RMSE estão presentes na Tabela 4.

Figura 46 – Análise de regressão linear entre a potência máxima medida e prevista.



Como pode ser observado na Tabela 4, o coeficiente de determinação para todos os conjuntos varia entre 98-99%, o que indica que há um bom ajuste entre os dados reais e previstos. É importante lembrar que os conjuntos de treinamento e validação foram utilizados durante o processo de treinamento da RNA, no entanto, o conjunto de testes é composto por dados que a rede nunca viu, e como pode ser visto a partir da análise de regressão linear (Figura 46 c) existe também um bom ajuste entre os dados reais e os dados previstos, neste caso com o coeficiente de determinação de 98,92%. Isso indicou que a RNA proposta é capaz de prever a $P_{máx}$ do módulo CPV mesmo para dados de entrada que nunca viu.

Tabela 4 – Coeficiente de determinação (R^2), erro viés médio (MBE) e erro médio quadrático (RMSE) entre dados medidos e previstos para diferentes conjuntos de dados.

	R^2 (%)	MBE	RMSE
Dados Treino	99,23	0,0346	3,01%
Dados Validação	99,10	0,0649	3,66%
Dados Teste	98,92	0,0516	5,27%
Dados Total	99,15	0,0486	4,10%

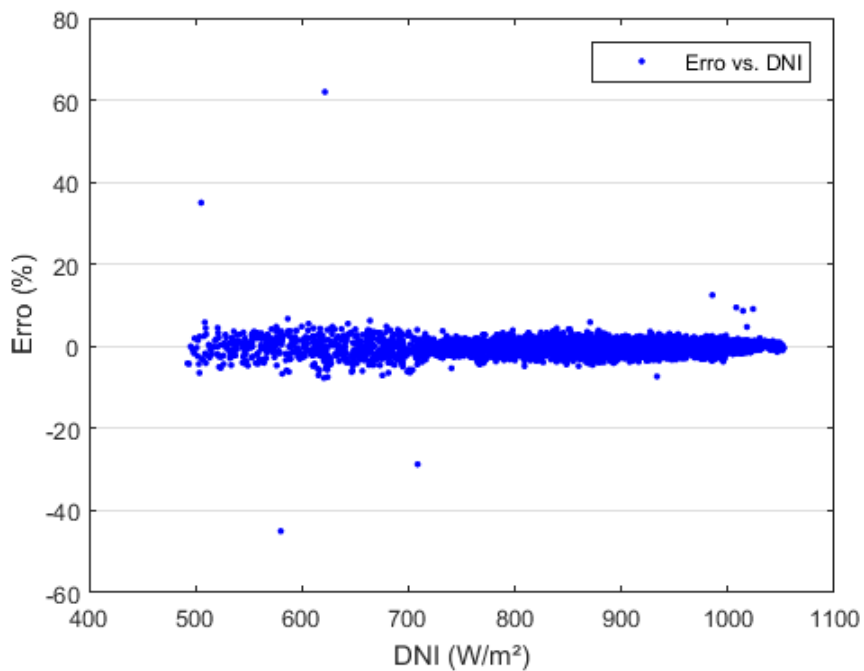
A Tabela 4 mostra o MBE e RMSE, tanto para cada conjunto de dados quanto para o conjunto de dados como um todo. Como pode ser notado, o MBE está entre (0,03 - 0,06) e o RMSE está entre (3,01% - 5,27%) para todos os conjuntos. O pior caso é para o conjunto de teste, mas como pode ser visto, ambos os erros (MBE e RMSE) estão próximos dos erros dos outros conjuntos.

Pode-se concluir a partir da análise de regressão linear e dos erros (MBE e RMSE), que uma vez que a RNA foi treinada, ela é capaz de prever a potência máxima do módulo CPV em estudo, mesmo para os dados não utilizados durante o processo de treinamento.

5.3 Modelo proposto versus parâmetros atmosféricos

O modelo proposto baseado em RNA para prever a $P_{m\acute{a}x}$ do módulo CPV foi validado. Para analisar o desempenho, o erro relativo entre dados reais e os dados previstos fornecidos pela RNA versus diferentes parâmetros atmosféricos são analisados exclusivamente do conjunto de teste (Figuras 47-51). Isso é feito porque, como explicado na seção anterior, o conjunto de testes é composto por dados que a RNA não tinha visto antes.

Figura 47 – Erro relativo versus DNI



A figura 47 apresenta o erro relativo versus o DNI. Observa-se que o erro possui uma distribuição homogênea, com concentração em torno do zero, com valores positivos e negativos e menores que 5%. Algumas poucas amostras apresentaram erros fora do esperado, possivelmente para dados com características distintas ao padrão.

