

UNIVERSIDADE FEDERAL DE SANTA CATARINA  
CAMPUS TRINDADE  
DEPARTAMENTO DE ENGENHARIA DE PRODUÇÃO E SISTEMAS  
CURSO ENGENHARIA DE PRODUÇÃO MECÂNICA

Caio Fernando Contezini

**IDENTIFICAÇÃO DE SÉRIES DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS COM ALTA  
TAXA DE PERDA DE PERFORMANCE**

Florianópolis

2022

Caio Fernando Contezini

**IDENTIFICAÇÃO DE SÉRIES DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS COM ALTA  
TAXA DE PERDA DE PERFORMANCE**

Trabalho de Conclusão de Curso submetido à  
Coordenação do Curso de Engenharia de Produção  
para a obtenção do Grau de Engenheiro Mecânico com  
habilitação em Engenharia de Produção.  
Orientador: Prof. Carlos Ernani Fries

Florianópolis

2022

#### Ficha de identificação da obra

Contezini, Caio Fernando  
IDENTIFICAÇÃO DE SÉRIES DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS COM ALTA  
TAXA DE PERDA DE PERFORMANCE / Caio Fernando Contezini ;  
orientador, Carlos Ernani Fries, 2022.  
107 p.

Trabalho de Conclusão de Curso (graduação) -  
Universidade Federal de Santa Catarina, Centro Tecnológico,  
Graduação em Engenharia de Produção Mecânica, Florianópolis,  
2022.

Inclui referências.

1. Engenharia de Produção Mecânica. 2. Energia Solar  
Fotovoltaica. 3. Taxa de Perda de Performance. 4.  
Degradação. 5. Análise de dados. I. Fries, Carlos Ernani .  
II. Universidade Federal de Santa Catarina. Graduação em  
Engenharia de Produção Mecânica. III. Título.

Caio Fernando Contezini

**IDENTIFICAÇÃO DE SÉRIES DE MÓDULOS FOTOVOLTAICOS COM ALTA  
TAXA DE PERDA DE PERFORMANCE**

Este Trabalho de Conclusão de Curso foi julgado adequado e aprovado, em sua forma final,  
pelo curso de Graduação em Engenharia de Produção Mecânica, da  
Universidade Federal de Santa Catarina.

Florianópolis, 04 de março de 2022.

---

Profa. Mônica Maria Mendes Luna, Dra.  
Coordenadora do Curso

**Banca Examinadora:**

---

Prof. Carlos Ernani Fries, Dr.  
Orientador(a)  
Universidade Federal de Santa Catarina

---

Prof.(a) Diego de Castro Fettermann, Dr.(a)  
Avaliador(a)  
Universidade Federal de Santa Catarina

---

Eng. Tiago Edmir Simão  
Avaliador(a)  
Universidade Federal de Santa Catarina

Este trabalho é dedicado aos meus colegas de trabalho e aos  
meus queridos pais.

## AGRADECIMENTOS

Agradeço aos meus pais, Luis Fernando Contezini e Izoleyde Pereira Contezini, por me incentivarem, me ensinarem importantes lições de vida e serem meu exemplo desde criança. Também agradeço por me prepararem para o mundo em que vivemos e por todas as oportunidades que me ofereceram. Sem o apoio e incentivo recebido, nada disso teria se realizado.

Agradeço a minha amada esposa, Sabrina Augustin-Contezini, por sempre estar do meu lado com muito amor, carinho e sempre nos manter focados em nossos objetivos de vida. Agradeço também aos meus sogros por sempre serem receptivos, me apoiarem e me fornecerem um ambiente de estudos propício durante a pandemia.

Agradeço ao meu primo, Leonardo Contezini, por ter sido minha maior motivação em ingressar na UFSC e por ter sempre me apoiado independente da decisão.

Aos meus amigos, Joao Vitor Lourenço, Eduardo Santos Eberhardt, Pedro Henrique da Rocha, Fernando Henrique Lonzetti e Acary de Moraes Neto. Perto ou longe, a amizade e o companheirismo foram fundamentais para me trazerem até aqui.

Ao meu orientador, Professor Dr. Carlos Ernani Fries, pelos conhecimentos compartilhados e por me guiar e participar ativamente na construção deste trabalho. Agradeço também ao Professor Dr. Ricardo Rütther por sua disponibilidade e por sua contribuição científica neste trabalho. Ainda agradeço a todos os professores que me ensinaram durante toda a graduação, em especial aos professores Diego de Castro Fettermann, Glauco Garcia Martins Pereira da Silva, Sérgio Fernando Mayerle, Luciano Bedin, Lauro Cesar Nicolazzi, Alexandre Kupka da Silva e Júlio Apolinário Cordioli.

Agradeço ao NEO Empresarial, por me propiciar um enorme desenvolvimento pessoal e profissional, além de me abrir as portas para realizar um intercâmbio no exterior e me permitir conhecer pessoas incríveis que se tornaram amigos.

Agradeço a todos colegas de trabalho que tive nesta jornada, por todos os ensinamentos e oportunidades. Agradeço em especial à empresa ENcome Energy Performance GmbH por se dispor a disponibilizar os dados necessários para realização deste trabalho.

Agradeço à Universidade Federal de Santa Catarina por tudo que me disponibilizou, por todos os momentos vividos e aprendizados obtidos neste período de graduação.

Por fim, agradeço a todos que contribuíram direta ou indiretamente para minha pesquisa e para a minha formação. Obrigado!

“A felicidade só é verdadeira quando compartilhada.” (MCCANDLESS, 1992)

## RESUMO

As usinas solares fotovoltaicas normalmente sofrem de uma degradação significativa no desempenho ao longo do tempo devido a múltiplos fatores. Existem duas classes principais de degradação, seja ela gradual ou uma anomalia repentina no sistema PV. A degradação gradual, apesar de ser esperada, é raramente medida e detectada, porém pode ter impactos significativos quando acentuada. Isto motivou a realização do trabalho para desenvolver e implementar um protocolo estatístico que possa determinar módulos fotovoltaicos que estejam sofrendo de acentuada degradação. Como a determinação da degradação de cada módulo somente através de métodos quantitativos exige dados que raramente estão disponíveis em casos práticos, como a voltagem e corrente de cada módulo, este trabalho trata de determinar a taxa de perda de performance (PLR) de séries de módulos fotovoltaicos de forma confiável e fácil de ser replicada na prática o que, entre outros fatores, inclui a degradação gradual do sistema. Este trabalho define conceitos básicos de energia solar fotovoltaica, caracteriza o tipo dos dados a serem estudados, resume brevemente abordagens estatísticas já utilizadas e introduz um protocolo para calcular a taxa de perda de performance (PLR) de séries de módulos fotovoltaicos e assim identificar aqueles cuja taxa é maior. O protocolo definido é testado em uma usina solar fotovoltaica localizada no Reino Unido, cujo intervalo de dados disponíveis é de mais de quatro anos. Este trabalho conclui que o protocolo definido pode contribuir para a identificação rápida de séries fotovoltaicas alta taxa de perda de performance, gerando uma grande economia de custos se comparado a outros métodos tradicionais como a termografia, mas que o procedimento ainda possui espaço para aprimoramentos a fim de eliminar anomalias nos dados.

**Palavras-chave:** Usina solar fotovoltaica. Identificação da taxa de perda de performance. Degradação de módulos fotovoltaicos. Aprendizado de máquinas. Detecção de perdas. PLR.

## ABSTRACT

Solar PV plants typically suffer from significant degradation in performance over time due to multiple factors. There are two main classes of degradation, either gradual or a sudden anomaly in the PV system. Gradual degradation, while expected, is rarely measured and detected, however it can have significant impacts when severe. This motivated the work to develop and implement a statistical protocol that can determine PV modules that are suffering from severe degradation. Since determining the degradation of each module only through quantitative methods requires data that is rarely available in practical cases, such as the voltage and current of each module, this thesis determinates the performance loss rate (PLR) of strings of photovoltaic modules in a way that is reliable and easy to replicate in practical cases which, among other factors, includes the gradual degradation of the system. This paper defines basic concepts of solar photovoltaics, characterizes the type of data to be studied, briefly summarizes statistical approaches already used, and introduces a protocol to calculate the performance loss ratio (PLR) of series of photovoltaic modules and thus identify those whose rate is higher. The defined protocol is tested on a solar PV plant located in the UK, whose data range is available for more than four years. This work concludes that the defined protocol can contribute to the fast identification of PV arrays with high loss rate performance, generating large cost savings when compared to other traditional methods such as thermography, but that the procedure still has room for improvement to eliminate anomalies in the data.

**Keywords:** Solar photovoltaic park. Identification of the performance loss rate. Degradation of photovoltaic modules. Machine learning. Loss detection. PLR.

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1 – Adições líquidas de capacidade de energia renovável por tecnologia.....	16
Figura 2 – Diagrama elétrico de uma usina comum.....	23
Figura 3 – Células fotovoltaicas.....	24
Figura 4 – Estrutura de conexão dos elementos fotovoltaicos de uma usina.....	25
Figura 5 – Exemplo de perda de performance teórica de um módulo qualquer sob efeito da degradação.....	26
Figura 6 – Curva I-V e potência gerada por um inversor genérico.....	27
Figura 7 – Célula corroída.....	29
Figura 8 – Módulo sob efeito da descoloração.....	30
Figura 9 – Tensão e corrente de um módulo saudável (azul) e descolorido (vermelho).....	31
Figura 10 – Módulo sob efeito de delaminação.....	32
Figura 11 – Migração de íons positivos para o semicondutor a partir da embalagem.....	33
Figura 12 – Efeito do PID em uma <i>string</i> .....	34
Figura 13 – Identificação de um <i>hot spot</i> através de termografia.....	35
Figura 14 – Eficiência de células fotovoltaicas.....	36
Figura 15 – Quatro módulos em série sob efeito de <i>mismatch</i> .....	37
Figura 16 – Curva I-V a diferentes temperaturas.....	40
Figura 17 – Eficiência de um inversor sob diferentes potências.....	41
Figura 18 – Proporção histórica do custo de módulos FV entre 2006 e 2017 na Europa.....	43
Figura 19 – Preços médios de um módulo e um inversor residencial.....	44
Figura 20 – Curvas de potência para um inversor com diferentes ILRs.....	45
Figura 21 – Curvas de ILR Ótimo para diferentes razões de potência CC/AC (60, 70 e 805).....	46
Figura 22 – Curva típica de potência e irradiação para um dia ensolarado.....	48
Figura 23 – Distribuição mensal de energia gerada por uma usina entre 2017-2020.....	48
Figura 24 – Fluxograma dos tipos de questões da análise de dados.....	49
Figura 25 – Curva de Potência, Irradiância e Temperatura dos Módulos.....	51
Figura 26 – Exemplo de uma leitura diária de seis <i>strings</i> , Irradiância e Temperatura.....	52

Figura 27 – Falha de comunicação de um inversor (INV.A) .....	53
Figura 28 – Componentes de uma série temporal .....	55
Figura 29 – Séries estacionárias e não estacionárias .....	55
Figura 30 – Resultado da transformação de um conjunto de dados em uma equação de regressão linear .....	57
Figura 31 – Exemplo de Árvore de Decisão baseada em CHAID .....	59
Figura 32 – Tratamento de uma série temporal usando LOESS .....	62
Figura 33 – Modelo de predição de potência .....	64
Figura 34 – Resultado do modelo proposto para cinco inversores.....	64
Figura 35 – Caracterização da pesquisa .....	66
Figura 36 – Etapas do Desenvolvimento do Trabalho .....	67
Figura 37 – Exemplo de uma mesa de módulos.....	70
Figura 38 – Inclinação das Mesas de módulos.....	70
Figura 39 – Leiaute da usina .....	71
Figura 40 – Perda de cada Inversor (círculos pequenos) e média (círculo maior).....	75
Figura 41 – Seleção de 10 entre 786 <i>strings</i> .....	77
Figura 42 – Árvore de decisão para inverno 2017-2018.....	82
Figura 43 – Resultados das árvores geradas para os oito semestres do período considerado.....	83
Figura 44 – Resultado da transformação das potências NOCT em PR.....	85
Figura 45 – Resultado das regressões lineares de cada <i>string</i> .....	86
Figura 46 – Simulação do efeito das PLRs obtidas no PR das <i>strings</i> .....	88
Figura 47 – Desvios-padrão do PR semestral obtido para cada <i>string</i> .....	89
Figura 48 – PR calculado para leituras selecionadas da <i>string</i> E.....	90

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1 – Principais motivos de degradação acentuada em um módulo .....	28
Quadro 2 – Especificações técnicas de um módulo .....	39
Quadro 3 – Classificação de inversores .....	42
Quadro 4 – Perdas por sobrecarga de diferentes as curvas de potência de um inversor .....	45
Quadro 5 – Fatores de perda e análise das incertezas do sistema .....	73
Quadro 6 - Perdas por cabeamento até os inversores .....	75
Quadro 7 – Perdas por cabeamento até o transformador.....	76

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1 – Extrato do resultado das transformações no STATISTICA .....	78
Tabela 2 – Exemplo de normalização para potência NOCT .....	81
Tabela 3 – Resultados da primeira árvore de decisão gerada.....	82
Tabela 4 – PLR anual de cada <i>string</i> .....	86

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

ABNT – Associação Brasileira de Normas Técnicas

CA – Corrente Alternada

CAPES - Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior

CC – Corrente Contínua

Curva I-V– Curva Corrente x Tensão

EVA – Espuma vinílica acetinada

FV – Fotovoltaico (a)

IBGE – Instituto Brasileiro de Geografia e Estatística

IEEE - Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos

IEEE – Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos

ILR – Taxa de Carregamento do Inversor (*Inverter Loading Ratio*)

Isc – Corrente de Curto-Circuito

MPPT – Rastreamento do Ponto de Máxima Potência (*Maximum Power Point Tracking*)

PLR – Taxa de Perda de Desempenho/Performance (*Performance Loss Ratio*)

POA – Plano dos Módulos (*Plane Of Array*)

PR – Relação de Desempenho/Performance (*Performance Ratio*)

Voc – Circuito Aberto de Tensão

## SUMÁRIO

<b>1</b>	<b>INTRODUÇÃO .....</b>	<b>15</b>
1.1	Contextualização.....	15
1.2	Objetivo Geral .....	15
1.3	Objetivos Específicos .....	16
1.4	Justificativa .....	16
1.5	Delimitação da pesquisa .....	17
1.6	Organização do trabalho .....	18
<b>2</b>	<b>CONTEXTUALIZAÇÃO SOBRE ENERGIA FOTOVOLTAICA.....</b>	<b>19</b>
2.1	Revisão de Literatura.....	19
2.2	Energia solar e energia fotovoltaica .....	20
2.3	Usina Solar Fotovoltaica.....	21
<b>2.3.1</b>	<b>Células solares.....</b>	<b>23</b>
<b>2.3.2</b>	<b>Módulos Fotovoltaicos.....</b>	<b>24</b>
<b>2.3.3</b>	<b>Inversores e Ponto Máximo de Potência (MPP) .....</b>	<b>26</b>
2.4	Perdas por Degradação dos módulos fotovoltaicos .....	27
<b>2.4.1</b>	<b>Corrosão .....</b>	<b>28</b>
<b>2.4.2</b>	<b>Descoloração do módulo.....</b>	<b>29</b>
<b>2.4.3</b>	<b>Delaminação do módulo .....</b>	<b>31</b>
<b>2.4.4</b>	<b>Quebras e rachaduras de módulos PV .....</b>	<b>32</b>
<b>2.4.5</b>	<b>Degradação Induzida Potencial (PID) .....</b>	<b>32</b>
<b>2.4.6</b>	<b>Hot spots .....</b>	<b>34</b>
2.5	Demais Perdas do sistema .....	35
<b>2.5.1</b>	<b>Módulos fotovoltaicos.....</b>	<b>35</b>
<i>2.5.1.1</i>	<i>Orientação e inclinação dos módulos .....</i>	<i>36</i>
<i>2.5.1.2</i>	<i>Mismatch.....</i>	<i>37</i>

2.5.1.3	<i>Sombreamento</i> .....	38
2.5.1.4	<i>Acúmulo de sujeira (soiling)</i> .....	38
2.5.1.5	<i>Temperatura</i> .....	39
2.5.1.6	<i>Célula danificada</i> .....	40
<b>2.5.2</b>	<b>Inversores - Conversão de corrente contínua para corrente alternada</b> .....	<b>40</b>
<b>2.5.3</b>	<b>Cabeamento</b> .....	<b>42</b>
<b>2.5.4</b>	<b>Sobrecarregamento dos inversores</b> .....	<b>42</b>
2.6	<i>Performance Ratio</i> de um módulo fotovoltaico .....	46
<b>2.6.1</b>	<b>Performance teórica e cálculo</b> .....	<b>47</b>
2.7	Curva típica de geração de uma usina solar.....	47
<b>3</b>	<b>ESTRUTURA, CARACTERIZAÇÃO E ANÁLISE DOS DADOS</b> .....	<b>49</b>
3.1	Leitura e extração de dados .....	50
3.2	Caracterização e coleta dos dados .....	51
<b>3.2.1</b>	<b>Qualidade dos dados</b> .....	<b>52</b>
3.3	Séries Temporais .....	54
<b>3.3.1</b>	<b>Componentes de uma série temporal</b> .....	<b>54</b>
<b>3.3.2</b>	<b>Estacionariedade</b> .....	<b>55</b>
3.4	Regressão linear simples.....	56
3.5	Árvores de Decisão.....	57
3.6	Modelos existentes de cálculo da taxa de perda de performance .....	59
<b>3.6.1</b>	<b>Decomposição sazonal e de tendência utilizando LOESS (STL)</b> .....	<b>61</b>
<b>3.6.2</b>	<b>Predição de potência de referência através de árvores de decisão</b> .....	<b>63</b>
<b>4</b>	<b>MÉTODOS</b> .....	<b>65</b>
4.1	Caracterização da pesquisa .....	65
4.2	Etapas gerais do desenvolvimento do trabalho.....	67
4.3	Delimitação da análise.....	68
<b>5</b>	<b>DESENVOLVIMENTO DO PROTOCOLO</b> .....	<b>69</b>
5.1	Seleção de uma usina solar .....	69

<b>5.1.1</b>	<b>Instalação e direcionamento dos Módulos.....</b>	<b>69</b>
<b>5.1.2</b>	<b>Descrição técnica dos componentes instalados.....</b>	<b>71</b>
5.1.2.1	<i>Módulos .....</i>	71
5.1.2.2	<i>Inversores .....</i>	71
5.1.2.3	<i>Interconexões.....</i>	71
5.1.2.4	<i>Sensores .....</i>	72
<b>5.1.3</b>	<b>Perdas previstas do sistema .....</b>	<b>72</b>
5.1.3.1	<i>Perdas por Sombreamento .....</i>	73
5.1.3.2	<i>Perdas por Soling e Mismatch.....</i>	74
5.1.3.3	<i>Perdas por cabeamento .....</i>	74
<b>5.1.4</b>	<b>Disponibilidade dos dados.....</b>	<b>76</b>
5.2	Seleção do software e dos dados a serem utilizados.....	76
5.3	Importação e transformação dos dados.....	78
5.4	Cálculo da PLR.....	79
<b>5.4.1</b>	<b>Descrição do cálculo da PLR .....</b>	<b>79</b>
<b>5.4.2</b>	<b>Definição do intervalo de tempo.....</b>	<b>79</b>
<b>5.4.3</b>	<b>Seleção dos dados.....</b>	<b>80</b>
<b>5.4.4</b>	<b>Normalização da potência gerada .....</b>	<b>80</b>
<b>5.4.5</b>	<b>Estimativa da potência NOCT semestral .....</b>	<b>81</b>
<b>5.4.6</b>	<b>Regressão linear simples dos resultados.....</b>	<b>83</b>
<b>5.4.7</b>	<b>Transformação da potência NOCT em PR .....</b>	<b>84</b>
<b>5.4.8</b>	<b>Determinação da PLR .....</b>	<b>85</b>
5.5	Considerações finais .....	87
<b>6</b>	<b>RESULTADOS E DISCUSSÃO.....</b>	<b>88</b>
<b>7</b>	<b>CONCLUSÃO.....</b>	<b>91</b>
	<b>REFERÊNCIAS.....</b>	<b>92</b>
	<b>ANEXO A – Capa da Ficha Técnica dos Módulos .....</b>	<b>102</b>

<b>ANEXO B – Dados Técnicos dos Módulos.....</b>	<b>103</b>
--	------------

# 1 INTRODUÇÃO

Este tópico traz a contextualização do trabalho, seguido pelo objetivo geral e específico do mesmo. Na sequência, é retratada a necessidade da obra no presente tema.

## 1.1 CONTEXTUALIZAÇÃO

A participação da geração de energia elétrica por usinas solares fotovoltaicas tem se tornado cada vez mais representativa com o passar dos anos, motivadas entre outros fatores por questões ambientais e por avanços nas tecnologias disponíveis ao mercado. Como resposta a esta altíssima demanda, inúmeras usinas são instaladas diariamente pelo mundo por apresentarem como uma das principais soluções para diversificar a matriz energética mundial, principalmente por ser acessível e limpa (ABSOLAR, 2018).

Os investimentos globais neste setor já deixaram de ser somente a favor do ambiente, mas passaram a ser principalmente decisões baseadas em fatores econômicos, onde questões como produtividade e eficiência têm se tornado prioridade durante a operação de tais usinas.

A motivação do presente trabalho se respalda na importância de garantir o bom funcionamento de usinas fotovoltaicas e a maximização de sua produtividade. Existem diversos fatores que podem causar interferências e tornar um projeto economicamente inviável e inúmeros outros que reduzem a eficiência da transformação de energia solar em energia elétrica. Um destes fatores é a baixa performance de módulos fotovoltaicos em realizar a conversão de energia, sendo causada por diversas razões, dentre elas a degradação natural dos equipamentos.

O foco deste trabalho será em desenvolver um protocolo eficiente e de baixo custo para identificar situações em que existe acentuada queda de performance.

## 1.2 OBJETIVO GERAL

Criar um protocolo para identificação de séries de módulos fotovoltaicos com alta taxa de perda de performance.

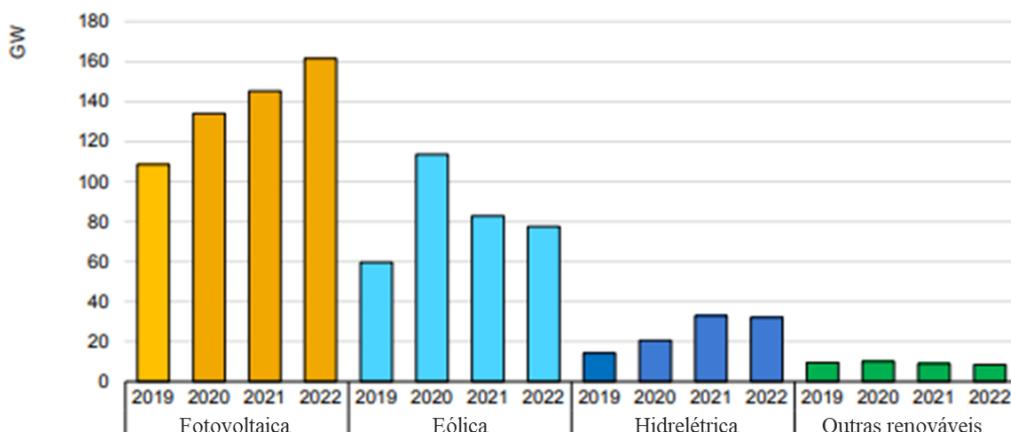
### 1.3 OBJETIVOS ESPECÍFICOS

- Levantar os principais fatores que influenciam na análise, considerando seu impacto;
- Estruturar cálculo de performance de séries (*strings*) fotovoltaicas;
- Determinar o modelo de análise de dados mais apropriado ao estudo;
- Definir métricas de comparação e avaliação entre diferentes séries fotovoltaicas;
- Aplicar protocolo definido em uma base de dados para validação dos resultados;
- Desenvolver um protocolo com baixo custo computacional e de fácil replicação.

### 1.4 JUSTIFICATIVA

Um acelerado crescimento tem sido observado no mercado de energia fotovoltaica em praticamente todos os países do mundo nos últimos anos. As previsões para os próximos anos são corrigidas constantemente, sempre aumentando. A Agência Internacional de Energia – IEA (2021) apresenta uma projeção da capacidade instalada de geração fotovoltaica no mundo no ano de 2022, a qual pode ser vista na Figura 1.

Figura 1 – Adições líquidas de capacidade de energia renovável por tecnologia



Fonte: Adaptado de IEA (2021)

Com posse dessa análise, sustenta-se a relevância e o notável crescimento que o mercado da energia solar fotovoltaica vem tendo. E, dentre os vários tipos de modelos de

negócio que surgiram para atender esse mercado, o presente trabalho trata de usinas solares fotovoltaicas. Entende-se por usinas solares os empreendimentos que utilizam o conceito de geração compartilhada em áreas remotas, o qual será apresentado na revisão da literatura.

Com a conclusão do presente trabalho espera-se contribuir para o acervo acadêmico referente ao protocolo recomendado para identificação de séries de módulos fotovoltaicos com acentuado decréscimo de performance.

## 1.5 DELIMITAÇÃO DA PESQUISA

A presente monografia limita-se a abordar as questões de identificação de strings fotovoltaicas com alta taxa de perda de performance (PLR) em uma usina solar fotovoltaica qualquer, considerando-se as limitações da análise. Não serão abordados outros assuntos como as causas que possam ter levado a tais resultados ou as ações a serem tomadas após resultados obtidos.

Também não será o foco desta monografia analisar a fundo outros métodos de auxílio à decisão, tampouco investigar sobre as entidades que compõem o setor elétrico. A confiabilidade da análise só se dará para usinas onde os módulos são do mesmo modelo e, além disso, tenham sido instalados dentro de um ano. Caso existam módulos que tenham sido instalados posteriormente ou que sejam de outros modelos, tais equipamentos não deverão ser incluídos na análise. Além disso, é importante que os módulos sejam suscetíveis de serem agrupados conforme suas características de físicas de operação (que incluem sombreamento e direção e inclinação).

Finalmente, a localização das *strings* deve se restringir a uma única usina solar, independentemente de sua macrolocalização. Isto garante que os módulos estejam operando sob as mesmas condições ambientais. A macrolocalização, apesar de influenciar na taxa de degradação (LINDIG et al., 2018), não influencia na diferença de performance entre *strings* de uma mesma usina e, portanto, não há a necessidade de se delimitar a pesquisa a uma única região.

As delimitações técnicas do trabalho estão definidas no subcapítulo 4.3 deste trabalho.

## 1.6 ORGANIZAÇÃO DO TRABALHO

Este trabalho apresenta uma estrutura clássica, dividida em capítulos.

No primeiro capítulo, Introdução, procura-se expor e contextualizar o problema em questão, assim como os objetivos que são almejados com a conclusão deste trabalho. É nesse capítulo também que será apontado a relevância e a contribuição que este estudo traz.

No segundo capítulo são explicados conceitos essenciais básicos que envolvem a geração de energia elétrica através usinas solares fotovoltaicas. Além disto, são definidas as principais perdas encontradas de acordo com a literatura.

O terceiro capítulo busca embasar cientificamente diferentes procedimentos que podem ser adotados para análise dos dados, ao identificar inicialmente a estrutura dos dados e caracterizando-os de acordo com a literatura.

O quarto capítulo discorre sobre os procedimentos metodológicos adotados para desenvolvimento do trabalho e define etapas básicas para atingir o objetivo do trabalho.

O quinto capítulo apresenta a seleção da usina solar fotovoltaica que será utilizada para validar o protocolo, assim como o desenvolvimento propriamente dito do trabalho e do protocolo.

Os resultados são então analisados e discutidos no capítulo seis.

Por final, no sétimo capítulo são apresentadas conclusões do trabalho e sugestões para trabalhos futuros.

## 2 CONTEXTUALIZAÇÃO SOBRE ENERGIA FOTOVOLTAICA

Este capítulo visa trazer uma contextualização sobre conceitos técnicos que envolvem a geração de energia elétrica através de usinas solares fotovoltaicas. Neste capítulo serão abordados conteúdos referentes aos equipamentos necessários e sua importância, as perdas presentes no processo e o conceito de *Performance Ratio*. Dessa forma, objetiva-se embasar a teoria relacionada à pesquisa ao seguir múltiplas referências da literatura.

### 2.1 REVISÃO DE LITERATURA

A utilização de um procedimento para construção de referencial bibliográfico permite a caracterização do estado da arte, com base numa revisão teórica sólida e confiável (VIEIRA, 2012). Conforme proposto pelo Laboratório de Metodologias Multicritério em Apoio à Decisão da UFSC (LABMCDA, 2009), a seleção de um portfólio de artigos deve seguir oito etapas:

- definição das bases de dados;
- definição de palavras-chave;
- busca e filtragem na base de dados;
- seleção de artigos por alinhamento do título à pesquisa;
- seleção por reconhecimento científico;
- repescagem de referências excluídas;
- leitura de resumos;
- fichamento e seleção dos artigos.

A pesquisa bibliográfica deste trabalho foi realizada com dois objetivos principais: a explicação satisfatória de conceitos que envolvem a geração de energia elétrica por usinas solares fotovoltaicas e a identificação de modelos já utilizados para detecção da taxa de perda de performance em um sistema fotovoltaico.

A etapa de explicação satisfatória de conceitos que envolvem a geração de energia elétrica permitiu identificar duas bases de dados: a primeira foi a ferramenta de busca acadêmica do Google, o qual, dada sua ampla base de dados, abrange boa parte do conteúdo disponível na internet; a segunda foi o Portal de Periódicos da CAPES. Esta escolha se deve ao fato dela ser um dos maiores acervos científicos virtuais do País, o qual conta com mais de 455 bases de dados de diversos conteúdos como patentes, teses, dissertações, livros, entre outros. A

ferramenta de busca do Google apresentou em geral um maior número de resultados, porém ao buscar termos relacionados ao segundo objetivo mencionado, frequentemente os resultados não eram concisos com os termos de busca utilizados e, assim, deu-se preferência à busca pela plataforma da CAPES.

Artigos específicos do laboratório Fotovoltaica-UFSC e do IEEE (Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos) também contribuíram como referências científicas para este trabalho. Ambas as referências foram exploradas pois o Fotovoltaica-UFSC possui diversos artigos que detalham conceitos básicos e técnicos a respeito de usinas solares fotovoltaicas e a IEEE é a maior organização técnica profissional do mundo para o avanço da tecnologia no setor eletroeletrônico e possui centenas (possivelmente milhares) de artigos publicados neste setor.

A etapa de identificação de modelos já utilizados para detecção da taxa de perda de performance em um sistema fotovoltaico definiu um grupo de palavras-chave para cada um dos dois objetivos citados anteriormente. O primeiro grupo busca os principais componentes de uma usina solar fotovoltaica, assim como os principais efeitos de perda presentes na mesma. Termos como *Solar Energy, Components, Design, Losses, Sizing, Degradation, Performance Ratio*, entre outros foram utilizados para refinar a pesquisa. Na segunda busca, foram adicionados os termos *Identification, Learning, Detection, Estimation, Prediction, Forecast, PLR* ao conjunto de palavras-chave utilizados. Na terceira, definiu-se a área de estudo: *Photovoltaic, PV, Solar Energy* ou *Solar Park* foram os termos usados para pesquisa nas duas bases de dados selecionadas, variando entre título, assunto ou qualquer campo. O resultado das demais etapas trouxe uma seleção de 37 artigos, os quais estão presentes nas referências utilizadas nos Capítulos 2 e 3 deste trabalho.

