

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM  
CIÊNCIA E TECNOLOGIA DA COMPUTAÇÃO

**Thaís Cristina Ribeiro**

**CACS: Controle Adaptativo Climático do Estado de Carga  
para Sistemas Fotovoltaicos Off-Grid**

**Itajubá  
Fevereiro de 2026**

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM  
CIÊNCIA E TECNOLOGIA DA COMPUTAÇÃO

**Thaís Cristina Ribeiro**

**CACS: Controle Adaptativo Climático do Estado de Carga  
para Sistemas Fotovoltaicos Off-Grid**

Dissertação de mestrado submetida ao Programa de Pós-graduação em Ciência e Tecnologia da Computação como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Ciência e Tecnologia da Computação

**Área de Concentração: Inteligência Artificial**

**Orientador: Prof. Dr. Bruno Tardiole Kuehne**

**Itajubá  
Fevereiro de 2026**

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM  
CIÊNCIA E TECNOLOGIA DA COMPUTAÇÃO

**Thaís Cristina Ribeiro**

**CACS: Controle Adaptativo Climático do Estado de Carga  
para Sistemas Fotovoltaicos Off-Grid**

Dissertação de mestrado submetida ao Programa de Pós-graduação em Ciência e Tecnologia da Computação como parte dos requisitos para obtenção do Título de Mestre em Ciência e Tecnologia da Computação

Aprovada em:

**BANCA EXAMINADORA**

---

---

---

## **AGRADECIMENTO**

Primeiramente, agradeço aos meus pais, cujo amor incondicional e apoio constante foram a força motriz por trás de todas as minhas conquistas. O apoio e encorajamento foram verdadeiramente inestimáveis.

Às minhas irmãs, Jane e Érica, por estarem sempre ao meu lado, compartilhando tanto os momentos de alegria quanto os desafios. A presença constante e apoio foram fundamentais ao longo dessa jornada.

Agradeço a Deus por Sua orientação e bênçãos ao longo deste percurso. Sua graça e misericórdia foram minha fonte de força nos momentos de desafio e incerteza.

Ao meu orientador, expresso minha sincera gratidão pela orientação sábia, incentivo constante e dedicação incansável. Suas orientações foram cruciais para o desenvolvimento deste trabalho e para o meu crescimento acadêmico e profissional.

A todos vocês, meu mais profundo agradecimento. Este trabalho não seria possível sem o apoio e contribuições de cada um de vocês. Que possamos continuar a compartilhar momentos de realização e sucesso juntos.

Obrigada!

## RESUMO

Esta dissertação avalia o potencial da integração de dados climáticos na operação de sistemas fotovoltaicos *off-grid*, com foco no equilíbrio entre atendimento energético, confiabilidade e preservação do banco de baterias. Propõe-se o Controle Adaptativo Climático de Estado de Carga (CACCS), que ajusta dinamicamente o limite inferior de SOC a partir de um índice climático  $r(t)$ , tornando o uso do armazenamento mais compatível com o risco de déficit de geração. Foi desenvolvido um ambiente de simulação integrando geração, carga e envelhecimento do banco, utilizando dados meteorológicos horários (INMET/BDMEP) para Maria da Fé–MG em uma janela de dez anos. A comparação entre estratégias seguiu um planejamento fatorial completo  $2^3$ , combinando controle (convencional vs CACCS),  $DoD_{max}$  (20% vs 40%) e dimensionamento (base vs sobredimensionado), totalizando oito cenários. Observou-se redução da energia não atendida média anual de 500,68 kWh/ano (C2) para 169,04 kWh/ano (C8), com aumento da fração atendida de 0,850 para 0,951. A confiabilidade diária média evoluiu de 0,228–0,239 (C1–C2) para 0,730–0,737 (C8–C7). Quanto ao envelhecimento, o *throughput* variou entre 66 e 79 kWh/ano e a fração anual consumida entre 0,132 e 0,140 (7,15 a 7,58 anos, por estimativa). Conclui-se que o desempenho do CACCS é condicionado pelo regime operacional, oferecendo uma base objetiva para decisões de projeto e operação em sistemas *off-grid*.

**Palavras-chave:** Sistemas Fotovoltaicos *Off-Grid*; Controle Adaptativo; Dados Climáticos; Confiabilidade; Envelhecimento de Baterias; Planejamento fatorial.

## ABSTRACT

### ***CACS: Climate-Adaptive State-of-Charge Control for Off-Grid Photovoltaic Systems***

This dissertation assesses the potential of integrating climatic data into the operation of off-grid photovoltaic (PV) systems, with emphasis on balancing energy supply, system reliability, and battery-bank preservation. A Climatic Adaptive State-of-Charge Control (CACS) strategy is proposed, which dynamically adjusts the lower SOC limit based on a climatic index  $r(t)$ , thereby aligning energy storage utilization with the anticipated risk of generation shortfalls. A simulation framework was developed to couple PV generation, load demand, and battery aging, using ten years of hourly meteorological data (INMET/BDMEP) for Maria da Fé, Minas Gerais, Brazil. The comparison between control strategies followed a full  $2^3$  factorial design combining control approach (conventional vs. CACS), maximum depth of discharge ( $DoD_{max} = 20\%$  vs.  $40\%$ ), and system sizing (baseline vs. oversized), totaling eight scenarios. The results show a reduction in mean annual unmet energy from 500.68 kWh/year (C2) to 169.04 kWh/year (C8), with the served energy fraction increasing from 0.850 to 0.951. Mean daily reliability increased from 0.228–0.239 (C1–C2) to 0.730–0.737 (C8–C7). Regarding aging, annual throughput ranged from 66 to 79 kAh/year, and the annual consumed life fraction ranged from 0.132 to 0.140, corresponding to an estimated lifetime of 7.15 to 7.58 years. Overall, the performance of CACS is conditioned by the operating regime, providing an objective basis for design and operational decision-making in off-grid PV systems.

***Keywords:*** *Off-grid photovoltaic systems; Adaptive control; Climatic data; Reliability; Battery aging; Factorial design.*

## LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Sistema fotovoltaico <i>off-grid</i> .....	22
Figura 2: Módulo Fotovoltaico .....	22
Figura 3: Controlador de carga.....	24
Figura 4: Banco de baterias .....	25
Figura 5: Inversor .....	26
Figura 6: Conjunto de equipamentos que representam as cargas do sistema .....	27
Figura 7: Célula Ideal Fotovoltaica .....	30
Figura 8: Célula Fotovoltaica.....	31
Figura 9: Efeito da irradiação e da temperatura na célula fotovoltaica .....	33
Figura 10: Componentes da irradiância solar.....	49
Figura 11: Variabilidade anual do fotoperíodo (duração do dia) em função da latitude. Nota-se que o fotoperíodo apresenta maior variação à medida que a localidade se aproxima dos polos. ....	53
Figura 12: Curva I-V da célula fotovoltaica.....	55
Figura 13: Esquema do Delineamento Metodológico.....	64
Figura 14: Barramentos no sistema fotovoltaico <i>off-grid</i> .....	70
Figura 15: Parâmetros do módulo e do arranjo .....	77
Figura 16: Função do gerador fotovoltaico .....	77
Figura 17: Função do controlador de carga MPPT .....	78
Figura 18: Função do Inversor .....	79
Figura 19: Parâmetros da bateria .....	80
Figura 20: Função da bateria .....	80
Figura 21: Função de envelhecimento da bateria .....	81
Figura 22: Fluxograma da logica de decisão do CACS.....	85
Figura 23: Cenário climático da região de estudo (irradiância média diária e temperatura média anual para 2014–2024).....	98
Figura 24: Energia não atendida média anual por cenário.....	99
Figura 25: Índice de confiabilidade diária médio por cenário .....	101
Figura 26: Envelhecimento anual médio da bateria por cenário .....	103

## LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Avaliação do Consumo de Energia em Residência Rural .....	68
Tabela 2: Balanço energético médio por cenário .....	99
Tabela 3: Indicadores de confiabilidade por cenário .....	101
Tabela 4: Indicadores de envelhecimento por cenário .....	103
Tabela 5: Ganho marginal do CACS em relação ao controle convencional .....	107

## LISTA DE QUADROS

Quadro 1: Variáveis utilizadas na estratégia de controle adaptativo.....	83
Quadro 2: Fatores e níveis adotados .....	90
Quadro 3: Matriz experimental do delineamento fatorial.....	91
Quadro 4: Fatores e níveis adotados .....	105
Quadro 5: Síntese qualitativa dos resultados obtidos .....	106

## LISTA DE ABREVIATURAS E SIGLAS

3S2P	3 em série e 2 em paralelo (FV)
4S3P	4 em série e 3 em paralelo (baterias)
AC	Corrente alternada
CC/DC	Corrente contínua
C10	Capacidade a 10 h
CACS	Controle Adaptativo Climático do SOC
DoDmax	Profundidade (máxima) de descarga
GHI	Irradiância global horizontal
GTES	Grupo de Trabalho de Energia Solar
IEC	<i>International Electrotechnical Commission</i>
IEA	<i>International Energy Agency</i>
IEA-PVPS	Programa FV da IEA
INC	Condutância incremental (MPPT)
INMET	Instituto Nacional de Meteorologia
IPCC	<i>Intergovernmental Panel on Climate Change</i>
IRENA	<i>International Renewable Energy Agency</i>
LLP	Probabilidade de perda de carga
LPSP	Probabilidade de perda de suprimento
LVD	Desconexão por baixa tensão
LVR	Reconexão por baixa tensão
MPPT	Rastreamento do ponto de máxima potência
NOCT	Temperatura nominal de operação da célula
P&O	Perturba e Observa (MPPT)
PV	Fotovoltaico
SOC	Estado de carga
SoH	Estado de saúde
STC	Condições padrão de teste
VRLA/AGM/OPzS	Tipos de bateria chumbo-ácido

## SUMÁRIO

1	INTRODUÇÃO .....	13
1.1	Objetivo Geral e Específicos.....	15
1.2	Justificativa de pesquisa .....	15
1.3	Método de pesquisa.....	16
1.4	Estrutura do Trabalho .....	17
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA.....	18
2.1	Energia Solar Fotovoltaica e Eletrificação Descentralizada .....	18
2.2	Arquitetura e Operação de Sistemas Fotovoltaicos <i>Off-Grid</i> .....	21
2.3	Modelagem do Gerador Fotovoltaico.....	29
2.4	Armazenamento em Baterias: Tecnologias e Modelos .....	37
2.5	Influência de Variáveis Climáticas .....	48
2.6	Estratégias de Controle em Sistemas Fotovoltaicos <i>Off-Grid</i> .....	54
2.7	Controle Adaptativo Baseado em Dados Climáticos .....	58
3	MÉTODO DE PESQUISA .....	63
3.1	Delineamento Geral do Estudo.....	63
3.2	Caracterização do Estudo de Caso e Dados de Entrada .....	65
3.3	Modelagem do Sistema Fotovoltaico <i>Off-Grid</i> .....	70
3.4	Estratégia de Controle Adaptativo Climático de SOC - CACS .....	82
3.5	Implementação Computacional e Planejamento de Experimento .....	87
3.6	Verificação e Validação do Simulador .....	94
3.7	Limitações e Escopo da Metodologia .....	95
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES .....	97
4.1	Visão Geral dos Cenários Simulados .....	97
4.2	Resultados Energéticos (Energia Atendida e Não Atendida) .....	98
4.3	Resultados de Confiabilidade (Dias com Falha e Índice <i>Rd</i> ) .....	100
4.4	Resultados de Envelhecimento ( <i>Throughput</i> e Fração de Vida Útil) .....	102
4.5	Síntese dos Efeitos dos Fatores (A, B, C) .....	105
4.6	Discussão Crítica dos Resultados e Comparação com a Literatura.....	106

5	CONSIDERAÇÕES FINAIS E RECOMENDAÇÕES .....	114
5.1	Conclusões .....	114
5.2	Contribuições .....	116
5.3	Recomendações .....	116
5.4	Trabalhos futuros .....	117
	REFERÊNCIAS .....	119

## 1 INTRODUÇÃO

Nas últimas décadas, observa-se um aumento constante na demanda global por eletricidade, impulsionado pelo crescimento populacional, pela expansão urbana e pela intensificação das atividades econômicas. Paralelamente, permanece a forte dependência de combustíveis fósseis em grande parte da matriz elétrica mundial, o que contribui de forma significativa para as emissões de gases de efeito estufa e para o agravamento das mudanças climáticas (HASANUZZAMAN *et al.*, 2017).