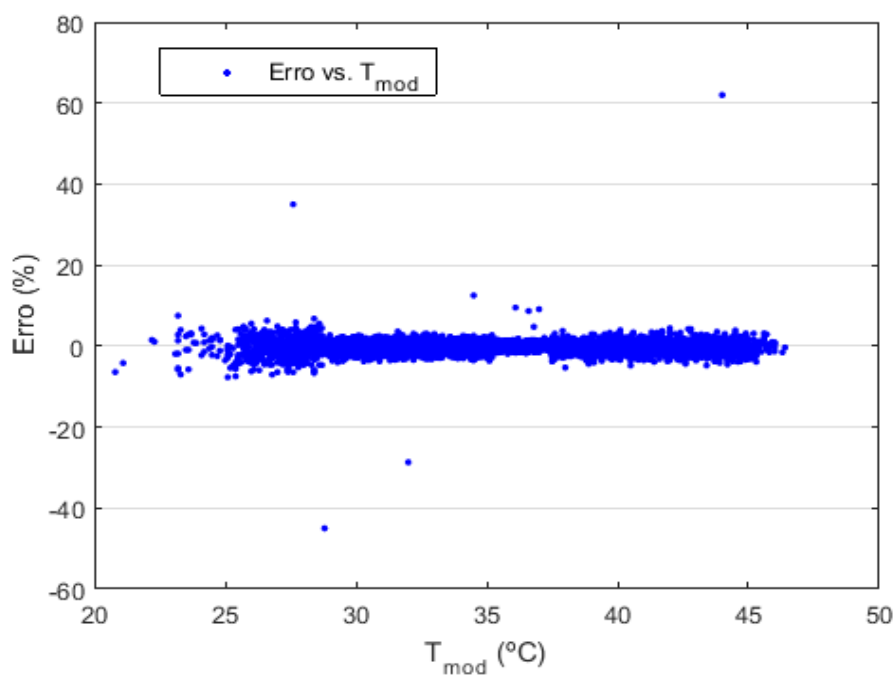
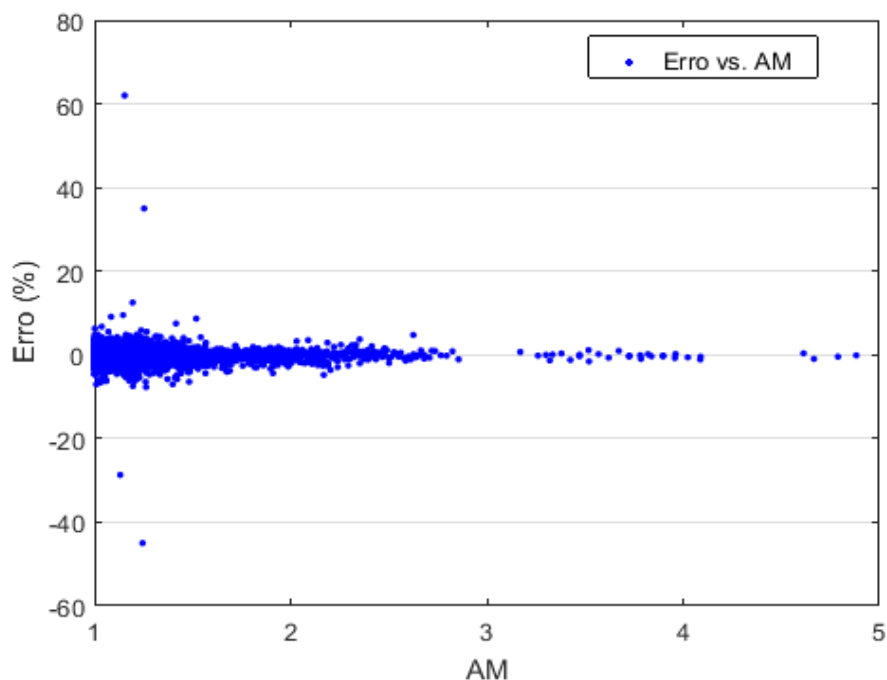
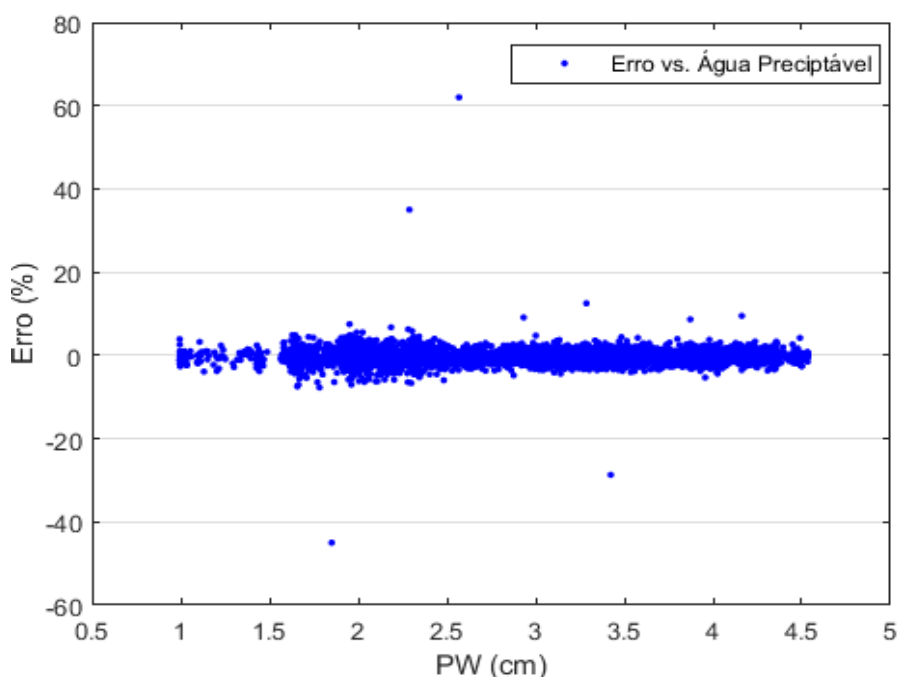
Figura 48 – Erro relativo versus T_{Mod} 

Figura 49 – Erro relativo versus AM



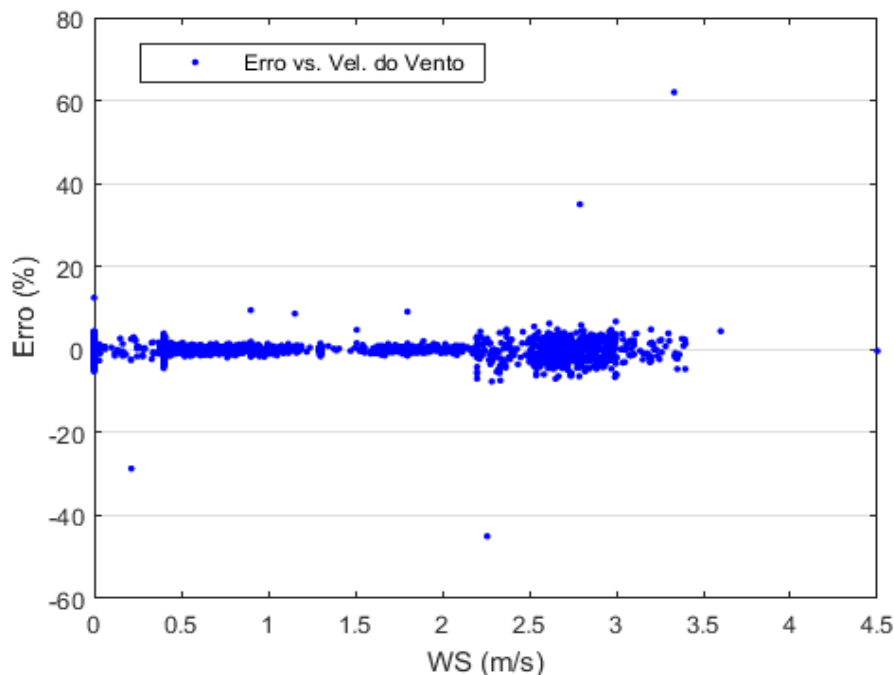
Verifica-se, na Figura 49, que houve uma concentração de dados para AM menores que 3, como já indicado na Figura 42. Isto se deve ao fato de o banco de dados ter sido construído para radiação superior a 500 W/m^2 . Desta forma, não foram coletadas medições para o sol com baixa altitude, ou seja, ao amanhecer e ao entardecer. Observa-se que o banco não foi montado para os objetivos específicos desta dissertação.