## 2.2 ENERGIA SOLAR E ENERGIA FOTOVOLTAICA

A energia solar fotovoltaica é gerada através da transformação de radiação solar em eletricidade por intermédio de materiais semicondutores, o que caracteriza o efeito fotovoltaico.

A irradiação solar que incide na parte superior da atmosfera terrestre é chamada de constante solar e, apesar de não ser um valor constante, é comumente adotada como  $1.367 \text{ W/m}^2$ , que é a quantidade de fluxo de energia solar (irradiância, em  $\text{W/m}^2$ ) que passa pela órbita média da Terra (PIACENTINI et al., 2003; PIACENTINI et al., 2011; YORDANOV e

SAETRE, 2014). Ao atravessar a atmosfera, a radiação solar sofre diversas perdas (WALLACE, 1977; LIOU, 1980) para chegar à superfície terrestre.

Para realizar a transformação de energia solar em elétrica faz-se uso do efeito fotovoltaico, o qual sob influência da radiação (calor e luz) sobre determinados materiais permite a geração de energia elétrica. Segundo Severino e Oliveira (2010), o efeito fotovoltaico é gerado através da absorção da luz solar, que ocasiona uma diferença de potencial na estrutura do material semicondutor. Complementando esta informação, Nascimento (2014) afirma que “Uma célula fotovoltaica não armazena energia elétrica. Apenas mantém um fluxo de elétrons num circuito elétrico enquanto houver incidência de luz sobre ela”. Este fenômeno é denominado Efeito Fotovoltaico.

### 2.3 USINA SOLAR FOTOVOLTAICA

A usina solar, também conhecida como parque ou planta solar, é um sistema solar fotovoltaico cuja produção de energia elétrica vem dos módulos fotovoltaicos caracterizado por ser uma instalação comercial e não de consumo próprio (SOLAR PLANT, 2022). Em sua maioria, os módulos fotovoltaicos são fixos, mas também podem ser construídos com *trackers*, seguidores solares que garantem que os módulos estejam alinhados com a direção dos raios solares, o que maximiza a absorção solar.

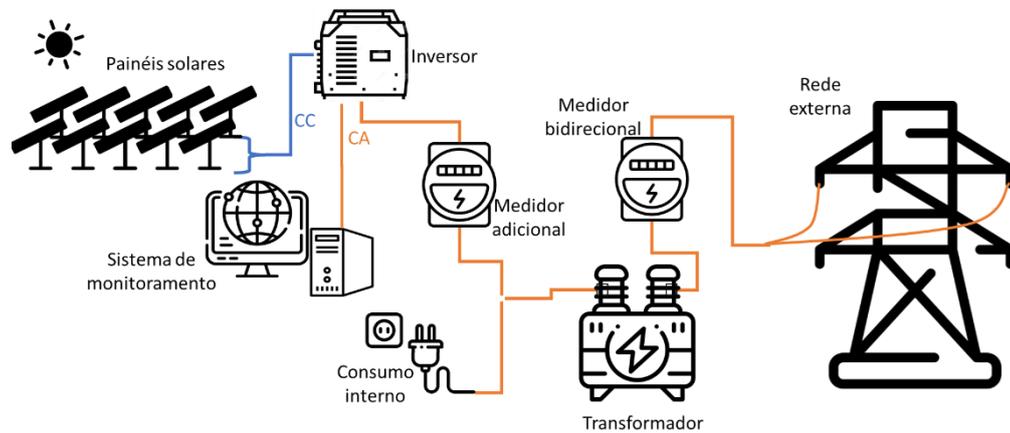
No presente trabalho, o termo usina será utilizado para designar uma usina solar fotovoltaica. Uma usina é composta por diversos componentes e os principais estão definidos na sequência:

- a) Células e Módulos Fotovoltaicos: O Principal elemento para a geração da energia solar é o módulo, o qual é composto por diversas células solares. É através dele que a luz do sol incide sob as células fotovoltaicas, movimentando os elétrons e produzindo a corrente elétrica;
- b) Inversores: Basicamente, a função do inversor é transformar corrente elétrica contínua (CC) em alternada (CA), além de garantir o fluxo regular da eletricidade e segurança. Nos sistemas conectados à rede (*on-grid*), o inversor também é responsável pela sincronia com a rede da concessionária;
- c) Materiais Elétricos: Para garantir a segurança dos equipamentos, o sistema solar fotovoltaico possui elementos que ajudam a proteger e conservar os

- componentes. Esses materiais contam com disjuntores, conectores, cabeamento elétrico, entre outros;
- d) Estrutura: Para apoio e sustentação dos módulos fotovoltaicos, precisa-se de uma estrutura de suporte. Assim, na instalação leva-se em consideração o local, material dos módulos e a inclinação necessária para captar maior radiação solar; as estruturas são feitas na maioria das vezes de aço inoxidável ou alumínio, materiais resistentes ao tempo, mantendo o padrão e qualidade na vida útil dos equipamentos;
  - e) Medidor Bidirecional: É o responsável por medir a quantidade de energia que é injetada na rede e, nas situações em que o consumo supera a produção de energia. Este equipamento é também responsável pelo registro da quantidade consumida;
  - f) Sistema de Monitoramento: Este sistema não é essencial para o funcionamento de uma usina solar, porém permite conferir em tempo real e de qualquer lugar a quantidade de energia gerada, além das condições climáticas sob as quais o sistema está submetido. O sistema de monitoramento geralmente inclui a instalação de sensores de temperatura, irradiação solar e velocidade do vento na usina.
  - g) Transformador: é a interface entre um ou mais inversores dos painéis fotovoltaicos e a linha de distribuição. É usado principalmente para elevar a tensão de entrada e acomodar a pulsação que ocorre no processo de inversão de potência em usinas de grande porte. Em comparação com outros transformadores, aqueles destinados a sistemas fotovoltaicos requerem uma estrutura mais resistente, já que estão sujeitos grandes oscilações na potência gerada (KRISHNAN, 2016). Entretanto a presença de um transformador não é obrigatória para se conectar uma usina à rede de distribuição em sistemas de porte pequeno ou médio, dependendo das características de equipamento e da rede a ser conectada.

Estes são os principais itens que compõem uma usina solar. Tal diagrama elétrico pode ser representado na Figura 2.

Figura 2 – Diagrama elétrico de uma usina comum



Fonte: O autor

### 2.3.1 Células solares

Uma célula fotovoltaica é um dispositivo fotovoltaico elementar especificamente desenvolvido para realizar a conversão direta de energia solar em energia elétrica (ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS, 2013). Células solares produzem eletricidade através de uma reação natural chamada efeito fotovoltaico. Em outras palavras, as células solares contêm todas as partes necessárias para converter a luz solar em eletricidade. As células possuem o silício (Si) como principal material, o qual é o segundo elemento químico mais abundante na terra. Este elemento químico tem sido explorado sob diversas formas: cristalino, policristalino e amorfo (CEMIG, 2012).

Atualmente a produção de células fotovoltaicas (FV) concentra-se basicamente em três tecnologias:

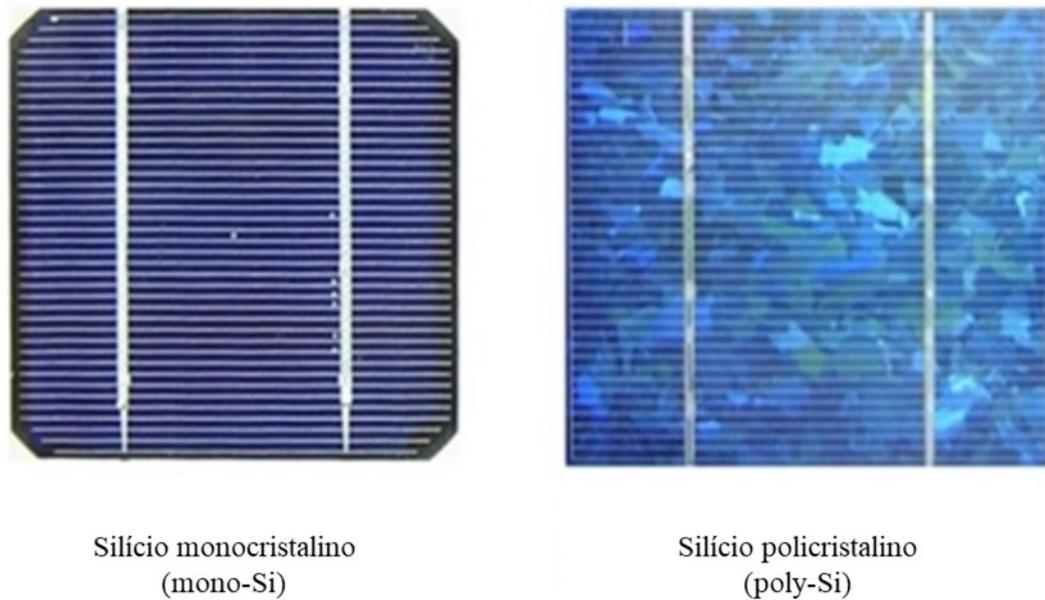
1. A primeira geração é composta por silício cristalino (c-Si), que se subdivide em silício monocristalino (m-Si) e silício policristalino (p-Si), representando 85% do mercado, por ser uma tecnologia de melhor eficiência, consolidação e confiança (CEPEL & CRESESB, 2014).
2. A segunda geração, também chamada de filmes finos, é dividida em três cadeias: silício amorfo (a-Si), disseleneto de cobre, índio e gálio (CIGS) e telureto de cádmio (CdTe).
3. A terceira geração, é definida pelo IEEE - Instituto de Engenheiros Eletricistas e Eletrônicos como:

*Células que permitem uma utilização mais eficiente da luz solar que as células baseadas em um único band-gap eletrônico. De forma geral, a*

*terceira geração deve ser altamente eficiente, possuir baixo custo/watt e utilizar materiais abundantes e de baixa toxicidade. (IEEE, 2014)*

As células fotovoltaicas tendem a ser quadradas (cerca de 125 milímetros de cada lado) e a espessura das camadas que os compõe fica entre 0,25 e 0,35 milímetros. Uma representação de uma célula solar pode ser vista na Figura 3.

Figura 3 – Células fotovoltaicas



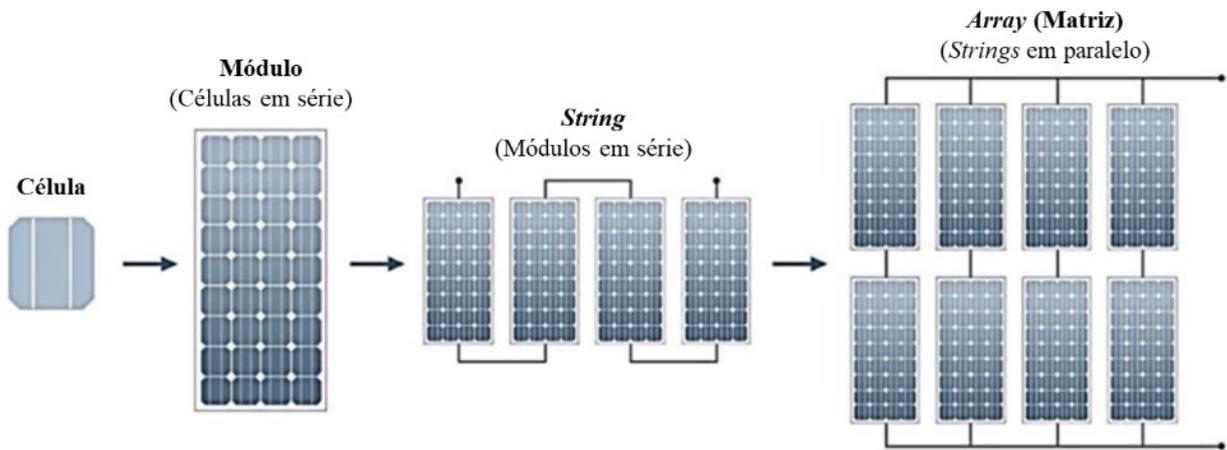
Fonte: Cepel (2013)

### 2.3.2 Módulos Fotovoltaicos

De acordo com Carneiro (2010), uma célula fotovoltaica em geral não excede a potência máxima de 3W, o que é insuficiente para a maioria das aplicações reais. Por este motivo, faz-se necessário agrupar células fotovoltaicas em série. O resultado deste agrupamento é denominado módulo fotovoltaico (ZEKRY et al., 2018).

O papel do módulo solar é amplificar, proteger e direcionar a eletricidade. As células solares podem produzir apenas uma quantidade limitada de energia. Ao construir um sistema de energia solar, múltiplas células solares são conectadas em circuitos em série ou paralelos para criar um módulo fotovoltaico. Isto produz correntes mais altas e mais energia. Os módulos também isolam todas as células solares e a fiação em uma caixa de proteção para protegê-las de intempéries. Estes módulos são então ligados juntos como uma série (*string*) fotovoltaica. A Figura 4 exemplifica a estrutura elétrica dos elementos citados.

Figura 4 – Estrutura de conexão dos elementos fotovoltaicos de uma usina



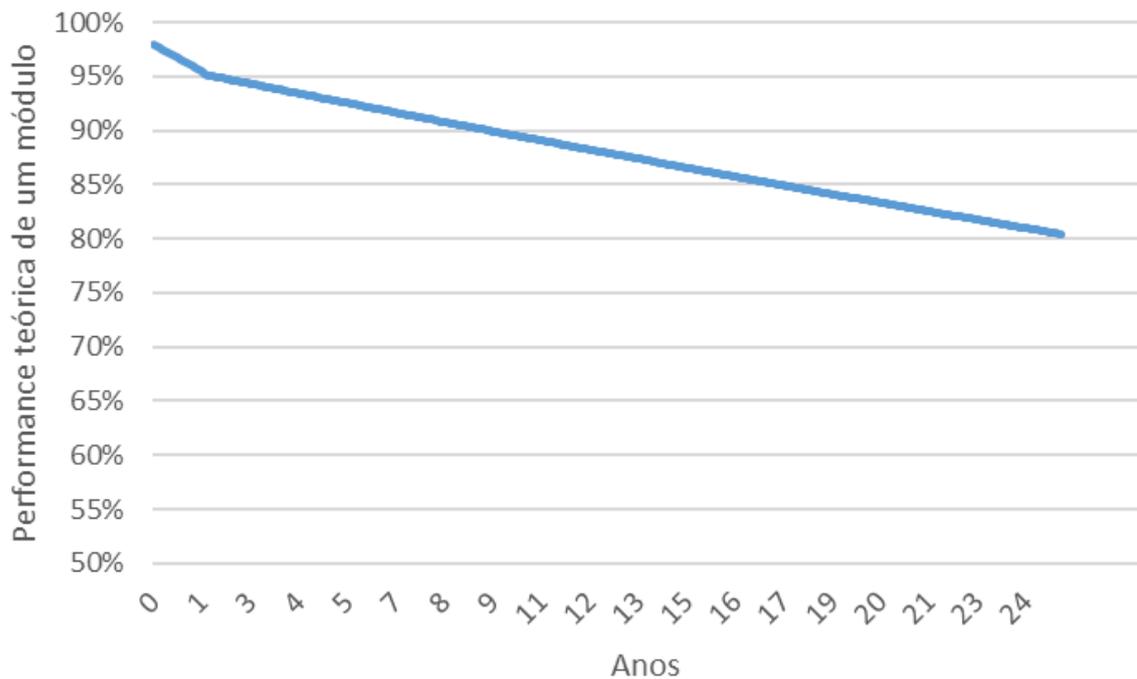
Fonte: Adaptado de Abed e Kasim e Hissain (2020)

Os módulos solares eletricamente conectados e montados sobre uma estrutura de suporte, constituem uma série de módulos, muitas vezes chamados de painéis solares. Neste trabalho, o termo *string* será utilizado para designar séries de módulos. Um arranjo fotovoltaico (*solar Array*) consiste em um ou vários painéis (NASCIMENTO, 2004).

Os módulos de um *Array* são normalmente conectados em série para obter a tensão desejada; as *strings* individuais são então conectadas em paralelo para permitir que o sistema produza mais corrente.

Conforme será detalhado no Tópico 2.3, os módulos FV estão sujeitos à degradação, fenômeno que causa em uma perda gradual de performance com o decorrer dos anos. A Figura 5 exemplifica os efeitos da degradação na performance ao longo dos anos. Em termos aproximados, os efeitos da degradação fazem com que exista uma perda de performance de vinte pontos percentuais em um intervalo de vinte e cinco anos, sendo que esta perda é variável de acordo com as condições a que os módulos estão sujeitos e sua qualidade de fabricação (LINDIG et al., 2018).

Figura 5 – Exemplo de perda de performance teórica de um módulo qualquer sob efeito da degradação



Fonte: O autor

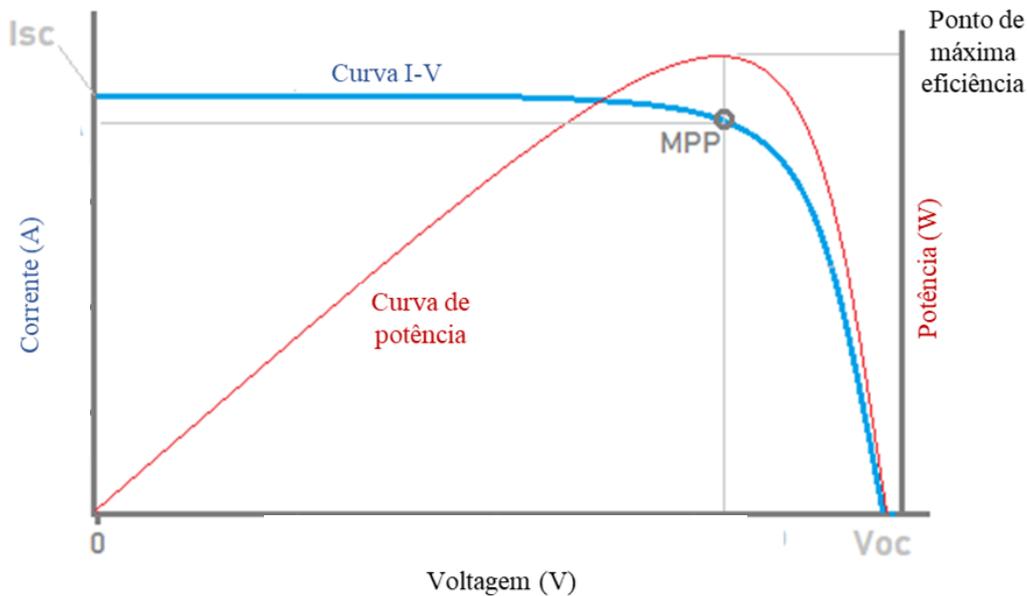
### 2.3.3 Inversores e Ponto Máximo de Potência (MPP)

Os inversores são dispositivos eletrônicos que fornecem energia elétrica em corrente alternada a partir de uma fonte de energia elétrica em corrente contínua (PINHO e GALDINO, 2014). A última, em corrente contínua, advém da potência gerada pelos módulos fotovoltaicos. Segundo Messenger e Ventre (2010), para se instalar um inversor adequado em um sistema fotovoltaico, os requisitos a serem analisados são a forma de onda da carga e a eficiência do próprio inversor.

Os inversores possuem um microcontrolador que permite rastrear o máximo ponto de potência, conhecido pela sigla MPPT (*Maximum Power Point Tracking*). Na prática, MPPT é uma técnica usada para maximizar a extração de energia em todas as condições sob as quais as *strings* estão submetidas. A eficiência da transferência de energia da célula solar depende da irradiância solar, da temperatura e das características elétricas da carga. Como estas condições variam, a característica da carga que dá a maior eficiência de transferência de energia muda.

A eficiência do sistema é otimizada quando a característica da carga muda para manter a transferência de energia com a mais alta eficiência. Esta característica da carga é chamada de ponto de máxima potência (MPP) e pode ser visualizada na Figura 6.

Figura 6 – Curva I-V e potência gerada por um inversor genérico



Fonte: O autor

## 2.4 PERDAS POR DEGRADAÇÃO DOS MÓDULOS FOTOVOLTAICOS

Lannoy e Procaccia (2005) definem degradação como a deterioração gradual das características físicas de um componente ou sistema que afetam sua capacidade de operação dentro dos critérios de aceitabilidade, causado exclusivamente pelas condições operacionais em que é submetido. Um módulo fotovoltaico degradado pode continuar gerando eletricidade com energia solar mesmo em um estado degradado, porém seu uso não é mais considerado ideal. Porém, em um estado avançado, a degradação pode exceder o limiar crítico de forma com que a operação seja mais problemática do que o retorno gerado pela geração de energia. Os fabricantes consideram que o módulo esteja degradado quando sua potência atinge 80% de sua potência inicial (WOHLGEMUTH et al., 2005).

O desempenho do módulo fotovoltaico (FV) pode ser degradado devido a vários fatores como: temperatura, umidade, irradiação, choque mecânico (NDIAYE et al., 2013). O Quadro 1 apresenta as principais degradações identificadas dos módulos de silício cristalino.

Quadro 1 – Principais motivos de degradação acentuada em um módulo

Componente	Degradação
Módulo Fotovoltaico de silício cristalino	Conexões quebradas
	Células danificadas
	Corrosão
	Delaminação do encapsulante
	Descoloração do encapsulante
	Vidro quebrado
	Falha do diodo de <i>by-pass</i>
	Falha nas soldas

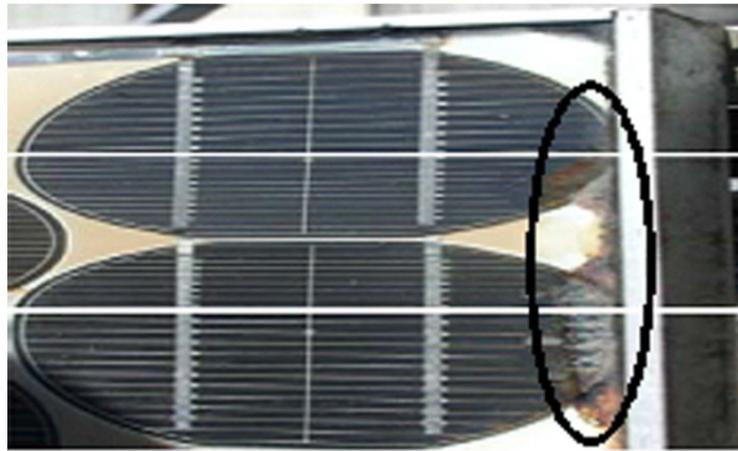
Fonte: Adaptado de Wohlgemuth et al. (2010)

Cada um desses vários fatores nomeados pode induzir um ou mais tipos de degradação do módulo. Nos tópicos seguintes, são apresentados os tipos mais frequentes de degradação encontrados na literatura:

#### 2.4.1 Corrosão

Conforme afirma Kemp (2005), a umidade entra no módulo geralmente através das bordas do laminado, principal razão pela corrosão presente nos módulos. A retenção desta umidade aumenta a condutividade elétrica do material, atacando conexões metálicas das células. Por consequência, isto causa perda de desempenho ao aumentar correntes de fuga. A Figura 7 mostra um módulo afetado pela corrosão na borda.

Figura 7 – Célula corroída



Fonte: Munoz et al. (2011).

O impacto da umidade e temperatura na degradação do módulo foi estudado em laboratório por Kurtz et al. (2011), onde foi relatado que a corrosão de determinado módulo apareceu apenas após 1000h de exposição sob 85°C e 85% de umidade relativa. Em testes realizados com outros módulos, Wohlgemuth et al. (2005), Vazques e Rey-Stolle (2008), Realini (2003) e Quintana et al. (2002) argumentam que a corrosão e descoloração são os modos predominantes de degradação dos módulos fotovoltaicos.

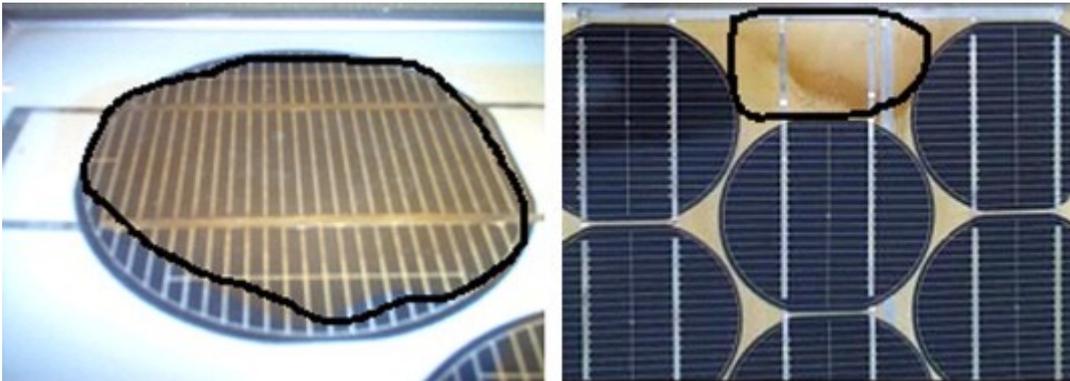
Outro fator importante para a corrosão é o sódio contido no vidro, que é reativo com a umidade (CARLSON et al., 2003). Kemp (2005) mostrou que a umidade no módulo FV está correlacionada com a taxa de degradação, especialmente em zonas geográficas quentes e úmidas, como Miami, na Flórida. Quintana et al. (2002) demonstraram que as primeiras e mais rápidas degradações dos módulos ocorrem nas junções de silício e são causadas pelo oxigênio. De acordo com Kemp (2005), só é possível evitar a entrada de umidade através da vedação adequada, fazendo-se do uso de juntas de baixa difusividade contendo uma grande quantidade de dessecante.

#### **2.4.2 Descoloração do módulo**

A descoloração caracteriza-se pela mudança de cor da carcaça do módulo, que pode ficar amarelado ou marrom. Isso faz com que a transmitância da luz se modifique e, portanto, reduz a potência gerada pelo módulo.

Oreski e Wallner (2009) afirmam que as principais causas da descoloração do módulo são os raios UV combinados com água sob temperaturas superiores a 50°C. Células PV descoloridas são apresentadas na Figura 8.

Figura 8 – Módulo sob efeito da descoloração



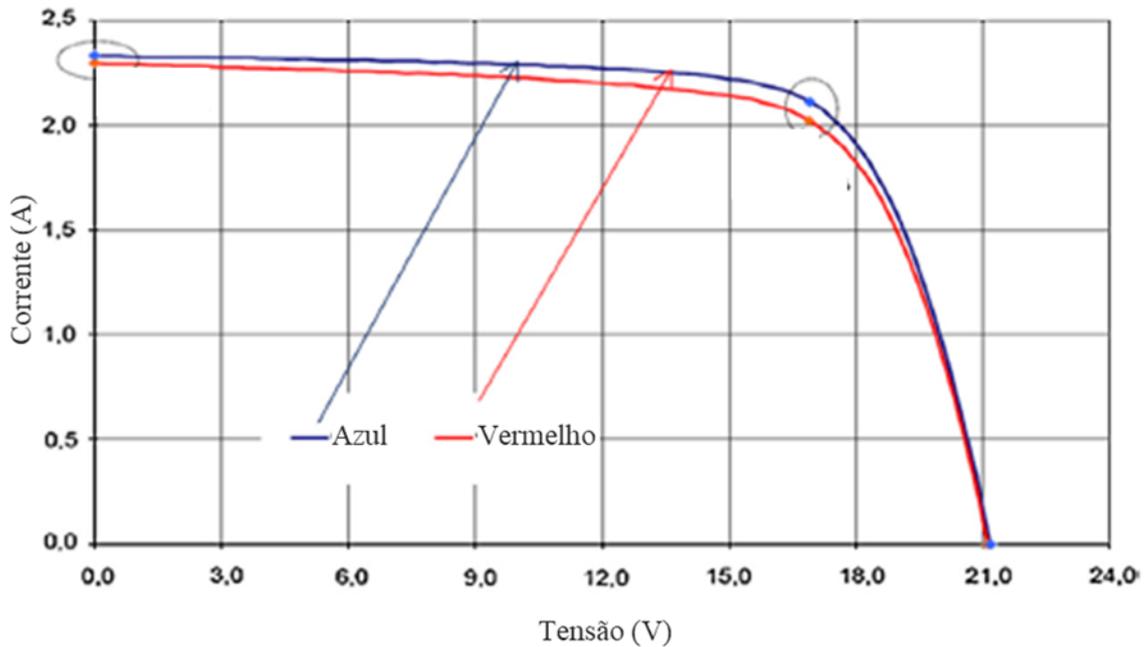
Fonte: Ndiaye (2013)

Conforme resumido por Ndiaye (2013), Kojima e Yanagisawa (2004) fizeram um experimento para entender o efeito do amarelamento no EVA presente nos módulos encapsulantes. Para isto, expuseram os mesmos sob radiação UV (com comprimentos de onda de 280nm a 380nm). Observou-se que quando uma radiação de 4000W/m<sup>2</sup> é aplicada, uma rápida descoloração aparece com aumento da fotossensibilidade após 400h de exposição. Entretanto, para uma exposição de 1000W/m<sup>2</sup> de radiação, nenhuma mudança ocorreu nos comprimentos de onda faixa mesmo após 500h exposição.

Wohlgemuth e Kurtz (2011) realizaram testes UV em módulos sob uma temperatura de 60.C quando verificou-se que a descoloração do encapsulante só aparece quando a irradiação UV global atinge 15 kWh/m<sup>2</sup> em uma faixa de comprimento de onda incluída entre 280nm e 385nm, sem exceder uma exposição de 250W/m<sup>2</sup>.

Realini (2003) realizou uma experiência entre 1982 e 2003, que lhe permitiu correlacionar as características elétricas do módulo e a descoloração de seu encapsulante. Descoloração degrada a corrente de curto-circuito (*I<sub>sc</sub>*) do módulo PV; esta degradação do *I<sub>sc</sub>* pode variar de 6% a 8% abaixo o valor nominal para uma descoloração parcial do PV superfície do módulo e de 10% a 13% para descoloração completa. A potência máxima (*P<sub>max</sub>*) do módulo PV é também degradada por descoloração do módulo.

Figura 9 – Tensão e corrente de um módulo saudável (azul) e descolorido (vermelho)

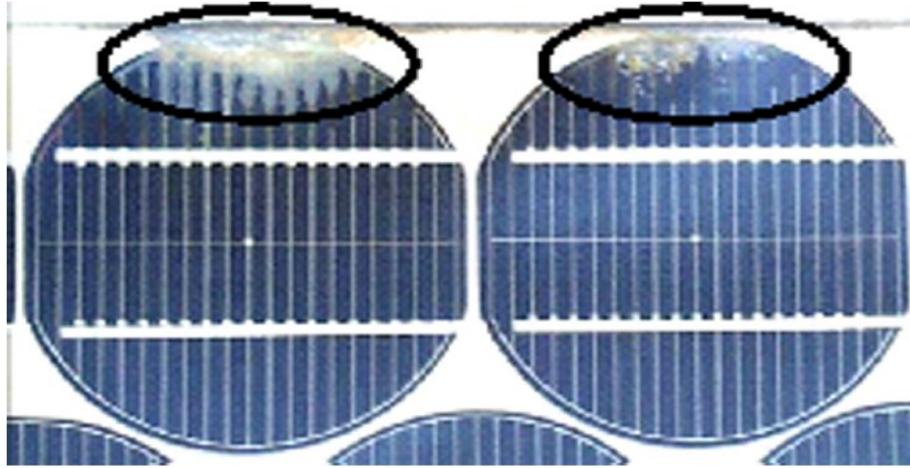


Fonte: Adaptado de Realini (2003)

### 2.4.3 Delaminação do módulo

A delaminação de um módulo causa o aumento da reflexão da luz solar e da penetração de água dentro da estrutura do módulo (Munoz et al., 2011). A delaminação pode ser causada pelo acúmulo de sal e pela penetração de umidade no módulo (JANSEN et al., 2005) e é caracterizada pela perda de aderência entre o encapsulante e as células ou entre as células e o vidro frontal. A delaminação é mais frequente em climas quentes e úmidos. Um módulo PV com delaminação nas bordas pode ser visto na Figura 10.