Relatórios da Agência Internacional de Energia (IEA) indicam que a eletricidade é o vetor energético com maior taxa de crescimento. Embora fontes renováveis como a solar e a eólica apresentem rápida expansão, a descarbonização completa do setor elétrico ainda representa um desafio expressivo para o cumprimento das metas climáticas globais (IEA, 2024; IEA-PVPS, 2024).

Nesse contexto, as energias renováveis assumem papel estratégico, com destaque para a energia solar fotovoltaica. Essa tecnologia combina modularidade, facilidade de instalação, redução progressiva de custos ao longo do tempo e geração próxima ao ponto de consumo, características que favorecem tanto sistemas conectados à rede quanto aplicações autônomas (PEREIRA, 2019; HASSAN *et al.*, 2024).

Particularmente em áreas rurais, remotas ou com infraestrutura elétrica precária, sistemas fotovoltaicos *off-grid* têm se mostrado uma alternativa eficaz para ampliar o acesso à eletricidade, apoiar programas de eletrificação rural e fomentar inclusão social e desenvolvimento local (IRENA, 2019; SAHA *et al.*, 2025).

Entretanto, a qualidade do serviço nesses sistemas depende do equilíbrio entre geração, consumo e armazenamento, pois a intermitência do recurso solar exige que parte da energia seja estocada para suprir períodos sem irradiância. Assim, o armazenamento eletroquímico se torna um elemento crítico para a confiabilidade do fornecimento e para a sustentabilidade operacional do sistema. Dentre as opções disponíveis, as baterias eletroquímicas se destacam pela maturidade tecnológica e ampla disponibilidade comercial (COPETTI *et al.*, 1993; RIDHA *et al.*, 2020).

A operação dessas baterias, contudo, está sujeita a processos de envelhecimento que dependem do regime de carga e descarga, da profundidade de descarga (DoD), do estado de carga (SOC) e das condições ambientais, o que pode comprometer a capacidade e a eficiência do banco, reduzindo a vida útil efetiva e

elevando custos de reposição (ARIOLI *et al.*, 2016; PLANGKLANG; PORNHARUTHAI, 2013; ACHAIBOU *et al.*, 2008; FERREIRA, 2025).

Nesse cenário, decisões de projeto e de operação, especialmente o dimensionamento do sistema e a estratégia de controle do armazenamento, tornam-se determinantes para o desempenho global. Estratégias convencionais, baseadas em limites fixos de SOC, podem ser insuficientes para lidar com a variabilidade climática, resultando tanto em déficits de atendimento em períodos críticos quanto em regimes de operação que aceleram a degradação das baterias.

A incorporação de dados climáticos à modelagem e ao controle surge, portanto, como uma via promissora para tornar a operação mais responsiva às condições reais de disponibilidade do recurso solar. Ao considerar informações associadas à irradiância e à temperatura e, principalmente, a expectativa de geração no curto prazo, torna-se possível ajustar a exploração do banco de baterias de modo mais consistente com o risco de déficit energético, reduzindo exposições desnecessárias a regimes severos (ALNEJAILI *et al.*, 2021; PEDDAKAPU *et al.*, 2024).

É nessa direção que se insere a proposta desta dissertação: desenvolver e avaliar uma estratégia de controle adaptativo baseada em dados climáticos, denominada Controle Adaptativo Climático de Estado de Carga (CACCS), cujo objetivo é modular dinamicamente limites operacionais do armazenamento em função do horizonte de disponibilidade energética, buscando reposicionar o compromisso entre atendimento da carga, confiabilidade e preservação do banco.

Dessa forma, esta pesquisa é orientada pela seguinte questão: em que medida a integração de dados climáticos à operação de um sistema fotovoltaico *off-grid*, por meio de uma estratégia adaptativa de controle do estado de carga, pode reduzir o estresse imposto ao banco de baterias sem elevar excessivamente a energia não atendida e a perda de confiabilidade? A formulação da pergunta já reconhece um aspecto essencial do problema: o sistema envolve critérios simultâneos, e o controle proposto não se destina a “maximizar” um único indicador, mas a avaliar em quais condições a adaptação climática agrega valor, especialmente no contexto de variabilidade interanual do recurso solar.

## 1.1 Objetivo Geral e Específicos

O objetivo geral deste trabalho é avaliar e aprimorar a operação de sistemas fotovoltaicos *off-grid* por meio da integração de dados climáticos à estratégia de controle do armazenamento, investigando como diferentes decisões de operação e de projeto impactam, de forma conjunta, o atendimento energético, a confiabilidade do suprimento e a durabilidade do banco de baterias em aplicações em comunidades remotas.

Nesse sentido, para que o objetivo geral possa ser atingido, este trabalho teve os seguintes objetivos específicos:

- Identificar na literatura modelos matemáticos representativos de módulos fotovoltaicos, baterias e controladores, adequados a sistemas *off-grid*;
- Desenvolver um simulador fotovoltaico *off-grid* com base nos resultados encontrados no estado da arte, capaz de representar o comportamento energético e o desgaste do banco ao longo do tempo; implementar a estratégia proposta (CACS) e compará-la a uma abordagem convencional sob condições equivalentes;
- Simular e analisar cenários de operação que combinem diferentes limites de DoD e diferentes níveis de dimensionamento do sistema;
- Avaliar a robustez da solução proposta frente à variabilidade das condições climáticas e de uso, buscando evidenciar em quais configurações o CACS reposiciona o compromisso entre serviço e preservação do armazenamento.

## 1.2 Justificativa de pesquisa

Comunidades localizadas em áreas remotas ainda enfrentam limitações relevantes de acesso e qualidade do fornecimento elétrico, o que repercute diretamente na qualidade de vida, na continuidade de atividades produtivas e no desenvolvimento local.

Em sistemas *off-grid*, essas limitações frequentemente se manifestam como déficits de atendimento em períodos críticos e como alta dependência do desempenho do banco de baterias, cuja reposição representa custo significativo e, muitas vezes, logística complexa. Assim, torna-se necessário avançar em estratégias que tratem o

armazenamento não apenas como um componente dimensionado, mas como um elemento cuja operação pode ser aprimorada de forma sistemática.

Nesse sentido, esta dissertação se justifica por propor e avaliar um controle adaptativo que utiliza dados climáticos como suporte à decisão operacional, buscando contribuir para uma gestão mais integrada do banco de baterias. Ao explicitar o caráter multiobjetivo do problema e ao quantificar o desempenho em diferentes combinações de controle, DoD e dimensionamento, o estudo pretende oferecer subsídios para decisões mais consistentes em projetos *off-grid*, com ênfase no equilíbrio entre confiabilidade do suprimento e sustentabilidade do armazenamento ao longo do tempo.

### **1.3 Método de pesquisa**

Segundo Gil (2008), a pesquisa consiste em um procedimento racional e sistemático destinado a fornecer respostas a problemas propostos. Nesta dissertação, adotou-se uma abordagem quantitativa, baseada em modelos matemáticos e simulação computacional, com foco na avaliação do desempenho de sistemas fotovoltaicos *off-grid* sob variabilidade climática.

O método consistiu na implementação de um ambiente de simulação que integra geração fotovoltaica, armazenamento e carga, permitindo calcular indicadores anuais associados ao atendimento energético, à confiabilidade e ao envelhecimento do banco de baterias, a partir de séries climáticas horárias e de perfis de consumo definidos.

A estratégia de controle proposta (CACS) foi avaliada por comparação com um controle convencional, mantendo-se condições equivalentes de dimensionamento e limites operacionais, de modo a isolar o efeito da adaptação climática. Além disso, foram simulados múltiplos cenários de operação, combinando limites de DoD e níveis de dimensionamento, para permitir uma leitura integrada dos compromissos entre atendimento, confiabilidade e desgaste, e para identificar as condições em que o controle adaptativo apresenta maior contribuição.

## 1.4 Estrutura do Trabalho

Este documento é estruturado em cinco capítulos, a saber:

Capítulo 1. Introdução: destinado a apresentar ao leitor a contextualização do tema, a motivação, a questão de pesquisa, os objetivos, a justificativa e o método adotado.

Capítulo 2. Fundamentação Teórica: este capítulo é destinado a apresentar os conceitos principais tratados durante o desenvolvimento do estudo e está dividido em subseções que abordam sistemas fotovoltaicos *off-grid*, modelos de baterias, mecanismos de degradação e o papel de variáveis climáticas em estratégias de operação e controle.

Capítulo 3. Método de Pesquisa: neste capítulo é detalhada a metodologia, incluindo a definição dos cenários, a estrutura do simulador, os modelos utilizados e os indicadores empregados para avaliar desempenho e envelhecimento.

Capítulo 4. Resultados e Discussões: Neste capítulo são apresentados os resultados e a discussão, comparando os cenários e evidenciando o comportamento do CACS frente ao controle convencional, bem como os compromissos observados entre atendimento, confiabilidade e durabilidade.

Capítulo 5. Considerações Finais e Recomendações: No último capítulo, são sistematizadas as conclusões e recomendações, destacando as contribuições do trabalho e indicando direções para pesquisas futuras.

## 2 FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

### 2.1 Energia Solar Fotovoltaica e Eletrificação Descentralizada

O debate em torno dos sistemas fotovoltaicos está intimamente relacionado ao movimento mais abrangente de transição energética e à procura por novas maneiras de assegurar o acesso confiável à eletricidade. Particularmente em áreas remotas e de difícil acesso, a energia solar é considerada não somente uma opção tecnológica, mas também um meio de inclusão social e de promoção do desenvolvimento local (LAHIMER *et al.*, 2013; TWAHA; RAMLI, 2018; ZOMERS, 2001). Nesta seção, expõem-se os conceitos fundamentais ligados ao papel da energia solar na transição energética, obstáculos da eletrificação das comunidades isoladas e as limitações dos sistemas fotovoltaicos *off-grid*.

#### 2.1.1 Energia Solar no Contexto da Transição Energética

A transição energética em curso busca substituir o modelo baseado em combustíveis fósseis por sistemas de menor intensidade de carbono, capazes de atender ao crescimento da demanda elétrica sem agravar as mudanças climáticas (HASANUZZAMAN *et al.*, 2015; IPCC, 2022). Relatórios e estudos de cenários indicam que, a fim de cumprir as metas globais de mitigação, é essencial a rápida ampliação de fontes renováveis, com destaque para a energia solar fotovoltaica (IEA, 2023; BREYER *et al.*, 2018). Dentre os diversos planejamentos de longo prazo, a geração solar fotovoltaica se destaca como uma das principais responsáveis pela oferta de eletricidade em sistemas predominantemente renováveis (IRENA, 2022).

Os fatores que tornam a energia solar fotovoltaica importante incluem a ampla disponibilidade do recurso solar, a modularidade dos sistemas, a redução contínua dos custos e a acentuada curva de aprendizado tecnológico (HASANUZZAMAN *et al.*, 2015; NIJSSE *et al.*, 2023). Segundo Rubin *et al.* (2015), tecnologias fotovoltaicas apresentam taxas de aprendizado que variam entre 20% e 25%, o que significa que a cada duplicação da capacidade instalada, os custos caem significativamente. Pesquisas apontam que a combinação desses fatores tem resultado em crescimentos expressivos da capacidade instalada, a ponto de alguns autores afirmarem que o setor elétrico se aproxima de ponto de inflexão em favor da fonte solar (NIJSSE *et al.*, 2023). Com isso, a energia solar fotovoltaica deixa de ser considerada apenas um complemento à matriz elétrica para se tornar um pilar nas estratégias de descarbonização (IEA, 2023).