Figura 50 – Erro relativo versus PW



A Figura 50 apresenta um perfil de água precipitável na faixa de 1 a 4,5 cm. Observa-se aqui uma faixa pequena dentro da faixa existente nos diversos meses do ano. Entretanto, deve-se destacar que só ocorre medição da curva I-V para radiação superior a 500 W/m^2 , o que não ocorre para situações de alta concentração de água precipitável.

Figura 51 – Erro relativo versus WS.



A Figura 51 apresenta um resultado com erros maiores na faixa de alta velocidade do vento. Observa-se que a medida de temperatura da célula não pode ser medida diretamente e, portanto, utilizou-se a temperatura do módulo. Para baixas velocidades do vento, a correlação entre a temperatura da célula e do módulo deve ser alta, entretanto esta correlação deve diminuir à medida que a velocidade do ar aumenta, isto porque facilita a troca térmica entre o módulo e o ambiente, não alterando na mesma taxa a troca térmica entre a célula e o módulo. Assim, nas faixas de maior WS tem-se uma piora no erro da estimacão.

A partir das Figuras (47–51), pode-se ver que a RNA teve um desempenho pior para valores menores de DNI (Figura 47) e valores elevados de WS (Figura 51). Para o restante dos parâmetros atmosféricos em estudo T_{Mod} , AM e PW (Figuras 48–50) a RNA não mostrou nenhuma tendência de erro.

A Figura 47 mostra o erro relativo em relação ao DNI. Neste caso, os maiores erros ocorrem para valores de DNI abaixo de 700 W/m^2 . Para valores superiores a

700 W/m² os erros se aproximam mais do zero. Segundo a Figura 41, 90,13% das medições que foram realizadas são com DNI entre 700 e 1100 W/m², quase toda energia fornecida pelo sistema CPV é obtida em níveis elevados de DNI. Portanto, é perfeitamente possível estimar a potência máxima de um módulo CPV por meio da RNA implementada.

A Figura 51 mostra os erros em relação a velocidade do vento. Neste caso, a maioria dos erros ocorre em valores de WS superiores a 2,3 m/s, para valores inferiores, os erros são em torno de zero, mas pode-se observar na Figura 45 que 7,2 % dos dados totais medidos durante o ano tem velocidade do vento superior a 2,3 m/s, de modo que o método proposto é capaz de prever a potência máxima na maioria dos casos com um erro aceitável. Isto ocorre pois, para velocidade do ar maior, a troca térmica aumenta e existe uma mudança de relação entre a temperatura da célula e a temperatura do módulo.

Como mais uma ferramenta para avaliação da precisão do modelo proposto para previsão de potências máximas de saída de módulo CPV, optou-se em gerar um gráfico do tipo boxplot (Figura 52) e uma tabela que expressa diversas informações estatísticas sobre a distribuição dos erros de previsão do modelo proposto, essas informações podem ser vistas na Tabela 5.

Figura 52 – Boxplot do conjunto total de erros de previsão

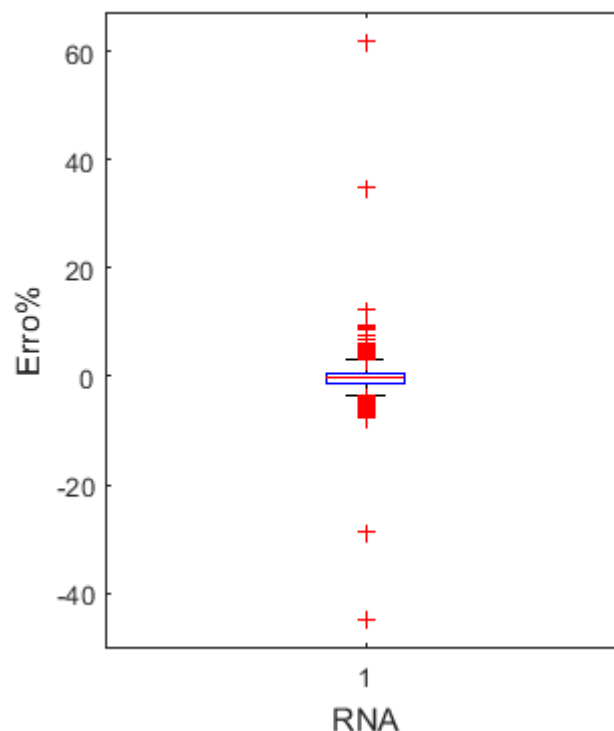


Tabela 5 – Estatística do boxplot do conjunto total de erros de previsão

Estatística	Valores
máximo	62,00
Limite superior	3,12
75% percentil	1,23
mediana	-0,57
25% percentil	-1,42
Limite inferior	-3,72
mínimo	-45,00

A partir das análises feitas nas Figuras (47-51) e observando a Tabela 5 elaborada a partir da Figura 52, pode-se concluir que a RNA implementada é capaz de prever a potência máxima do módulo CPV em estudo para a maioria das situações que ocorrem durante um ano em Belo Horizonte, com erros bastante reduzidos, pode-se ver que a mediana do erro de previsão é de -0,57%, também foi possível observar que 75% dos erros de previsão são menores que 1,23%.