Figura 10 – Módulo sob efeito de delaminação



Fonte: Kaplanis and Kaplani (2011)

#### 2.4.4 Quebras e rachaduras de módulos PV

A quebra do vidro é um importante fator de degradação dos módulos, porém módulos quebrados ou com rachaduras podem continuar funcionando corretamente por vários anos. Entretanto, o risco de choque elétrico e de infiltração de umidade aumenta. Essas quebras ocorrem na maioria dos casos durante a instalação, manutenção e especialmente durante o transporte dos módulos em seus locais de instalação.

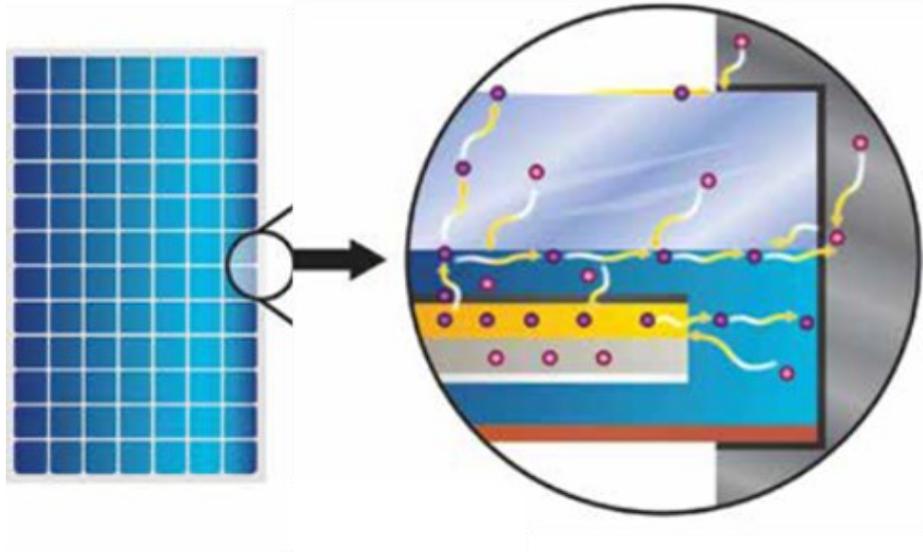
Quebras e rachaduras são geralmente seguidas por outros tipos de degradação, como corrosão, descoloração e delaminação. Conforme cita Ndiaye (2013), os produtores têm variado a espessura e a superfície das células nos últimos anos ao buscar economizar silício e reduzir os custos de fabricação de células. A espessura das células fotovoltaicas de silício diminuiu de 300  $\mu\text{m}$  para menos de 200  $\mu\text{m}$  e, às vezes, a menos de 100  $\mu\text{m}$ . Isto torna os módulos mais frágeis e mais suscetíveis para quebra durante o manuseio.

#### 2.4.5 Degradação Induzida Potencial (PID)

A degradação induzida potencial (*Potential Induced Degradation*) ocorre quando a diferença de potencial e a corrente de fuga do módulo impulsionam a mobilidade iônica entre o material semicondutor do módulo e outros elementos (por exemplo, vidro, montagem e estrutura), causando assim a degradação da capacidade de geração de energia do módulo.

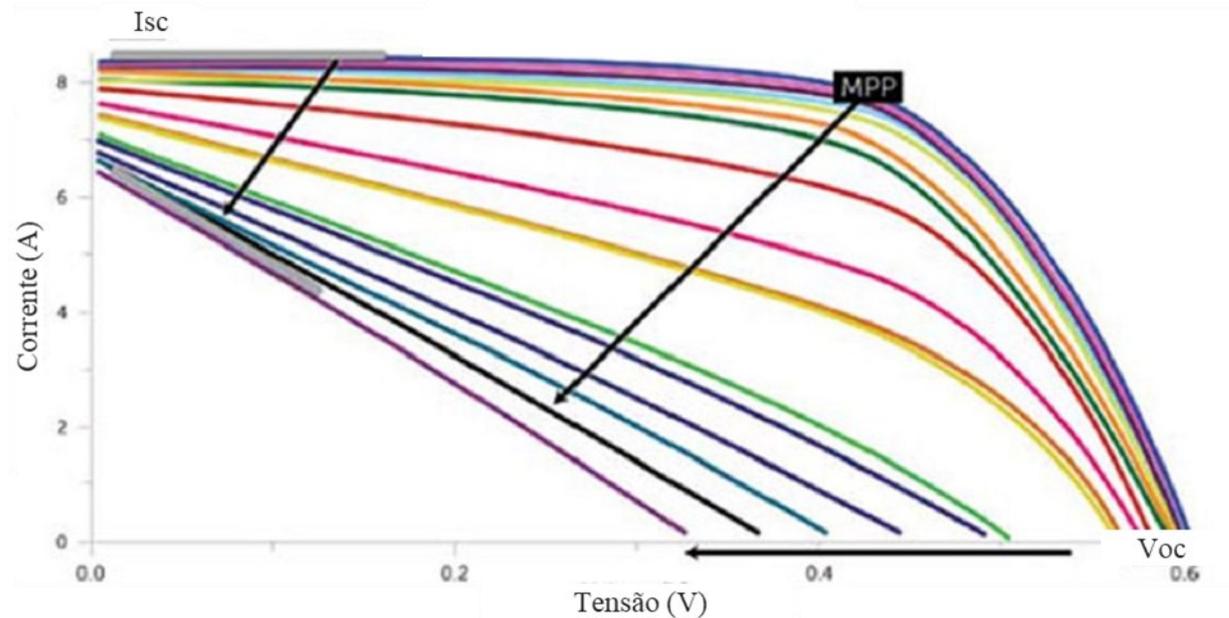
Schütz et al. (2011) confirmam que a mobilidade iônica é acelerada por umidade, temperatura e diferença de potencial entre o material semiconductor e a estrutura do módulo em um estudo realizado com módulos submetidos a diferentes condições ambientais. Esta mobilidade iônica pode ser observada na Figura 11.

Figura 11 – Migração de íons positivos para o semiconductor a partir da embalagem.



Fonte: Adaptado de AE Solar Energy (2015)

Esta degradação potencializada achata a curva Corrente-Voltagem e reduz tanto o MPP do módulo quanto sua tensão de circuito aberto ( $V_{oc}$ ). Rutschman (2012) identifica situações de PID usando três fatores: reduções de rendimento, perdas de potência e tensão e imagens infravermelhas. A Figura 12 exemplifica o efeito do PID na tensão e corrente de uma *string*.

Figura 12 – Efeito do PID em uma *string*

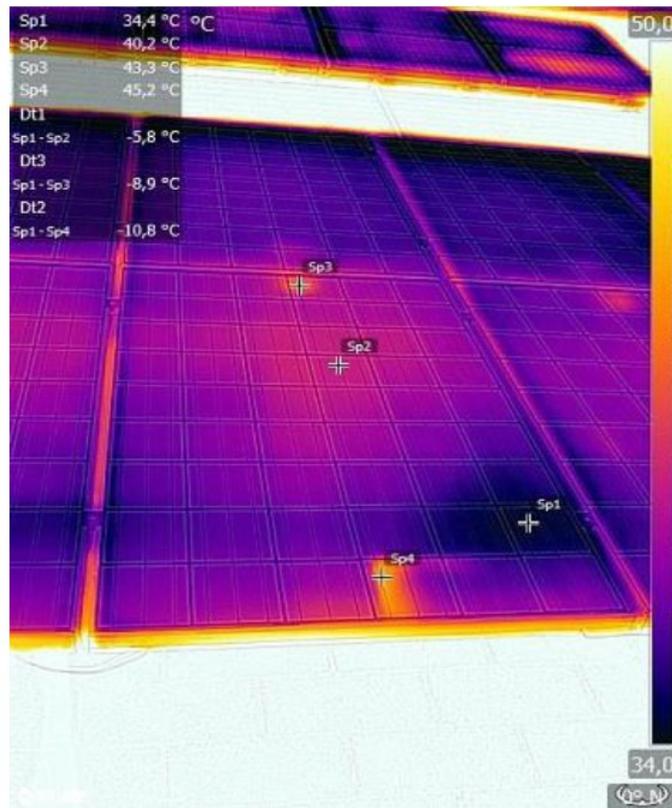
Fonte: Schütze et al., 2011.

#### 2.4.6 Hot spots

Em um módulo fotovoltaico, a  $I_{sc}$  (corrente de curto-circuito) e o  $V_{oc}$  (circuito aberto de tensão) são impostos pela célula fotovoltaica que apresenta menor desempenho elétrico. O hot spot é uma área de um módulo que possui alta temperatura e possui menor desempenho e pode danificar uma célula ou qualquer outro elemento do módulo.

Existem diversas causas para sua existência, sendo as mais comuns falhas celulares, incluindo sombreamento parcial, descasamento de células ou falhas na interconexão entre as células (Molenbroek et al., 1991). Em condições de curto-circuito, quando uma célula FV é defeituosa ela se torna tanto uma carga para outras células quanto um lugar de dissipação térmica relativamente alto, o que constitui assim um ponto quente.

Figura 13 – Identificação de um *hot spot* através de termografia



Fonte: Tonolo (2019)

## 2.5 DEMAIS PERDAS DO SISTEMA

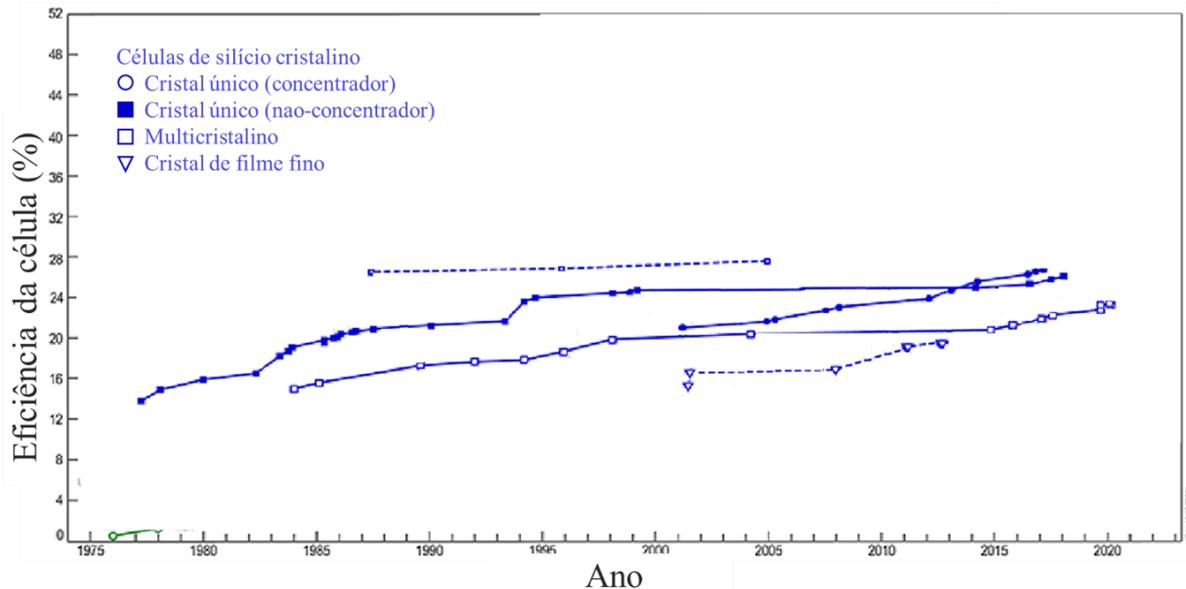
O tópico anterior citou as perdas relacionadas às condições sob a qual o sistema está submetido e que possuem agravamento com o decorrer do tempo, porém também existem perdas causadas por fatores externos e reversíveis (como sujeiras ou sombreamento) e perdas praticamente constantes, ou seja, que não sofrem agravamento relevante com o decorrer do tempo. Este tópico resume as principais perdas consideradas constantes em uma usina.

### 2.5.1 Módulos fotovoltaicos

As principais perdas no processo de absorção de energia solar e conversão em energia elétrica de corrente alternada estão presentes nos módulos, os quais absorvem somente de 15% a 28% da energia solar disponível e possuem fatores físicos que impactam diretamente na geração de energia. A Figura 14 traz um resumo da eficiência de células com tecnologia de

silício cristalino em absorver a energia solar. Os principais fatores de perda na geração de energia elétrica a partir da energia solar serão discutidos a seguir.

Figura 14 – Eficiência de células fotovoltaicas



Fonte: Adaptador de NREL (2021)

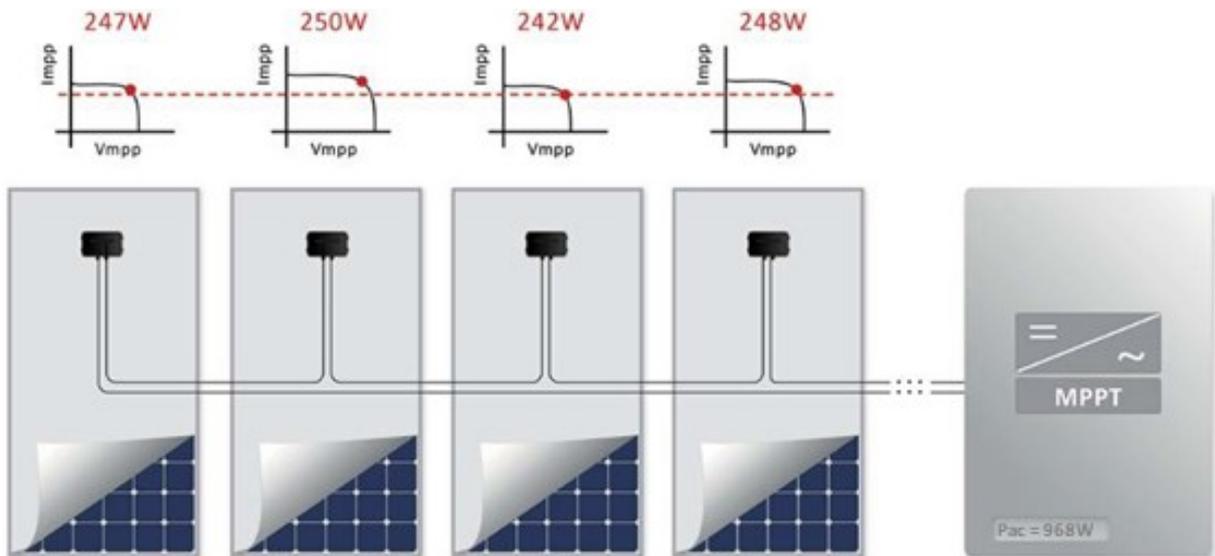
### 2.5.1.1 Orientação e inclinação dos módulos

Segundo Rütther (2004), a inclinação e orientação dos painéis produz efeito significativo no rendimento do gerador pois o rendimento depende da razão entre a radiação direta e difusa local. A radiação direta é a radiação que efetivamente atinge a superfície. Por sua vez, a difusa é a radiação recebida indiretamente, onde existem perdas ao passar por obstáculos na atmosfera, como nuvens. Para obter a inclinação ideal para que haja a incidência solar máxima em um período de um ano, a inclinação das placas deve ser igual à latitude local (tendo como orientação sempre a Linha do Equador). No hemisfério sul, a regra geral para a orientação de painéis solares é que os painéis solares devem estar direcionados para o norte verdadeiro (e no norte, o sul verdadeiro). De acordo com Llorens (2021), esta é a melhor direção para usinas solares que possuem distribuição de irradiância homogênea durante o dia.

### 2.5.1.2 Mismatch

O descasamento de módulos, conhecido como mismatch se dá pela utilização de módulos com características incompatíveis, isto é, cada módulo fotovoltaico possui suas particularidades devido às células fotovoltaicas neles contidos, gerando uma das principais fontes de perdas em um sistema fotovoltaico (KOIRALA, SAHAN, HENZE, 2009). A Figura 15 exemplifica a operação do MPPT em sistemas tradicionais de módulos de 250Wp em série, que não podem operar em seu ponto de máxima potência individual porque a corrente é forçada a ser igual em todos os módulos da *string*.

Figura 15 – Quatro módulos em série sob efeito de *mismatch*



Fonte: Dhandale (2020)

Este sistema irá disponibilizar apenas 968W de potência, ao invés dos 987W individuais de cada módulo. É como se todos os 4 módulos estivessem operando em 242W, pois é neste ponto que o MPPT de um inversor tradicional irá operar. As principais razões para este efeito são: Sujeira ou poeira; sombreamento; degradação desigual dos módulos; tolerância de fabricação; danos à estrutura física; erros de projeto; diferença de temperatura entre módulos.

### 2.5.1.3 Sombreamento

Um módulo ou uma *string* apresenta seu auge de geração somente se iluminado homoganeamente. Conforme Araújo et al. (2016) citam em sua obra, pelo fato de as células e módulos serem conectadas em série, quando há o sombreamento – parcial ou total – ocorre o fator mais crítico para o gerador pois o que determina a corrente, potência e operação de todo o sistema será aquela que recebe a menor quantidade de radiação.

Um estudo realizado pela Sociedade Alemã de Energia Solar (DGS, 2013) testou a instalação de módulos em série e paralelos fornecendo a mesma potência, submetidos a sombreamento parcial e aumentando gradativamente o número de módulos sombreados de dois até oito, concluiu que a maior perda de potência ocorre quando há sombreamento parcial de várias *strings*. Outro ponto observado foi que quando uma célula está parcialmente sombreada tem-se o efeito *hot spot*, onde ela atua como uma carga no sistema, levando-a assim a um aquecimento excessivo, podendo causar a destruição do módulo.

Todavia, para a correção deste fator indesejado é implantado um diodo de *by-pass* entre as células, fazendo com que se tire do circuito a célula quando ocorrer o seu sombreamento parcial ou total. Isto acarreta, no entanto, em perda de rendimento.

### 2.5.1.4 Acúmulo de sujeira (*soiling*)

Em áreas industriais com grande tráfego de automóveis, ou com clima seco, por exemplo, ocorre grande acúmulo de sujeira nos painéis fotovoltaicos. Segundo Simioni (2017), as perdas pelo acúmulo de poeira sobre os módulos podem chegar a 15% em locais secos, pois observa-se que o efeito do acúmulo de sujeira é menor quando o módulo é limpo com a água da chuva. De acordo com Araújo et al. (2016), uma angulação de pelo menos 10° é normalmente suficiente para que isto ocorra. Quanto maior a inclinação do módulo, mais fácil para que a autolimpeza ocorra.

Além disso, o design do painel pode ajudar a promover um maior acúmulo de sujeira, quando este contém bordas elevadas. Se o sistema estiver localizado em áreas com muito acúmulo de poeira, uma limpeza regular vai aumentar significativamente o desempenho do sistema. Em média, de acordo com Simioni (2017), o acúmulo de poeira provoca perdas de 4% ao ano. Já em condições ambientais favoráveis, à agravação do problema pode gerar perdas de até 35% num período de seis meses.

### 2.5.1.5 Temperatura

Segundo Almeida (2012), a potência do gerador FV cai entre 0,3 e 0,4% a cada aumento de 1°C. Conforme se verifica no Quadro 1 quando instalados no campo, há uma variação em relação aos ensaios em laboratório (condições ideais para funcionamento), onde o aumento da temperatura causa queda na potência gerada.

Quadro 2 – Especificações técnicas de um módulo

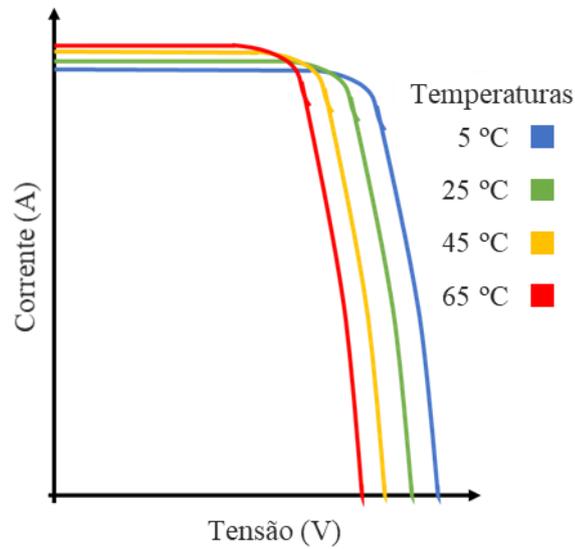
Especificação	Valores
Temperatura Nominal da Célula de Operação (NOCT)	45 °C ± 2C°
Coefficiente de temperatura de Voc	-0,32% / °C
Coefficiente de Temperatura do Isc	0.05% / °C
Coefficiente de temperatura de Pmax	-0,39% / °C
Temperatura Operacional	-40 ~ +85 °C

Fonte: Adaptado de Risen Solar Technology Ltd.<sup>1</sup>

O posicionamento dos módulos, durante sua instalação, influencia na elevação indesejada da temperatura por influenciar na ventilação que auxilia a dissipar calor, evitando excessos de temperatura. Conforme observado na Figura 16, de acordo com o aumento de temperatura, há uma elevação na corrente que não compensa a perda pela tensão.

<sup>1</sup> Disponível em <<https://www.risenenergy.com/>>. Acesso em 2 dez. 2021.

Figura 16 – Curva I-V a diferentes temperaturas



Fonte: O autor

#### 2.5.1.6 Célula danificada

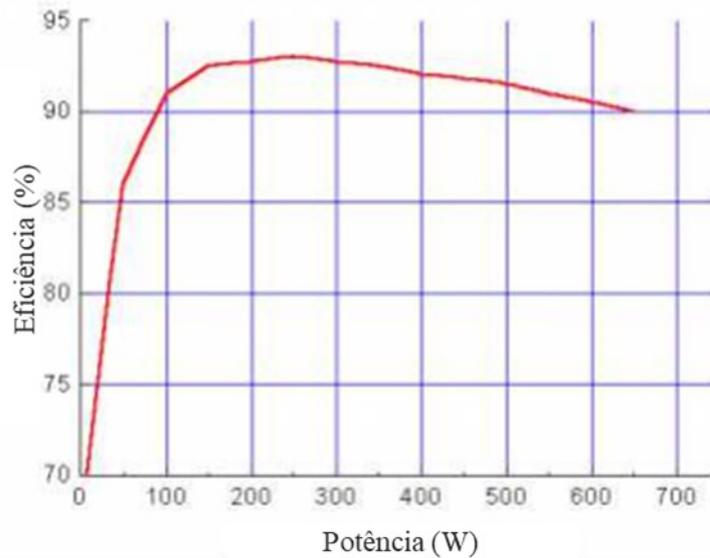
A célula rachada/quebrada é caracterizada por defeito de fabricação. Em módulos fotovoltaicos instalados no campo, as quebras podem ser por estresse térmico (dilatação ou contração), por mau manuseio no operador ou até mesmo por chuvas de granizo. Quando ocorre a avaria em algum dos módulos, ocorre o *mismatch*, devido à alteração das características dos módulos danificados e, conforme já mencionado anteriormente, isto reduz a geração de energia por degradação interna dos componentes.

#### 2.5.2 Inversores - Conversão de corrente contínua para corrente alternada

O segundo equipamento considerado mais relevante pelas perdas constantes é o inversor. A eficiência do inversor é diretamente ligada ao aproveitamento da energia gerada, sendo que mesmo em *stand by* o equipamento apresenta perdas que devem ser consideradas. Como afirmado por Rütter (2004), a curva de eficiência característica de um inversor de 650W como o da Figura 14 relata que a eficiência máxima não coincide com a potência máxima. Desta

forma, para que possa utilizar o máximo de sua eficiência, pode-se projetar um conjunto de módulos com potência total inferior à potência máxima do inversor.

Figura 17 – Eficiência de um inversor sob diferentes potências



Fonte: Adaptador de Rüther (2004)

Segundo Pinho e Galdino (2014), a corrente alternada obtida na saída do inversor é feita através de semicondutores chaveados, bloqueando e conduzindo o sinal. No entanto, gera-se uma forte componente harmônica onde há a necessidade de utilizar capacitores e indutores para que possam atuar como filtro. Este processo é a principal razão de queda na eficiência dos inversores. No Quadro 3 é possível visualizar as eficiências obtidas de treze micros inversores durante testes realizados em sistemas fotovoltaicos que recebiam irradiação solar do noroeste da Alemanha (KRAUTER e BENDFELD, 2017).

Quadro 3 – Classificação de inversores

Classificação	Fabricante	Eficiência em %
1	SMA	95,4
2	Enphase	95,2
3	Hoymiles	95,0
4	ABB/Power One	94,6
5	Involar MAC 500	94,3
6	APS Y 500	94,1
7	Envertech	93,2
8	Involar MAC 250	92,7
9	Changetec	90,9
10	AEconversion	90,3
11	Encesys	90,3
12	Ienergy	89,9
13	Letrika 260	88,7

Fonte: Adaptado de Krauter eBendfeld (2017)

### 2.5.3 Cabeamento

O efeito Joule, presente em qualquer equipamento elétrico, é uma das causas de dissipação de energia na fiação elétrica. Porém tais condutores possuem papel importante, onde tensões da ordem de 1.500V são atingidas em um sistema fotovoltaico (TONOLO, 2019), sendo necessário isolamento adequada. Em sistemas fotovoltaicos é conveniente dimensionar as seções dos condutores para que a queda de tensão seja inferior a 1,5% (NASCIMENTO, 2013) (VERMA e SINGHAL, 2015).

As perdas são geralmente mais altas do lado em que há corrente contínua (CC), pelo trajeto geralmente ser mais longo, por serem instaladas conexões, chaves e dispositivos de proteção, contribuindo com o aquecimento e ocorrência do efeito Joule. O circuito de corrente alternada (CA) geralmente apresenta menos perdas, por possuir menos conexões e cabeamento mais curto, porque o inversor, geralmente, fica próximo do ponto de conexão.

### 2.5.4 Sobrecarregamento dos inversores

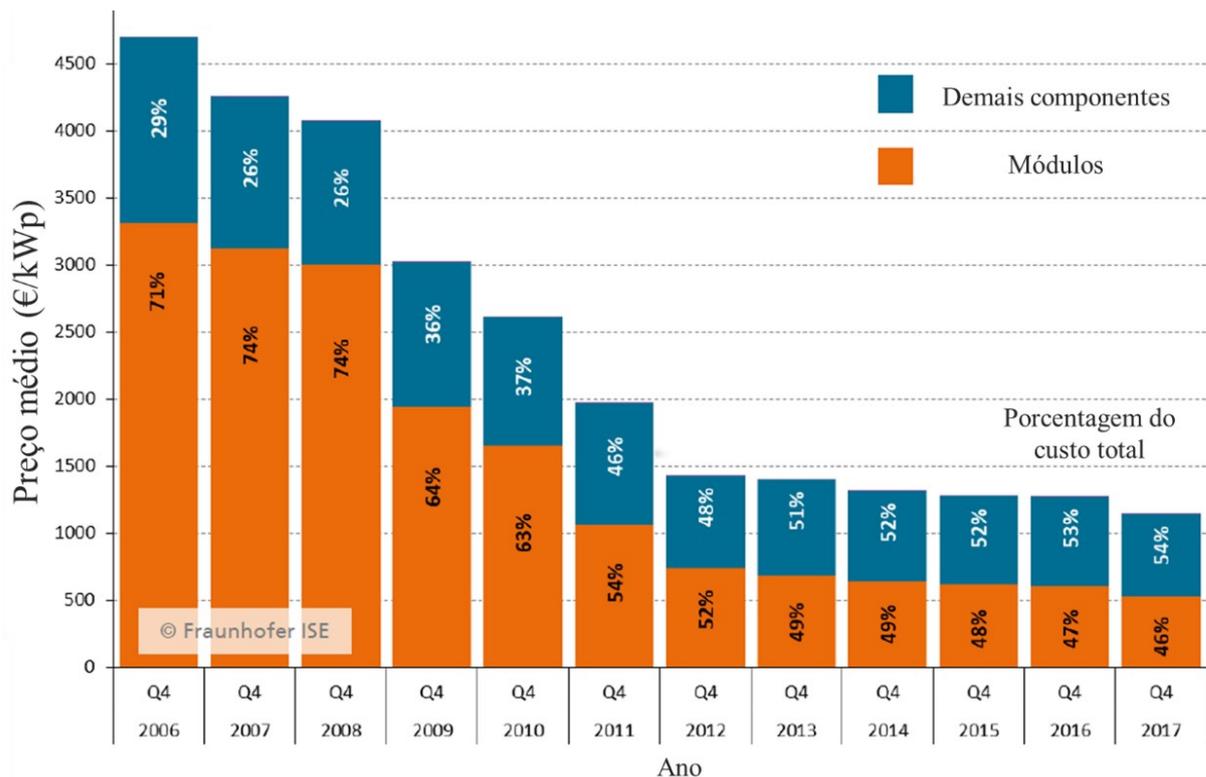
A sobrecarga acontece quando os módulos FV possuem capacidade de gerar mais eletricidade do que a capacidade máxima de saída dos inversores.

O sobrecarregamento dos inversores pode ocorrer em situações de sobreirradiação, mas também pode ocorrer já no projeto do sistema (DESCHAMPS e RÜTHER, 2019). A

relação entre capacidade de geração de CC (da capacidade dos módulos) e a capacidade de geração de CA (capacidade dos inversores) é definida com Taxa de Carga do Inversor (*Inverter Loading Ratio* – ILR). Esta característica é comum ser maior que 100% em projetos onde se deseja otimizar o lucro obtido com a instalação de uma usina.

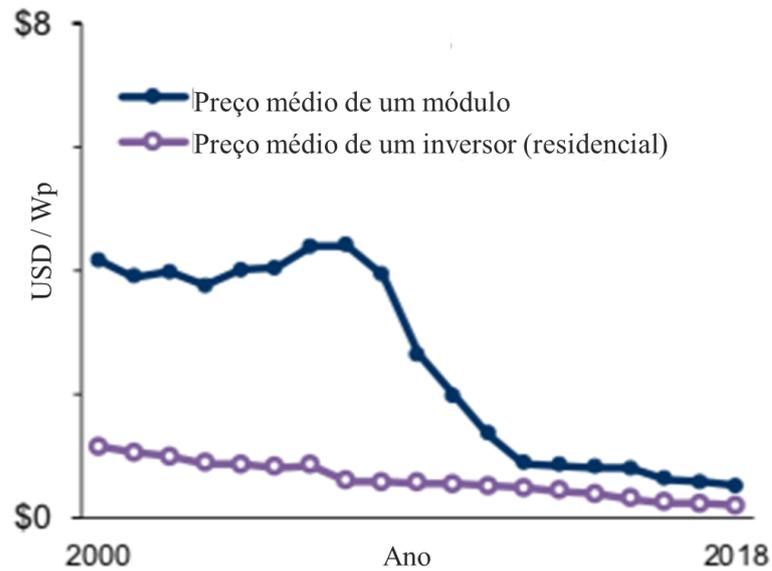
É possível observar uma redução na relevância dos custos de um módulo FV na última década. Entre 2009 e 2012 a proporção dos custos de módulos em relação aos demais componentes de uma usina caiu de mais de 70% para menos de 50% na Europa (Figura 18). Este decréscimo relativo (e absoluto) no custo dos módulos expandiu a prática de se utilizar ILRs mais elevadas no projeto do sistema a fim de otimizar o lucro gerado. Isso é justificado pelo aumento relativo do preço médio do kilowatt de um inversor em relação ao de um módulo, conforme pode ser visto na Figura 19.