Além de seu papel em grandes sistemas interligados, a energia solar fotovoltaica se mostra particularmente adequada para aplicações descentralizadas. A possibilidade de gerar energia próxima ao ponto de consumo, sem necessidade de grandes obras de transmissão, faz com que sistemas fotovoltaicos sejam especialmente atrativos para atender pequenas cargas, comunidades rurais e localidades isoladas (LAHIMER *et al.*, 2013; TWAHA; RAMLI, 2018). Assim, a tecnologia assume uma dupla função: contribuir para a transição energética global e, ao mesmo tempo, ampliar o acesso à eletricidade em regiões tradicionalmente excluídas da infraestrutura convencional (IRENA, 2021; ZOMERS, 2001).

### **2.1.2 Desafios da Eletrificação de Comunidades Remotas**

A eletrificação de comunidades remotas apresenta uma série de obstáculos que vão além do simples fornecimento de equipamentos ou geração de energia. Um dos principais desafios é a logística de implantação, especialmente em áreas de difícil acesso, onde o transporte de painéis solares, inversores e baterias requer soluções específicas, encarecendo o custo final do sistema. Além disso, a ausência de infraestrutura de apoio, como técnicos qualificados, centros de manutenção ou estoques de reposição, compromete a sustentabilidade da operação ao longo do tempo (BHATTACHARYYA, 2012).

Outro entrave relevante diz respeito à confiabilidade do fornecimento elétrico. Em locais isolados, a ausência de uma rede de apoio significa que qualquer falha técnica, seja no gerador fotovoltaico, nos controladores ou no banco de baterias, pode resultar em longos períodos de interrupção do serviço. A variabilidade climática também influencia diretamente a previsibilidade da geração solar, o que, combinado a bancos de baterias subdimensionados ou degradados, pode comprometer a continuidade do fornecimento (MONDAL *et al.*, 2010).

Do ponto de vista econômico, muitos projetos de eletrificação rural carecem de modelos de financiamento sustentáveis, o que leva à dependência de subsídios públicos ou internacionais. Mesmo quando sistemas são doados ou subsidiados, a manutenção preventiva e substituição de componentes ao longo dos anos raramente são contempladas nos contratos iniciais, tornando os sistemas inoperantes em médio prazo (ZOMERS, 2001).

Esses fatores indicam que a simples instalação de um sistema fotovoltaico não é suficiente para garantir o acesso contínuo e de qualidade à eletricidade. Soluções

eficazes exigem abordagem sistêmica, com planejamento técnico adequado, mecanismos de manutenção local, treinamento comunitário e estratégias inteligentes de controle e operação, aspectos que vêm ganhando destaque nas pesquisas mais recentes.

### **2.1.3 Vantagens e Limitações de Sistemas Fotovoltaicos *Off-grid***

À luz do que foi discutido sobre o papel da energia solar na transição energética e sobre os desafios específicos da eletrificação de comunidades remotas, os sistemas fotovoltaicos *off-grid* ocupam uma posição central como alternativa tecnológica para locais não atendidos pela rede convencional.

Esses sistemas, compostos por módulos fotovoltaicos, banco de baterias, controladores de carga e, quando necessário, inversores, são projetados para operar de forma autônoma, garantindo o suprimento local de eletricidade sem a necessidade de extensas obras de transmissão (LAHIMER *et al.*, 2013; TWAHA; RAMLI, 2018).

Nesse sentido, a tecnologia *off-grid* dialoga diretamente com a dupla função atribuída à energia solar fotovoltaica: contribuir para a descarbonização do setor elétrico e, simultaneamente, ampliar o acesso à eletricidade em regiões historicamente excluídas da infraestrutura convencional (ZOMERS, 2001; IRENA, 2021).

Entre as principais vantagens dos sistemas fotovoltaicos *off-grid* destacam-se a possibilidade de atendimento energético em áreas de difícil acesso, a modularidade e escalabilidade do arranjo fotovoltaico e a redução de emissões quando comparados a soluções baseadas em geradores a diesel (TWAHA; RAMLI, 2018; HASANUZZAMAN *et al.*, 2015).

A modularidade permite iniciar o sistema com potência relativamente pequena e expandi-lo gradualmente, acompanhando o crescimento da demanda e a capacidade de investimento das famílias ou comunidades. Além disso, a forte queda dos custos da tecnologia fotovoltaica observada nas últimas décadas tem contribuído para tornar esses sistemas mais competitivos, especialmente em contextos em que o custo de extensão da rede elétrica ou de fornecimento contínuo de combustível fóssil é elevado (RUBIN *et al.*, 2015; IEA, 2023; IRENA, 2022).

Por outro lado, essas vantagens convivem com limitações técnicas, econômicas e institucionais relevantes. A intermitência da fonte solar torna

indispensável a presença de um sistema de armazenamento adequado ou de fontes de backup, de modo que o desempenho e a vida útil do banco de baterias se tornam elementos críticos para a confiabilidade do fornecimento (MONDAL *et al.*, 2010; TWAHA; RAMLI, 2018).

Em muitos projetos, a ausência de manutenção estruturada, de capacitação local e de modelos de financiamento que contemplem a reposição de componentes conduz à degradação prematura dos sistemas, reproduzindo o problema já apontado no capítulo anterior, instalações que funcionam adequadamente apenas nos primeiros anos e se tornam inoperantes no médio prazo (BHATTACHARYYA, 2012; ZOMERS, 2001).

Em síntese, sistemas fotovoltaicos *off-grid* representam uma solução promissora para a eletrificação de comunidades remotas, ao combinar geração renovável, proximidade do ponto de consumo e potencial de inclusão social. No entanto, a sua viabilidade de longo prazo depende de um equilíbrio delicado entre dimensionamento adequado, gestão eficiente do armazenamento, estratégias de operação e manutenção e arranjos institucionais e financeiros compatíveis com a realidade local (TWAHA; RAMLI, 2018; MONTALTO *et al.*, 2020). Nesse contexto, torna-se fundamental o desenvolvimento de modelos e ferramentas de simulação que permitam avaliar, de forma realista, o desempenho de sistemas *off-grid* e, em particular, os impactos das estratégias de operação sobre a vida útil das baterias. Este é, portanto, o foco central das análises desenvolvidas nesta dissertação.

## **2.2 Arquitetura e Operação de Sistemas Fotovoltaicos *Off-grid***

Os sistemas fotovoltaicos *off-grid*, por operarem de maneira independente da rede elétrica convencional, devem ser projetados para garantir, de forma contínua e autônoma, o suprimento da demanda energética local. Essa característica exige uma articulação cuidadosa entre os processos de geração, armazenamento e fornecimento de energia, o que confere ao dimensionamento e à operação uma importância central (KHATIB, 2010; FRANKLIN, 2022). A seguir, são apresentadas as principais características que definem esse tipo de sistema.

### 2.2.1 Componentes do Sistema Fotovoltaico *Off-grid*

Os sistemas *off-grid* são compostos por cinco elementos fundamentais: o módulo fotovoltaico, o controlador de carga, o banco de baterias, o inversor e as cargas elétricas. Esses componentes atuam de maneira integrada para garantir a geração, o armazenamento e o fornecimento de energia, mesmo em condições de variabilidade solar.

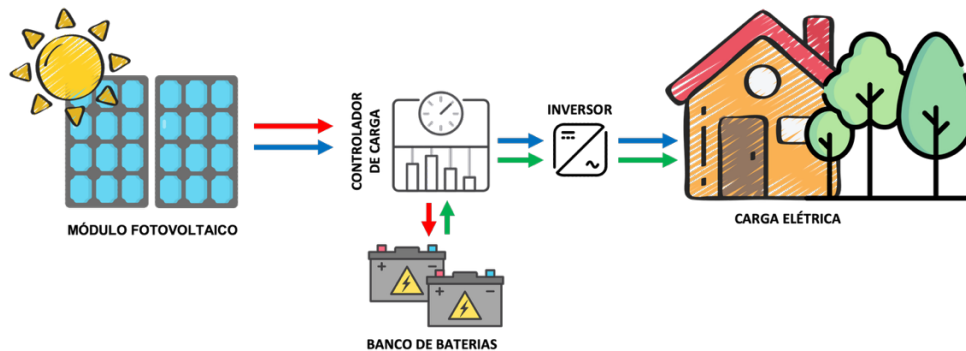


Figura 1: Sistema fotovoltaico *off-grid*  
 Fonte: autoria própria

I. **Módulo Fotovoltaico:** é o componente mais visível e emblemático do sistema *off-grid*, sendo responsável por realizar a conversão direta da luz solar em energia elétrica por meio do efeito fotovoltaico. É constituído por múltiplas células solares conectadas eletricamente e encapsuladas em materiais resistentes, de modo a garantir proteção mecânica, isolamento elétrico e durabilidade em ambiente externo (COSTA, 2019).

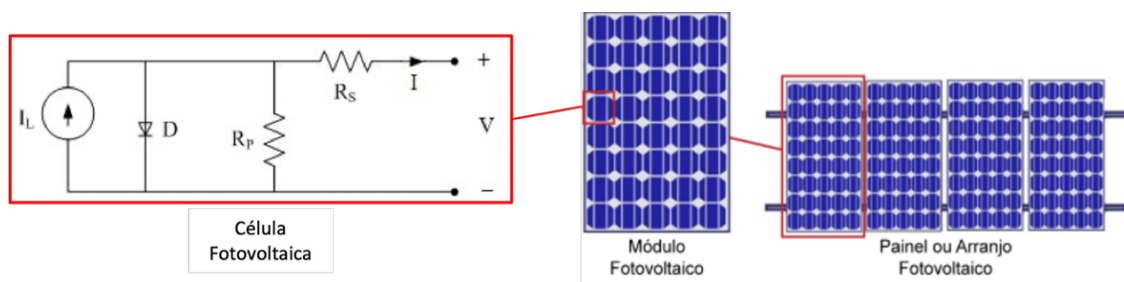


Figura 2: Módulo Fotovoltaico  
 Fonte: adaptado de Silva, 2020

As células fotovoltaicas empregadas em sistemas comerciais são, em geral, de silício monocristalino, que apresenta maiores eficiências de conversão, ou policristalino, associado a um menor custo de produção. Em condições padrão de ensaio, a eficiência nominal dos módulos fotovoltaicos situa-se tipicamente entre 15% e 22%. Entretanto, Gaglia *et al.* (2017), em um estudo experimental realizado em

Atenas, observaram eficiência média anual de 8,7%, evidenciando a diferença entre o desempenho nominal e o comportamento em campo. Essa redução está relacionada à influência de fatores como a irradiação solar disponível, o sombreamento parcial e, especialmente, a temperatura da célula, que, ao se elevar, provoca diminuição da tensão e, conseqüentemente, da potência fornecida pelo módulo.

**II. Controlador de Carga:** é um componente essencial para a operação segura e eficiente, pois gerencia o fluxo de energia entre o arranjo fotovoltaico e o banco de baterias. Sua principal função é proteger o sistema contra sobrecargas e descargas excessivas, contribuindo para a longevidade do armazenamento e a estabilidade da geração (GHAFOOR; MUNIR, 2015; JOGUNURI *et al.*, 2017).

A literatura técnica posiciona o controlador como elemento estruturante na arquitetura de sistemas isolados. Na prática, ele atua como interface entre o arranjo fotovoltaico, o rastreamento do ponto de máxima potência (MPPT), responsável por garantir a extração da energia com máxima eficiência, e o sistema de armazenamento, ajustando dinamicamente correntes e tensões para otimizar a transferência de energia e evitar danos aos componentes (GHAFOOR; MUNIR, 2015).

Avanços recentes destacam o papel ativo dos controladores de carga modernos, que incorporam algoritmos de carregamento em múltiplos estágios. Esses algoritmos operam tipicamente em três fases: corrente constante, tensão constante e flutuação. Essa lógica permite não apenas o controle das grandezas elétricas, mas também a transição inteligente entre os estágios de carga, equilibrando eficiência energética e preservação do banco de baterias (APEH; MEYER; OVEREN, 2021).