CAPÍTULO 6 – CONCLUSÃO E TRABALHOS FUTUROS

Neste capítulo são apresentadas as conclusões do trabalho desenvolvido, assim como sugestões para a continuidade da pesquisa.

5.4 Conclusão

Esta dissertação apresentou o estudo de uma rede neural *feed-forward* proposta para prever a potência máxima gerada em um módulo CPV a ser gerada sob certas condições atmosféricas e previamente introduzidas no modelo como parâmetros de entradas.

Para realizar o objetivo acima, no presente estudo, utilizou-se um módulo CPV representativo dos atuais módulos industrializados, portanto, este estudo também pode permitir uma maior compreensão do comportamento desta tecnologia em condições externas e promover sua aplicação.

Para realizar o estudo, tomou-se como dados de análise, a medição de curvas I-V de um módulo CPV instalado em Belo Horizonte para um ano de ensaios, entre janeiro de 2015 a dezembro de 2015. Cada medição de potência máxima gerada pelo módulo CPV, foi armazenada em um banco de dados juntamente com as condições ambientais sob as quais a potência máxima é gerada.

Um pré-processamento dos dados foi feito, com o intuito de padronizar os dados na mesma amplitude.

Ao longo do trabalho, um estudo iterativo foi realizado com base no desempenho de repetições múltiplas, variando o número de neurônios da camada oculta, no processo de treinamento do modelo proposto. A partir do estudo iterativo realizado, foi possível concluir que a arquitetura ótima para a RNA treinadas com os dados normalizados tem uma configuração com 11 neurônios na camada

intermediária e da origem a um RMSE de 5,27% do ajuste linear (P_{RNA} vs. $P_{MÁX}$) para o subconjunto de teste.

A técnica baseada em RNA que foi proposta nesta dissertação é apresentada com ferramenta muito útil para prever o comportamento elétrico de módulo CPV, devido a ausência, até o momento, de procedimentos algébricos padrões para prever a potência máxima gerada desta tecnologia emergente. No caso do modelo de RNA proposto, uma vez que a rede é treinada, seu uso é muito simples, só exige a introdução de condições de trabalho ambientais normalizados, que o modelo retorna a potência máxima instantânea.

Nesse sentido, o modelo implementado estima a potência máxima de um módulo CPV a partir do DNI, AM, PW, WS e T_{Mod} . Os piores erros estão relacionados a valores de DNI abaixo de 700 W/m² e valores de velocidade do vento superiores a 2,3 m/s, porém, a maior parte da energia fornecida por um sistema CPV é obtida em níveis elevados de DNI.

Diante dos fatos, a RNA desenvolvida é capaz de estimar a potência máxima de um módulo CPV com um erro aceitável.

5.5 Trabalhos futuros

Com base no trabalho realizado nessa dissertação e nos resultados obtidos no final, são propostos os seguintes trabalhos futuros:

- ✓ Aplicação do modelo proposto em outros módulos CPV comerciais, cuja constituição e tipo de célula semelhante com a do módulo estudado.
- ✓ Medir um módulo CPV em outra localidade, a fim de verificar a extensão desse modelo para diferentes locais.
- ✓ Aprofundar o estudo da influência das condições atmosféricas sobre o comportamento elétrico dos módulos CPV, característica construtiva

diferentes das características do módulo estudado, juntos para a análise das diferenças de desempenho entre eles.

- ✓ Possibilidade de aplicar o modelo baseado em RNA para obter a previsão de potência máxima para outras tecnológicas PV emergentes, como as tecnologias *Thin-film (TF)*, usando um conjunto de variáveis de entradas diferentes e de acordo com a tecnologia PV em questão.
- ✓ Utilizar outras ferramentas de inteligência computacional para previsão de potência máxima gerada em módulos CPV.

REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

- [1] N. HAMSIC, et. al., "Increasing Renewable Energy Penetration in Isolated Grids Using a Flywheel Energy Storage System," in Power Engineering, Energy and Electrical Drives, 2007. POWERENG 2007. International Conference on, 2007, pp. 195-200.
- [2] A. MARMONT, et. al., "An integrated non-fossil fuel electrical power system," in AFRICON '92 Proceedings., 3^o AFRICON Conference, 1992, pp. 295-298.
- [3] Y. T. TAN, "Impact on the Power System with a large penetration of photovoltaic generation," Department of Electrical Engineering and Electronics, The University of Manchester Institute of Science and Technology, 2004.
- [4] T.M. RAZYKOV, et. al., "Solar photovoltaic electricity: current status and future prospects Sol". Energy, 85 (2011), pp. 1580-1608.
- [5] A.L. LUQUE, V.M. ANDREEV, "Concentrator Photovoltaics". Springer-Verlag 2, New York (2007) ISBN 978-3-540-68796-2.
- [6] SIEFER G., ABBOT P., BAUR C., SCHLEG T., BETT AW. "Determination of the temperature coefficients of various III–V solar cells". In: Proceeding 20^a European photovoltaic solar energy conference, 6–10 June 2005, Barcelona, Spain.
- [7] SIEFER G., BAUR C., MEUSEL M., DIMROTH F., Bett AW, WART W. "Influence of the simulator spectrum on the calibration of multi-junction solar cells under concentration". In: Proceeding 29^a IEEE PVSC New Orleans, May 20–24th, 2002; Paper No 302.6.
- [8] EDUARDO F. FERNANDEZ, GARCIA LOUREIRO AJ, PEDRO J. PEREZ HIGUERAS, SIEFER G. "Monolithic III–V triple-junction solar cells under different air temperatures and spectra". In: Proceeding 8^a IEEE CED 2011, Palma de Mallorca, ISBN: 978-1-4244-7863-7.