Figura 18 – Proporção histórica do custo de módulos FV entre 2006 e 2017 na Europa



Fonte: Traduzido de Fraunhofer (2018)

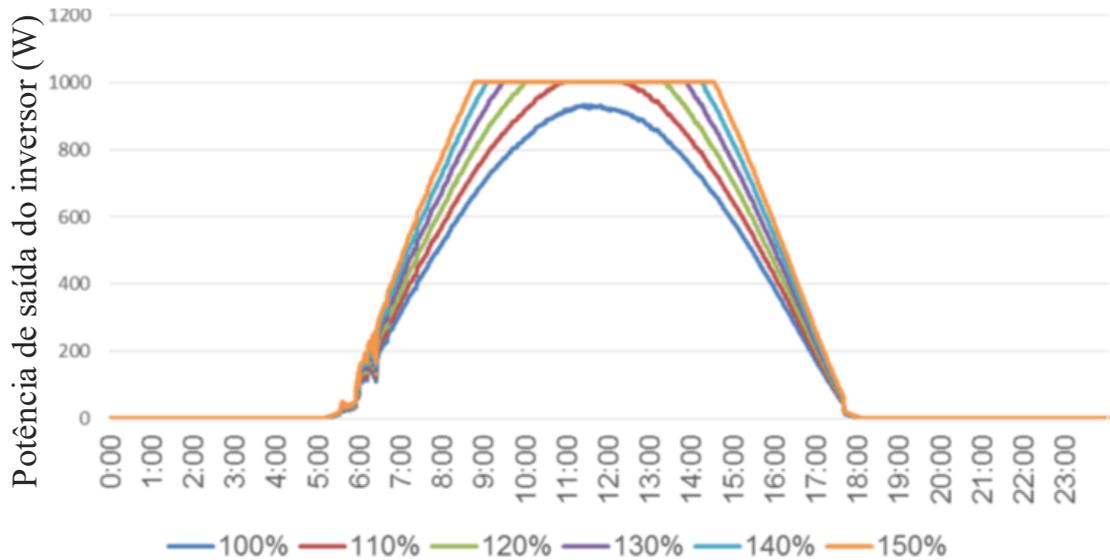
Figura 19 – Preços médios de um módulo e um inversor residencial



Fonte: Berkley Lab (2019)

Na prática, o resultado de se instalar uma usina com ILR acima de 100% é que, em situações de elevada irradiância, a geração de energia elétrica nos módulos será limitada pela capacidade instalada nos inversores e não pela quantidade de módulos instaladas. Isto caracteriza o que é definido na literatura como perda de sobrecarga (*Overload Loss*). A Figura 20 apresenta curvas teóricas de potência geradas em um dia ensolarado para diferentes ILRs, variando de 100% a 150% para um inversor de 1000 W, onde é possível observar que para irradiâncias mais altas a curva de geração de potência é limitada quanto maior a ILR. O Quadro 4 resume as perdas por sobrecarga relacionadas.

Figura 20 – Curvas de potência para um inversor com diferentes ILRs



Fonte: Traduzido de Deschamps e R  ther (2019)

Quadro 4 – Perdas por sobrecarga de diferentes as curvas de pot ncia de um inversor

ILR	100%	110%	120%	130%	140%	150%
Perdas por sobrecarga	0.0%	0.3%	3.2%	7.1%	11.6%	16.4%

Fonte: Adaptado de Deschamps e R  ther (2019)

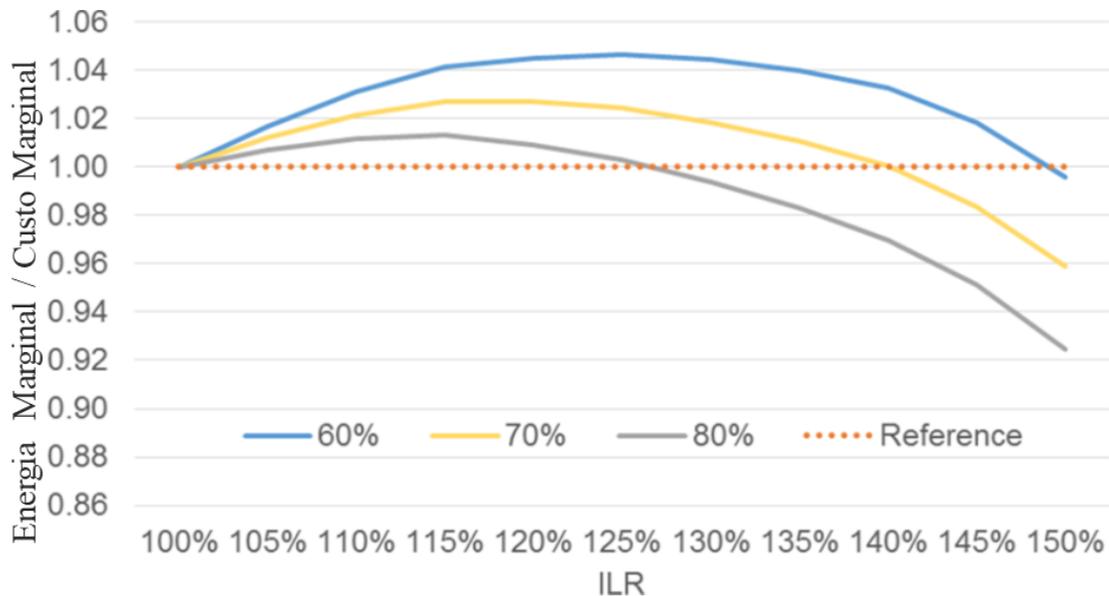
Deschamps e R  ther (2019), prop em que o ILR  timo pode ser determinado calculando o valor m ximo da rela o entre o ganho de energia marginal e o aumento do custo marginal ao sobrecarregar o inversor PV, de acordo com Eq. (1). Em outras palavras, deseja-se obter o maior aumento na energia gerada por unidade de custo gasto.

$$ILR \acute{O}timo = M x \left( \frac{\text{Energia Marginal}}{\text{Custo Marginal}} \right) \quad (1)$$

O ganho de Energia Marginal depende das perdas de sobrecarga para cada ILR simulado, enquanto o Custo Marginal   basicamente o custo de adicionar mais energia CC, para cada ILR simulado em rela o ao ILR de refer ncia (geralmente sendo 100%).

A Figura 21 mostra a rela o entre a Energia Marginal Gerada e o Aumento do Custo Marginal para diferentes ILRs, considerando tr s cen rios de raz o entre custos de capacidade CC sobre AC. Nesta figura   poss vel identificar que a ILR ideal ocorre em valores mais altos   medida que a raz o CC/AC   diminuída (quanto menor o custo dos m dulos em rela o ao inversor, maior a ILR). Os pontos m ximos de cada curva representam a ILR em que h  o maior incremento de energia por unidade de custo, em rela o com o ILR de refer ncia.

Figura 21 – Curvas de ILR Ótimo para diferentes razões de potência CC/AC (60, 70 e 805)



Fonte: Traduzido de Deschamps e Rütther (2019)

## 2.6 PERFORMANCE RATIO DE UM MÓDULO FOTOVOLTAICO

A relação de desempenho (*Performance Ratio – PR*) descreve a relação percentual entre geração de energia real e a energia máxima teórica que poderia ser produzida dadas as condições em que o sistema está submetido. É uma medida da qualidade da usina solar que é independente das condições físicas e climáticas onde a usina está instalada ao informar sobre a eficiência energética e a confiabilidade de um sistema fotovoltaico (entende-se por sistema fotovoltaico qualquer sistema cuja entrada de energia é a energia solar e a saída seja energia elétrica).

Quanto mais próximo de 100%, mais eficiente é o sistema operando. Na prática, um valor de 100% nunca poderá ser atingido, levando-se em consideração que perdas inevitáveis sempre ocorrerão em um sistema (perdas já mencionadas em tópicos anteriores neste trabalho) (REICH et al., 2012). Usinas solares com alta performance podem atingir facilmente valores de PR acima dos 80%. Neste trabalho a sigla PR será utilizado para designar para a relação de desempenho.

### 2.6.1 Performance teórica e cálculo

O *Performance Ratio* é definido na IEC 61724 (2021) como a relação de rendimento final do sistema fotovoltaico ( $Y_f$ ) para o chamado rendimento de referência ( $Y_r$ ) e denotado PR, ver Equação (2).

$$PR = \frac{Y_f}{Y_r} \quad (2)$$

Como tanto  $Y_f$  como  $Y_r$  se referem às Condições Padrão de Teste (STC), em termos mais práticos, o PR pode ser calculado da seguinte forma:

$$PR = E_{específica}/H_{específica} * 100\% \quad (3)$$

$$E_{específica} = E_{Alimentacao}/P_{STC} \quad (4)$$

$$H_{específica} = H_{POA}/G_{STC} \quad (5)$$

com  $E_{Alimentacao}$  sendo a eletricidade alimentada na rede,  $P_{STC}$  a potência nominal CC dos módulos,  $H_{POA}$  a soma da irradiação (energia) no plano do módulo, e  $G_{STC}$  a irradiação correspondente à intensidade de irradiação em STC (1000W/m<sup>2</sup>).

O PR também pode ser usado para a comparação de um sistema ao longo dos anos. Entretanto, há uma forte dependência entre a temperatura dos módulos e do PR (conforme já descrito na seção sobre perdas no processo de geração de energia), o que implica que, sob as mesmas condições de irradiância, em épocas mais quentes o PR será menor comparado com épocas mais frias. Em termos práticos o PR inclui todas as perdas até o medidor bidirecional (quando utilizado como base a  $E_{Alimentacao}$ ) e é medido em relação à potência rotulada dos módulos (ou seja, capacidade nominal da usina).

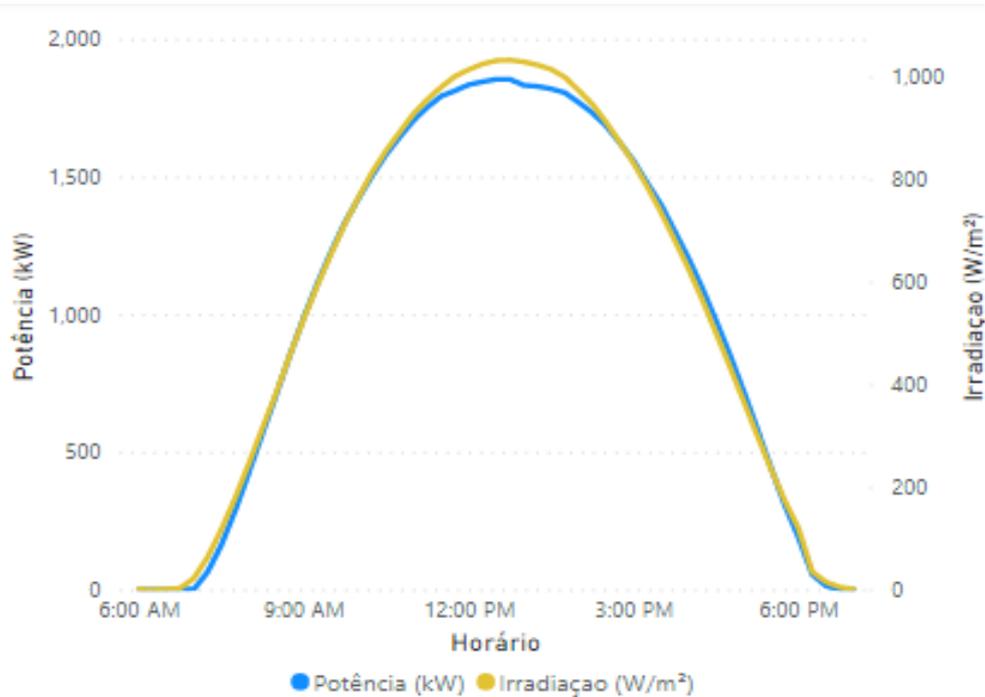
Também, a irradiação medida utilizada pode inferir em diferentes resultados de acordo com o sistema de medição e tecnologia utilizados. Seja um piranômetro, uma célula de referência ou até imagens de satélite (REICH, 2012), cada um implicará em diferenças sistemáticas no cálculo do PR. Entretanto, conforme afirma Kirn et al. (2013), essas diferenças resultam em um *offset* fixo quando células de referência ou piranômetros são utilizados, não influenciando na análise de degradação ou variação de performance.

## 2.7 CURVA TÍPICA DE GERAÇÃO DE UMA USINA SOLAR

Toda usina solar fotovoltaica tem sua geração de energia elétrica sendo fortemente dependente da irradiação solar sobre os módulos e, dessa forma, possui uma geração irregular

em diferentes momentos do dia e em diferentes épocas do ano, seguindo ciclos anuais conforme pode ser visualizado nas Figuras 22 e 23.

Figura 22 – Curva típica de potência e irradiação para um dia ensolarado



Fonte: O autor

Figura 23 – Distribuição mensal de energia gerada por uma usina entre 2017-2020



Fonte: O autor

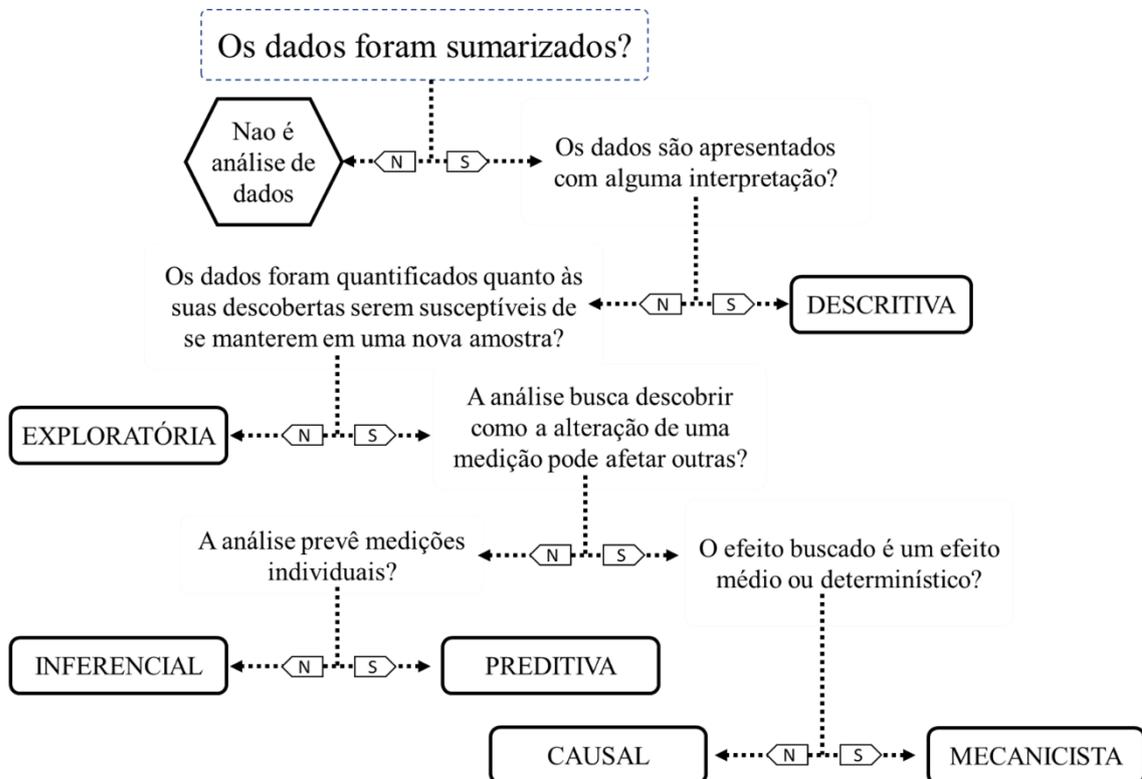
### 3 ESTRUTURA, CARACTERIZAÇÃO E ANÁLISE DOS DADOS

No Capítulo 2 encontra-se uma definição dos principais conceitos necessários para embasar conceitos acerca da geração de energia elétrica através de módulos fotovoltaicos.

Neste Capítulo apresenta-se um estudo literário sobre abordagens existentes a respeito da análise de dados de geração elétrica fotovoltaica, assim como definição de conceitos técnicos e uma revisão do objetivo geral deste trabalho.

O objetivo geral deste trabalho – identificação de séries de módulos fotovoltaicos com alta taxa de perda de performance – se apresenta como uma abordagem para responder à seguinte pergunta: Quais são as *strings* fotovoltaicas que apresentam maior queda de performance historicamente? Neste caso, a questão estabelecida deve ser respondida com a análise de diferentes conjuntos de dados onde o objetivo é verificar se a hipótese lançada é verdadeira para todas as *strings* disponíveis. Este tipo de análise pode ser caracterizado como uma questão inferencial de acordo com Leek (2015). A Figura 24 apresenta um fluxograma dos tipos de questões presentes em uma análise de dados.

Figura 24 – Fluxograma dos tipos de questões da análise de dados



Fonte: Adaptado e traduzido de Leek (2015).

A caracterização dos dados disponíveis para uma usina solar é de suma importância, onde eles podem variar de acordo com o sistema de monitoramento e com a diversidade de sensores instalados. O monitoramento pode ir desde apenas do medidor bidirecional diário até um sistema minuto a minuto de monitoramento de cada *string* de uma usina com diversos sensores de irradiação, temperatura e velocidade do vento instalados. Em aplicações reais, têm-se que a instalação de um sistema de monitoramento para cada módulo fotovoltaico se torna inviável dado o alto custo de instalação e manutenção.

Em geral, o monitoramento faz-se através da medição de potência de entrada e saída dos inversores, onde em certos casos é possível realizar a leitura individual de cada *string* conectada. Além disso, alguns inversores permitem a leitura da individual de tensão e corrente elétrica (CC) de cada *string* para determinar a potência que está sendo gerada. O monitoramento da irradiação solar e temperatura no plano dos módulos (*Plane of Array - POA*) também é de extrema importância para se inferir a performance de cada *string*, inversor ou da usina como um todo em relação às condições de irradiância ou temperatura. Em caso existam diferentes orientações, há a necessidade de se coletar a irradiação em cada variação de orientação.

### 3.1 LEITURA E EXTRAÇÃO DE DADOS

As medidas disponíveis no sistema de monitoramento, por exemplo: Potência gerada, voltagem e corrente de cada *string*, irradiância e temperatura de cada sensor e, em alguns casos, a velocidade do vento.

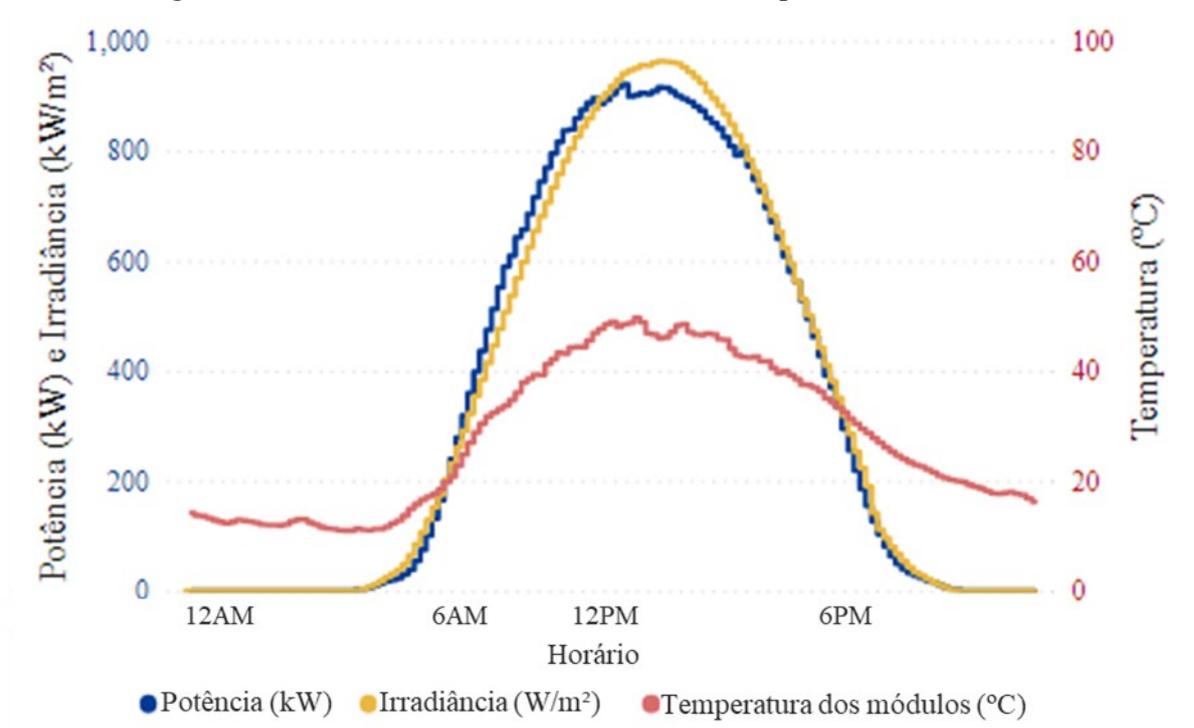
De acordo com Hudisteanu e Popovici (2019), a velocidade do vento interfere de forma indireta na geração de potência, pois sua influência é somente em relação à atenuação da troca de calor com os módulos, reduzindo sua temperatura de superfície. Com a instalação de um sensor de temperatura de superfície de módulo, o efeito da troca de calor com a presença do vento já é levado em consideração, de forma que esta medida não seja relevante para o objetivo deste trabalho.

Levando em consideração o objetivo deste trabalho, as medidas que possuem possível relevância para identificação de *strings* fotovoltaicas com decréscimo acentuado em sua performance são as seguintes:

- Potência gerada por cada string;
- Irradiação solar incidente;
- Temperatura dos módulos.

A Figura 25 traz o comportamento de cada uma destas medidas em um dia típico ensolarado. Como o objetivo deste trabalho é realizar estritamente a identificação destas strings, limitando-se a não estudar as causas que possam ter levado a tal situação, as medidas de tensão e corrente elétrica de cada *string* não são necessárias para se atingir o objetivo deste trabalho. Apesar de possuírem relevância na identificação de degradação acentuada, a análise da tensão e corrente elétrica só apresenta relevância quando o objetivo é buscar as possíveis causas de tal variação (DIMITRIEVSKA et al., 2021).

Figura 25 – Curva de Potência, Irradiância e Temperatura dos Módulos



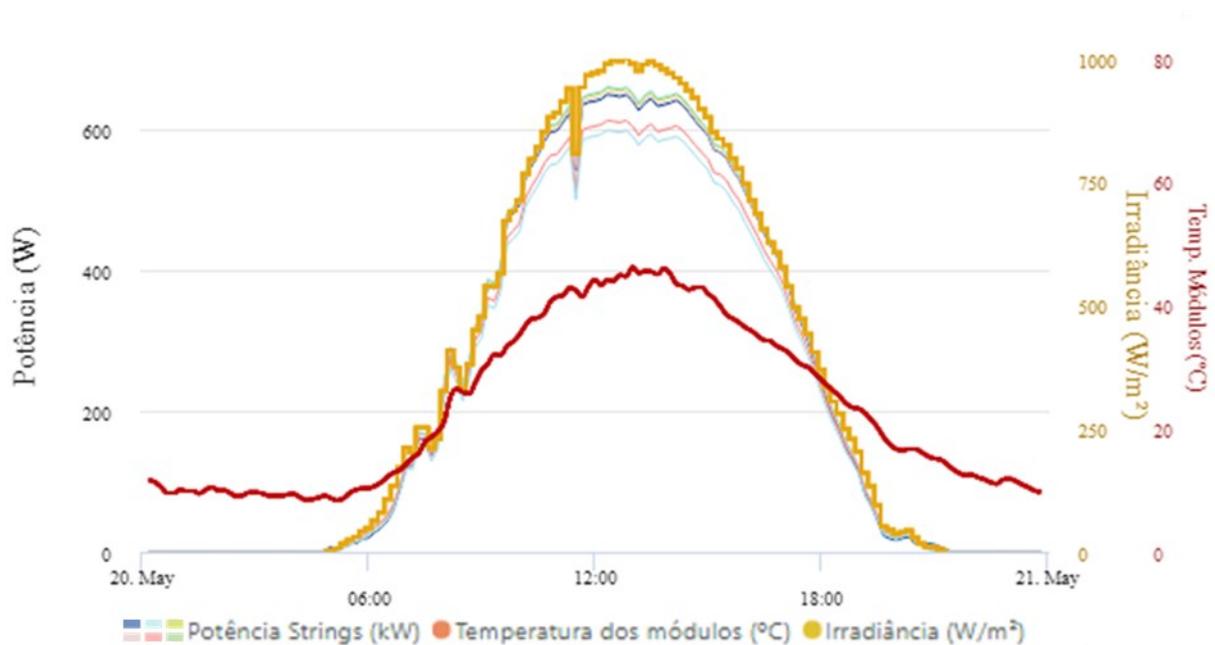
Fonte: O autor

### 3.2 CARACTERIZAÇÃO E COLETA DOS DADOS

Conforme já mencionado anteriormente, a coleta dos dados é feita continuamente através dos sensores instalados na usina, os quais são transmitidos com uma granularidade pré-definida. Em aplicações reais, sistemas de monitoramento possuem resoluções variando entre

um e quinze minutos em seu sistema de coleta de dados. A Figura 26 exemplifica leituras de potência de seis *strings* e da irradiância e temperatura média dos módulos feitas durante um dia ensolarado.

Figura 26 – Exemplo de uma leitura diária de seis *strings*, Irradiância e Temperatura



Fonte: O autor

### 3.2.1 Qualidade dos dados

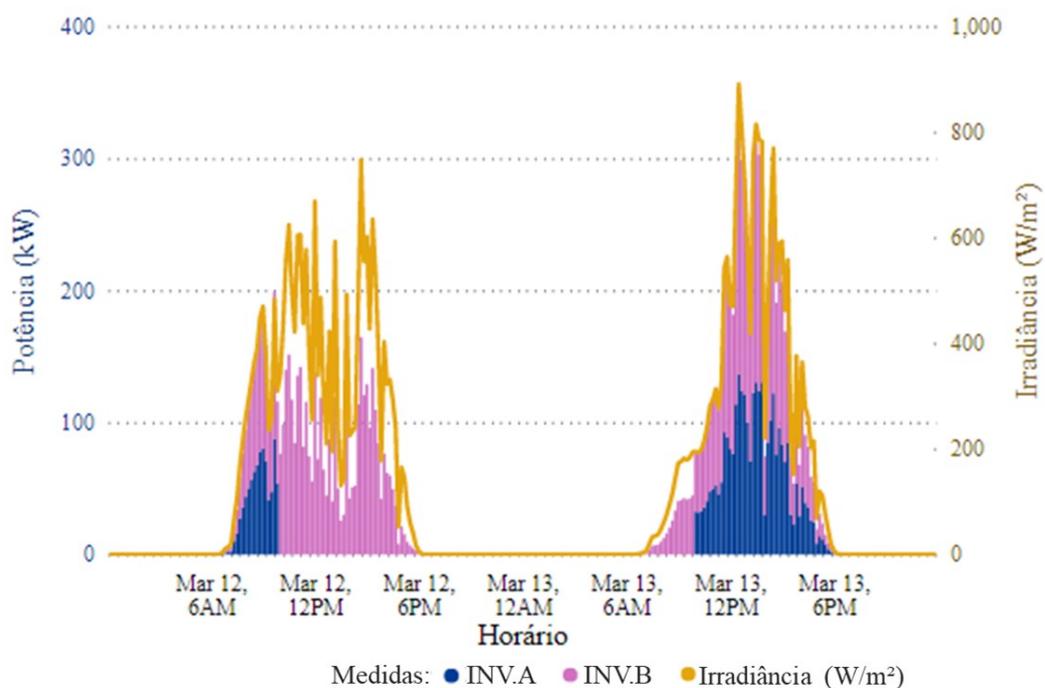
Uma boa qualidade dos dados monitorados pode ser tão importante quanto o monitoramento em si, tendo em vista que caso a qualidade dos dados seja muito baixa não há como se tirar quaisquer conclusões a respeito das leituras.

Por qualidade de dados, entende-se que as seguintes dimensões podem ser consideradas:

- a) Precisão e exatidão: A exatidão das leituras deve poder ser confirmável com uma fonte verificável;
- b) Consistência: A uniformidade dos dados deve ser garantida desde sua leitura até seu uso final;
- c) Comunicação: Uma boa qualidade de comunicação deve ser garantida, onde problemas como falhas da transmissão dos dados são mínimos e podem ser estatisticamente desconsiderados;
- d) Validade: Os dados devem estar de acordo com os parâmetros e regras definidos, isto é, dentro da faixa correta e esperada;

No cenário de energia solar fotovoltaica, é comum se observar problemas de transmissão de dados de curto prazo (de alguns minutos), mas também podem ocorrer situações de falta de comunicação por longos períodos em que, por exemplo, ausência da conexão com internet ou falhas do sistema de monitoramento são presentes. A Figura 27 mostra um exemplo onde um inversor apresenta falha de comunicação por praticamente 24 horas, não sendo possível identificar se o inversor estava produzindo energia neste momento (a não ser verificando, por exemplo, a diferença do medidor bidirecional e da soma de potência gerada por todos os inversores).

Figura 27 – Falha de comunicação de um inversor (INV.A)



Fonte: O autor

Para fins deste trabalho, o estudo sobre a melhor maneira de se modelar dados onde há a existência de lacunas que necessitem de correção será ignorado e se partirá do pressuposto que não existam quaisquer problemas quanto à qualidade dos dados.

Conforme definem Box, Jenkins e Reinsel (2015), um conjunto de dados ordenados sequencialmente ao longo do tempo cujas observações são feitas continuamente no tempo é caracterizado como série temporal e, conforme demonstrado anteriormente e observado em todas as literaturas encontradas que tratam de análise de dados de usinas solares (LINDIG et al., 2018; DIMITRIEVSKA et al., 2021; BURBANO et al., 2021), esta é a característica dos dados em estudo. Assim, para entender os diferentes modelos de análise, faz-se necessária a revisão do conceito de séries temporais.

### 3.3 SÉRIES TEMPORAIS

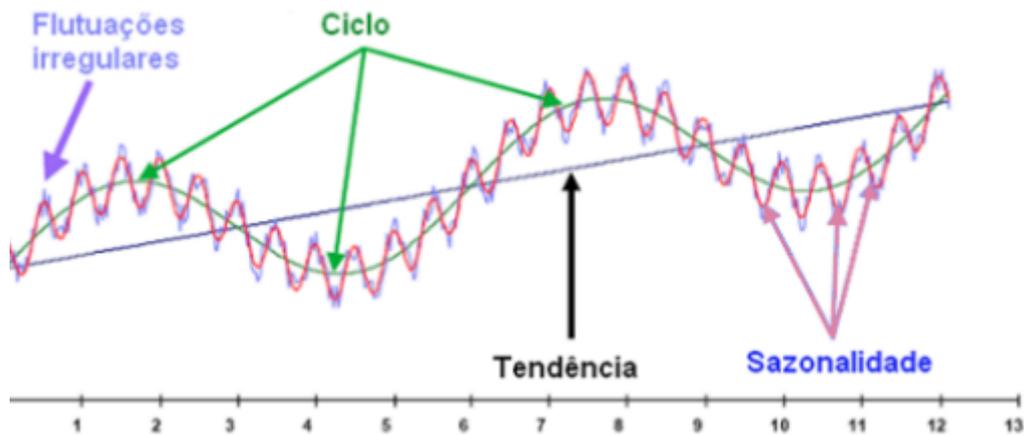
Uma série temporal é uma sequência de observações de uma variável ao longo do tempo. De acordo com Kalekar (2004), o objetivo de analisar séries temporais é isolar os padrões subjacentes e quantificar até que ponto cada componente influencia a forma dos dados observados.