Além de realizar o carregamento, o controlador monitora continuamente o estado do sistema, avaliando tanto a potência disponível nos módulos quanto o estado de carga das baterias. Com base nesses parâmetros, impõe tensões de corte, desconecta cargas em situações críticas e evita descargas profundas. No entanto, a eficiência real dos controladores apresenta variações ao longo do dia e tende a ser inferior aos valores declarados em testes padrão, devido às perdas nos subsistemas (APEH; MEYER; OVEREN, 2021).

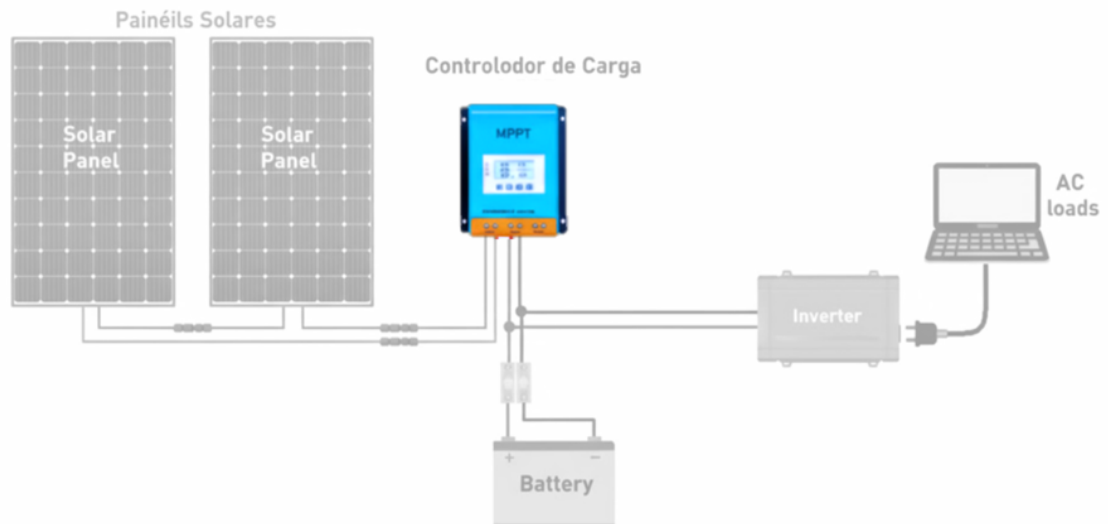


Figura 3: Controlador de carga  
Fonte: autoria própria

**III. Banco de baterias:** é um dos componentes mais críticos do sistema fotovoltaico *off-grid*, sendo responsável pelo armazenamento da energia gerada durante o dia para garantir o fornecimento em períodos noturnos ou em condições climáticas adversas (MOHAMED & MOHAMED, 2020).

A função principal do banco de baterias é assegurar a continuidade e a confiabilidade do fornecimento elétrico, compensando a intermitência da geração fotovoltaica. Além disso, o banco contribui para atender às demandas energéticas nos momentos de pico e garante maior flexibilidade operativa ao sistema. Para que isso ocorra de forma eficiente, a seleção adequada do tipo de bateria e o dimensionamento correto são aspectos fundamentais, uma vez que interferem diretamente na vida útil e no desempenho global da instalação (YAHYAQUI *et al.*, 2015).

Diversas tecnologias de armazenamento estão disponíveis no mercado, cada uma com características distintas em relação à durabilidade, eficiência, manutenção e custo. Entre as mais utilizadas, destacam-se as baterias de chumbo-ácido, amplamente adotadas por sua maturidade tecnológica e menor custo inicial. No entanto, apresentam limitações quanto à profundidade de descarga e são sensíveis às condições operacionais, o que pode reduzir sua vida útil (KUBALIK *et al.*, 2014; MOHAMED & MOHAMED, 2020)

Por outro lado, tecnologias mais avançadas, como as baterias de íon-lítio, oferecem maior eficiência e vida útil prolongada, além de exigirem menos manutenção. Apesar dessas vantagens, seu custo inicial elevado pode tornar sua

adoção inviável em projetos com restrições orçamentárias, especialmente em aplicações de pequena escala (KUBALIK *et al.*, 2014).

A operação eficiente do banco de baterias depende também da integração com os demais componentes do sistema, como o controlador de carga e o inversor. O controlador é responsável por gerenciar os fluxos de energia, protegendo o banco contra sobrecargas e descargas excessivas. Estudos recentes propõem estratégias de controle aprimoradas, que aumentam a eficiência da carga mesmo sob condições variáveis de geração e consumo (CHTITA *et al.*, 2021).

Em termos econômicos, o banco de baterias é um dos componentes mais onerosos do sistema *off-grid*, podendo representar uma parcela significativa do custo total. Portanto, sua seleção deve levar em consideração não apenas o valor inicial, mas também o desempenho ao longo do tempo, a vida útil estimada e os requisitos de manutenção (KUBALIK *et al.*, 2014).



Figura 4: Banco de baterias  
Fonte: UNIVERSE (2005)

**IV. Inversor:** é o equipamento responsável por converter a energia elétrica em corrente contínua (CC), proveniente dos módulos fotovoltaicos ou do banco de baterias, em corrente alternada (CA), utilizada pela maioria dos equipamentos elétricos. Em sistemas *off-grid*, onde não há conexão com a rede elétrica pública, o inversor é essencial para garantir o fornecimento de energia com tensão e frequência estáveis. Ele também deve suportar picos de potência, como os que ocorrem na

partida de motores e compressores, exigindo dimensionamento adequado conforme o perfil de carga do sistema (MOHAMED & MOHAMED, 2020).

Inversores de onda senoidal pura são os mais indicados para aplicações *off-grid*, pois oferecem maior compatibilidade e segurança para aparelhos sensíveis (YAHYAOUÏ *et al.*, 2015). Além da conversão de energia, inversores modernos incluem recursos como monitoramento, proteções integradas e modos de economia de energia, que aumentam a eficiência e a confiabilidade do sistema como um todo (CHTITA *et al.*, 2021). A escolha do inversor deve considerar a potência da carga, o desempenho em cargas parciais e a integração com os demais componentes, como o banco de baterias e o controlador de carga.

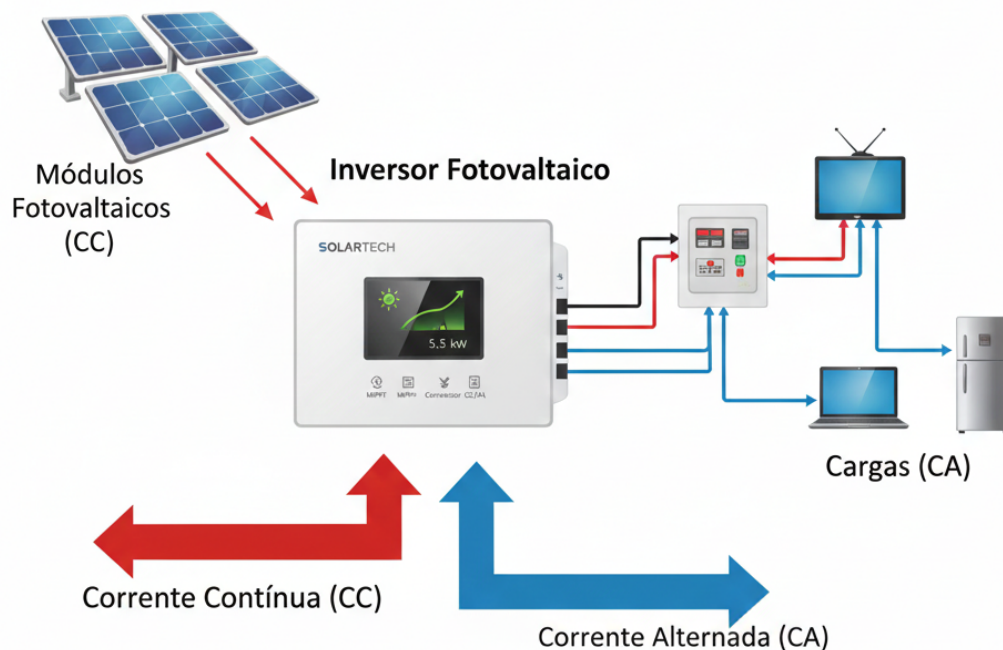


Figura 5: Inversor Fotovoltaico

Fonte: autoria própria

**V. Carga:** representa o conjunto de equipamentos alimentados pelo sistema fotovoltaico, como iluminação, eletrodomésticos, dispositivos eletrônicos, sistemas de comunicação, motores e bombas. A correta caracterização da carga é uma etapa essencial para o dimensionamento eficiente do sistema, pois define o perfil de demanda energética que os módulos fotovoltaicos e o banco de baterias devem atender (LOUIE, 2018).

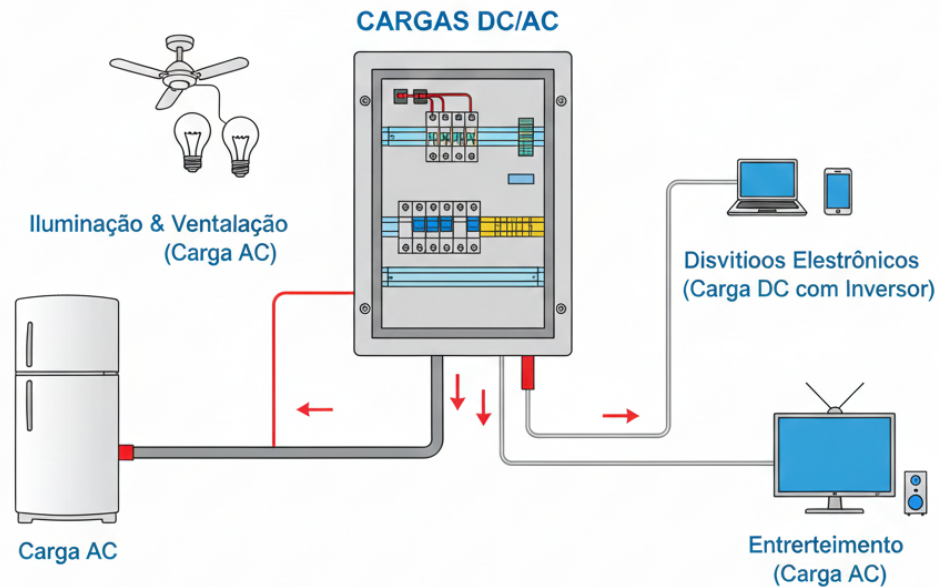


Figura 6: Conjunto de equipamentos que representam as cargas do sistema  
Fonte: autoria própria

Essa caracterização envolve identificar a potência nominal dos equipamentos, o tempo diário de uso, os padrões de variação sazonal e a sensibilidade das cargas a interrupções. Estudos mostram que a precisão na definição dos perfis de carga afeta diretamente o dimensionamento do sistema e o custo da energia fornecida. O uso de perfis típicos diários ou mensais pode levar à subestimação dos custos reais, especialmente em sistemas que exigem alta confiabilidade, como demonstrado por Jurasz *et al.* (2022), que observaram diferenças de até 15% no custo da energia em função da qualidade dos dados de entrada.

Além disso, a demanda elétrica em sistemas *off-grid* não é estática. Ela pode variar conforme fatores socioeconômicos, ocupação das residências e número de equipamentos. Wassie e Ahlgren (2024) destacam que diferentes localidades e tipos de usuários apresentam curvas de carga distintas, com variações ao longo do tempo e entre setores (residencial, comercial, produtivo). Em geral, usuários produtivos consomem mais energia do que residenciais, influenciando diretamente no dimensionamento do sistema.

Portanto, a análise detalhada da carga permite não apenas estimar corretamente a energia necessária, mas também prever o desempenho do sistema em condições reais de uso. Considerar essas variáveis desde o início do projeto é essencial para garantir a viabilidade técnica e econômica do sistema fotovoltaico *off-grid*.

## 2.2.2 Topologias e Critérios de Dimensionamento

Um sistema fotovoltaico *off-grid* é projetado para funcionar de forma independente da rede elétrica. Para isso, seus componentes, como os painéis solares, controladores de carga, baterias, inversores e as cargas, precisam ser conectados de maneira organizada, o que chamamos de topologia do sistema. Existem diferentes formas de montar essa estrutura, e cada uma apresenta vantagens conforme o tipo de aplicação.