-
- [9] ARAKI K., KEMMOKU Y., YAMAGUCHI M. "A simple rating method for CPV Modules and systems". In: Proceeding photovoltaic specialists conference, 2008. PVSC '08 33rd IEEE 978-1-4244-1641-7.
- [10] BETT AW, JAUS J., PEHARZ G., SIEFER G., HAKENJOS A., HEILE I., et. al. "Outdoor evaluation of flatcon modules and systems". In: Proceeding photovoltaic specialists conference, 2008 PVSC '08 33rd IEEE 978-1-4244-1641-1641-7.
- [11] ASTM standard E2527-09. "Standard test method for electrical performance of concentrator terrestrial photovoltaic modules and systems under natural sunlight". (2009)
- [12] G. PEHARZ, JUAN P. FERRER RODRÍGUEZ, G. SIEFER, A.W. BETT. "A method for using CPV modules as temperature sensors and its application to rating procedures". Solar Energy Materials and Solar Cells, 95 (2011), pp. 2734-2744
- [13] D.L. KING, W.E. BOYSON, J.A. KRATOCHVIL. "Photovoltaic array performance model". Sandia National Laboratories (2004), SAND2004–3535.
- [14] WHITAKER CM, TOWNSEND TU, NEWMILLER JD, KING DL, BOYSON WE, KRATOCHVIL JA, et al. "Application and validation of a new PV performance characterization method". In: Proceedings of the 26^a IEEE PVSC; 1997. p. 1253–6.
- [15] ARONOVA ES, GRILIKHES VA, SHVARTS MZ, TIMOSHINA NH. "On correct estimation of hourly power output of solar photovoltaic installations with MJ SCs and sunlight concentrators". In: Proceedings of the photovoltaic specialists conference; 2008. PVSC '08. 33rd IEEE.
- [16] G.S. KINSEY, K. STONE, J. BROWN, V. GARBOUSHIAN. "Energy prediction of amonix CPV solar power plants". Progress in Photovoltaic: Research and Applications (2010).
- [17] MARTÍNEZ M, ANTÓN I, SALA G. "Prediction of PV concentrators energy production: influence of wind in the cooling mechanisms. First steps". In:

-
- Proceedings of the 4th international conference on solar concentrators for the generation of electricity or hydrogen; 2007.
- [18] S. KALOGIROU, "Application of Artificial neural networks for energy systems". *Appl Energy*, 67 (2000), pp. 17-35.
- [19] S. KALOGIROU, "Application of Artificial neural networks in renewable energy systems applications: a review". *Renew Sustain Energy Rev*, 5 (2001), pp. 373-401.
- [20] L. HONTORIA, J. AGUILERA, J. RIESCO, P. ZUFIRIA. "Recurrent neural supervised models for generating solar radiation". *J Intell Robot Syst*, 31 (2001), pp. 201-221.
- [21] L. HONTORIA, J. AGUILERA, P. ZUFIRIA. "Generation of hourly irradiation synthetic series using the neural network multilayer perceptron". *Sol Energy*, 72 (5) (2002), pp. 441-446.
- [22] S. AL-ALAWI, H. AL-HINAL. "An ANN-based approach for predicting global radiation in location with no direct measurement instrumentation". *Renew Energy*, 14 (1998), pp. 199-204.
- [23] A. MELLIT, M. BENGHANEM, A. HADJ ARAB, A. GUESSOUM. "A simplified model for generating sequences of global radiation data for insulates sites: using neural network and library of Markov transition matrices". *Sol Energy*, 79 (5) (2005), pp. 468-482.
- [24] A. MELLIT, M. BENGHANEM, S. KALOGIROU. "An adaptative wavelet-network model for forecasting daily total solar". *Appl Energy*, 83 (2006), pp. 704-722.
- [25] A. BAHGAT, N. HELWA, G. AHAMD, E. EL SHENAWY. "Estimation of the maximum power and normal operating power of a photovoltaic module by neural networks". *Renew Energy*, 29 (2004), pp. 443-457.

-
- [26] T. HIMAYA, K. KATABAYASHI. "Neural network based estimation of maximum power generation from PV module using environmental information". IEEE Trans Energy Convers, 12 (3) (1997), pp. 241-247.
- [27] A. MELLIT, M. BENGHANEM, A. HADJ ARAB, A. GUESSOUM. "An adaptive artificial neural network model for sizing stand-alone photovoltaic systems: application for isolated sites in Algeria". Renew Energy, 30 (10) (2005), pp. 1501-1524.
- [28] A. MELLIT, M. BENGHANEM, S. KALOGIROU. "Modelling and simulation of standalone photovoltaic system using an adaptative artificial neural network". Renew Energy, 32 (2) (2007), pp. 285-313.
- [29] M. VEERACHARY, N. YADIAH. "ANN based peak power tracking for PV supplied motors". Sol Energy, 69 (4) (2000), pp. 343-350.
- [30] A. BAHGAT, N. HELWA, G. AHAMD, E. EL SHENAWY. "Maximum power point tracking controller for PV systems using neural networks". Renew Energy, 30 (2005), pp. 1257-1268.
- [31] E. KARAPETE, M. BOZTEPE, M. COLAK. "Neural network based solar cell model". Energy Convers Manag, 47 (2006), pp. 1159-1178.
- [32] M. DE BLAS, J. TORRES, E. PRIETO, A. GARCÍA. "Selecting a suitable model for characterizing photovoltaic devices". Renew Energy, 25(2002), pp. 371-380.
- [33] F. ALMONACID, C. RUS, L. HONTORIA, M. F.J. "Characterisation of PV CIS module by artificial neural networks. A comparative study with other methods". Renew Energy, 35 (2010), pp. 973-980.
- [34] F. ALMONACID, C. RUS, P. PÉREZ-HIGUERAS, L. HONTORIA. "Calculation of the energy provided by a PV generator. Comparative study: conventional methods vs artificial neural networks". Energy, 36 (2011), pp. 375-384.
- [35] A. MELLIT, S. KALOGIROU. "Artificial intelligence techniques for photovoltaic applications: a review". Prog Energy Comb Sci, 34 (2008), pp. 574-632.