#### 3.3.1 Componentes de uma série temporal

De acordo com NAU (2014), uma série temporal é composta por sinal, a componente previsível, e por ruídos, que podem ser interpretadas como variáveis aleatórias independentes. A Figura 28 traz as componentes de uma série temporal, as quais são divididas em tendências, ciclos, sazonalidades e irregularidades (CLARK e DOWNING, 2005):

- Tendências: Quando existe uma orientação contínua de crescimento ou decrescimento dos valores da série, relacionada com o comportamento da série à longo prazo;
- Ciclos: Movimentos oscilantes dos valores em torno da tendência;
- Sazonalidades: A repetição de um padrão dos valores da série em um intervalo de tempo;
- Irregularidades: Alterações imprevisíveis sem regularidade nos valores da variável analisada.

Figura 28 – Componentes de uma série temporal

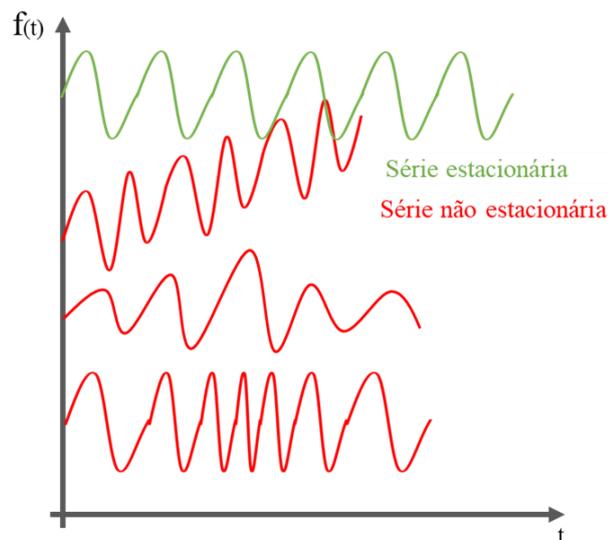


Fonte: Traduzido de Genesis (2018).

### 3.3.2 Estacionariedade

Bueno (2011) afirma que séries temporais podem ser constantes em relação à sua média, variância e covariância ao longo do tempo, contrariamente de séries temporais não estacionárias. Séries estacionárias podem ser facilmente identificadas por possuírem comportamento equilibrado e estável, porém series não estacionárias podem ser mais difíceis de se identificar (MORETTIN; TOLOI, 2006). A Figura 29 ilustra diferentes séries temporais estacionárias e não estacionárias.

Figura 29 – Séries estacionárias e não estacionárias



Fonte: O autor

A classificação de uma série temporal pode ser visual em casos mais simples ou através de métodos estatísticos (através de testes de raiz unitária). Os testes mais populares são o Teste de Dickey-Fuller, Teste de Dickey-Fuller Aumentado e Teste de Phillips-Perron (MATTOS, 2018).

A potência gerada em usinas solares é uma série temporal não estacionária (JI e CHAN, 2011) dadas as características físicas naturais dos equipamentos utilizados para geração de energia elétrica, os quais possuem sua capacidade de geração afetada principalmente pela degradação ao longo do tempo. Phinikaries (2014) realizou o teste de Dickey-Fuller Aumentado em dados históricos de uma usina solar e pode verificar os resultados esperados de acordo com Ji e Chan (2011).

Lindig et al. (2018) definem que a conversão de séries não estacionárias em séries estacionárias é necessária em certos modelos de análise de dados, mas que, em geral, não é necessária. Os autores ainda reforçam que para os modelos estudados, somente o modelo ARIMA exige tal conversão.

### 3.4 REGRESSÃO LINEAR SIMPLES

A regressão linear é um estudo de uma variável dependente, onde existe interesse em conhecer seu comportamento em relação a uma ou mais variáveis (ALMEIDA, 2014). Em termos estatísticos, a regressão linear simples é o quadrado mínimo estimador de um modelo de regressão linear com uma única variável explicativa. Esta técnica consiste em encontrar a equação da reta que proporcione a menor soma dos quadrados residuais de um conjunto de  $n$  pontos de dados  $\{y_i, x_i\}$ , onde  $i = 1, 2, \dots, n$ .

A equação de regressão, ou reta de regressão (ou reta dos mínimos quadrados), é encontrada na literatura como apresentada na Equação (6), onde  $a$  é o coeficiente angular da reta e  $b$  o coeficiente linear.

$$y = ax + b \quad ((6))$$

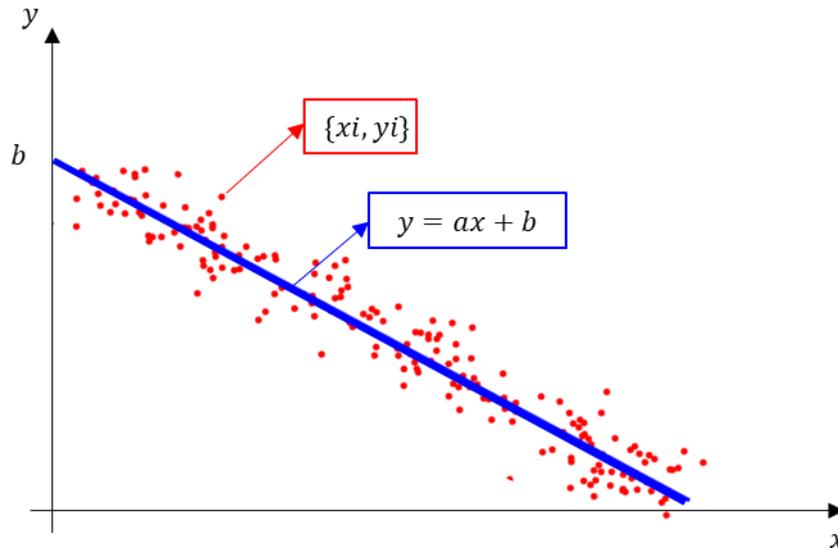
A determinação da reta de regressão faz-se do uso do Método dos Mínimos Quadrados (MMQ), onde suas constantes podem ser determinadas através das Equações (7) e (8) (QUEIROZ, 2020).

$$a = \frac{\sum_1^n (x_i y_i) - n \times \bar{x} \times \bar{y}}{\sum_1^n x_i^2 - n \times \bar{x}^2} \quad ((7))$$

$$b = \bar{y} - a \times \bar{x} \quad ((8))$$

A Figura 30 mostra uma equação de regressão qualquer, onde o coeficiente angular da reta é negativo.

Figura 30 – Resultado da transformação de um conjunto de dados em uma equação de regressão linear



Fonte: O autor

### 3.5 ÁRVORES DE DECISÃO

Árvore de decisão (DT) é um método de aprendizagem não paramétrico utilizado para classificação e regressão (PEDREGOSA, 2011). O objetivo é criar um modelo que preveja o valor de uma variável-alvo através do aprendizado de regras simples de decisão inferidas a partir das características dos dados.

As árvores são usadas como modelo preditivo para passar de observações sobre um item (representadas nos galhos) para conclusões sobre o valor alvo dele (representadas nas folhas). Modelos de árvores de decisão onde a variável alvo pode tomar valores contínuos (normalmente números reais) são também chamadas de árvores de regressão. Existem diferentes técnicas para gerar uma árvore de decisão, onde as quais podem diferir entre si em termos de confiabilidade dos resultados, exigência computacional, regras de segmentação, entre outros (SONG; YING, 2015). Na literatura, os métodos mais utilizados são CART, CHAID, QUEST, ID3 e C4.5.

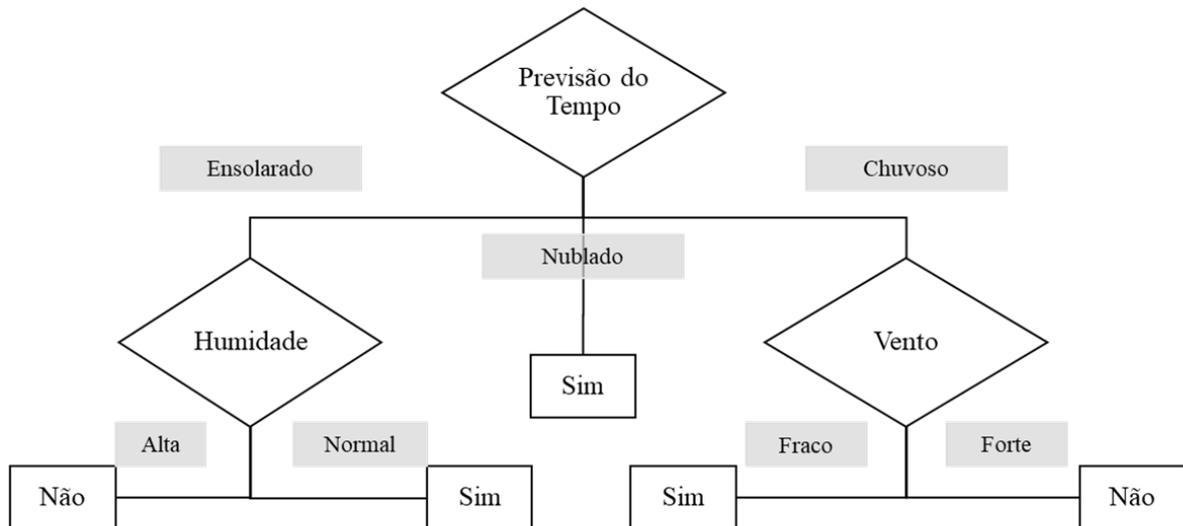
A técnica utilizada neste trabalho para gerar as árvores de decisão será o modelo CHAID. Isto se deve principalmente ao fato de este método possibilitar a criação de mais de dois galhos em cada nóculo, ao contrário dos demais modelos amplamente utilizados, facilitando e otimizando a construção da árvore onde os preditores são valores contínuos.

CHAID é o algoritmo de árvore de decisão mais antigo existente (SERENGIL, 2020). Foi criado em 1980 por Gordon V. Kass e seu nome é um acrônimo para detecção automática da interação qui-quadrado, onde qui-quadrado é a métrica utilizada para determinar a relevância de cada *feature* e para detectar as relações entre nóculos. A Equação (9) ilustra o cálculo do teste qui-quadrado, onde  $\chi^2$  é o chi-quadrado,  $y$  é o resultado atual e  $y'$  o resultado previsto. Assim como os outros métodos, o CHAID constrói árvores para problemas de classificação e/ou predição.

$$\chi^2 = \frac{(y - y')^2}{y'} \quad ((9))$$

Como utiliza divisões multidirecionais por padrão (ao invés de bidirecionais, como o CART), o CHAID precisa de tamanhos de amostra bastante grandes para trabalhar de forma eficaz, uma vez que com tamanhos de amostra pequenos os grupos de respondentes podem rapidamente se tornar pequenos demais para uma análise confiável. Uma vantagem importante do CHAID sobre alternativas como a regressão múltipla é que ele não é paramétrico (LUCHMAN, 2015). A Figura 31 traz um exemplo de Árvore de Decisão de acordo com o modelo CHAID.

Figura 31 – Exemplo de Árvore de Decisão baseada em CHAID



Fonte: O autor.

### 3.6 MODELOS EXISTENTES DE CÁLCULO DA TAXA DE PERDA DE PERFORMANCE

O estudo bibliográfico de modelos já existentes para identificação e cálculo da taxa de perda de performance (PLR) de usinas solares, conforme definido no tópico 2.1 deste trabalho, permitiu identificar duas diferentes abordagens para se estimar a degradação de componentes fotovoltaicos, sendo a primeira com o uso de modelos numéricos e a segunda com modelos analíticos (LINDIG et al., 2018). Como modelos analíticos são baseados em processos físico-químicos complexos e consistem apenas de modelos heurísticos, não incluindo a influência de parâmetros materiais, apenas modelos numéricos serão considerados neste trabalho.

Modelos numéricos são frequentemente empregados para se estimar taxas de degradação baseados em análise estatística de um determinado conjunto de dados (PHINIKARIDES et al., 2014). O objetivo é calcular a tendência da série temporal e traduzir a inclinação desta tendência em uma taxa de perda anual, em unidades de %/ano. Embora todos os modelos numéricos disponíveis forneçam Taxas de Perda de Desempenho (*Performance Loss Ratio* – PLR) consistentes, não fornecem diretamente provas da degradação que ocorrem no módulo. Outros efeitos já citados (*soiling*, sombreamento, *mismatch*, entre outros) também possuem impacto sobre a PLR. Portanto, desta seção em diante a sigla PLR será utilizada por ser o tecnicamente mais correta.

Lindig et al. (2018) realizam uma revisão de diversos modelos estatísticos e analíticos para identificação da PLR em módulos e inversores de usinas solares. Os modelos discutidos são: regressão linear simples (SLR); clássica decomposição sazonal (CSD); decomposição sazonal e de tendência (STL) utilizando suavização de pontos de dispersão ponderados localmente (LOESS); suavização exponencial Holt Winters (HW); média móvel integrada autorregressiva (ARIMA). Os resultados dos modelos estatísticos indicam que em comparação, os modelos LOESS e ARIMA têm um desempenho com a mais alta precisão, sendo a STL favorecida por sua implementação ainda mais fácil.

Phinikarides et al. (2014) ao comparar o modelo LOESS com os modelos SLR e CSD em dados gerados durante 5 anos por uma usina solar mostrou que este é o melhor modelo a ser utilizado (usando como critério a menor variância dos resultados de taxa de degradação obtidos).

Conforme proposto por Dimitrievska et al. (2021), a identificação da degradação pode ser estimada através da predição de potência de referência baseado em dados históricos e condições ambientais sob a qual o sistema está submetido (irradiância e temperatura). Tal predição é realizada através de árvores de decisão utilizando o erro quadrático médio de Friedman (Friedman MSE), onde o procedimento de treinamento do modelo é feito usando a biblioteca Scikit-Learn em Python. Ao se fazer do uso apenas da potência, irradiância e temperatura e realizar um pré-tratamento da base de dados, o modelo caracteriza-se por ser de fácil aplicabilidade e possuir uma melhor confiabilidade dos resultados se comparados com modelos de análise similares, como: *Yearly Degradation Score* (YDS); *Least Standard Least Square Regression* (LSLSR); identificação de taxa de perda de performance do PR (que são os modelos estatísticos avaliados por Lindig et al., 2018).

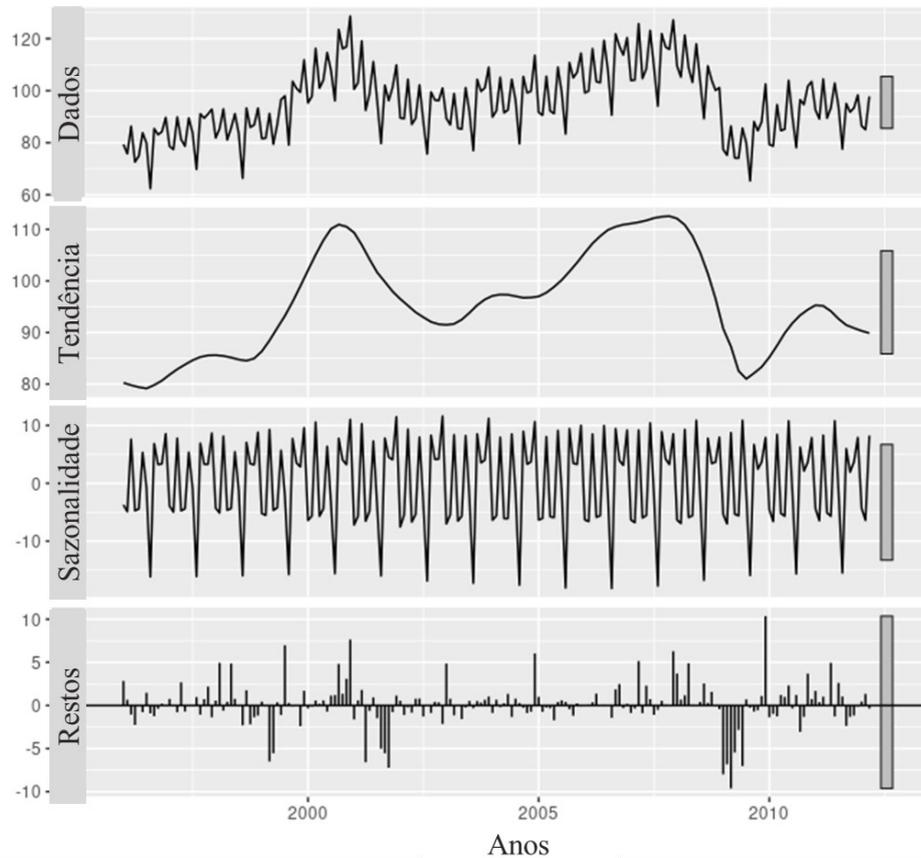
Burbano et al. (2021) desenvolveram um modelo para detecção precoce de degradação em módulos FV utilizando redes neurais artificiais. Ao se fazer do uso de mais variáveis se comparado com o modelo proposto por Dimitrievska et al., este apresenta resultados ainda mais precisos e confiáveis. Entretanto, para sua aplicação, diversos outros parâmetros e variáveis são necessários, como sete componentes da ficha técnica dos módulos, número de células conectadas em série e dados de corrente e voltagem de cada *string*. Dada a difícil aplicabilidade deste método considerando a quantidade de inputs necessários para avaliação, este método foi considerado demasiadamente exaustivo quando comparado com métodos mais simples, obtendo pequena vantagem de confiabilidade em seus resultados.

### 3.6.1 Decomposição sazonal e de tendência utilizando LOESS (STL)

O modelo de suavização de pontos de dispersão ponderados localmente (LOESS) é um método não paramétrico de filtragem e análise de dados que extrai a tendência de encaixe polinomial ponderada de uma série temporal e foi desenvolvido por Cleveland et al. (1990). LOESS proporciona estimativas robustas da tendência e dos componentes sazonais não sendo distorcido por *outliers* e valores faltantes.

O algoritmo consiste na suavização da série temporal usando um loop interno e outro externo. A cada vez que o loop interno é feito, as componentes sazonais e de tendência são atualizadas. O número de iterações dentro do loop interno são 1 ou 2. O loop externo inclui um loop interno seguindo de um cálculo de robustez ponderada, a fim de evitar o efeito de *outliers* (LINDIG et al., 2018). Esta etapa serve como um input para o próximo loop interno ao diminuir o impacto de comportamentos anormais e transientes nas componentes sazonais e de tendência. A Figura 32 mostra uma decomposição aditiva de uma série temporal usando o modelo LOESS.

Figura 32 – Tratamento de uma série temporal usando LOESS



Fonte: Adaptado de Hyndman e Athanasopoulos (2018)

Conforme proposto por Lindig et al. (2018), a determinação da taxa de perda de performance (PLR) é calculada ao inferir-se a regressão linear para a tendência obtida para cada série temporal (sendo cada série temporal a curva de geração de potência de uma *string*, um inversor ou um sistema). Para se calcular o PLR anual e a respectiva incerteza, as seguintes fórmulas são propostas:

$$PLR = 12a/b \quad ((10))$$

$$u_{PLR} = \sqrt{\left(\left(\frac{12}{b}\right)^2 \times u_a^2 + \left(-\frac{12a}{b^2}\right)^2 \times u_b^2\right)} \quad ((11))$$

onde  $a$  e  $b$  são os coeficientes de encaixe da regressão linear,  $u_{a,b}^2$  as variâncias destes coeficientes de encaixe e  $u_{PLR}$  o desvio padrão do PLR.

### 3.6.2 Predição de potência de referência através de árvores de decisão

Dimitrievska et al. (2021) sugerem o pré-tratamento e normalização dos dados antes da aplicação do modelo. Inicialmente, duas abordagens foram propostas: normalização para condições de teste padrão (*Standard Test Conditions* - STC) e normalização de condições nominais de operação de células (*Nominal Operating Cell Temperature* - NOCT<sup>2</sup>) onde, posteriormente, identificou-se que a segunda abordagem permitiu maior precisão nos resultados por ocorrer com maior frequência em situações de operação e, conseqüentemente, possuir um número muito maior de amostras.

Tal método consiste em realizar a predição baseada em dados históricos de geração de potência e dados atuais das condições em que o sistema está submetido (irradiância e temperaturas do sistema).

A primeira etapa foca na seleção dos dados a serem utilizados. Aqui, os autores utilizaram como fator de seleção todos os dados válidos sob as seguintes condições: Irradiância com diferença absoluta de até 150 W/m<sup>2</sup> e temperatura com diferença absoluta de até 5 °C dos valores de referência NOCT.

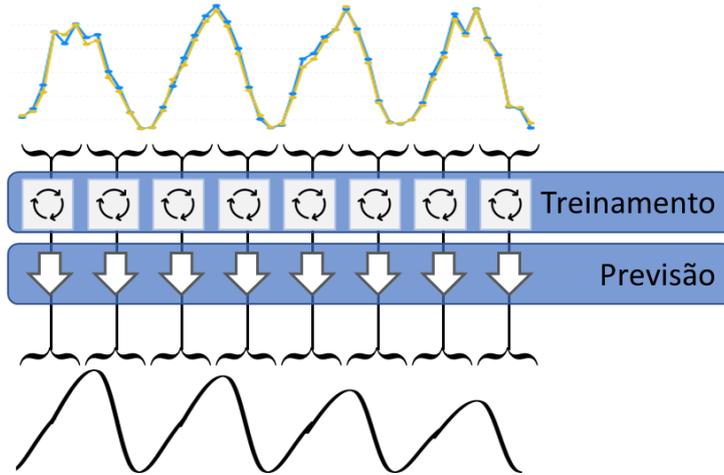
Em seguida os dados são analisados através de uma Arvore de Decisão para cada período de seis meses. Em cada período, o modelo é treinado para estimar a potência gerada dados valores de irradiância e temperatura, valores estes normalizados para condições NOCT. A Figura 33 ilustra o procedimento adotado.

Os procedimentos de treinamento foram manuseados em Python com a biblioteca Scikit-Learn (PEDREGOSA et al., 2011), onde o critério da árvore de decisão usado é o MSE Friedman, com número mínimo de amostras para gerar uma nova folha definida como 10. O resultado de uma aplicação pode ser visto na Figura 34 onde uma degradação média de 0.45% ao ano foi encontrada para todos os inversores.

---

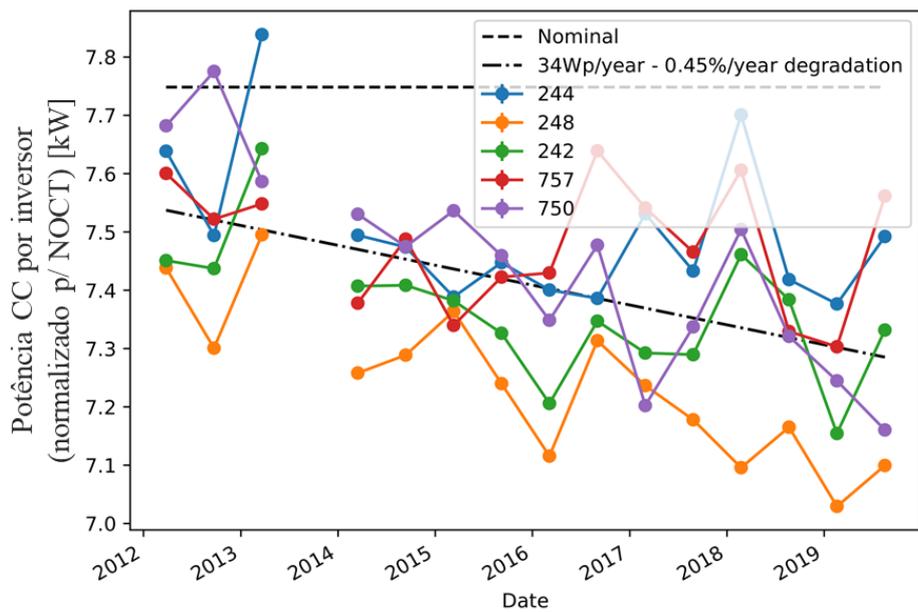
<sup>2</sup> Condição Nominal de Operação de Células: Irradiância = 800 W/m<sup>2</sup>, Temperatura Ambiente = 20 °C e Velocidade do Vento = 1 m/s. A temperatura dos módulos sob estas condições devem ser fornecida pelo fabricante do módulo.

Figura 33 – Modelo de predição de potência



Fonte: O autor

Figura 34 – Resultado do modelo proposto para cinco inversores



Fonte: Traduzido de Dimitrievska et al. (2021)

Assim como proposto por Lindig et al. (2018), a PLR anual pode ser estimada para cada componente através do coeficiente angular da regressão linear do conjunto de dados ao utilizar-se as equações (10) e (11).

## 4 MÉTODOS

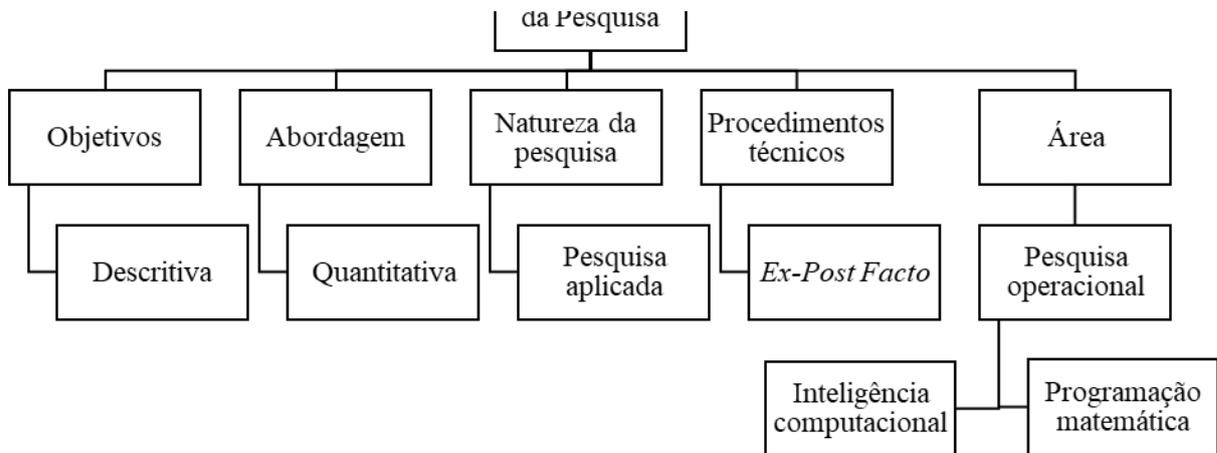
Este capítulo tem o objetivo de classificar o presente trabalho, garantindo melhor organização dos fatos que são apresentados e facilitando o seu entendimento. Além disso, este tópico também aborda as etapas adotadas para a presente pesquisa.

### 4.1 CARACTERIZAÇÃO DA PESQUISA

De acordo com Oliveira (2007), é de suma importância utilizar métodos científicos para validar resultados e premissas e referenciar o desenvolvimento do trabalho, garantindo seguimento e continuidade das etapas e atividades. Para cada tipo de estudo existem métodos específicos com enfoque qualitativo ou quantitativo (BRYMAN, 2008). Como define o objetivo geral deste trabalho, o objetivo envolve entender e analisar características quantitativas de cada *string* fotovoltaica, para tornar possível a sua comparação e ranqueamento.

Dentre as áreas e subáreas de conhecimento da engenharia de produção definidas pela ABEPRO (2017), este trabalho se encaixa na área de Pesquisa Operacional, com foco nas subáreas de Programação Matemática e Inteligência Computacional. A pesquisa científica pode ser classificada do ponto de vista de seus objetivos, sua abordagem, sua natureza e seus procedimentos técnicos. Este estudo apresenta como objetivo ser uma pesquisa exploratória, com abordagem quantitativa e natureza considerada como pesquisa aplicada. Quanto aos procedimentos técnicos, a pesquisa pode ser caracterizada como uma pesquisa *Ex-Post Facto*. Na Figura 35 ilustra-se a caracterização metodológica da pesquisa.

Figura 35 – Caracterização da pesquisa



Fonte: O autor.

Conforme Gil (2008), os objetivos da pesquisa podem ser classificados como de cunho exploratório, descritivo ou explicativo. Ainda segundo o autor, a pesquisa descritiva é aquela que descreve um fenômeno ou objeto de estudo (no caso, geração de energia elétrica) e estabelece relações entre as suas variáveis.

A abordagem da pesquisa, por sua vez, pode ser quantitativa ou qualitativa. A pesquisa quantitativa tem caráter quantificável, requer o uso de recursos e de técnicas estatísticas e possui ênfase na análise de resultados (SILVA; ESTERA MUSZKAT MENEZES, 2005).

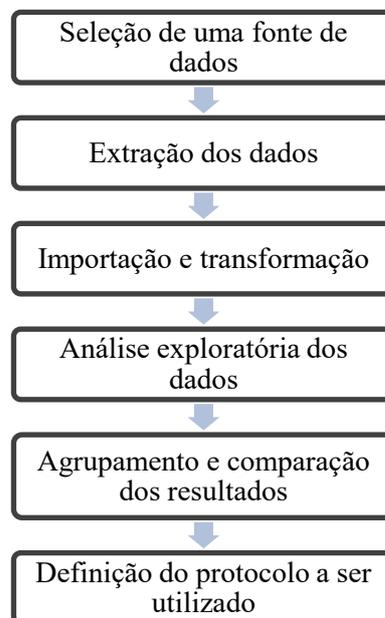
A natureza da pesquisa pode ser classificada como básica ou aplicada. A pesquisa aplicada tem por objetivo a aplicação dos conhecimentos com uma finalidade prática e dirigidos à solução de problemas específicos (SILVA; ESTERA MUSZKAT MENEZES, 2005).

Quanto aos procedimentos técnicos, a pesquisa pode ser classificada como: pesquisa bibliográfica, documental, experimental, *Ex-Post Facto*, de Coorte e de Levantamento ou um estudo de campo ou de caso, assim como uma pesquisa-ação ou pesquisa-participante. A pesquisa *Ex-Post Facto* é marcada por ocorrer depois dos fatos, visando buscar relações entre as variáveis, onde o pesquisador não possui controle sobre a situação visto que ela já ocorreu (GIL, 2008).

## 4.2 ETAPAS GERAIS DO DESENVOLVIMENTO DO TRABALHO

Dada a natureza do estudo e a disponibilidade de dados, a abordagem se dá inicialmente através de uma análise exploratória através dos softwares Microsoft Excel e STATISTICA, onde busca-se entender em primeiro momento a estrutura e a organização dos dados, considerando as subjetividades relacionadas a cada usina e às variáveis envolvidas na análise. Com o intuito de seguir com uma abordagem sistêmica, a construção desse estudo será segmentada em etapas para facilitar o entendimento e a evolução do desenvolvimento, sendo apresentada na Figura 36.

Figura 36 – Etapas do Desenvolvimento do Trabalho



Fonte: O autor, adaptado de Mentzas et al. (1995).