A topologia mais comum é a baseada em corrente contínua (DC), onde a energia gerada pelos painéis vai primeiro para as baterias e depois, através de um inversor, é convertida em corrente alternada. Em locais remotos ou com uso mais complexo, podem ser usados sistemas híbridos, que combinam painéis solares com geradores a diesel ou turbinas eólicas para garantir energia mesmo em dias sem sol (SARA *et al.*, 2024; MOHANTY *et al.*, 2016).

Depois de definir a melhor topologia, é preciso dimensionar corretamente os componentes, ou seja, calcular o tamanho e a quantidade ideais para que o sistema funcione com segurança e eficiência. Esse processo é chamado de dimensionamento. Ele leva em conta quanta energia será consumida por dia, quanto sol incide na região e por quantos dias o sistema precisa funcionar mesmo sem geração solar, o que define o tamanho do banco de baterias (KHATIB *et al.*, 2013).

Existem diversas formas de fazer esse cálculo. Neste trabalho, foi utilizada a abordagem analítica, que é uma das mais simples e diretas. Segundo Ali *et al.* (2018), esse método pode ser dividido em quatro etapas: (1) analisar as condições do local, como o clima; (2) levantar todos os equipamentos que vão consumir energia; (3) escolher os componentes mais adequados; e (4) calcular a quantidade de painéis e a capacidade das baterias para garantir o funcionamento contínuo. Essa abordagem permite criar sistemas confiáveis e com bom custo-benefício, especialmente em projetos de pequeno porte.

## 2.2.3 Indicadores de Desempenho

A avaliação do desempenho de sistemas *off-grid* baseia-se em indicadores que refletem a qualidade do suprimento energético frente às restrições técnicas e econômicas do projeto. Dentre os principais, destacam-se a confiabilidade, a energia não atendida e os dias de autonomia.

A **confiabilidade** está associada à capacidade do sistema de atender à carga durante todo o período de operação, sendo geralmente expressa por métricas como a LLP (Loss of Load Probability) ou a LPSP (Loss of Power Supply Probability). Esses indicadores estimam a frequência com que o sistema falha em suprir a demanda, sendo essenciais para aplicações críticas ou com alta sensibilidade a interrupções (KHATIB & ELMENREICH, 2014).

A **energia não atendida** refere-se à quantidade de energia solicitada pela carga, mas que o sistema não conseguiu fornecer. Podendo ser expressa em termos absolutos (kWh/ano) ou relativos (percentual da demanda total). Esse indicador traduz de forma prática o impacto das limitações do sistema, permitindo avaliar sua capacidade de suprimento frente a condições variáveis de carga e geração. Ele também é útil como critério comparativo entre diferentes configurações de projeto ou estratégias de controle operacional (RAGHUWANSHI; ARYA, 2020).

Por fim, os **dias de autonomia** indicam por quantos dias o sistema é capaz de operar exclusivamente a partir do banco de baterias, sem depender da geração solar. Esse parâmetro está diretamente relacionado à capacidade útil de armazenamento, ao perfil de consumo diário e à profundidade de descarga admissível das baterias. Valores típicos situam-se entre dois e cinco dias, especialmente em regiões tropicais sujeitas a variações climáticas (FRANKLIN, 2022).

Esses indicadores, analisados de forma integrada, permitem avaliar o equilíbrio entre confiabilidade, custo e robustez operacional, sendo fundamentais tanto no planejamento inicial quanto na gestão de longo prazo de sistemas fotovoltaico *off-grid*.

### 2.3 Modelagem do Gerador Fotovoltaico

A modelagem do gerador fotovoltaico é essencial para a análise de sistemas isolados, pois permite estimar a curva corrente–tensão ( $I-V$ ) do arranjo, além de calcular a potência disponível para alimentação das cargas e para o carregamento do banco de baterias ao longo do tempo. Com o uso de modelos elétricos adequados, é possível representar o comportamento das células e módulos fotovoltaicos, incorporando a influência da irradiância solar e da temperatura ambiente, o que possibilita avaliar o desempenho energético do sistema em diferentes cenários operacionais (CASTAÑER; SILVESTRE, 2002; VILLALVA; GAZOLI; RUPPERT FILHO, 2009).

### 2.3.1 Princípios de Funcionamento da Célula e do Módulo Fotovoltaico

A célula fotovoltaica é um pequeno dispositivo feito de materiais semicondutores, como o silício, que possui uma junção chamada "p-n". Sua principal função é transformar a luz do sol em eletricidade. Quando a luz solar atinge a célula, os fótons (partículas de luz) com energia suficiente conseguem excitar os elétrons dentro do material, criando pares de cargas: um elétron (negativo) e uma lacuna (positiva). Esses pares são separados por um campo elétrico natural existente dentro da célula, o que faz com que os elétrons comecem a se mover em uma direção. Se conectarmos a célula a um circuito externo, esse movimento dos elétrons gera uma corrente elétrica contínua, ou seja, a luz é convertida diretamente em eletricidade (CASTAÑER; SILVESTRE, 2002).

Do ponto de vista elétrico, a célula ideal pode ser modelada por um circuito equivalente constituído por uma fonte de corrente em paralelo com um diodo.

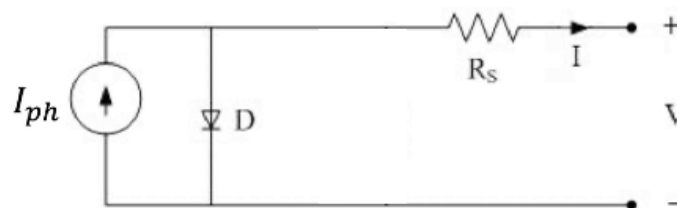


Figura 7: Célula Ideal Fotovoltaica  
Fonte: Adaptado de Chenni *et al.*, 2007

A corrente no diodo ( $I_d$ ) é descrita pela equação:

$$I_d = I_o \left[ \exp \left( \frac{q \cdot V_d}{nkT} \right) - 1 \right] \quad (1)$$

Onde  $I_o$  é a corrente de saturação reversa,  $q$  a carga do elétron,  $V_d$  a tensão no diodo,  $n$  o fator de idealidade,  $k$  a constante de Boltzmann, e  $T$  a temperatura da célula (K) (CHENNI *et al.*, 2007).

Ao aplicar as leis de Kirchoff, a corrente terminal da célula é obtida pela subtração da corrente do diodo da corrente fotogerada:

$$I = I_{ph} - I_d \quad (2)$$

Os módulos fotovoltaicos são compostos por células conectadas em série e/ou paralelo, encapsuladas para garantir proteção mecânica e isolamento. Associações em série elevam a tensão, enquanto em paralelo aumentam a corrente, permitindo adaptar o gerador aos níveis exigidos por controladores e inversores (CASTAÑER; SILVESTRE, 2002).

### 2.3.2 Modelos Elétricos de Módulos Fotovoltaicos (Modelo de 1 Diodo)

Embora o modelo ideal da célula fotovoltaica, composto por uma fonte de corrente em paralelo com um diodo, forneça uma base útil para o entendimento do funcionamento básico, ele desconsidera perdas internas relevantes que afetam o desempenho real dos dispositivos. Para representar de maneira mais realista o comportamento de uma célula ou módulo fotovoltaico, esse modelo pode ser estendido com uma resistência série ( $R_s$ ) e uma paralela ( $R_p$ ).

O modelo resultante é conhecido como modelo de um diodo com resistências série e paralela, amplamente utilizado na simulação de sistemas fotovoltaicos por oferecer uma boa relação entre precisão física e viabilidade computacional (VILLALVA, GAZOLI E RUPPERT FILHO, 2009).

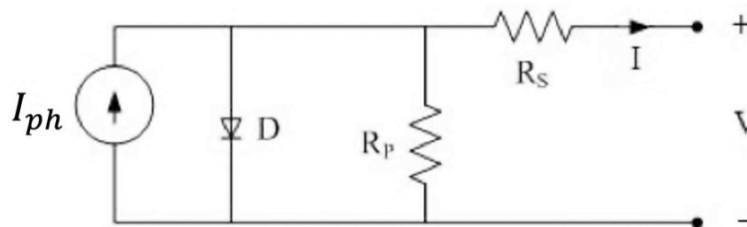


Figura 8: Célula Fotovoltaica  
Fonte: Adaptado de Chenni *et al.*, 2007

Nesse modelo, a equação que descreve a corrente terminal do módulo ou célula fotovoltaica é dada por:

$$I = I_{ph} - I_0 \left[ \exp \left( \frac{q(V+I.R_s)}{nkT} \right) - 1 \right] - \frac{V+I.L.R_s}{R_p} \quad (3)$$

Quando o modelo é aplicado a um módulo fotovoltaico, composto por  $N_s$  células em série e  $N_p$  em paralelo, a tensão e corrente totais do módulo podem ser aproximadas por:

$$V \approx N_s \cdot V_{cel} \quad I \approx N_p \cdot I_{cel} \quad (4)$$

Em muitos estudos, os parâmetros  $I_{ph}$ ,  $I_0$ ,  $R_s$ ,  $R_p$  e  $n$  são reescalados para representar diretamente os valores equivalentes ao nível do módulo. Assim, a equação permanece formalmente idêntica à da célula, mas as variáveis são interpretadas em termos do conjunto completo de células interligadas (VILLALVA; GAZOLI; RUPPERT FILHO, 2009).

A partir da equação da corrente terminal  $I(V)$ , obtida pelo modelo de um diodo com resistências, é possível derivar a potência elétrica instantânea entregue pelo módulo fotovoltaico. Essa potência é obtida como o produto da tensão e da corrente para cada ponto da curva característica, sendo expressa por:

$$P(V) = V \cdot I(V) \quad (5)$$

Segundo Chenni *et al.*, 2007, a análise da função  $P(V)$  permite identificar o ponto de operação em que o módulo gera sua maior potência, o chamado ponto de máxima potência ( $P_{mp}$ ). Este ponto corresponde ao par de valores  $(V_{mp}, I_{mp})$  que satisfaz a condição:

$$\frac{dP}{dV} = \frac{d(V \cdot I)}{dV} = 0 \quad (6)$$

Em condições padrão de teste (STC), os valores  $V_{mp}$ ,  $I_{mp}$ ,  $V_{oc}$ ,  $I_{sc}$  de são fornecidos pelo fabricante e constituem os parâmetros de referência para a modelagem e simulação de desempenho dos módulos.

### 2.3.3 Influência da Irradiância e da Temperatura sobre a Geração

A resposta elétrica de um gerador fotovoltaico está diretamente condicionada pelas variáveis ambientais, em especial pela irradiância solar incidente ( $G$ ) e pela temperatura da célula ( $T$ ). A incorporação adequada desses fatores ao modelo elétrico é fundamental para prever o comportamento dinâmico dos módulos em condições reais de operação.

A corrente fotogerada ( $I_{ph}$ ) proporcional à intensidade da luz solar absorvida pela célula. Em uma primeira aproximação, sua dependência com a irradiância e temperatura pode ser descrita por (CHENNI *et al.*, 2007; SALMI *et al.*, 2012):

$$I_{ph}(G, T) = \left[ I_{sc,ref} + \alpha_I (T - T_{ref}) \right] \cdot \frac{G}{G_{ref}} \quad (7)$$

Onde:

- $I_{sc,ref}$  é a corrente de curto-circuito na irradiância de referência.  $G_{ref}$  (1000 W/m<sup>2</sup>) e temperatura de referência  $T_{ref}$  (25 °C),
- $\alpha_I$  é o coeficiente térmico da corrente de curto-circuito (A / °C),
- $G$  é a irradiância instantânea (W/m<sup>2</sup>),
- $T_c$  é a temperatura real da célula.

Esse modelo indica que, para uma dada irradiância, o aumento da temperatura tende a elevar ligeiramente  $I_{ph}$ , embora esse efeito seja, em geral, pequeno frente ao impacto térmico na tensão.