-
- [36] BURGESS, E. L.; PRITCHARD, D. A. "Performance of a one kilowatt concentrator photovoltaic array utilizing active cooling". Photovoltaic Specialists Conference. Anais. p.1121–1124, 1978.
- [37] LUQUE, A.; ANDREEV, V. "Concentrator Photovoltaics". Berlin, Heidelberg: Springer Series in Optical Sciences 130, 2007.
- [38] SWANSON, R. M. Photovoltaic Concentrators. Handbook of Photovoltaic Science and Engineering. p.449–503, 2005. John Wiley & Sons, Ltd.
- [39] SALA, G.; PACHÓN, D.; ANTÓN, I.; et al. Results and conclusion of c-rating project: an european initiative for normalisation and rating of pv concentrator systems. 19th European Photovoltaic Solar Energy Conference, p. 2121–2124, 2004.
- [40] SALIM, A. A.; EUGENIO, N. N. A Comprehensive Report On The Performance Of The Longest Operating 350 Kw Concentrator Photovoltaic Power System, v. 29, p. 1–24, 1990.
- [41] DEL CAÑIZO, C.; MOEHLECKE, A.; ZANESCO, I.; TOBÍAS, I.; LUQUE, A. Analysis of a technology for CZ bifacial solar cells. IEEE Transactions on Electron Devices, v. 48, n. 10, p. 2337–2341, 2001.
- [42] LUQUE, A.; HEGEDUS, S. Handbook of Photovoltaic Science and Engineering. 2nd ed. West Sussex, England: John Wiley & Sons, Ltd., 2011.
- [43] VERLINDEN, P. J.; TERAQ.; D. D. SMITH; McINTOSH, K.; SWANSON, R.; GANAKAS, G.; LASICH, J. Will we have a 20% efficient (PTC) Photovolatic system? 17th European Photovoltaic and Solar Energy Conference. Anais. p.385–390, 2001.
- [44] HONTORIA, L.; PÉREZ-HIGUERAS, P.; TERRADOS, J.; ALMONACID, G. A Real Alternative for Producing Solar Electricity: The CPV. Current State of CPV: A Review. 2012.
- [45] PÉREZ-HIGUERAS, P.; MUÑOZ, E.; ALMONACID, G.; VIDAL, P. G. High Concentrator PhotoVoltaics efficiencies: Present status and forecast.

-
- Renewable and Sustainable Energy Reviews, v. 15, n. 4, p. 1810–1815, 2011.
- [46] AGUILERA, J.; MUÑOZ, E.; TERRADOS, J. The CPV Challenge: Pt. 1: Achieving Grid Parity. London: CPV Today, 2009.
- [47] BETT, A. W. Topics 2009: Research for global markets for renewable energies – Concentrating photovoltaics (CPV) for countries with high direct irradiation. Annual conference of the Renewable Energy Research Association in cooperation with the Renewable Energy Agency. Anais. p.154, 2009. Berlin, Alemanha.
- [48] VIANA, T. S.; RÜTHER, R.; MARTINS, F. R.; PEREIRA, E. B. Assessing the potential of concentrating solar photovoltaic generation in Brazil with satellite-derived direct normal irradiation. Solar Energy, v. 85, n. 3, p. 486–495, 2011.
- [49] STROBACH, E.; FAIMAN, D.; KABALO, S.; et al. Modeling a grid-connected concentrator photovoltaic system. Progress in Photovoltaics: Research and Applications, v. 23, p. 582–592, 2014.
- [50] GOMBERT, A.; HEILE, I.; WÜLLNER, J.; GERSTMAIER, T.; VAN RIESEN, S.; GERTER, E.; ROTTGER, M.; LERCHENMULLER, H. . Recent progress in concentrator photovoltaics. Photonics for Solar Energy Systems III. Anais. p.772508–772508–9, 2010.
- [51] GOMBERT, A. Low cost reliable highly concentrating photovoltaics - A reality. Conference Record of the IEEE Photovoltaic Specialists Conference, p. 1651–1656, 2012.
- [52] IEA-PVPS. Snapshot of Global PV Markets 2016.
- [53] PHILIPPS, S. P.; BETT, A. W.; HOROWITZ, K.; KURTZ, S. Current Status Of Concentrator Photovoltaic (CPV) Technology. 2015.
- [54] IHS. Top Solar Power Industry Trends for 2016.

-
- [55] STEINER, M.; BÖSCH, A.; DILGER, A.; et al. FLATCON® CPV module with 36.7% efficiency equipped with four-junction solar cells. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*. v. 23, p. 1323–1329, 2014.
- [56] KOST, C.; THOMSEN, J.; HARTMANN, N.; SENKPIEL, C.; PHILIPPS, S.; NOLD, S.; LUDE, S.; SAAD, N.; SCHLEGL, T. *Levelized Cost of Electricity Renewable Energy Technologies - Levelized Cost of Electricity Renewable Energy Technologies*. Freiburg - Alemanha, 2013.
- [57] HAYSOM, J. E.; JAFARIEH, O.; ANIS, H.; HINZER, K.; WRIGHT, D. Learning curve analysis of concentrated photovoltaic systems. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*. v. 23, p. 1678–1686, 2014.
- [58] GARCÍA-DOMINGO, B.; AGUILERA, J.; DE LA CASA, J.; FUENTES, M. Modelling the influence of atmospheric conditions on the outdoor real performance of a CPV (Concentrated Photovoltaic) module. *Energy*, v. 70, n. 2014, p. 239–250, 2014. Elsevier Ltd.
- [59] ALMEIDA, M. P. *Qualificação De Sistemas Fotovoltaicos Conectados À Rede*, 2012. Universidade de São Paulo. (Dissertação Mestrado).
- [60] PHILIPPS, S. P.; GUTER, W.; WELSER, E.; et al. Present Status in the Development of III–V Multijunction Solar Cells. *Next Generation of Photovoltaics*. p.121, 2012. Berlin Heidelberg.
- [61] BETT, A.; DIMROTH, F.; SIEFER, G. Multijunction Concentrator Solar Cells. *Concentrator Photovoltaics*. p.67–87, 2007.
- [62] YASTREBOVA, N. High-efficiency multi-junction solar cells: Current status and future potential. *Centre for Research in Photonics*. Abril 2007.
- [63] VILELA, O. C.; SILVA, H. M.; VELOSO, D.; URIBE, F. B.; FRAIDENRAICH, N. *Sistemas Fotovoltaicos de Alta Concentração (HCPV)*. Revisão de Conceitos. 3º RenoMat – International Conference on Materials and Processes for Renewable Energy. Anais. p.16, 2013.