Como marco inicial temos o objetivo geral deste trabalho, que é definir um protocolo de identificação de séries de módulos fotovoltaicos com alta taxa de deterioração e baixa performance. Como resultado, espera-se desenvolver um protocolo capaz de identificar quais são as *strings* com maiores taxas de perda de performance e, apesar das incertezas, a PLR de cada *string* estudada.

A conclusão e as considerações e comentários pertinentes a respeito do trabalho podem ser realizadas após o desenvolvimento de todas as etapas acima comentadas.

### 4.3 DELIMITAÇÃO DA ANÁLISE

Este trabalho será limitado à análise de usinas solares sob as seguintes condições:

- Sistema de aquisição de dados de potência gerada à nível de *string*;
- Todos os módulos fotovoltaicos são de um mesmo modelo e iniciaram sua operação em um mesmo instante;
- Disponibilidade histórica de dados com resolução de, no mínimo, 15 minutos;
- Disponibilidade de dados sobre irradiação solar com mesma resolução;
- Disponibilidade de dados sobre temperatura média dos módulos;
- Disponibilidade de informações sobre serviços realizados na usina.

Esta pesquisa delimita-se também a realizar o processo de identificação de situações em que exista acentuada taxa de decréscimo da performance de *strings* fotovoltaicas, sem identificar quais as causas que levaram a tal situação e sem buscar identificar ações a serem tomadas após identificação.

## 5 DESENVOLVIMENTO DO PROTOCOLO

O presente capítulo apresenta as etapas e resultados encontrados para calcular a PLR de *strings* fotovoltaicas e, assim, define um protocolo para repetição do processo em diferentes cenários.

### 5.1 SELEÇÃO DE UMA USINA SOLAR

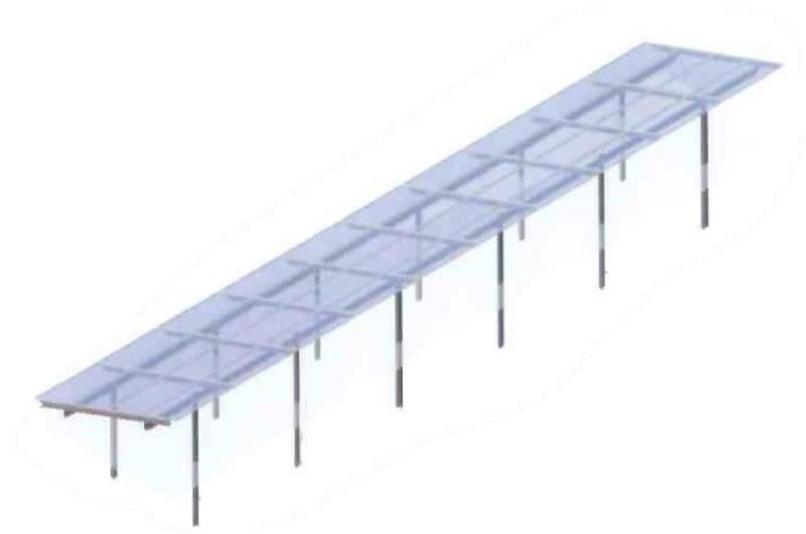
Uma base de dados de uma usina localizada na cidade de Sunderland, no norte do Reino Unido, será utilizada neste trabalho. A seleção da usina foi baseada em critérios qualitativos a respeito do histórico dos dados e da quantidade de dados faltantes, além de atender aos critérios previamente definidos.

Os dados, apesar de serem dados reais do sistema de monitoramento da usina, serão anonimizados com o objetivo de evitar qualquer violação à proteção de dados. A usina possui uma potência nominal dos módulos instalada de 4676,7 kWp e potência nominal dos inversores instalada de 3930,0 kWp.

#### 5.1.1 Instalação e direcionamento dos Módulos

A instalação possui todos os módulos instalados em mesas ao ar livre, em terreno plano. O arranjo de cada mesa de módulos é composto por 4 fileiras de 10 módulos na horizontal, onde o espaço entre cada fileira é de 6,0m. Na Figura 37 é possível ver um exemplo de uma mesa composta por módulos.

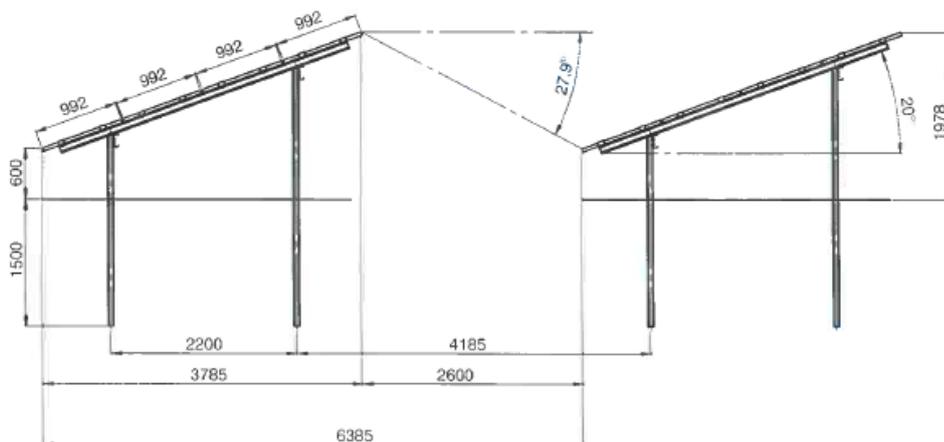
Figura 37 – Exemplo de uma mesa de módulos



Fonte: Documentação técnica da usina solar, Aarusol Solartechnik (2016)

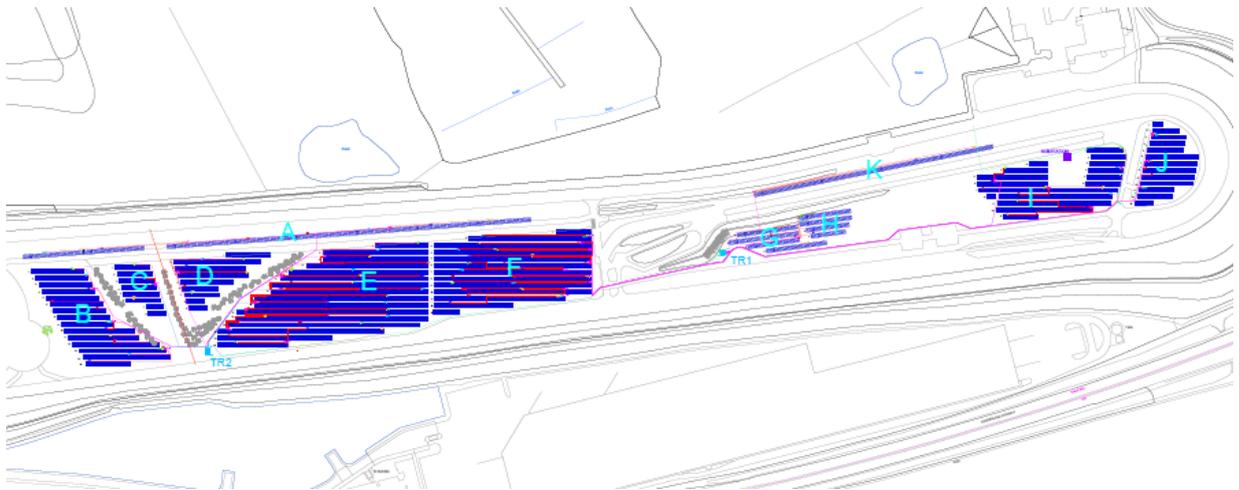
Os módulos desta usina foram instalados em 4 diferentes orientações, sendo elas as seguintes: Azimute  $0^\circ$ ,  $-4^\circ$ ,  $-8^\circ$ ,  $-12^\circ$  Sudeste, onde 86% dos módulos possuem orientação  $0^\circ$  Sul. A inclinação de todos os módulos é a mesma,  $20^\circ$  em relação à horizontal como pode ser visto na Figura 38. Na Figura 39 pode ser visto o leiaute da usina, onde é possível identificar que os setores definidos como A, G, H e K são os que possuem orientações diferentes do resto. A usina possui um comprimento longitudinal de aproximadamente 1,16km.

Figura 38 – Inclinação das Mesas de módulos



Fonte: Documentação técnica da usina solar, Aarusol Solartechnik (2016)

Figura 39 – Leiaute da usina



Fonte: Documentação técnica da usina solar, Arausol Solartechnik (2016)

## 5.1.2 Descrição técnica dos componentes instalados

### 5.1.2.1 Módulos

Tipo de célula solar: Policristalino de silício;

Marca e modelo: Risen Energy Co. Ltd, RSM-60-6-255P;

Saída nominal CC por módulo: 255 Wp;

Número de Módulos: 18.340.

### 5.1.2.2 Inversores

Marca e Modelo: Huawei Technologies, SUN2000-33k;

Potência nominal CA por inversor: 30,0 kW;

Número de inversores: 131;

Potência de saída nominal CA total: 3.930 kW.

### 5.1.2.3 Interconexões

Cada inversor possui 4 *strings* de 24 módulos cada e 2 *strings* de 22 módulos, totalizando em capacidade nominal de 35,7 kWp por inversor. Dessa forma, 131 inversores totalizam:

- 5.764 Módulos em 262 *strings* de 22 módulos cada (1 MPP por inversor);
- 12.576 Módulos em 524 *strings* de 24 módulos cada (2 MPP por inversor).

#### 5.1.2.4 Sensores

Seis piranômetros e dois de temperatura média dos módulos também estão instalados na usina, sendo somente três sensores de irradiância no POA e os outros instalados na horizontal e ambos os sensores de temperatura no POA. A cerca do piranômetro:

Marca e Modelo: Equinox, CMP 10 EnCome Energy;

Sensibilidade:  $7,77 \mu\text{V}/\text{W}/\text{m}^2$  se instalado horizontalmente;

Impedância:  $26 \Omega$ ;

Classificação: ISO 9060, Classe A.

#### 5.1.3 Perdas previstas do sistema

Na documentação técnica disponível da usina, são previstas diversas perdas constantes para a geração da usina em questão. O Quadro 5 ilustra um resumo das perdas previstas do sistema, o qual não inclui perdas por indisponibilidade do sistema como paradas de rede ou paradas programadas.

Quadro 5 – Fatores de perda e análise das incertezas do sistema

Fator	Ganho/Perda	Valor	Unidade	PR	Incerteza
Insolação Horizontal		981	kWh/m <sup>2</sup>		4,0 %
Conversão da irradiação para o POA	+16,6%	1144	kWh/m <sup>2</sup>	100,0%	2,5%
Sombreamento	-5,8%	1078	kWh/m <sup>2</sup>	94,3%	1,0%
Perdas por Reflexo	-3,5%	1041	kWh/m <sup>2</sup>	91,0%	0,5%
Perdas de Irradiação	-2,1%	1022	kWh/kWp	89,3%	1,0%
Perdas de Temperatura	-0,2%	1020	kWh/kWp	89,1%	1,0%
Perdas por <i>Soiling</i>	-1,0%	1010	kWh/kWp	88,3%	1,0%
Perdas por Mismatch e degradação (LID)	-1,0%	999	kWh/kWp	87,4%	0,5%
Perdas por cabeamento CC	-0,5%	994	kWh/kWp	86,9%	0,5%
Perdas do Inversor (consumo interno)	-1,9%	975	kWh/kWp	85,3%	1,0%
Perdas por cabeamento CA	-0,4%	971	kWh/kWp	84,9%	0,5%
Perdas do Transformador	-0,8%	964	kWh/kWp	84,3%	0,5%
<b>TOTAL</b>		<b>964</b>	<b>kWh/kWp</b>	<b>84,3%</b>	<b>5,3%</b>

Fonte: Traduzido da documentação técnica da usina solar.

Além disto, também é prevista a perda gradual dada a degradação dos módulos e, de acordo com a ficha técnica do módulo, a degradação máxima garantida pelo fabricante é de 0,75% ao ano, onde a performance garantida no primeiro ano é de 98% e no vigésimo quinto ano de 80%. Conforme a documentação técnica da usina, uma taxa de degradação dos módulos de 0,6% é esperada.

#### 5.1.3.1 Perdas por Sombreamento

O sombreamento interno é causado pelas mesas de módulos e depende do ângulo de inclinação, do espaçamento (*pitch*) e da altura da mesa e do ângulo mínimo do sol no local da usina. A inclinação solar normal no local é de 11,6° (21 de dezembro, meio-dia).

Com base no espaçamento entre fileiras de 6,0 m, o ângulo de sombreamento corresponde a 31,7°. De acordo com a documentação técnica da usina, o sombreamento interno das fileiras é responsável por 5,8% das perdas.

#### 5.1.3.2 *Perdas por Soiling e Mismatch*

Para módulos solares em espaços abertos, não pode ser descartado o acúmulo de sujeira (*soiling*) o que, portanto, resulta em redução na gradação de energia dos módulos. O conhecido efeito de autolimpeza das placas de vidro pela chuva requer uma inclinação do módulo de pelo menos 15°, o que se aplica à usina aqui tratada. Dessa forma, as perdas devidas ao *soiling* foram estimadas em 1,0%.

As perdas de energia devido ao *Mismatch* (dadas as interconexões em série dos módulos, cada um com características ligeiramente diferentes) foram fixadas em 0,4%.

#### 5.1.3.3 *Perdas por cabeamento*

As perdas por cabeamento ocorrem em todas as seções cabeadas e conectores da usina e podem ser aproximadas como constantes em relação ao tempo. A soma das perdas fixas é estimada em 2,28 % do lado CC e de 1,29% do lado CA. As perdas mais significativas podem ser divididas em três categorias:

a) Perdas das *strings* até os inversores (CC)

A estimativa de perdas das *strings* instaladas é de cerca de 2,28% ao ano, sendo que esta é uma estimativa aproximada dado que a distância dos inversores e suas respectivas *strings* varia de acordo com o leiaute de instalação. O Quadro 6 apresenta um resumo do cálculo de perdas por cabeamento.

Quadro 6 - Perdas por cabeamento até os inversores

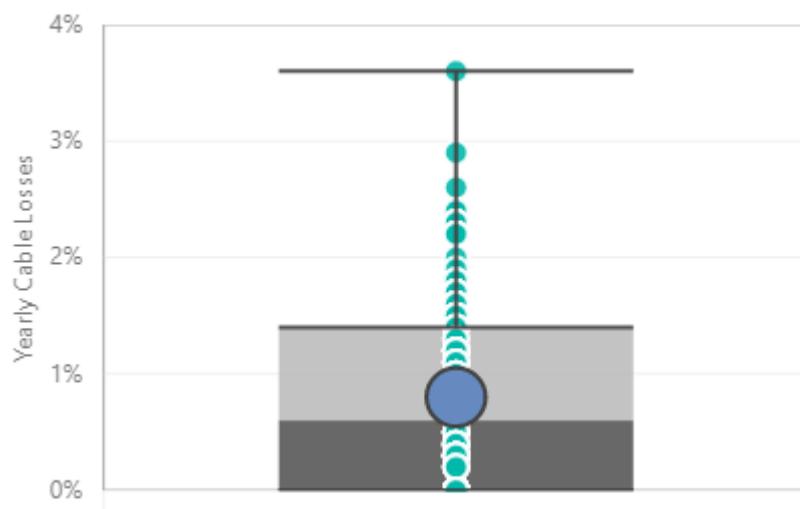
<i>String</i>	Módulos/ <i>Strings</i>	Potência (kW)	Comprimento do cabo (m)	Perdas por ano (%)	Ponderação das perdas (%)
1	24	6,12	81	2,7%	0,46%
2	24	6,12	83	2,7%	0,46%
3	24	6,12	85	2,8%	0,48%
4	24	6,12	87	2,9%	0,50%
5	22	5,61	38	1,1%	0,17%
6	22	5,61	42	1,3%	0,20%
Total	140	35,7			2,28%

Fonte: Traduzido da documentação técnica da usina solar.

#### b) Perdas do inversor até as *Combiner Boxes* (CA)

Através da relação do comprimento de cabo de cada inversor até a caixa combinadora de corrente alterada (*AC Combiner Boxes*), a perda estimada por cabos nesta seção pode ser estimada para cada inversor. A média simples das perdas por inversor é de 0,80% e a distribuição da perda de cada inversor é representada na Figura 40.

Figura 40 – Perda de cada Inversor (círculos pequenos) e média (círculo maior)



Fonte: Adaptado da documentação da usina solar.

#### c) Perdas das *Combiner Boxes* até o transformador (CA)

As perdas por cabeamento nesta seção são estimadas em 0,49%, ao levar em consideração que aproximadamente 5.712 metros de cabos foram utilizados, os quais são

divididos em cabos de área transversal de 150 mm<sup>2</sup> e de 240 mm<sup>2</sup>. Um resumo das informações é apresentado no Quadro 7.

Quadro 7 – Perdas por cabeamento até o transformador

Transformador	No. De Inversores	Potência Total (kW)	Comprimento do cabo 150 mm <sup>2</sup> (m)	Comprimento do cabo 240 mm <sup>2</sup> (m)	Ponderação das perdas (%)
1	61	1.860	0	3.974	0,26%
2	70	2.100	527	1.127	0,23%
Total	131	3.960	527	5.101	0,49%

Fonte: O autor

#### 5.1.4 Disponibilidade dos dados

A usina selecionada entrou em operação em 2016, porém sua comunicação com um sistema de monitoramento só foi estabelecida em fevereiro do ano seguinte. Dados de irradiância incidente sobre os módulos e sua temperatura média só estão disponíveis a partir de março de 2017. Assim, para cobrir períodos anuais completos, o período selecionado neste trabalho para análise foi desde o final de 2017 ao final de 2021, cobrindo um total de 4 anos de operação.

Todos os dados à disposição para esta usina foram fornecidos pela empresa responsável pela gestão e monitoramento da usina, com consentimento em manter anônimos quaisquer dados que possam ser considerados sigilosos.

## 5.2 SELEÇÃO DO SOFTWARE E DOS DADOS A SEREM UTILIZADOS

A disponibilidade de uma licença estudantil para o software STATISTICA 12 possibilitou o uso deste software para realizar todas as etapas do protocolo proposto, incluindo importação, tratamento e modelagem dos dados.

O monitoramento de alguma variável que supostamente seja constante em um cenário ideal, mas que na prática sofre influência da degradação faz-se necessário para se estimar a PLR de cada string. Na literatura, a potência gerada pelas *strings* é tipicamente a variável avaliada. Entretanto, um grande desafio com o monitoramento de uma usina solar é que sua geração muda

continuamente devido às variações ambientais a que está submetida (irradiação, temperatura, sombreamento, etc.).

O isolamento dos dois principais fatores externos na geração de potência elétrica se deu através da seleção das seguintes variáveis além da potência gerada por cada *string*: irradiância incidente sobre os módulos e temperatura média dos módulos.

Os dados foram disponibilizados através do software utilizado pela empresa, onde a extração se deu por meio de 4 arquivos Excel que ocupam no total cerca de 650 MB de memória física. Estes dados incluem a potência em quilowatt gerada por cada uma das 786 *strings*, a irradiância média incidente sobre os painéis em quilowatt-hora por metro quadrado (ponderada de acordo com as diferentes orientações) e a temperatura dos módulos em graus Celsius. Os dados possuem intervalos de 10 minutos, do dia 06 de fevereiro de 2017 até 31 de dezembro de 2021. Isto totaliza um total de aproximadamente 200 milhões de observações.

Apenas 10 entre as 786 *strings* disponíveis foram selecionadas de forma aleatoriamente para serem objetos de estudo deste trabalho, evitando-se demasiada exigência computacional para processamento dos dados. A seleção foi feita com o uso da função ALEATORIOENTRE(1,786) do Excel. O resultado da seleção pode ser visto na Figura 41. Além disso, para facilitar a identificação das *strings* selecionadas, elas foram codificadas com letras do alfabeto em ordem alfabética, i.e., da letra A até a letra J. A Tabela 1 exemplifica a leitura das potências para estas *strings*.

Figura 41 – Seleção de 10 entre 786 *strings*



Fonte: O autor.

### 5.3 IMPORTAÇÃO E TRANSFORMAÇÃO DOS DADOS

A etapa inicial do desenvolvimento envolveu importar os dados para o software utilizado. Devido à quantidade de dados ser muito grande, inicialmente foram excluídas todas as *strings* que não estavam entre as selecionadas dos arquivos em Excel. Após isto, as planilhas dos quatro arquivos foram importadas e agregadas de forma a juntar toda a informação em uma tabela só.

Dado que o Excel armazena informações em planilhas e o STATISTICA trata planilhas como tabelas, os dados tiveram que ser transformados a fim de obter uma formatação adequada para seu tratamento. A Tabela 1 ilustra o resultado das transformações utilizadas.

Tabela 1 – Extrato do resultado das transformações no STATISTICA

Horário	<i>String</i>	Ano	Mês	Dia	Hora	Potência (kW)	Irradiância (kWh/m <sup>2</sup> )	Temperatura (°C)
01/08/2020 08:20	A	2020	8	1	8,33	1,61	376	25,55
01/08/2020 08:20	B	2020	8	1	8,33	1,88	376	25,55
01/08/2020 08:20	C	2020	8	1	8,33	1,76	376	25,55
01/08/2020 08:20	D	2020	8	1	8,33	1,91	376	25,55
01/08/2020 08:20	E	2020	8	1	8,33	1,73	376	25,55
01/08/2020 08:20	F	2020	8	1	8,33	1,81	376	25,55
01/08/2020 08:20	G	2020	8	1	8,33	1,67	376	25,55
01/08/2020 08:20	H	2020	8	1	8,33	1,62	376	25,55
01/08/2020 08:20	I	2020	8	1	8,33	1,84	376	25,55
01/08/2020 08:20	J	2020	8	1	8,33	1,58	376	25,55
01/08/2020 08:30	A	2020	8	1	8,50	1,86	421	27,95
01/08/2020 08:30	B	2020	8	1	8,50	2,13	421	27,95
01/08/2020 08:30	C	2020	8	1	8,50	1,97	421	27,95
01/08/2020 08:30	D	2020	8	1	8,50	2,16	421	27,95
01/08/2020 08:30	E	2020	8	1	8,50	1,96	421	27,95
01/08/2020 08:30	F	2020	8	1	8,50	2,03	421	27,95
01/08/2020 08:30	G	2020	8	1	8,50	1,83	421	27,95
01/08/2020 08:30	H	2020	8	1	8,50	1,79	421	27,95
01/08/2020 08:30	I	2020	8	1	8,50	2,03	421	27,95
01/08/2020 08:30	J	2020	8	1	8,50	1,69	421	27,95

Fonte: O autor.

## 5.4 CÁLCULO DA PLR

A PLR pode ser determinada através de diferentes modelos numéricos (LINDIG et al., 2018). O protocolo desenvolvido neste trabalho consiste em realizar a previsão da potência gerada em condições de Temperatura Nominal da Célula de Operação (NOCT) para cada *string* em um determinado intervalo de tempo. Esta abordagem possibilita replicar o processo para diferentes períodos e assim determinar o comportamento das *strings* para finalmente calcular sua variação no decorrer do tempo.

### 5.4.1 Descrição do cálculo da PLR

A PLR representa a taxa de perda de performance durante o período de um ano. Ao se observar a performance em diferentes momentos, é possível identificar com qual taxa os valores de performance decrescem ao longo do tempo. A abordagem empregada está baseada no método proposto por Dimitrievska et al. (2021). O protocolo consiste de cinco etapas:

- a) selecionar apenas leituras de potência próximas à condição NOCT;
- b) normalizar todas as observações em relação à irradiância e temperatura NOCT dos módulos;
- c) calcular a geração média de potência de cada *string* em intervalos previamente especificados;
- d) inferir a taxa de variação da potência NOCT para cada intervalo de tempo utilizando o método da regressão linear;
- e) transformar a taxa de variação de potências para uma taxa de variação de performance;
- f) adequar a taxa de variação de performance para períodos anuais.

### 5.4.2 Definição do intervalo de tempo

Após realizar testes para diferentes intervalos (um mês, um trimestre, um semestre ou um ano), observou-se que períodos muito curtos ou muito longos são inadequados por apresentarem resultados muito variados entre um período e outro ou por resultar em pouco número de resultados.

O intervalo de tempo adequado foi assumido como períodos de seis meses. Em consequência disto, o conjunto de dados foi dividido em períodos semestrais, separando-os em

meses mais quentes (de abril a setembro) e meses mais frios (outubro a março). Vale ressaltar que, na base de dados, o primeiro semestre é referente ao inverno entre 2017 e 2018 e será identificado como semestre 1.

### 5.4.3 Seleção dos dados

A seleção correta dos dados faz com que condições sob as quais as leituras não são confiáveis ou os módulos não estejam em situação normal de operação faz com que os resultados obtidos sejam mais próximos da realidade. Assim, a primeira *feature* utilizada como critério de seleção foi a irradiância incidente sobre os módulos.

De acordo com Dimitrievska et al. (2021), para garantir que somente observações onde a condição de operação esteja mais próxima de sua eficiência máxima e ao mesmo tempo possua uma quantidade razoável de observações é necessário selecionar somente observações que estejam sob uma margem absoluta de até 150 W/m<sup>2</sup> das condições NOCT do módulo. Como as condições NOCT do módulo da usina em questão são 800W/m<sup>2</sup> de irradiância e temperatura dos módulos de 25°C (ANEXO B), o intervalo selecionado foi de 650 até 950 W/m<sup>2</sup>, o que filtrou cerca de 95% das observações.

### 5.4.4 Normalização da potência gerada

A determinação da variação de performance ao decorrer do tempo pode ser feita através da remoção do efeito de fatores externos na potência gerada. A irradiância e a temperatura dos módulos são os dois principais fatores externos e são medidos através dos sensores instalados. Assim, permitiu-se calcular a potência corrigida para condições NOCT, ou seja, multiplicando a potência gerada pelos fatores de irradiância e temperatura.

A irradiância possui comportamento aproximadamente linear e diretamente proporcional sobre a potência gerada dos módulos. Por outro lado, o fator de temperatura possui fator inversamente proporcional, onde a inclinação da reta é especificada na documentação técnica do módulo, sendo a inclinação da reta de -0,39%/°C. O fator multiplicativo para normalização da irradiância ( $Fator_{IRR}$ ) e temperatura ( $Fator_{TEMP}$ ) e a normalização da potência gerada ( $Pot_{NOCT}$ ) estão descritas nas equações 12, 13 e 14.

$$Fator_{IRR} = 800/IRR \quad (12)$$

$$Fator_{TEMP} = 1 - (Temp - 25) \times (-0,39/100) \quad (13)$$

$$Pot_{NOCT} = Pot \times Fator_{Irradiância} \times Fator_{Temperatura} \quad (14)$$

Onde IRR é a medição de irradiância em determinado momento em kWh/m<sup>2</sup> e Pot é a potência gerada, em kWh. A Tabela 2 exemplifica a normalização da potência para diferentes condições.

Tabela 2 – Exemplo de normalização para potência NOCT

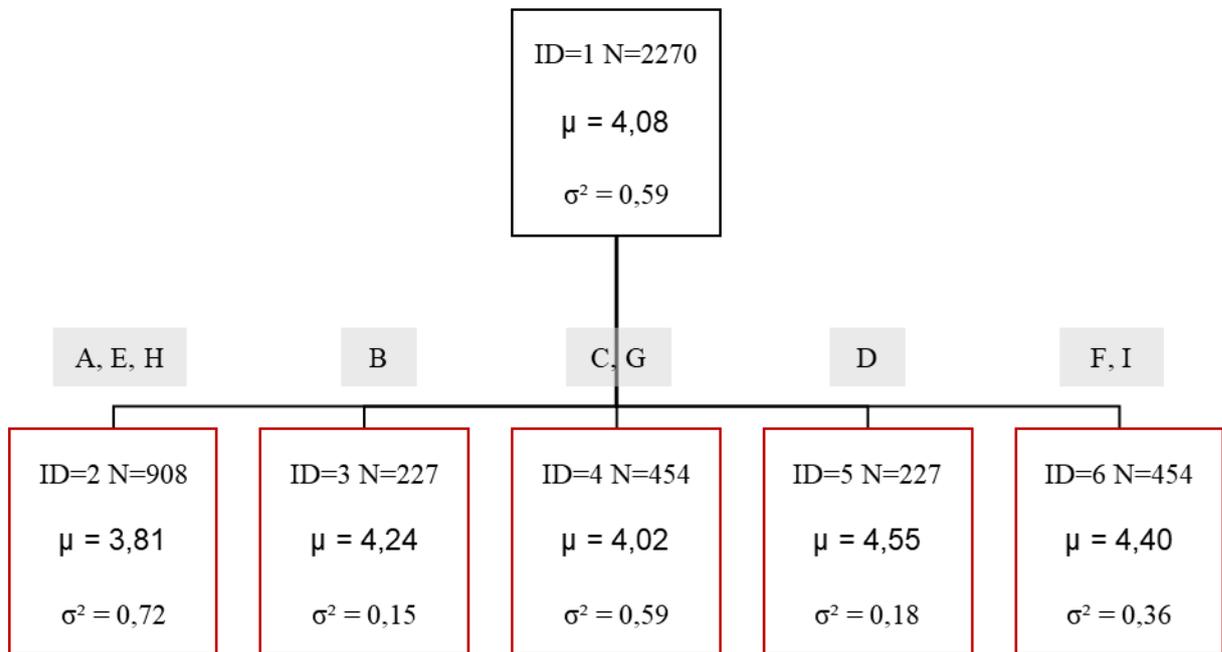
Horário	String	Potência (kW)	Irradiância (kWh/m <sup>2</sup> )	Temperatura (°C)	Fator IRR	Fator TEMP	Pot NOCT (kw)
07/09/2020 10:20	A	3,75	681	35,8	1,175	1,042	4,59
07/09/2020 10:20	B	3,63	681	35,8	1,175	1,042	4,44
07/09/2020 10:20	C	3,21	681	35,8	1,175	1,042	3,93
01/10/2020 14:30	A	4,87	1120	21,2	0,714	0,985	3,43
01/10/2020 14:30	B	5,48	1120	21,2	0,714	0,985	3,86
01/10/2020 14:30	C	6,10	1120	21,2	0,714	0,985	4,29
01/03/2021 08:30	A	1,90	425	12,6	1,882	0,952	3,40
01/03/2021 08:30	B	2,34	425	12,6	1,882	0,952	4,19
01/03/2021 08:30	C	1,92	425	12,6	1,882	0,952	3,44
01/05/2021 18:30	A	2,79	530	45,7	1,509	1,081	4,55
01/05/2021 18:30	B	2,85	530	45,7	1,509	1,081	4,65
01/05/2021 18:30	C	2,30	530	45,7	1,509	1,081	3,75

Fonte: O autor.

#### 5.4.5 Estimativa da potência NOCT semestral

Os valores médios e a variância das observações por cada string durante o intervalo semestral foram determinados através do método CHAID de construção de árvores de decisão. A potência NOCT foi utilizada como variável dependente e o código da *string* como preditor categórico. A aplicação do método resultou em árvores de decisão que agrupam os valores preditos por semestre. O resultado da árvore para o semestre 2017-2018 é apresentado na Figura 42, sumarizado na Tabela 3. Nos resultados,  $\mu$  representa a média das potências NOCT e  $\sigma^2$  a variância dos valores.

Figura 42 – Árvore de decisão para inverno 2017-2018



Fonte: O autor.