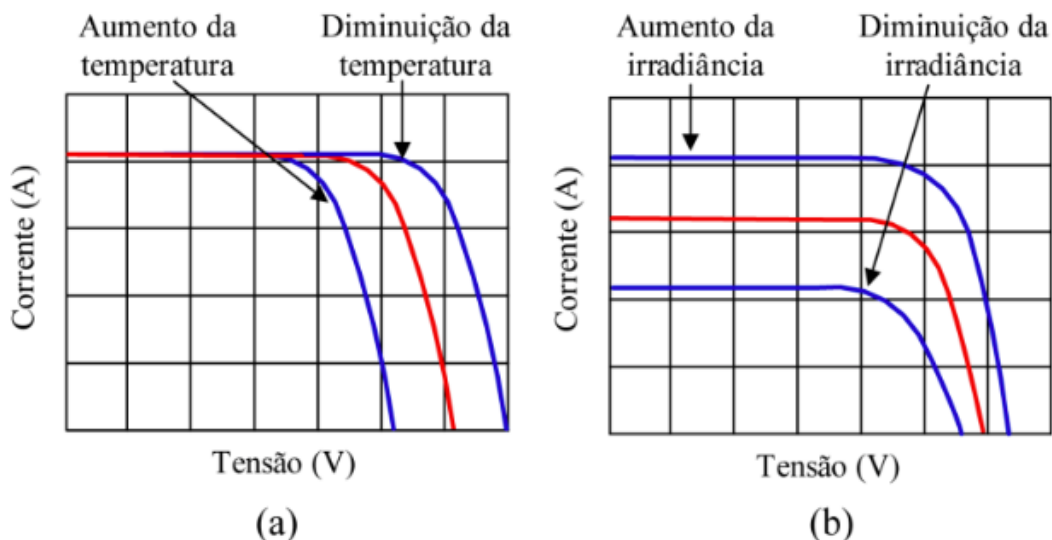


Figura 9: Efeito da irradiação e da temperatura na célula fotovoltaica  
 Fonte: Silva, 2020.

A tensão de circuito aberto ( $V_{oc}$ ), por outro lado, é sensivelmente influenciada pela temperatura, apresentando uma tendência de redução com o aumento térmico. Essa relação pode ser aproximada por:

$$V_{oc}(T) \approx V_{oc,ref} + \beta(T - T_{ref}) \quad (8)$$

Em que:

- $V_{oc,ref}$  é a tensão de circuito aberto em condições padrão,
- $\beta$  é o coeficiente térmico da tensão.

De forma análoga, a potência máxima gerada por um módulo fotovoltaico sob condições reais pode ser expressa como:

$$P_{mp}(G, T) \approx P_{mp,ref} \cdot \frac{G}{G_{ref}} \cdot [1 + \gamma(T - T_{ref})] \quad (9)$$

Onde:

- $P_{mp,ref}$  é a potência de máxima geração sob condições STC,
- $\gamma$  é o coeficiente térmico da potência máxima.

Essa expressão mostra que, apesar do aumento na irradiância elevar proporcionalmente a potência gerada, o efeito da temperatura tende a reduzi-la, configurando uma relação não linear e interdependente entre as variáveis ambientais.

Para estimar a temperatura da célula fotovoltaica ( $T$ ) a partir de condições meteorológicas, é comum utilizar uma correlação empírica baseada na temperatura nominal de operação da célula (NOCT). Uma formulação amplamente empregada é:

$$T \approx T_{amb} + \frac{(NOCT - 20)}{800} \cdot G \quad (10)$$

Em que:

- $T_{amb}$  é a temperatura ambiente (°C),
- $NOCT$  é o valor fornecido pelo fabricante, determinado em condições específicas de irradiância, temperatura ambiente, vento e montagem livre),
- $G$  é a irradiância (W/m<sup>2</sup>).

Essa equação fornece uma estimativa prática da temperatura da célula em função de variáveis acessíveis em dados climáticos, sendo particularmente útil em simulações de desempenho energético de longo prazo (SKOPLAKI; PALYVOS, 2009).

Estudos de campo reforçam a importância da consideração desses efeitos ambientais. Gaglia *et al.* (2017), por exemplo, reportaram uma eficiência média anual de aproximadamente 8,7% para um sistema fotovoltaicos com módulos policristalinos instalado em Atenas, valor significativamente inferior à eficiência declarada em STC.

Essa discrepância evidencia o impacto combinado de fatores como altas temperaturas de operação, sujeira, sombreamento parcial e envelhecimento dos componentes.

Portanto, a modelagem precisa da dependência da geração fotovoltaica com irradiância e temperatura é indispensável para a estimativa realista da produção de energia, bem como para o dimensionamento e controle de sistemas fotovoltaicos, especialmente em aplicações autônomas.

### 2.3.4 Geração Fotovoltaico em Sistemas Isolados: Implicações para o Banco de Baterias

Em sistemas fotovoltaicos isolados da rede elétrica, a geração fotovoltaica atua como principal fonte de energia, sendo responsável tanto pela alimentação direta das cargas quanto pelo carregamento do banco de baterias. Nesses sistemas, a energia elétrica gerada em cada instante influencia diretamente variáveis críticas como a profundidade de descarga, o estado de carga (SOC) e a vida útil do armazenamento eletroquímico.

Com base no modelo elétrico anteriormente apresentado e nas condições ambientais instantâneas, a potência máxima gerada pelo arranjo fotovoltaico no tempo  $t$  pode ser estimada por:

$$P(t) = P_{mp}(G(t), T(t)) \quad (11)$$

Onde  $P_{mp}$  é a potência no ponto de máxima potência, em função da irradiância  $G(t)$  e da temperatura da célula  $T(t)$ . Essa potência representa o valor ideal extraível do sistema, sob a hipótese de que um controlador MPPT está operando com eficiência elevada.

Considerando a presença de um controlador MPPT com eficiência  $\eta_{MPPT}$ , a potência efetivamente transferida ao barramento de corrente contínua (DC) é:

$$P_{DC}(t) = \eta_{MPPT} \cdot P(t) \quad (12)$$

Esse valor de potência disponível no barramento é, então, confrontado com a demanda das cargas elétricas  $P_{carga}(t)$ . A diferença entre geração e consumo determina o fluxo de energia para (ou da) bateria. O modelo dinâmico de energia armazenada pode ser expresso, para um passo de tempo discreto  $\Delta t$ , pela equação:

$$E_{bat}(t + \Delta t) = E_{bat}(t) + [P_{DC}(t) - P_{carga}(t)] \cdot \eta_{conv} \cdot \Delta t \quad (13)$$

Em que:

- $E_{bat}(t + \Delta t)$  é a energia total ou o estado de carga (SOC) da bateria no próximo instante de tempo,
- $E_{bat}(t)$  é a energia acumulada no banco de baterias no instante  $t$ ,
- $P_{DC}(t)$  é a potência disponível de fontes de corrente contínua (DC), como painéis solares ou a rede elétrica (se houver um retificador), em  $t$ ,
- $P_{carga}(t)$  potência consumida pela carga (equipamentos, dispositivos) no instante  $t$ ,
- $P_{DC}(t) - P_{carga}(t)$  é a potência líquida que entra (carregamento) ou sai (descarregamento) do sistema de armazenamento,
- $\eta_{conv}$  é a eficiência global do processo de conversão e armazenamento, englobando perdas nos cabos, conexões, controladores e interfaces,
- $\Delta t$  é o intervalo de tempo durante o qual a potência é considerada constante.

A partir da energia armazenada, calcula-se o estado de carga (SOC) da bateria, que é um indicador essencial para o gerenciamento energético do sistema. A evolução do SOC ao longo do tempo, especialmente sob perfis variáveis de carga e geração, influencia diretamente o número e a profundidade dos ciclos de carga e descarga, afetando a degradação e o estado de saúde (SOH) das baterias (MANDELLI *et al.*, 2016).

É importante destacar que erros na modelagem do gerador fotovoltaico, seja na representação da curva I-V ou na incorporação da dependência com irradiância e temperatura, propagam-se diretamente para a estimativa de energia acumulada, SOC, dias de autonomia e energia não atendida ao longo da vida útil do sistema. Dessa forma, uma modelagem imprecisa pode comprometer não apenas o desempenho energético, mas também as projeções econômicas e de confiabilidade do sistema isolado.

Diversos estudos que avaliam sistemas fotovoltaicos isolados sob diferentes condições climáticas e perfis de consumo destacam a sensibilidade da degradação do banco de baterias a variações relativamente pequenas na irradiância média ou na distribuição horária da carga. Mandelli *et al.* (2016) e Reimuth *et al.* (2020), por

exemplo, demonstram que essas variações podem alterar significativamente a frequência de ciclos profundos e, conseqüentemente, acelerar o processo de envelhecimento do armazenamento eletroquímico.

Nesse contexto, o modelo de um diodo, devidamente parametrizado com dados de placa e ajustado para condições reais de operação, representa uma base sólida para simulações energéticas e para análises de otimização da durabilidade dos bancos de baterias em sistemas fotovoltaicos *off-grid*.

## **2.4 Armazenamento em Baterias: Tecnologias e Modelos**

Nos sistemas fotovoltaicos isolados, o banco de baterias tem papel essencial na compatibilização entre a intermitência da geração solar e a constância da demanda elétrica. Quando a produção excede o consumo imediato, a energia excedente é acumulada; em momentos de baixa irradiância, a energia armazenada é utilizada, respeitando os limites de tensão e profundidade de descarga definidos em projeto (LOUIE, 2018). Assim, as baterias influenciam tanto na confiabilidade do suprimento quanto no custo global do sistema, pois sua substituição periódica representa parcela significativa do custo do ciclo de vida em sistemas *off-grid* (MANDELLI *et al.*, 2016).

Apesar do avanço de tecnologias como íon-lítio, as baterias de chumbo-ácido ainda predominam em sistemas fotovoltaicos isolados de pequeno e médio porte, especialmente em regiões em desenvolvimento, devido ao baixo custo inicial, ampla disponibilidade e maturidade tecnológica (COPETTI; LORENZO; CHENLO, 1993; DUFO-LÓPEZ; LUJANO-ROJAS; BERNAL-AGUSTÍN, 2014). É, portanto, fundamental compreender suas características operacionais, mecanismos de degradação e modelos de simulação para otimização da vida útil do banco de baterias.

### **2.4.1 Tecnologias Aplicadas a Sistemas *Off-grid***

A seleção da tecnologia de armazenamento para sistemas isolados envolve avaliação de variáveis como custo, desempenho, vida útil, manutenção e condições de operação (ARIOLI *et al.*, 2016; ACHAIBOU *et al.*, 2012). Baterias automotivas, apesar do baixo custo e fácil acesso, não são projetadas para ciclos profundos diários, apresentando degradação precoce quando aplicadas em sistemas fotovoltaicos (ARIOLI *et al.*, 2016). Por isso, seu uso não é recomendado em instalações permanentes.

Baterias estacionárias de ciclo profundo, como as do tipo OPzS (ventiladas) ou VRLA (AGM ou Gel), são mais adequadas por suportarem descargas de 60% a 80% de DoD e um número elevado de ciclos (ARIOLI *et al.*, 2016; MANUAL TÉCNICO MOURA SOLAR, 2019). As OPzS apresentam longa vida útil, mas requerem manutenção periódica e ventilação; as VRLA são livres de manutenção, porém mais sensíveis à temperatura e às condições de carga.

No Brasil, exemplares como a linha Moura Solar MS foram desenvolvidos para aplicações *off-grid*, com maior ciclabilidade e conformidade com as normas NBR 14197, NBR 14200 e IEC 61427 (MANUAL TÉCNICO MOURA SOLAR, 2019; NBR 14200, 1998).

#### 2.4.2 Parâmetros Elétricos e Operacionais

A longevidade e o desempenho de uma bateria em sistemas fotovoltaicos isolados são fortemente condicionados por seus parâmetros operacionais, entre os quais se destacam: estado de carga (SOC), profundidade de descarga (DoD), tensão, capacidade nominal e taxa de corrente (*C-rate*).