-
- [64] NISHIOKA, K.; TAKAMOTO, T.; AGUI, T.; et al. Annual output estimation of concentrator photovoltaic systems using high-efficiency InGaP/InGaAs/Ge triple-junction solar cells based on experimental solar cell's characteristics and field-test meteorological data. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, v. 90, p. 57–67, 2006.
- [65] HONTORIA, L.; PÉREZ-HIGUERAS, P.; TERRADOS, J.; ALMONACID, G. A Real Alternative for Producing Solar Electricity: The CPV. *Current State of CPV: A Review*. 2012.
- [66] WU, Y.; EAMES, P.; MALLICK, T.; SABRY, M. Experimental characterisation of a Fresnel lens photovoltaic concentrating system. *Solar Energy*, v. 86, n. 1, p. 430–440, 2012.
- [67] ABREU, R. A. S. DE. Caracterização Elétrica De Células Solares De Tripla Junção – GaInP / GaAs / Ge. Ministério da Ciência e Tecnologia – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais, 2006.
- [68] GREEN, M. A.; EMERY, K.; HISHIKAWA, Y.; WARTA, W.; DUNLOP, E. D. Solar cell efficiency tables (Version 45). *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, v. 20, n. Version 45, p. 1–9, 2015.
- [69] KURTZ, S. Opportunities and Challenges for Development of a Mature Concentrating Photovoltaic Power Industry. Technical Report. NREL - National Renewable Energy Laboratory. November, 2012.
- [70] BETT, A. W.; PHILIPPS, S. P.; ESSIG, S. S.; HECKELMANN, S; KELLENBENZ, R; KLINGER, V; NIEMEYER, M; LACKNER, D; DIMROTH, F; Overview about technology perspectives for high efficiency solar cells for space and terrestrial applications. 28th European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition. *Anais*. v. 0, p.1–6, 2013.
- [71] JAIN, N. Design Of III-V Multijunction Solar Cells On Silicon Substrate. Virginia Polytechnic Institute and State University, 2013.

-
- [72] MILLER, D. C.; KURTZ, S. R. Durability of Fresnel lenses: A review specific to the concentrating photovoltaic application. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, v. 95, n. 8, p. 2037–2068, 2011. Elsevier.
- [73] MIÑANO, J. C.; GONZÁLEZ, J. C.; BENÍTEZ, P. A High-Gain, Compact, Nonimaging Concentrator: RXI. *Applied optics*, v. 34, n. 34, p. 7850–7856, 1995.
- [74] TAN, M.-H.; CHONG, K.-K.; WONG, C.-W. Optical characterization of nonimaging dish concentrator for the application of dense-array concentrator photovoltaic system. *Applied optics*, v. 53, n. 3, p. 475–86, 2014.
- [75] SHANKS, K.; SARMAH, N.; REDDY, K. S.; MALLICK, T. The Design Of A Parabolic Reflector System With High Tracking Tolerance For High Solar Concentration. p. 211–214, 2014.
- [76] SIAW, F.-L.; CHONG, K.-K.; WONG, C.-W. A comprehensive study of dense-array concentrator photovoltaic system using non-imaging planar concentrator. *Renewable Energy*, v. 62, p. 542–555, 2014.
- [77] BENÍTEZ, P.; MIÑANO, J. C.; ZAMORA, P.; et al. High performance Fresnel-based photovoltaic concentrator. *Optics express*, v. 18, n. 9, p. A25–40, 2010.
- [78] VICTORIA, M.; HERRERO, R.; DOMÍNGUEZ, C.; et al. Characterization of the spatial distribution of irradiance and spectrum in concentrating photovoltaic systems and their effect on multijunction solar cells. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, v. 21, n. 3, p. 308–318, 2013.
- [79] KHAMOOSHI, M.; SALATI, H.; EGELIOGLU, F.; et al. A review of solar photovoltaic concentrators. *International Journal of Photoenergy*, v. 2014.
- [80] XIE, W. T.; DAI, Y. J.; WANG, R. Z.; SUMATHY, K. Concentrated solar energy applications using Fresnel lenses: A review. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, 2011.
- [81] TEODORESCU, R.; LISERRE, M.; RODRÍGUEZ, P. *Grid Converters for Photovoltaic and Wind Power Systems*. 2011.

-
- [82] HASSAINE, L.; OLIAS, E.; QUINTERO, J.; SALAS, V. Overview of power inverter topologies and control structures for grid connected photovoltaic systems. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 30, p. 796–807, 2014.
- [83] ASTM G173-03. Standard Tables for Reference Solar Spectral Irradiances: Direct Normal and Hemispherical on 37 Tilted Surface. ASTM Int. West Conohocken, PA, United States, 2012.
- [84] Araki, K., Yamaguchi, M. Influences of spectrum change to 3-junction concentrator cells. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 2003; 75(3-4):707-14.
- [85] Philipps, S.P., Peharz, G., Hoheisel, R., Hornung, T., Al-Abbadi, N.M., Dimroth, F., Bett, A.W. Energy harvesting efficiency of III-V triple-junction concentrator solar cells under realistic spectral conditions. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, 2010; 94(5):869-877.
- [86] P. FAINE, SARAH R. KURTZ, C. RIORDAN, J.M. OLSON. The influence of Spectral solar irradiance variations on the performance of selected single-junction and multijunction solar cells. *Solar Cells*, 31 (1991), pp. 259-278
- [87] F. KASTEN, A.T. YOUNG. Revised optical air mass tables and approximation formula. *Applied Optics*, 28 (22) (1989), pp. 4735-4738.
- [88] C. GUEYMARD. Analysis of monthly average atmospheric precipitable water and turbidity in Canada and Northern United States *Solar Energy*, 53 (1) (1994), pp. 57-71.
- [89] EMERY K, DEL CUETO J, ZAAIMAN W. Spectral correction based on optical air mass. In: *Proceeding of 29th IEEE PV specialists conference*, New Orleans, Louisiana; 2002.
- [90] IQBAL, M. Introduction to solar radiation. Academic Press, Canada, 1983.
- [91] FERNÁNDEZ, E. F.; ALMONACID, F.; RUIZ-ARIAS, J. A.; SORIA-MOYA, A. Analysis of the spectral variations on the performance of high concentrator