Tabela 3 – Resultados da primeira árvore de decisão gerada

<i>String</i>	$\mu$	$\sigma^2$
A	3,81	0,721
B	4,24	0,146
C	4,02	0,587
D	4,55	0,180
E	3,81	0,721
F	4,40	0,360
G	4,02	0,587
H	3,81	0,721
I	4,40	0,360
J	3,81	0,721

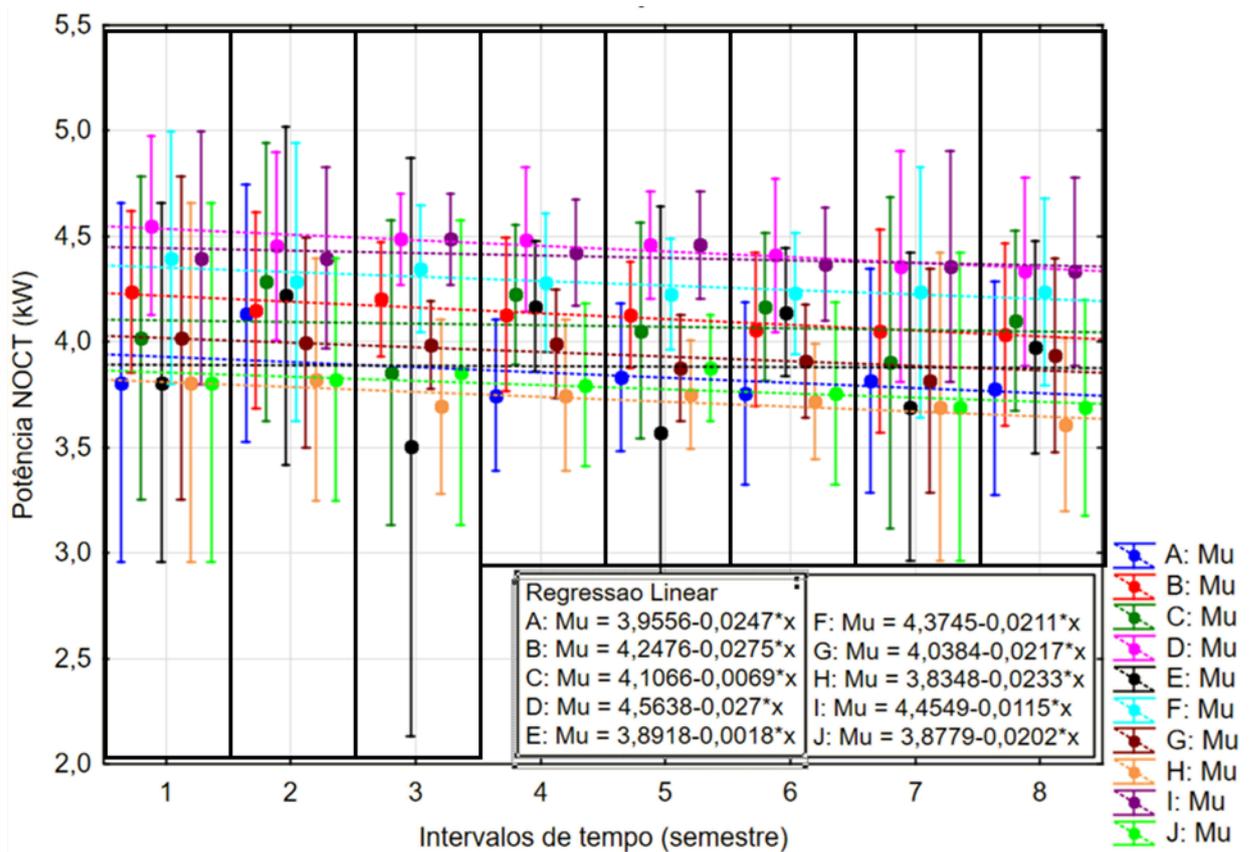
Fonte: O autor.

Na Figura 42 é possível observar que o modelo CHAID identificou similaridade entre as *strings* A, E, H e J, agrupando-as em uma só folha. Considerando-se que esta análise foi realizada para o primeiro período selecionado, é razoável sugerir que elas possuíam condições similares de operação no semestre indicado. Entretanto, os resultados para os períodos posteriores mostram que, com o passar do tempo, as *strings* foram se diferenciando com relação às médias semestrais das potências geradas.

### 5.4.6 Regressão linear simples dos resultados

As médias e variâncias calculadas na etapa anterior podem ser agrupadas após replicar a análise em todos os semestres disponíveis que, neste caso, são oito. A conversão das variâncias em desvios-padrão possibilita a plotagem dos valores em forma de gráfico, mostrado na Figura 43.

Figura 43 – Resultados das árvores geradas para os oito semestres do período considerado.



Fonte: O autor.

A Figura 43 indica resultados variados para as *strings*, tanto em potência NOCT quanto no desvio padrão dos resultados. Em relação a outras *strings*, observa-se que a *string* E possui um desvio padrão maior. Ressalta-se aqui que as retas calculadas através do método de regressão linear possuem coeficiente angular diretamente proporcional ao PLR de cada *string*. Adicionalmente, observa-se na figura que as *strings* D, F e I possuem potências mais altas, independente do semestre, o que pode ser explicado devido à diferentes potências nominais de cada *string*, ou seja, à capacidade de geração de potência de cada não serem as mesmas. A

transformação das potências NOCT para valores de PR faz-se necessária para o cálculo da PLR, além de normalizar os valores em relação às potências nominais de cada *string*.

#### 5.4.7 Transformação da potência NOCT em PR

O coeficiente angular da regressão linear inferida indica a taxa de perda de potência para cada para cada intervalo de tempo. Como os valores estão em potência NOCT, faz-se necessário, para o cálculo da PLR, a transformação do eixo y para performance, através da Equação 15, a qual é uma adaptação da Equação 2.

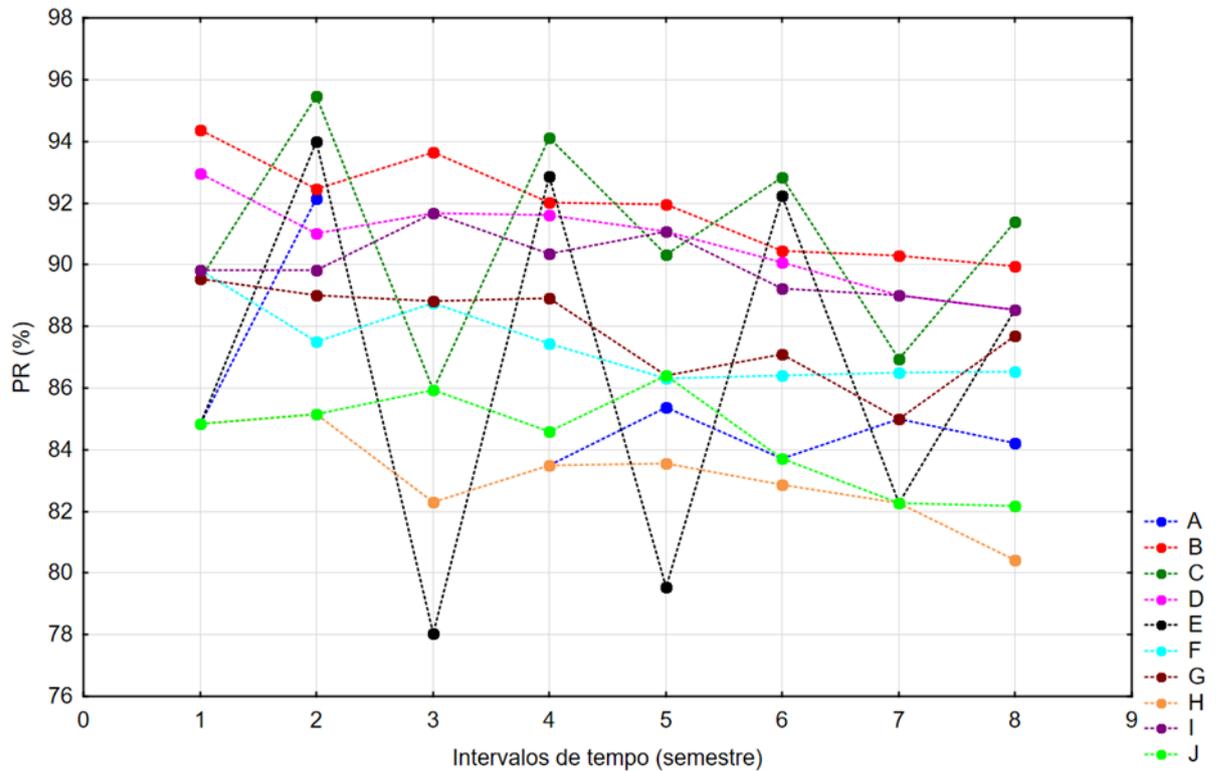
$$PR = \frac{Pot_{NOCT}}{\left(IRR_{NOCT}/1000\right) \times (Pot_{Nominal})} \quad ((15))$$

Na Equação 15, tem-se que:

- a)  $IRR_{NOCT}$  – Irradiância para condições NOCT especificada na documentação técnica dos módulos que, para o modelo utilizado nesta usina solar, é de 800 W/m<sup>2</sup>;
- b)  $Pot_{Nominal}$  – Potência nominal de cada *string* que, conforme exposto anteriormente, é de 6,12 kWp para *strings* de 24 módulos (*strings* D, F e I) e de 5,61 kWp para as de 22 módulos (demais *strings*).

A Figura 44 mostra o resultado das transformações realizadas em cada *string* para cada semestre.

Figura 44 – Resultado da transformação das potências NOCT em PR.

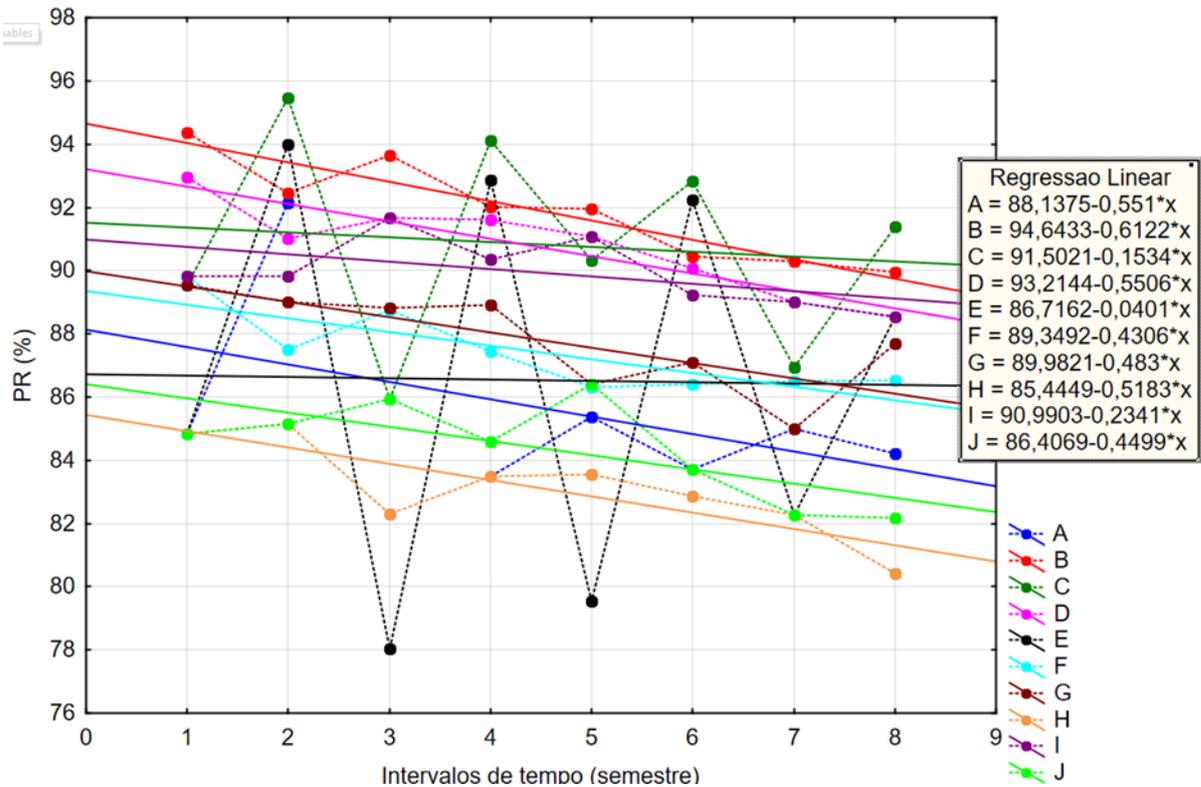


Fonte: O autor.

A análise do gráfico mostra significativa alternância dos resultados em cada semestre. Esta observação sugere a existência de uma relação entre meses mais frios e PRs mais baixos e meses mais quentes e PRs mais elevados.

#### 5.4.8 Determinação da PLR

A determinação da PLR de cada *string* pode ser calculada através do coeficiente angular das retas obtidas pelo método de regressão linear, pois o coeficiente representa a queda de PR em cada intervalo de tempo. O resultado das regressões lineares pode ser observado na Figura 45.

Figura 45 – Resultado das regressões lineares de cada *string*.

Fonte: O autor.

Como foram definidos intervalos semestrais, a PLR anual pode ser calculada multiplicando-se a constante de inclinação da reta obtida por 2 (um ano = dois semestres). A Tabela 4 apresenta as PLRs resultantes para cada *string*, ordenadas em ordem crescente.

Tabela 4 – PLR anual de cada *string*

<i>String</i>	PLR
B	-1,22%
D	-1,10%
A	-1,10%
H	-1,04%
G	-0,97%
J	-0,90%
F	-0,86%
I	-0,47%
C	-0,31%
E	-0,08%

Fonte: O autor.

## 5.5 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Nesse capítulo foram descritas as etapas realizadas para se definir um protocolo de cálculo da PLR de cada *string* de uma usina solar fotovoltaica.

O desenvolvimento iniciou-se pela seleção de uma usina que atendesse aos critérios definidos no Subcapítulo 1.5, que levaram à seleção de uma usina localizada no norte do Reino Unido, com capacidade nominal de aproximadamente 4 MWp. De acordo com a documentação técnica da usina, a degradação anual esperada para o sistema é de 0,6%.

O software STATISTICA foi selecionado para realizar a importação, tratamento e análise dos dados disponíveis, onde inicialmente apenas dez das 786 *strings* disponíveis foram selecionadas aleatoriamente para a análise, com a finalidade de reduzir o tempo de processamento de cada etapa.

O protocolo definido consistiu de cinco etapas:

- a) filtrar leituras de potência que tenham sido feitas sob uma irradiância de até 150 W/m<sup>2</sup> distante das condições NOCT, definidas na ficha técnica do módulo (ANEXO B);
- b) realizar a normalização das potências geradas por cada *string* em relação às condições NOCT do módulo;
- c) dividir os dados em períodos semestrais e, para cada intervalo, utilizar uma árvore de decisão para estimar a produção de cada *string* sob condições NOCT;
- d) inferir a taxa de variação semestral da potência NOCT utilizando o método da regressão linear simples;
- e) transformar as equações das retas obtidas de potência NOCT para PR, obtendo-se o coeficiente angular do PR semestral de cada *string*;
- f) determinar a PLR de acordo com os coeficientes angulares calculados e ordená-los em ordem crescente.

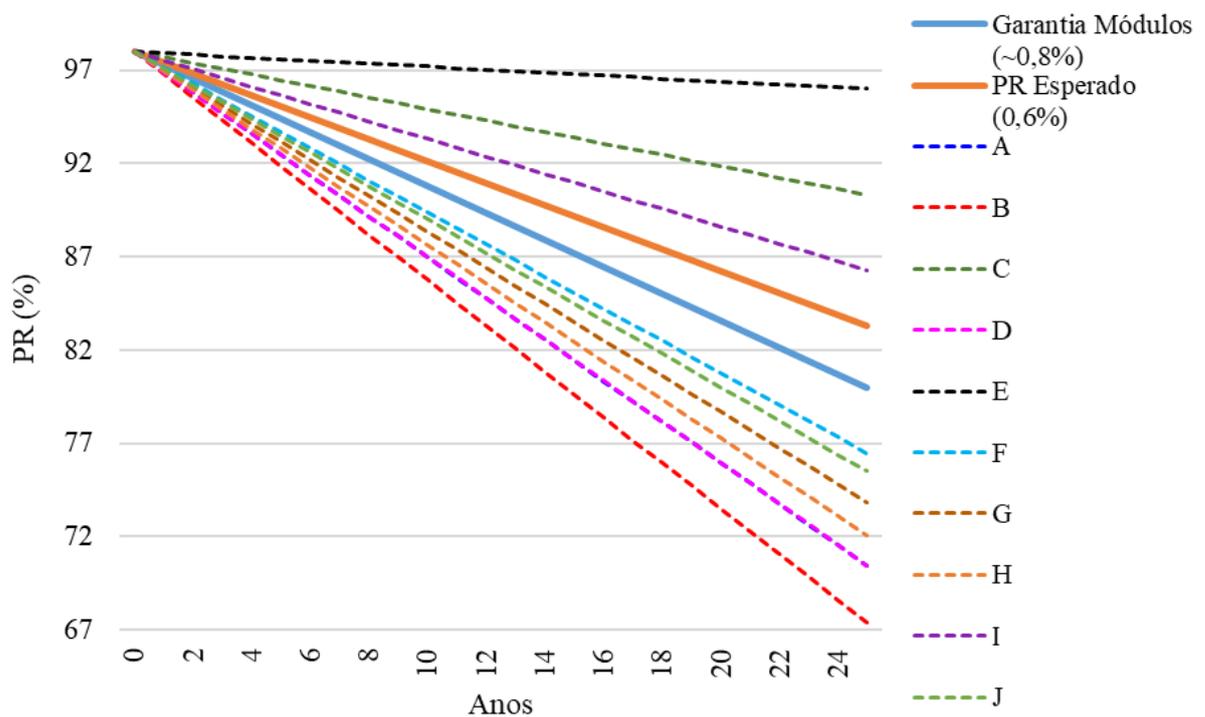
Os resultados indicam uma PLR média de 0,80% cujo desvio padrão é de 0,36% para as *strings* selecionadas. No próximo capítulo, os resultados obtidos são discutidos em mais detalhes.

## 6 RESULTADOS E DISCUSSÃO

Este Capítulo visa trazer uma análise e interpretação do autor deste trabalho quanto aos resultados obtidos com o protocolo definido.

As PLRs obtidas sugerem grande divergência entre os resultados. Na Tabela 4 é notável que a *string* E apresenta PLR muito menor do que o esperado, enquanto as *strings* A, B, D, F, H, G e J apresentam PLR muito alta comparadas ao valor esperado de 0,6% (como referendado no subcapítulo 5.1.3). A Figura 46 ilustra o efeito que as PLRs obtidas causariam no PR das *strings* após 25 anos caso a performance inicial (no ano 0) fosse a esperada, ou seja, 98% conforme apresentado na ficha técnica do fabricante (ANEXO B). A mesma figura também indica o PR esperado e o garantido pelo fabricante dos módulos (ANEXO A).

Figura 46 – Simulação do efeito das PLRs obtidas no PR das *strings*.

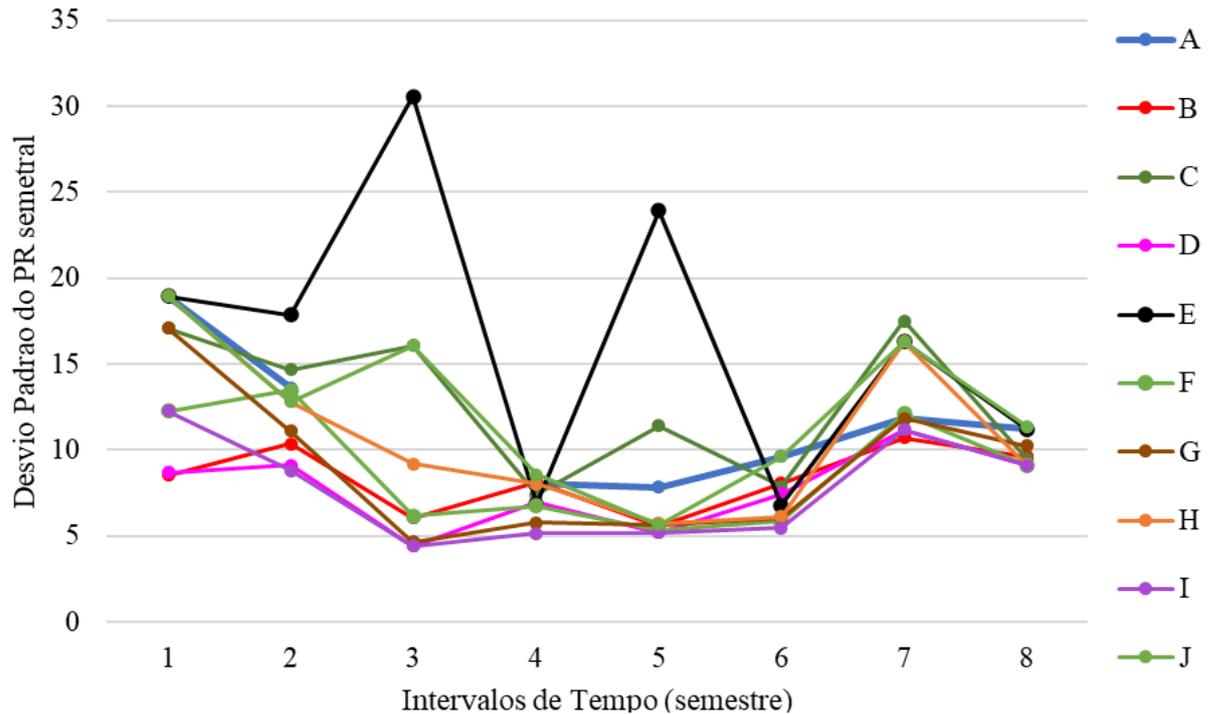


Fonte: O autor.

A comparação deste trabalho com resultados obtidos de pesquisas similares (onde as PLRs encontradas variam de -0,3% a -2,5%) (LINDIG et al., 2018; BELLUARDO et al., 2019; XIN, 2020; DIMITRIEVSKA et al., 2021) é possível encontrar certa similaridade nos resultados, com exceção da *string* E, onde o valor absoluto da PLR é muito baixo.

Os desvios-padrão calculados em cada PR semestral permitem afirmar que a *string* E possui uma variabilidade maior do que as demais em dois semestres, conforme ilustrado na Figura 47. Adicionalmente, a comparação dos desvios-padrão com os PR calculados sugere que a variabilidade dos resultados é alta em relação aos PRs obtidos, ilustrados na Figura 45.

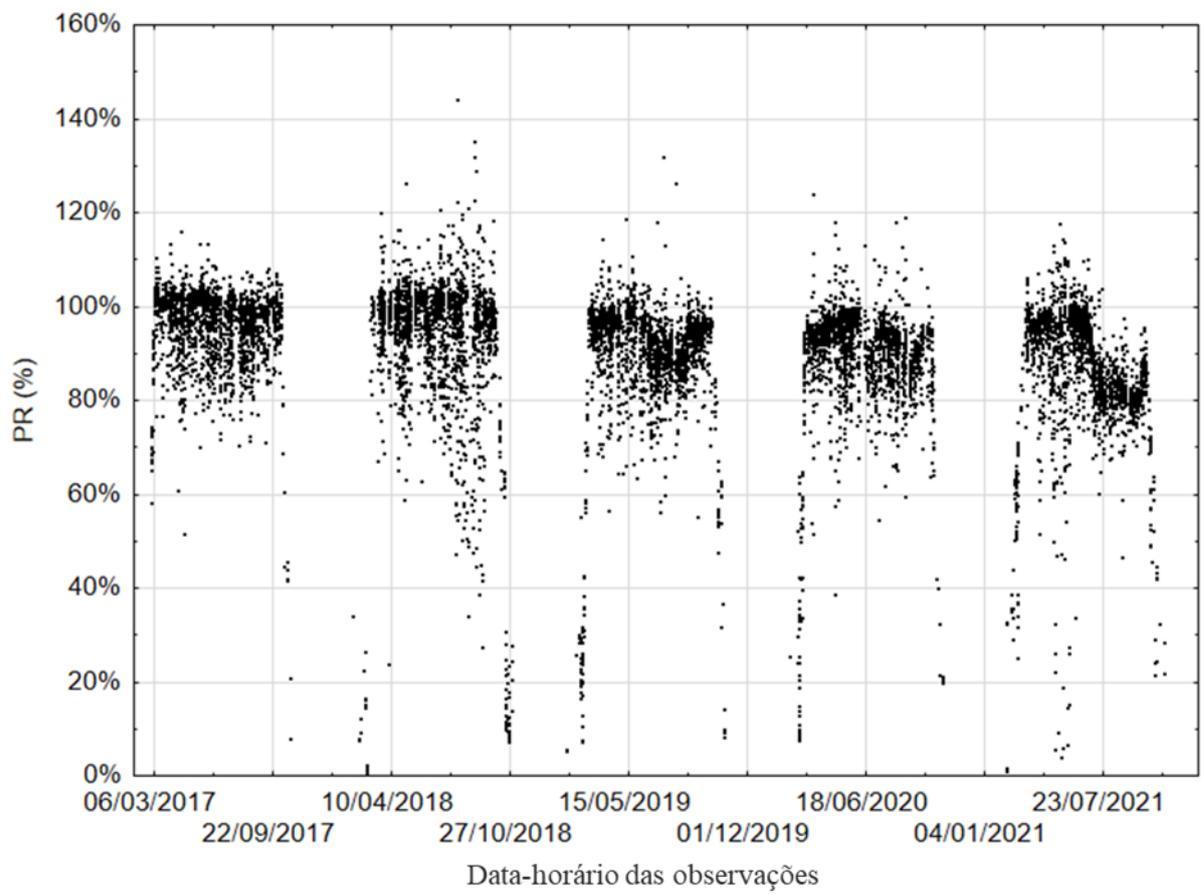
Figura 47 – Desvios-padrão do PR semestral obtido para cada *string*



Fonte: O autor.

O cálculo dos PRs para cada observação selecionada no Subcapítulo 5.4.3 sugere a presença de anomalias, o que provavelmente afetou significativamente a análise. Como somente dados próximos às condições NOCT foram selecionados, esperava-se que o PR das leituras selecionadas apresentasse comportamento linear e com pouca variabilidade.

O comportamento da *string* E está ilustrado na Figura 48, onde para diversas observações o PR calculado não representa a realidade, principalmente por diversas observações possuírem PR acima de 100%, o que na prática não acontece. As anomalias também são visíveis em quedas repentinas no PR calculado, onde presume-se que um fator externo não considerado influenciou sobre a geração de potência.

Figura 48 – PR calculado para leituras selecionadas da *string* E

Fonte: O autor.

## 7 CONCLUSÃO

O presente trabalho teve como objetivo desenvolver um protocolo para identificação de *strings* com PLR elevado. Objetivos específicos envolveram desenvolver um protocolo equilibrado em custo computacional e de fácil replicação. Em comparação com outros métodos de cálculo propostos na literatura, o protocolo definido pode ser automatizado e replicado em grandes bases de dados através de softwares como o STATISTICA.

As PLRs calculadas variam de 0,08% a 1,22%, o que representa uma grande variação ao considerar-se que apenas 10 *strings* foram consideradas. A *string* com PLR mais baixa também foi a que apresentou maior desvio padrão e, ao analisar os PRs de cada leitura observou-se pontos considerados anômalos, seja por PR muito baixo ou acima de 100%. Em situações de PR baixo, possíveis causas incluem: presença de neve sobre os módulos; intervenção humana na usina; equipamento defeituoso; erro na leitura dos dados; entre outros. Valores de PR acima de 100% podem ser um indício de que a irradiância medida pelo sensor não é a incidente sobre os módulos. A usina em questão possui cerca de 1,16 km de extensão e apenas dois sensores de irradiância e temperatura instalados, o que torna provável que em dias nublados os sensores estejam sombreados enquanto certas *strings* não o são.

A degradação garantida pelo fabricante dos módulos é de aproximadamente 0,8% ao ano e os resultados das PLRs obtidas indicam que 7 de 10 *strings* possuem PLR acima de 0,8%. Entende-se, então, que as PLRs não representam a real degradação sofrida pelos módulos de tal forma que se considera que há potencial para aperfeiçoamento do protocolo.

Ademais, futuras pesquisas podem visar aprimorar o protocolo aqui definido. Dentre os critérios de seleção das usinas para análise já definidos, a inclusão de um critério que defina a distância máxima entre os sensores e os módulos ainda é de ser avaliada. A observação de valores anômalos de PR sugere que a seleção das leituras válidas pode ser aprimorada adicionando-se mais critérios de seleção, como a identificação de quedas bruscas na potência observada. Finalmente, sugere-se também que o impacto de diferentes resoluções temporais nas PLRs calculadas seja avaliado, a fim de identificar a resolução temporal ideal.

Em vista dos resultados alcançados e dos procedimentos executados, pode-se considerar que o estudo ofereceu contribuições pertinentes na área abrangida, ajudando a enriquecer a literatura existente e fomentar o aprofundamento da pesquisa no tema.

## REFERÊNCIAS

- ABED, Alaa N.; KASIM, Naseer K.; HUSSAIN, Hazim H. Enhancement of some electrical parameters of grid-connected PV solar system using planer concentrators. *Energy Sources, Part A: Recovery, Utilization, and Environmental Effects*, p. 1-13, 2021.
- ABEPRO, Associação Brasileira de Engenharia de Produção. Áreas e Sub-áreas de Engenharia de Produção. 2017. Disponível em: <<http://www.abepro.org.br/interna.asp?c=362>>. Acesso em: 25 set. 2021.
- ABSOLAR, Associação Brasileira de Energia Solar Fotovoltaica. Energia Solar Fotovoltaica no Brasil: fonte de economia, oportunidades e investimentos. 2018. Disponível em: <<http://www.absolar.org.br/noticia/noticias-externas/energia-solar-no-brasil-fonte-de-economia-oportunidades-e-investimentos.html>>. Acesso em: 31 ago. 2021.
- AGHABOZORGI, S.; SEYED SHIRKHORSHIDI, A.; YING WAH, T. Time-series Clustering: A Decade Review. *Information Systems*, v. 53, p. 16–38, 2015. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0306437915000733>>. Acesso em 9 dez. 2021.
- ALKHALIDI, Ammar. Design of an Off-Grid Solar PV System for a Rural Shelter Alkhalidi. 2017. Thesis (Doctors)- Sustainable & Renewable Energy Engineering Department, University of Sharjah, Amman, Jordan. 2017. Disponível em: <[https://www.researchgate.net/publication/322738988\\_Design\\_of\\_an\\_Off-Grid\\_Solar\\_PV\\_System\\_for\\_a\\_Rural\\_Shelter](https://www.researchgate.net/publication/322738988_Design_of_an_Off-Grid_Solar_PV_System_for_a_Rural_Shelter)>. Acesso em 30 set. 2021
- ALMEIDA, H. Análise de regressão linear múltipla com estudo relacionado a horas de máquinas paradas na linha de produção de uma indústria de calçados. p.13 p. Monografia (Trabalho de conclusão de curso) — Centro de Ciências e Tecnologias, Universidade Estadual da Paraíba, Campina Grande, 2014.
- ALMEIDA, Marcelo Pinho. Qualificação de sistemas fotovoltaicos conectados á rede. 2012. Tese de Doutorado. Universidade de São Paulo. Disponível em: <<https://www.teses.usp.br/teses/disponiveis/86/86131/tde-28062012-102236/en.php>>. Acesso em 2 dez. 2021.
- ANEEL – Agência Nacional de Energia Elétrica. Atlas de energia elétrica do Brasil. Brasília: ANEEL, 2008. 236p
- ARAÚJO, Ana Júlia Nunes de; RANK, Narah Iuata; BUENO, Talita Bezerra de Araujo. Análise dos fatores de perdas nos sistemas fotovoltaicos conectados à rede elétrica em Curitiba. 2016. Trabalho de Conclusão de Curso. Universidade Tecnológica Federal do Paraná. Disponível em: <<http://repositorio.utfpr.edu.br/jspui/handle/1/10066>>. Acesso em 2 dez. 2021.
- ARENALES, M., ARMENTANO, V., MORABITO, R., YANASSE, H. Pesquisa Operacional. Rio de Janeiro: Elsevier, 2007.