O SOC (*State of Charge*) expressa, em termos percentuais, a quantidade de carga ainda disponível em relação à capacidade nominal da bateria. Seu monitoramento é essencial para evitar condições críticas de sobrecarga ou descarga profunda. Em sistemas *off-grid*, o SOC pode ser estimado por três métodos principais: a contagem de coulombs (baseada na integração da corrente de carga e descarga ao longo do tempo), a correlação empírica entre a tensão em circuito aberto e o SOC, ou, em baterias ventiladas, a medição da densidade do eletrólito (ACHAIBOU *et al.*, 2012). A contagem de coulombs, embora sensível a erros acumulativos, é amplamente empregada por controladores comerciais por dispensar sensores adicionais.

A profundidade de descarga (DoD) representa a fração da energia retirada da bateria em um ciclo específico. Um DoD de 100% significa esgotamento total da carga útil, enquanto um DoD de 30% implica apenas consumo parcial. Existe uma relação inversa entre DoD e vida útil: quanto mais profunda for a descarga típica, menor o número de ciclos até o fim de vida da bateria. Por isso, sistemas fotovoltaicos isolados são projetados para operar preferencialmente com DoD moderados (entre 20% e 50%), o que, embora aumente a capacidade nominal necessária e o custo inicial, resulta em maior durabilidade e confiabilidade do banco de baterias (DUFO-LÓPEZ; LUJANO-ROJAS; BERNAL-AGUSTÍN, 2013).

A tensão da bateria também é um parâmetro crítico, sendo usada pelos controladores para definir limites operacionais. Para baterias chumbo-ácido estacionárias, é comum adotar uma faixa entre 1,95 V (limite inferior de descarga) e 2,40 V (limite superior de carga) por célula. O controle adequado desses limites evita efeitos deletérios como a sulfatação por descarga excessiva ou corrosão acelerada por sobrecarga (NBR 14200, 1998).

A capacidade nominal, geralmente expressa em ampère-hora (Ah), é especificada com base em um determinado regime de descarga, como C10, C20 ou C100. Isso significa que uma bateria de 200 Ah C10, por exemplo, pode fornecer 20 A durante 10 horas sob condições padrão. Entretanto, a *C-rate* (taxa de corrente) afeta diretamente a capacidade efetivamente disponível: quanto maior a corrente de descarga, menor será a energia aproveitável, devido a perdas internas e limitações eletroquímicas, um fenômeno descrito pelo efeito de *Peukert* (COPETTI; LORENZO; CHENLO, 1993).

A compreensão integrada desses parâmetros é essencial não apenas para o correto dimensionamento do banco de baterias, mas também para a modelagem e simulação precisa do sistema como um todo.

### **2.4.3 Fatores de Degradação e Vida Útil**

A vida útil real das baterias chumbo-ácido em sistemas fotovoltaicos isolados é geralmente inferior àquela indicada em catálogos técnicos. Isso se deve ao fato de que os ensaios laboratoriais que embasam essas estimativas são conduzidos sob condições ideais e controladas, como temperatura constante, ciclos padronizados e profundidade de descarga (DoD) fixa, ao passo que, no campo, as condições de operação apresentam grande variabilidade. Entre os fatores que mais afetam negativamente a durabilidade estão o estado de carga (SOC) flutuante, temperaturas elevadas, perfis de carga irregulares e práticas de manutenção inadequadas (ARIOLI *et al.*, 2016; DUFO-LÓPEZ; LUJANO-ROJAS; BERNAL-AGUSTÍN, 2013).

Os principais mecanismos de degradação físico-química dessas baterias incluem:

**I. Estratificação do eletrólito:** ocorre quando a densidade do ácido sulfúrico varia verticalmente no interior das células, criando camadas com concentrações diferentes. Essa condição resulta em distribuição desigual da corrente elétrica, reduzindo a capacidade útil e acelerando o envelhecimento das placas. Pode ser mitigada por cargas de equalização e agitação do eletrólito.

**II. Sulfatação:** caracteriza-se pela formação de cristais grandes e densos de sulfato de chumbo ( $\text{PbSO}_4$ ) nas placas quando a bateria permanece por longos períodos em estado de carga baixo ou sem recarga completa. Esses cristais são de difícil reversão e reduzem de forma permanente a área ativa.

**III. Corrosão da grade positiva:** esse processo, intensificado por sobrecargas, alta densidade do eletrólito e temperatura elevada, deteriora a estrutura metálica das placas, comprometendo sua integridade e elevando as perdas resistivas.

**IV. Degradação da massa ativa:** resulta da perda de coesão do material das placas durante os ciclos de carga e descarga, podendo levar ao descolamento e redução da capacidade.

**V. Perda de água:** em baterias ventiladas, a evaporação da água do eletrólito é uma causa comum de falhas prematuras. Em VRLA, o acúmulo de pressão por gases não recombinados pode gerar superaquecimento ou rompimento do invólucro.

A temperatura é um dos fatores mais críticos. A regra empírica mais aceita indica que um aumento de 10 °C na temperatura média de operação pode reduzir a vida útil da bateria em cerca de 50% (ARIOLI *et al.*, 2016). Em regiões tropicais, onde é comum operar acima de 30 °C, isso tem impactos diretos sobre o custo de reposição e o dimensionamento do sistema.

A combinação entre DoD variável e ciclos diários irregulares torna a estimativa da vida útil particularmente complexa. Modelos empíricos tradicionais falham em representar com precisão esse comportamento, motivando o desenvolvimento de modelos de envelhecimento baseados em estado de saúde (SoH), análise estatística de falhas ou simulações dinâmicas específicas para sistemas *stand-alone* (DUFO-LÓPEZ; LUJANO-ROJAS; BERNAL-AGUSTÍN, 2013).

#### 2.4.4 Modelagem Computacional de Baterias

Diferentemente do gerador fotovoltaico, cujo comportamento instantâneo pode ser descrito com relativa precisão a partir de modelos elétricos consolidados, as baterias constituem o componente mais dinâmico e complexo do sistema *off-grid*. Sua tensão e sua capacidade efetiva dependem da história de carga e descarga, da temperatura, da corrente instantânea e do estado interno do material ativo. Conseqüentemente, a literatura registra diversos tipos de modelos, com diferentes níveis de detalhe: empíricos, elétricos equivalentes, eletroquímicos e híbridos (SHEPHERD, 1965; COPETTI; LORENZO; CHENLO, 1993; ACHAIBOU *et al.*, 2008).

Para aplicações em sistemas fotovoltaicos isolados, em que é necessário simular anos de operação com passo de tempo horário ou sub-horário, modelos empíricos e de circuito equivalente são os mais utilizados, por oferecerem bom compromisso entre fidelidade e custo computacional. Entre esses, destaca-se o modelo generalizado proposto por *Copetti* e colaboradores no âmbito do CIEMAT, cuja estrutura foi adotada como referência neste trabalho.

##### I. Modelo Empírico de *Copetti*

O modelo empírico desenvolvido por *Copetti, Lorenzo e Chenlo* (1993) no CIEMAT (Centro de Investigaciones Energéticas, Medioambientales y tecnológicas) consolidou-se como uma referência técnica para a simulação do comportamento elétrico de baterias chumbo-ácido em sistemas fotovoltaicos isolados. Seu diferencial está na capacidade de representar, com simplicidade computacional e elevada fidelidade, a variação da tensão da célula ao longo de diferentes condições operacionais, como corrente, estado de carga (SOC), temperatura e profundidade de descarga (DoD).

Esse modelo considera uma célula individual de 2 V como unidade básica, permitindo o escalonamento posterior para composições em série ou paralelo. A formulação inclui três regimes distintos de operação da bateria: descarga, carga e sobrecarga (ou gaseificação). Para cada regime, *Copetti, Lorenzo e Chenlo* (1993) apresentaram expressões matemáticas ajustadas empiricamente a partir de dados experimentais obtidos com diferentes tipos de baterias comerciais.

### a) Tensão de Descarga

Durante a descarga, a tensão da célula  $V_d$  (em V) é modelada como uma função do estado de carga (SOC), da corrente de descarga ( $I$ ), da capacidade nominal  $C_{10}$ , e da temperatura. A equação incorpora penalizações progressivas na tensão à medida que o estado de carga se reduz ou que a corrente aumenta, além de um fator de correção térmica  $\Delta T$ , onde  $T$  representa a temperatura da célula:

$$V_d = [2,085 - 0,12 (1 - SOC)] - \frac{I}{C_{10}} \left( \frac{4}{1 + I^{1.3}} + \frac{0.27}{SOC^{1.5}} + 0.02 \right) (1 - 0.007\Delta T) \quad (14)$$

$$\Delta T = T - 25^\circ C \quad (15)$$

Essa expressão permite representar de forma contínua a variação da tensão sob diferentes taxas de descarga e temperaturas, destacando o impacto significativo do estado de carga no desempenho elétrico do acumulador.

### b) Estado de Carga - SOC

O estado de carga é descrito de forma simples, como a fração de capacidade ainda disponível na célula. Considerando  $Q$  como a carga já extraída em (Ah) e  $C$  a capacidade efetiva instantânea em (Ah), tem-se:

$$SOC = 1 - \frac{Q}{C} \quad (16)$$

A própria capacidade efetiva varia com a corrente de operação e com a temperatura, o que é representado pela relação entre a capacidade disponível  $C$  e a capacidade nominal  $C_{10}$ :

$$\frac{C}{C_{10}} = \frac{1.67}{1 + 0.67(I/I_{10})^{0.9}} (1 + 0.005\Delta T), \quad (17)$$

em que  $I_{10} = C_{10}/10$  é a corrente correspondente à descarga em 10 h. Essa expressão captura o efeito Peukert de redução da capacidade em correntes mais elevadas, bem como o ganho moderado de capacidade em temperaturas acima de 25 °C.

### c) Tensão de Carga

Para o processo de carga, a tensão de carga  $V_c$  é escrita como soma de um termo associado à tensão de circuito aberto, dependente do  $SOC$ , com um termo adicional que incorpora os efeitos da corrente e da temperatura:

$$V_c = [2 + 0.16 * SOC] + \frac{I}{C_{10}} \left( \frac{6}{1 + I^{0.86}} + \frac{0.48}{(1 - SOC)^{1.2}} + 0.036 \right) (1 - 0.025\Delta T) \quad (18)$$

À medida que a bateria se aproxima da plena carga, nem toda a energia fornecida é efetivamente armazenada. Para capturar esse comportamento, o modelo introduz uma eficiência de carga  $\eta_c$ , que depende do estado de carga e da razão de corrente  $I/I_{10}$ :

$$\eta_c = 1 - e^{\left[ \frac{a}{(I/I_{10}) + b} (SOC - 1) \right]} \quad (19)$$

Em que  $a$  e  $b$  são parâmetros ajustados experimentalmente. Valores adequados desses parâmetros garantem que  $\eta_c$  permaneça entre 0 e 1, reduzindo-se à medida que o  $SOC$  se aproxima de 100 %.

### d) Sobrecarga

Quando a bateria entra em sobrecarga, o modelo distingue duas tensões características: a tensão de equalização ( $V_{ec}$ ) e a tensão de gaseificação ( $V_g$ ), ambas dependentes da razão  $I/C_{10}$  e da temperatura:

$$V_{ec} = [2.45 + 2.011 \ln(1 + I/C_{10})] (1 - 0.002\Delta T) \quad (20)$$

$$V_g = [2.24 + 1.97 \ln(1 + I/C_{10})] (1 - 0.002\Delta T) \quad (21)$$

A tensão de equalização é maior e está associada à etapa final de carga, em que se busca homogeneizar o estado de carga entre as células, enquanto a tensão de gaseificação indica o patamar em que começa a ocorrer evolução significativa de gás.