- photovoltaic modules operating under different real climate conditions. *Solar Energy Materials and Solar Cells*, v. 127, p. 179-187, 2014.
- [92] VILELA, W. Estudo, desenvolvimento e caracterização de radiômetros para medidas da radiação solar. 2010. 177 p. Tese (Doutorado em Engenharia e Tecnologias Espaciais) – Instituto Nacional de Pesquisas Espaciais (INPE), São José dos Campos, 2010.
- [93] ARAKI, K., KEMMOKU, Y., YAMAGUCHI, M. A simple rating method for CPV modules and systems. *Conference Record of the IEEE Photovoltaic Specialists Conference*, 2008; art. no. 4922896.
- [94] MULLER M., MARION B., RODRIGUEZ J., KURTZ S. Minimizing variation in outdoor CPV power ratings. *AIP Conference Proceedings*, 2011; 1407:336-40.
- [95] CASTRO, M., DOMÍNGUEZ, C., NÚÑEZ, R., ANTÓN, I., SALA, G. AND ARAKI, K. Detailed effects of wind on the field performance of a 50 kW CPV demonstration plant *AIP Conference Proceedings*, 2013; 1556:256.
- [96] CHIH-KUANG L. AND JUNE-YUAN F. Analysis of structural deformation and concentrator misalignment in a roll-tilt solar tracker. *AIP Conference Proceedings*, 2013; 1556:210.
- [97] REZENDE, S.O; PRATI, R. *Sistemas Inteligente – Fundamentos e Aplicações*. Barueri: Manole, 2005.
- [98] CASTRO, L. N. de. *Análise e Síntese de Estratégias de Aprendizado para Redes Neurais Artificiais*. Dissertação (Mestrado) — Universidade Estadual de Campinas - UNICAMP, Campinas, SP, Setembro 1998.
- [99] MACHADO, A. B. M. *Neuroanatomia Funcional*. [S.l.]: Atheneu, 2003. Segunda edição - São Paulo-SP.
- [100] LENT, R. *Cem bilhões de neurônios: Conceitos fundamentais de neurociência*. [S.l.]: Editora Atheneu, 2001.

-
- [101] KANDEL, E. R.; SCHWARTZ, J. H.; JESSEL, T. M. Essentials of Neural Science and Behaviour. [S.l.]: Appleton Lange, 1995.
- [102] HAYKIN, S. Redes Neurais - Princípios e Práticas. [S.l.]: Bookman, 2001. Segunda Edição.
- [103] SHEPHERD, G.; KOCH, C. Introduction to synaptic circuits. The Synaptic Organization of the Brain, New Yourk Oxfor University Press, p. 03–31, 1990.
- [104] FAUSETT, L. Fundamentals of Neural Networks: architectures, algorithms and applications. [S.l.]: Prentice-Hall, 1994.
- [105] DALTON, A. D. J. Artificial neural networks - an approach to increasing machine intelligence. IEEE POTENTIALS, April 1991, v. 01, p. 33–36, 2000.
- [106] RIPLEY, B. D. Pattern Recognition and Neural Networks. [S.l.]: Cambridge University Press, 1996.
- [107] BRAGA, A.; CARVALHO, A. P. L. F.; LUDEMIR, T. R. Redes neurais artificiais: teoria e aplicação. 2 ed. Rio de Janeiro: LTC, 2007. 226p.
- [108] REIS, R. J.; TIBIA, C.; *et. al.* Atlas Solarimétrico de Minas Gerais. CEMIG, 2016.
- [109] C. H. JARDIM, M. R. SILVA. Extremos de temperatura do ar em Belo Horizonte: variabilidade natural e influência do clima urbano. Revista do Departamento de Geografia da USP. 2016. ISSN 2236-2878
- [110] SQUILLACE, LEONARDO DUQUE. Caracterização De Módulo Fotovoltaico Concentrado De Multijunção Através Do Método Fatorial De 3 Níveis, Trabalho de Conclusão de Curso, CEFET-MG, orientadora: Profa. Patricia Romeiro da Silva Jota, outubro de 2017.
- [111] P. FAINE, SARAH R. KURTZ, C. RIORDAN, J.M. OLSON. The influence of Spectral solar irradiance variations on the performance of selected single-junction and multijunction solar cells. Solar Cells, 31 (1991), pp. 259-278.

-
- [112] Emery K, del Cueto J, Zaaiman W. Spectral correction based on optical air mass. In: Proceeding of 29th IEEE PV specialists conference, New Orleans, Louisiana; 2002.
- [113] F. KASTEN, A.T. YOUNG. Revised optical air mass tables and approximation formula. *Applied Optics*, 28 (22) (1989), pp. 4735-4738.
- [114] C. GUEYMARD. Analysis of monthly average atmospheric precipitable water and turbidity in Canada and Northern United States. *Solar Energy*, 53 (1) (1994), pp. 57-71.
- [115] EMERY K, DEL CUETO J, ZAAIMAN W. Spectral correction based on optical air mass. In: Proceeding of 29th IEEE PV specialists conference, New Orleans, Louisiana; 2002.
- [116] TIMÓ, GIANLUCA. Course on CPV, In: Marie Curie Actions, Projeto SUN on CLEAN RSE at CEFET-MG, 2013, Course on CPV module 1, 2 e 3. Disponível em: http://www.sunonclean.eu/index.php?option=com_remository&Itemid=370&func=select&id=6 . Acesso 24 de dezembro de 2017.
- [117] SILVA, PEDRO RODRIGUES, Estudo Do Efeito da Composição Solar no Desempenho de Módulos FV Caracterizados em Condições Reais de Operação, Dissertação de Mestrado, PPGEL CEFET-MG, dezembro de 2017.