ASSOCIAÇÃO BRASILEIRA DE NORMAS TÉCNICAS. NBR 10899: Energia solar fotovoltaica - Terminologia. Rio de Janeiro, p. 15. 2013.

BERKLEY LAB. “*Will solar panels get cheaper?*”, Golden CO, USA. Disponível em <<https://www.thesolarnerd.com/blog/will-solar-get-cheaper/>>. Acesso em 4 dez.

BOX, George EP et al. Time series analysis: forecasting and control. John Wiley & Sons, 2015. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?hl=pt-BR&lr=&id=rNt5CgAAQBAJ>>. Acesso em 2 dez. 2021.

BRYMAN, A. Social research methods, 3ed. Oxford, 2008.

BUENO, R. De L. da S. Econometria de séries temporais. 2. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2011.

BURBANO, Rudy Alexis Guejia et al. Early Detection of Photovoltaic Panel Degradation through Artificial Neural Network. Applied Sciences, Suíça, v. 11, 25 set. 2021. 19, p. 8943. DOI 10.3390. Disponível em: <https://www.mdpi.com/2076-3417/11/19/8943>. Acesso em: 13 dez. 2021.

CARLSON, D. E. et al. Corrosion effects in thin-film photovoltaic modules. Progress in Photovoltaics: Research and applications, v. 11, n. 6, p. 377-386, 2003. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/pip.500>>. Acesso em 2 dez. 2021.

CARNEIRO, Joaquim A. O. Módulos fotovoltaicos: características e associações. 2010.

CEPEL – CENTRO DE PESQUISAS DE ENERGIA ELÉTRICA; CRESESB – CENTRO DE REFERÊNCIA PARA ENERGIA SOLAR E EÓLICA SÉRGIO BRITO. Manual de Engenharia para Sistemas Fotovoltaicos. Rio de Janeiro, RJ: Especial 2014.

CLARK, J.; DOWNING, D. Estatística Aplicada. 2. ed. São Paulo: Saraiva, 2005.

CLEVELAND, R.; MCRAE, W.; TERPENNING, I. STL: A seasonal-trend decomposition procedure based on loess. Journal of official statistics, v. 6, n. 1, p. 3-73, 1990.

CLEVELAND, William S. Robust locally weighted regression and smoothing scatterplots. Journal of the American statistical association, v. 74, n. 368, p. 829-836, 1979.

CLEVELAND, William S.; DEVLIN, Susan J. Locally weighted regression: an approach to regression analysis by local fitting. Journal of the American statistical association, v. 83, n. 403, p. 596-610, 1988.

DESCHAMPS, Eduardo Martins; RÜTHER, Ricardo. Optimization of inverter loading ratio for grid connected photovoltaic systems. Florianópolis, SC: Labsolar, 2004. v. 179, p. 106-118, 2019.

DEUTSCHE GESELLSCHAFT FÜR SONNENENERGIE (DGS). Planning and installing photovoltaic systems: a guide for installers, architects and engineers. Routledge, 2013. Disponível em: <<https://books.google.com.br/books?id=AWIqAAAAQBAJ>>. Acesso em 2 dez. 2021.

DHANDALE, K. An Overview of Grid Codes and Power Quality in Utility Connected Solar PV Power Plants. Revista internacional para pesquisa em ciência aplicada e engenharia tecnológica, p. 36-48, 2020.

DIMITRIEVSKA, V., PITTINO, F., MUEHLEISEN, W., DIEWALD, N., HILWEG, M., MONTVAY, A., & HIRSCHL, C. (2021). Statistical Methods for Degradation Estimation and Anomaly Detection in Photovoltaic Plants. Sensors (Basel, Switzerland), 21(11), 3733.

DO NASCIMENTO, Cássio Araújo. Princípio de funcionamento da célula fotovoltaica. Diss. Universidade Federal de Lavras, 2004. Disponível em: <[https://www.solenerg.com.br/files/monografia\\_cassio.pdf](https://www.solenerg.com.br/files/monografia_cassio.pdf)>. Acesso em 1 dez. 2021.

HAN, Jiawei; PEI, Jian; KAMBER, Micheline. Data mining: concepts and techniques. Elsevier, 2011.

HUDISTEANU, S., & POPOVICI, C. (2019). Experimental investigation of the wind direction influence on the cooling of photovoltaic panels integrated in double skin façades. E3S Web of Conferences, 111, 3045.

HYNDMAN, Rob J.; ATHANASOPOULOS, George. Forecasting: principles and practice. OTexts, 2018.

IZAKIAN, Hesam; PEDRYCZ, Witold; JAMAL, Iqbal. Fuzzy clustering of time series data using dynamic time warping distance. Engineering Applications of Artificial Intelligence, v. 39, p. 235-244, 2015.

JANSEN, K. W. et al. Progress in amorphous silicon tandem modules at Energy Photovoltaics, Inc. In: Conference Record of the Thirty-first IEEE Photovoltaic Specialists Conference, 2005. IEEE, 2005. p. 1757-1760. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1488490>>. Acesso em 2 dez. 2021.

JEFFARES, A. K-means: A Complete Introduction. Towards data science, 2019. Disponível em:<<https://towardsdatascience.com/k-means-a-complete-introduction-1702af9cd8c/>>. Acesso em: 08 dez. 2021.

JI, Wu & CHAN, Chee. (2011). Prediction of hourly solar radiation using a novel hybrid model of ARMA and TDNN. Solar Energy - SOLAR ENERG. 85. 808-817. 10.1016/j.solener.2011.01.013.

- KALEKAR, Prajakta S. et al. Time series forecasting using holt-winters exponential smoothing. Kanwal Rekhi school of information Technology, v. 4329008, n. 13, p. 1-13, 2004. Disponível em: <<https://www.cs.ucy.ac.cy/courses/EPL448/labs/LAB11/Time%20series%20Forecasting%20using%20Holt-Winters%20Exponential%20Smoothing.pdf>>. Acesso em 9 dez. 2021.
- KANUNGO, T. et al. An Efficient K-means Clustering Algorithms: Analysis and Implementation. IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, v. 24, n. 7, p. 881–892, jul. 2002. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1017616>>. Acesso em 9 dez. 2021.
- KAPLANI, Eleni; KAPLANIS, S. Thermal modelling and experimental assessment of the dependence of PV module temperature on wind velocity and direction, module orientation and inclination. Solar Energy, v. 107, p. 443-460, 2014. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0038092X14002771>>. Acesso em 2 dez. 2021.
- KASIM, Naseer K.; HUSSAIN, Hazim H.; ABED, Alaa N. Studying the performance of second-generation PV solar technology under Baghdad climate. Research Journal in Advanced Sciences, v. 1, n. 2, 2020. Disponível em <<https://royalliteglobal.com/rjas/article/view/389>>. Acesso em 30 nov. 2021.
- KASSAMBARA, A. Determining The Optimal Number Of Clusters: 3 Must Know Methods. Disponível em: <<https://www.datanovia.com/en/lessons/determining-the-optimal-number-of-clusters-3-must-know-methods/>>. Acesso em: 14 dez. 2021.
- KEMPE, Michael D. Control of moisture ingress into photovoltaic modules. In: Conference Record of the Thirty-first IEEE Photovoltaic Specialists Conference, 2005. IEEE, 2005. p. 503-506. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1488180>>. Acesso em 2 dez. 2021.
- KEOGH, E. J.; KASETTY, S. On the need for time series data mining benchmarks: a survey and empirical demonstration. Data Mining & Knowledge Discovery, [S.l.]. v. 7, n. 4, p. 349–371, out. 2003.
- Kim, B.; Jankovec, M.; Brecl, K.; Topic, M. Performance of Different Types of ETSC Solar Irradiance Sensors. In Proceedings of the 28<sup>th</sup> European Photovoltaic Solar Energy Conference and Exhibition, Paris, France, 30 September–4 October 2013; pp. 3196–3199.

KOIRALA, B., SAHAN, B., HENZE, N. Study on MPP Mismatch Losses in Photovoltaic Applications. 24th European Photovoltaic Solar Energy Conference, Hamburgo, 2009. f. 3727 - 3733. Disponível em: <[https://www.researchgate.net/profile/Binod-Koirala/publication/43248773\\_Study\\_on\\_MPP\\_mismatch\\_losses\\_in\\_photovoltaic\\_applications/](https://www.researchgate.net/profile/Binod-Koirala/publication/43248773_Study_on_MPP_mismatch_losses_in_photovoltaic_applications/)>. Acesso em: 14 mar. 2021.

KRISHNAN, Remya; NAIR, K. R. M. Transformer for Distributed Photovoltaic (DPV) Generation. In: 2018 International Conference on Electrical, Electronics, Communication, Computer, and Optimization Techniques (ICEECCOT). IEEE, 2018. p. 1659-1663. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/9001647>>. Acesso em 2 dez. 2021.

KURTZ, Sarah et al. Evaluation of high-temperature exposure of photovoltaic modules. Progress in photovoltaics: Research and applications, v. 19, n. 8, p. 954-965, 2011. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/pip.1103>>. Acesso em 3 dez. 2021.

LANNOY, André; PROCACCIA, Henri; PROCACCIA, Marc. What is aging?. In: Proceedings of the International Workshop of Age-Dependent Reliability Models and Analysis of Operational Data. EUR2186EN (October 05 2005). 2008. p. 1-11. Disponível em: <[https://www.imdr.eu/offres/file\\_inline\\_src/818/818\\_pj\\_260419\\_162722.pdf](https://www.imdr.eu/offres/file_inline_src/818/818_pj_260419_162722.pdf)>. Acesso em 2 dez. 2021.

LEEK, Jeff. The elements of data analytic style. —Amazon Digital Services, Inc, 2015.

LINDIG, Sascha et al. Review of statistical and analytical degradation models for photovoltaic modules and systems as well as related improvements. IEEE Journal of Photovoltaics, v. 8, n. 6, p. 1773-1786, 2018. Disponível em: [https://www.researchgate.net/publication/327897091\\_Review\\_of\\_Statistical\\_and\\_Analytical\\_Degradation\\_Models\\_for\\_Photovoltaic\\_Modules\\_and\\_Systems\\_as\\_Well\\_as\\_Related\\_Improvements](https://www.researchgate.net/publication/327897091_Review_of_Statistical_and_Analytical_Degradation_Models_for_Photovoltaic_Modules_and_Systems_as_Well_as_Related_Improvements). Acesso em: 13 dez. 2021.

LIU, KUO-NAN, An Introduction to Atmospheric Radiation. Academic Press, 1980.

LLORENS, David. What is the best direction for solar panels to face?. SolarReviews, 2021. Disponível em <<https://www.solarreviews.com/blog/best-direction-orientation-solar-panels>>. Acesso em 4 dez. 2021.

LUCHMAN, Joseph. Chaid: Stata module to conduct chi-square automated interaction detection. 2015.

MATTOS, R. S. de. Tendências e raízes unitárias. Juiz de Fora: Universidade Federal de Juiz de Fora, 2018. [Texto didático]. Disponível em: <[https://www.ufjf.br/wilson\\_rotatori/files/2011/05/Tendencias-e-Raizes-Unitarias-2018.pdf](https://www.ufjf.br/wilson_rotatori/files/2011/05/Tendencias-e-Raizes-Unitarias-2018.pdf)>. Acesso em: 10 dez. 2021.

- MESSENGER, R.; VENTRE, J. Photovoltaic Systems Engineering. Boca Raton: CRC Press, 2010.
- MOLENBROEK, E.; WADDINGTON, D. W.; EMERY, K. A. Hot spot susceptibility and testing of PV modules. In: Photovoltaic Specialists Conference. Las Vegas, 1991. p. 547-552. Disponível em: <[https://www.researchgate.net/profile/Keith-Emery/publication/3520491\\_Hot\\_spot\\_susceptibility\\_and\\_testing\\_of\\_PV\\_modules](https://www.researchgate.net/profile/Keith-Emery/publication/3520491_Hot_spot_susceptibility_and_testing_of_PV_modules)>. Acesso em 2 dez. 2021.
- MORETTIN, Pedro A.; TOLOI, Clélia. Análise de séries temporais. In: Análise de séries temporais. 2006. p. 538-538. Disponível em: <<https://pesquisa.bvsalud.org/portal/resource/pt/lil-616630>>. Acesso em 9 dez. 2021.
- MUNOZ, M. A. et al. Early degradation of silicon PV modules and guaranty conditions. Solar energy, v. 85, n. 9, p. 2264-2274, 2011. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0038092X11002143>>. Acesso em 3 dez. 2021.
- NASCIMENTO, C. Princípio de Funcionamento da Célula Fotovoltaica. Dissertação de Mestrado apresentada à Escola de Engenharia da Universidade Federal de Lavras, Lavras. 2004. 23 f.
- NDIAYE, Ababacar et al. Degradations of silicon photovoltaic modules: A literature review. Solar Energy, v. 96, p. 140-151, 2013. Disponível em: <[https://www.researchgate.net/publication/255720944\\_Degradations\\_of\\_silicon\\_photovoltaic\\_modules\\_A\\_literature\\_review](https://www.researchgate.net/publication/255720944_Degradations_of_silicon_photovoltaic_modules_A_literature_review)>. Acesso em 3 dez. 2021.
- NREL PV Module reliability Workshop, Golden CO, USA. Disponível em: <<https://www.nrel.gov/pv/cell-efficiency.html>>. Acesso em 3 dez. 2021.
- OLIVEIRA, M. F. Metodologia Científica: um manual para a realização de pesquisas em administração. Universidade Federal de Goiás, Catalão, p.1-72, 2011. Disponível em: [https://files.cercomp.ufg.br/weby/up/567/o/Manual\\_de\\_metodologia\\_cientifica\\_-\\_Prof\\_Maxwell.pdf](https://files.cercomp.ufg.br/weby/up/567/o/Manual_de_metodologia_cientifica_-_Prof_Maxwell.pdf). Acesso em: 14 mar. 2021.
- ORESKI, Gernot; WALLNER, G. M. Evaluation of the aging behavior of ethylene copolymer films for solar applications under accelerated weathering conditions. Solar Energy, v. 83, n. 7, p. 1040-1047, 2009. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S0038092X09000115>>. Acesso em 3 dez. 2021.

OSTERWALD, C. R. et al. Degradation analysis of weathered crystalline-silicon PV modules. In: Conference Record of the Twenty-Ninth IEEE Photovoltaic Specialists Conference, 2002. IEEE, 2002. p. 1392-1395. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1190869>>. Acesso em 3 dez. 2021.

PATRO, S. G. K.; SAHU, K. K. Normalization: A Preprocessing Stage. Iarjset, p. 20–22, 2015.

PEDREGOSA, Fabian et al. Scikit-learn: Machine learning in Python. The Journal of machine Learning research, v. 12, p. 2825-2830, 2011.

PEDREGOSA, Fabian et al. Scikit-learn: Machine learning in Python. the Journal of machine Learning research, v. 12, p. 2825-2830, 2011. Disponível em: [https://rnp-primo.hosted.exlibrisgroup.com/permalink/f/vsvpiv/TN\\_cdi\\_hal\\_primary\\_oai\\_HAL\\_hal\\_00650905v2](https://rnp-primo.hosted.exlibrisgroup.com/permalink/f/vsvpiv/TN_cdi_hal_primary_oai_HAL_hal_00650905v2). Acesso em: 14 dez. 2021.

PHINIKARIDES, Alexander & MAKRIDES, George & ZINSSER, Bastian & SCHUBERT, Markus & GEORGHIU, George. (2015). Analysis of photovoltaic system performance time series: Seasonality and performance loss. Renewable Energy. 77. 51-63. 10.1016/j.renene.2014.11.091.

PINHO, João Tavares et al. Manual de engenharia para sistemas fotovoltaicos. Rio de Janeiro, v. 1, p. 47-499, 2014.

QUEIROZ, Matheus Vinícius Francelino. CORRELAÇÃO LINEAR E REGRESSÃO LINEAR SIMPLES NO CONTEÚDO DE MATEMÁTICA DO ENSINO MÉDIO. 2020. Tese de Doutorado. UNIVERSIDADE FEDERAL DE CAMPINA GRANDE.

QUINTANA, M. A. et al. Commonly observed degradation in field-aged photovoltaic modules. In: Conference Record of the Twenty-Ninth IEEE Photovoltaic Specialists Conference, 2002. IEEE, 2002. p. 1436-1439. Disponível em: <<https://ieeexplore.ieee.org/abstract/document/1190879>>. Acesso em 3 dez. 2021.

REALINI, Antonella. Mean time before failure of photovoltaic modules. Final Report (MTBF Project), Federal Office for Education and Science Tech. Rep., BBW, v. 99, 2003. Disponível em: <[https://www.researchgate.net/publication/242190872\\_Mean\\_time\\_before\\_failure\\_of\\_photovoltaic\\_modules\\_MTBF-PV](https://www.researchgate.net/publication/242190872_Mean_time_before_failure_of_photovoltaic_modules_MTBF-PV)>. Acesso em 3 dez. 2021.

RÜTHER, Ricardo. Edifícios solares fotovoltaicos: o potencial da geração solar fotovoltaica integrada a edificações urbanas e interligada à rede elétrica pública no Brasil. Editora UFSC, 2004.

RUTSCHMANN, Ines. Hidden loss of power. The reasons for power loss in solar modules as a result of PID are difficult to detect without laboratory tests; Leistungsschwund im Verborgenen. Ohne Labortests sind die Gründe fuer den Leistungsabfall bei Modulen durch PID kaum erkennbar. In: Photon. 2012. Disponível em: <<https://www.osti.gov/etdeweb/biblio/22006256>>. Acesso em 3 dez. 2021.

SCHÜTZE, M. et al. Investigations Of Potential Induced Degradation Of Silicon Photovoltaic Modules. In: 26th European Photovoltaic Solar Energy Conference, Hamburg, Germany, 2011. Disponível em: <<https://www.eupvsec-proceedings.com/proceedings?paper=12957>>. Acesso em 3 dez. 2021.

SERENGIL, S. A step by step chaid decision tree example. Sefik Ilkin Serengil, 2020. Disponível em: <https://sefiks.com/2020/03/18/a-step-by-step-chaid-decision-tree-example/>. Acesso em: 10 fev. 2022.

SEVERINO, M.& OLIVEIRA, M. Fontes e Tecnologias de Geração Distribuída para Atendimento a Comunidades Isoladas. Energia, Economia, Rotas Tecnológicas: textos selecionados, Palmas, ano 1, 2010.

SHALABI, L. AL; SHAABAN, Z.; KASASBEH, B. Data Mining : A Preprocessing Engine Luai Al Shalabi , Ziad Shaaban and Basel Kasasbeh Applied Science University , Amman , Jordan. Journal of Computer Science, v. 2, n. 9, p. 735–739, 2006.

SILVA, Pedro Henrique Tronco. Estudo de perdas em sistemas fotovoltaicos. Orientador: Fernando Augusto Baptistini Pestana. 2018. 21 f. TCC (Graduação) - Curso de Engenharia Elétrica, Universidade de Araraquara, Araraquara. 2018. Disponível em: [https://semanaacademica.org.br/system/files/artigos/artigo\\_pedrohenriquetronco\\_04dez2018.doc\\_3.pdf](https://semanaacademica.org.br/system/files/artigos/artigo_pedrohenriquetronco_04dez2018.doc_3.pdf). Acesso em: 27 nov. 2021.

SIMIONI, T. O impacto da temperatura para o aproveitamento do potencial solar fotovoltaico do Brasil. Rio de Janeiro: UFRJ/COPPE, 2017. Disponível em: <<http://www.ppe.ufrj.br/pppe/production/tesis/simioni.pdf>>. Acesso em: 04 out. 2021.

SOLAR PLANT. In: CD, Cambridge Dictionary. Cambridge Advanced Learner's Dictionary & Thesaurus, 2022. Disponível em: <<https://dictionary.cambridge.org/dictionary/english/solar-plant>>. Acesso em: 19/03/2022.

SONG, Yan-Yan; YING, L. U. Decision tree methods: applications for classification and prediction. Shanghai archives of psychiatry, v. 27, n. 2, p. 130, 2015.

TONOLO, Édwin Augusto. Análise dos fatores de perdas nos sistemas fotovoltaicos da UTFPR Campus Curitiba. 2019. Dissertação (Mestrado em Sistemas de Energia) – Universidade Tecnológica Federal do Paraná, Curitiba, 2019. Disponível em: <<http://riut.utfpr.edu.br/jspui/handle/1/4664>>. Acesso em 3 dez. 2021.

VÁZQUEZ, Manuel; REY-STOLLE, Ignacio. Photovoltaic module reliability model based on field degradation studies. *Progress in photovoltaics: Research and Applications*, v. 16, n. 5, p. 419-433, 2008. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/pip.825>>. Acesso em 3 dez. 2021.

VERMA, Ashish; SINGHAL, Shivya. Solar PV performance parameter and recommendation for optimization of performance in large scale grid connected solar PV plant—case study. *Journal of Energy Power Sources*, v. 2, n. 1, p. 40-53, 2015.

WALLACE, John M.; HOBBS, Peter V. *Atmospheric science: an introductory survey*. Elsevier, 2006.

WOHLGEMUTH, John H. et al., 2010. Failure Modes of Crystalline Silicon Modules. Em: *Proceedings of PV Module Reliability Workshop*. Disponível em: <[http://www1.eere.energy.gov/solar/pv\\_module\\_reliability\\_workshop\\_2010.html](http://www1.eere.energy.gov/solar/pv_module_reliability_workshop_2010.html)>. Acesso em 1 mai. 2021.

WOHLGEMUTH, John H.; CUNNINGHAM, D.; NGUYEN, A. Long term reliability of pv modules. In: *Proc. 20th European Photovoltaic Solar Energy Conference*. 2005. p. 13-17. Disponível em: <<http://citeseerx.ist.psu.edu/viewdoc/summary?doi=10.1.1.496.984>>. Acesso em 3 dez. 2021.

WOHLGEMUTH, John H.; KURTZ, Sarah. Reliability testing beyond qualification as a key component in photovoltaic's progress toward grid parity. In: *2011 International Reliability Physics Symposium*. IEEE, 2011. p. 5E. 3.1-5E. 3.6. Disponível em: <<https://www.nrel.gov/docs/fy11osti/50599.pdf>>. Acesso em 3 dez. 2021.

YANAGISAWA, Takeshi; KOJIMA, Takeshi; KOYANAGI, Tadamas. Behavior of Cu (In, Ga) Se<sub>2</sub> solar cells under light/damp heat over time. *Microelectronics Reliability*, v. 44, n. 2, p. 229-235, 2004. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/abs/pii/S002627140300355X>>. Acesso em 3 dez. 2021.

YE, Yanqing et al. Similarity measures for time series data classification using grid representation and matrix distance. *Knowledge and Information Systems*, v. 60, n. 2, p. 1105-1134, 2019. Disponível em: <<https://dl.acm.org/doi/10.1007/s10115-018-1264-0>>. Acesso em: 15 dez. 2021.

YUAN, C.; YANG, H. Research on K-Value Selection Method of K-Means Clustering Algorithm. *J*, v. 2, n. 2, p. 226–235, 2019.

ZEKRY, Abdelhalim; SHAKER, Ahmed; SALEM, Marwa. Solar cells and arrays: principles, analysis, and design. In: *Advances in renewable energies and power technologies*. Elsevier, 2018. p. 3-56. Disponível em: <[https://www.researchgate.net/publication/323309527\\_Solar\\_cells\\_and\\_arrays\\_Principles\\_analysis\\_and\\_design](https://www.researchgate.net/publication/323309527_Solar_cells_and_arrays_Principles_analysis_and_design)>. Acesso em 30 set. 2021.

## ANEXO A – Capa da Ficha Técnica dos Módulos

**HIGH PERFORMANCE  
POLYCRYSTALLINE MODULE**

**RSM60-6-255P-275P/4BB**

---

**60 CELL POLYCRYSTALLINE MODULE**

---

**255-275Wp POWER OUTPUT RANGE**

---

**16.8% MAXIMUM EFFICIENCY**



**About Risen Energy**

Risen Energy is a leading, global tier 1 manufacturer of high-performance solar photovoltaic products and provider of total business solutions for residential, commercial and utility-scale power generation. The company, founded in 2002, and publicly listed in 2010, compels value generation for its chosen global customers. Techno-commercial innovation, underpinned by consummate quality and support, encircle Risen Energy's total Solar PV business solutions which are among the most powerful and cost-effective in the industry. With local market presence and strong financial bankability status, we are committed, and able, to building strategic, mutually beneficial collaborations with our partners, as together we capitalise on the rising value of green energy.

### KEY SALIENT FEATURES



-  **Global, Tier 1 bankable brand, with independently certified state-of-the-art automated manufacturing**

---

-  **Photon Independent field testing - Ranked in the top 2 of 176 international suppliers**

---

-  **Industry leading lowest thermal co-efficient of Power**

---

-  **Industry leading 12 years product warranty**

---

-  **Excellent low irradiance performance**

---

-  **Excellent PID resistance**

---

-  **Positive tight power tolerance of 3%**

---

-  **Triple stage 100% EL Inspection warranting defect-free product**

---

-  **Module Imp binning radically reduces string mismatch losses**

---

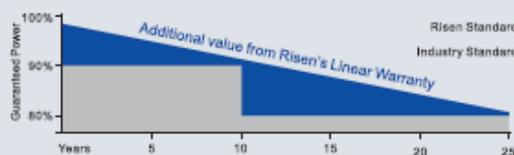
-  **Warranted reliability and stringent quality assurances' well beyond certified requirements**

---

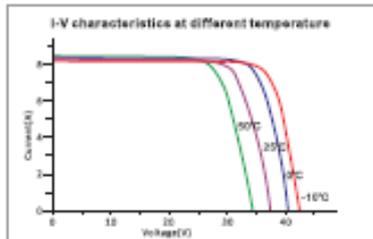
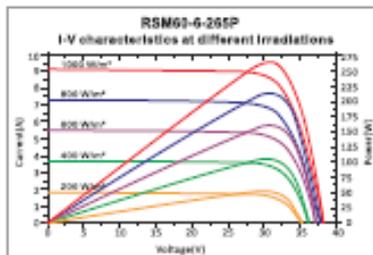
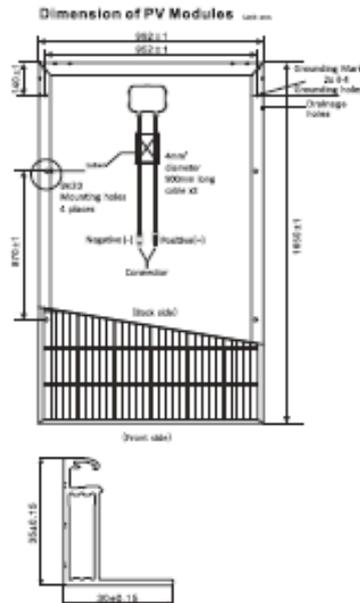
-  **Certified to withstand severe environmental conditions**
  - Anti-reflective & anti-soiling surface minimise power loss from dirt and dust
  - Severe salt mist, ammonia & blown sand resistance, for seaside, farm and desert environments
  - Excellent mechanical load 2400Pa & snow load 5400Pa resistance

### LINEAR PERFORMANCE WARRANTY

12 year Product Warranty / 25 year Linear Power Warranty



## ANEXO B – Dados Técnicos dos Módulos



Our Partners:

RSM90-48S-EN-BVOC-H2 2016

### ELECTRICAL DATA(STC)

Model Number	RSM90-6-255P	RSM90-6-265P	RSM90-6-265P	RSM90-6-275P	RSM90-6-275P
Rated Power in Watts-Pmax(Wp)	255	260	265	270	275
Open Circuit Voltage-Voc(V)TS4-D,M,S,O	37.6	37.8	38.0	38.2	38.4
Max Voltage (Vmax) TS4-L	35.2	35.5	35.8	36.1	36.4
Short Circuit Current-Isc(A)	8.95	9.04	9.12	9.20	9.28
Max current (Imax) TS4-L	10	10	10	10	10
Maximum Power Voltage-Vmpp(V)	30.3	30.6	30.9	31.2	31.5
Maximum Power Current-Impp(A)	8.42	8.50	8.58	8.66	8.74
Module Efficiency (%)	15.6	15.9	16.2	16.5	16.8

STC: Irradiance 1000 W/m<sup>2</sup>, Cell Temperature 25°C, Air Mass AM1.5 according to EN 60904-3.

### ELECTRICAL DATA(NOCT)

Model Number	RSM90-6-255P	RSM90-6-265P	RSM90-6-265P	RSM90-6-275P	RSM90-6-275P
Maximum Power-Pmax (Wp)	190	194	197	201	205
Open Circuit Voltage-Voc (V)	35.0	35.2	35.3	35.5	35.7
Max current (Imax) TS4-L	10	10	10	10	10
Short Circuit Current-Isc (A)	7.25	7.31	7.38	7.44	7.50
Maximum Power Voltage-Vmpp (V)	28.0	28.1	28.3	28.4	28.6
Maximum Power Current-Impp (A)	6.79	6.89	6.98	7.08	7.18

NOCT: Irradiance at 800 W/m<sup>2</sup>, Ambient Temperature 20°C, Wind Speed 1 m/s.

### MECHANICAL DATA

Solar cells	Polycrystalline 156×156 mm
Cell configuration	60 cells (6×10)
Module dimensions	1650×992×35mm
Weight	16kg
Superstrate	3.2 mm, High Transmission, Low Iron, Tempered ARC Glass
Substrate	White Backsheet
Frame	Silver Anodized Aluminium Alloy type 6063T5, Silver Color
J-Box	IP67, 1000VDC, TS4-D, TS4-M, TS4-S, TS4-O, and TS4-L
Cables	4.0mm <sup>2</sup> (12AWG), 900mm length or above
Connector	IP67 MC4 Compatible

### TEMPERATURE & MAXIMUM RATINGS

Nominal Operating Cell Temperature (NOCT)	45°C±2°C
Temperature Coefficient of Voc	-0.32%/°C
Temperature Coefficient (V <sub>lim</sub> ) TS4-L	0.0%/°C
Temperature Coefficient of Isc	0.05%/°C
Temperature Coefficient of Pmax	-0.39%/°C
Operational Temperature	-40~+85°C
Maximum System Voltage	1000VDC
Max Series Fuse Rating	15A

### PACKAGING CONFIGURATION

	40ft	20ft
Number of modules per container	840	360
Number of modules per pallet	30	30
Number of pallets per container	28	12
Packaging box dimensions (LxWxH) in mm	1680×1120×1250	1680×1120×1250
Box gross weight[kg]	580	580

CAUTION: READ SAFETY AND INSTALLATION INSTRUCTIONS BEFORE USING THE PRODUCT.  
©2016 Risen Energy. All rights reserved. Specifications included in this datasheet are subject to change without notice.

THE POWER OF RISING VALUE