A transição dinâmica entre a fase de gaseificação e a fase de equalização é descrita por uma expressão exponencial para a tensão de carga:

$$V_c = V_g + (V_{ec} - V_g) \left[ 1 - e^{\left( \frac{Ah_{restored} - 0.95 * C}{I_\tau} \right)} \right] \quad (22)$$

Em que  $Ah_{restored}$  é a quantidade de carga já restituída à bateria (Ah),  $C$  é a capacidade nominal e  $I_\tau$  é uma corrente característica associada à constante de tempo  $\tau$ . Esta constante, por sua vez, é correlacionada com a corrente de carga por:

$$\tau = \frac{17.3}{1 + 852 \left( \frac{I}{C_{10}} \right)^{1.67}} \quad (23)$$

Essas expressões permitem representar, de forma compacta, a evolução temporal da tensão durante a carga, conciliando o comportamento dinâmico da célula com variáveis operacionais relevantes (corrente, temperatura e estado de carga). Na prática, o conjunto de equações do modelo de *Copetti* fornece uma base consistente para implementação em simuladores de sistemas fotovoltaicos *off-grid*, permitindo prever, passo a passo, a resposta da bateria sob diferentes perfis de operação (COPETTI; LORENZO; CHENLO, 1993).

## II. Modelos de Envelhecimento

O modelo de *Copetti* descreve com boa precisão o comportamento elétrico instantâneo da bateria, isto é, como tensão e estado de carga respondem às correntes de carga e descarga em diferentes temperaturas. No entanto, essa modelagem de curto prazo não é suficiente para explicar por que dois bancos de baterias, submetidos a regimes de operação distintos, podem apresentar vidas úteis tão diferentes, mesmo quando têm a mesma capacidade nominal e tecnologia. Para estimar a durabilidade em aplicações fotovoltaicas isoladas, é necessário incorporar explicitamente ao simulador os mecanismos de envelhecimento que conduzem à perda gradual de capacidade (COPETTI; LORENZO; CHENLO, 1993; DUFO-LÓPEZ; LUJANO-ROJAS; BERNAL-AGUSTÍN, 2014).

De forma geral, a literatura distingue dois componentes principais de envelhecimento em baterias chumbo-ácido: o envelhecimento cíclico, associado à repetição de ciclos de carga e descarga, e o envelhecimento de calendário, ligado ao simples decurso do tempo sob determinadas condições de temperatura, tensão e estado de carga. Uma maneira conveniente de representar essa ideia é decompor a

capacidade remanescente normalizada  $C_{rem}(t)$  em uma capacidade inicial menos as perdas acumuladas por cada mecanismo:

$$C_{rem}(t) = C_0 - C_{deg}(t) - C_{corr}(t) \quad (24)$$

Em que:

- $C_0$  é a capacidade inicial (normalizada, por exemplo, para 1,0),
- $C_{deg}(t)$  representa a perda associada à degradação da massa ativa (ciclagem),
- $C_{corr}(t)$  corresponde à perda devida à corrosão e a efeitos de longo prazo.

Em conformidade com normas como a IEC 61427 e a NBR 14200 (ABNT, 1998), considera-se usualmente que o fim de vida ocorre quando  $C_{rem}$  atinge cerca de 80 % da capacidade nominal.

#### a) Envelhecimento Cíclico

No que se refere ao envelhecimento cíclico, um dos modelos mais utilizados para sistemas fotovoltaicos isolados é o modelo de ampère-hora ponderado (*weighted Ah model*), proposto originalmente por *Schiffer et al.* (2007) e avaliado em detalhe por Dufo-López, Lujano-Rojas e Bernal-Agustín (2014). Em vez de contabilizar apenas “número de ciclos completos”, o modelo acumula, ao longo da vida útil, a quantidade total de carga que atravessa a bateria, ponderada por fatores que penalizam condições de operação mais danosas, como descargas profundas, longos períodos em baixo estado de carga, correntes elevadas ou recargas sistematicamente incompletas (SCHIFFER *et al.*, 2007; DUFO-LÓPEZ; LUJANO-ROJAS; BERNAL-AGUSTÍN, 2014).

Para isso, define-se um número de ciclos equivalentes ponderados  $Z_w(t)$ , cuja evolução é atualizada em cada passo de tempo  $\Delta t$  a partir da corrente de descarga e de fatores de penalização:

$$Z_w(t + \Delta t) = Z_w(t) + \frac{|I_{dis}(t)|}{C_N} f_{SOC}(t) \cdot f_{acid}(t) \cdot \Delta t \quad (25)$$

Nessa expressão,  $I_{dis}(t)$  é a corrente de descarga,  $C_N$  é a capacidade nominal (por exemplo,  $C_{10}$ ),  $f_{SOC}(t)$  representa o efeito do histórico de estados de carga

(penalizando, por exemplo, longas permanências em SOC baixos ou recargas que não atingem plenamente  $SOC \approx 100\%$ ), e  $f_{acid}(t)$  traduz o impacto da estratificação do eletrólito, que se intensifica em descargas prolongadas e pode ser parcialmente revertida por cargas de equalização (ARIOLI *et al.*, 2016; DUFO-LÓPEZ; LUJANO-ROJAS; BERNAL-AGUSTÍN, 2014).

Do ponto de vista físico, o fator  $f_{SOC}$  está associado principalmente à sulfatação: quanto mais a bateria permanece com SOC reduzido e quanto mais frequentes são as recargas incompletas, maior é o dano acumulado por unidade de ampère-hora descarregada. De modo complementar,  $f_{acid}$  está relacionado à estratificação ácido-água, que provoca distribuição desigual de densidade do eletrólito e, conseqüentemente, de corrente entre as regiões da placa, acelerando a degradação em certas zonas (ARIOLI *et al.*, 2016).

Dessa forma, o modelo de *ampère-hora* ponderado captura um aspecto observado em campo: dois bancos com rendimento total semelhantes podem apresentar vidas úteis diferentes se um deles foi operado com descargas moderadas e recargas completas, enquanto o outro sofreu ciclos profundos e longos períodos em baixo SOC.

A partir do número de ciclos equivalentes  $Z_W(t)$ , a perda de capacidade cíclica  $C_{deg}(t)$  é relacionada às curvas de vida em função da profundidade de descarga fornecidas pelo fabricante ou obtidas em ensaios normativos. Dufo-López, Lujano-Rojas e Bernal-Agustín (2014) mostram que uma relação exponencial simples entre  $C_{deg}(t)$  e  $Z_W(t)$ , calibrada para cada família de bateria, é suficiente para reproduzir com boa aproximação os resultados de diferentes modelos de envelhecimento da literatura. Na prática, os parâmetros desse ajuste são determinados a partir de dados experimentais ou de informações de catálogo, o que torna o modelo flexível para diferentes tecnologias de chumbo-ácido utilizadas em sistemas *off-grid*.

### **b) Envelhecimento de Calendário**

O envelhecimento de calendário, por sua vez, está associado principalmente à corrosão da grade positiva e a processos de degradação que ocorrem mesmo na ausência de ciclagem significativa. Baterias mantidas por longos períodos em regime de flutuação, especialmente em temperaturas elevadas e sob tensões acima do valor

recomendado, perdem capacidade gradualmente devido ao aumento da espessura e à perda de condutividade da grade positiva (SAUER; WENZL, 2008).

Estudos de laboratório indicam que a taxa de corrosão aumenta de forma aproximadamente exponencial com a temperatura, o que é frequentemente representado por relações do tipo Arrhenius ou, de forma mais simples, por um fator  $Q_{10}$ : a cada aumento de 10 °C, a taxa de envelhecimento aproximadamente dobra ou triplica (SAUER; WENZL, 2008; NIJSSE *et al.*, 2023).

Em uma formulação adequada para uso em simulações anuais, essa componente pode ser descrita por uma taxa de envelhecimento de calendário  $k_{cal}(T)$  dependente da temperatura da bateria, por exemplo:

$$k_{cal}(t) = k_{25} \cdot Q_{10}^{\frac{T-25}{10}} \quad (26)$$

Em que  $k_{25}$  é a taxa de envelhecimento de calendário a 25 °C e  $Q_{10}$  é o fator de aceleração térmica. A perda de capacidade associada à corrosão ao longo do tempo pode então ser aproximada por:

$$C_{corr}(t + \Delta t) = C_{corr}(t) + k_{cal}(T_{bat}(t)) \cdot f_V(V_{bat}(t)) \cdot \Delta t \quad (27)$$

Em que  $f_V$  é um fator que aumenta a corrosão quando a bateria permanece longos períodos em tensões de flutuação superiores às recomendadas pelo fabricante ou em regimes frequentes de equalização. A calibração de  $k_{25}$ ,  $Q_{10}$  e de  $f_V$  pode ser feita a partir de dados de ensaios de vida em flutuação ou, na falta destes, com base em valores de referência da literatura para baterias estacionárias de chumbo-ácido (SAUER; WENZL, 2008; DUFO-LÓPEZ; LUJANO-ROJAS; BERNAL-AGUSTÍN, 2014).

Finalmente, os termos  $C_{deg}(t)$  e  $C_{corr}(t)$  alimentam o cálculo da capacidade remanescente  $C_{rem}(t)$ , que, por sua vez, é utilizada para atualizar a capacidade efetiva no modelo de Copetti. Na prática, isso significa que, à medida que a simulação avança, a bateria não apenas varia seu estado de carga e sua tensão hora a hora, mas também envelhece de forma coerente com as condições de operação impostas pelo sistema fotovoltaico. Essa integração entre modelo elétrico e modelo de envelhecimento permite avaliar, de maneira quantitativa, o impacto de diferentes escolhas de dimensionamento e estratégia de controle, como limites de profundidade

de descarga, tamanho do banco ou tensão de flutuação, sobre a vida útil prevista do banco de baterias, o que é um dos objetivos centrais desta dissertação.

## **2.5 Influência de Variáveis Climáticas**

A operação de sistemas fotovoltaicos *off-grid* depende diretamente do regime de tempo e clima do local onde são instalados. A irradiância solar disponível, a temperatura do ar, o padrão de nebulosidade, o vento e até a recorrência de eventos extremos condicionam a energia gerada pelos módulos, o perfil de carregamento do banco de baterias e, em última instância, os indicadores de desempenho discutidos anteriormente, como energia não atendida e dias de autonomia (KHATIB; ELMENREICH, 2014; FRANKLIN, 2022).

Ao mesmo tempo, o dimensionamento do sistema e as estratégias de operação só fazem sentido se dialogarem com séries históricas representativas dessas variáveis, o que aproxima o projeto da climatologia local (PINHO; GALDINO, 2014).

À luz do que já foi apresentado sobre a modelagem do gerador fotovoltaico e a influência da irradiância e da temperatura nas curvas I-V, esta seção aprofunda a discussão a partir de uma perspectiva meteorológica: descrevem-se os principais componentes da irradiância, as relações entre temperatura ambiente e temperatura de célula, as fontes usuais de dados climáticos e, por fim, os impactos da variabilidade climática sobre a geração e sobre o envelhecimento das baterias (CASTAÑER; SILVESTRE, 2002; VILLALVA; GAZOLI; RUPPERT FILHO, 2009).

### **2.5.1 Irradiância Solar**

A energia que alimenta os sistemas fotovoltaicos tem origem na radiação eletromagnética emitida pelo Sol, que interage com a atmosfera e com a superfície terrestre por processos de absorção, reflexão e espalhamento (YNOUE *et al.*, 2017). Ao atravessar a atmosfera, essa radiação é parcialmente absorvida por gases e partículas, enquanto outra fração é espalhada em múltiplas direções, dando origem aos diferentes componentes de irradiância comumente utilizados em modelagem de sistemas solares (DUFFIE; BECKMAN, 2013; YNOUE *et al.*, 2017).

Na superfície, a irradiância global horizontal (Global Horizontal Irradiance – GHI) representa o fluxo de potência solar incidente em uma superfície horizontal, somando duas contribuições: a componente direta que chega em linha reta do disco

solar e a componente difusa, resultante do espalhamento pela atmosfera e pelas nuvens. Em termos simplificados, pode-se escrever:

$$GHI = DHI + DNI \cdot \cos\theta_z \quad (28)$$

Onde:

- $DNI$  é a irradiância direta normal, medida perpendicularmente ao Sol;
- $DHI$  é a irradiância difusa horizontal;
- $\theta_z$  é o ângulo zenital.

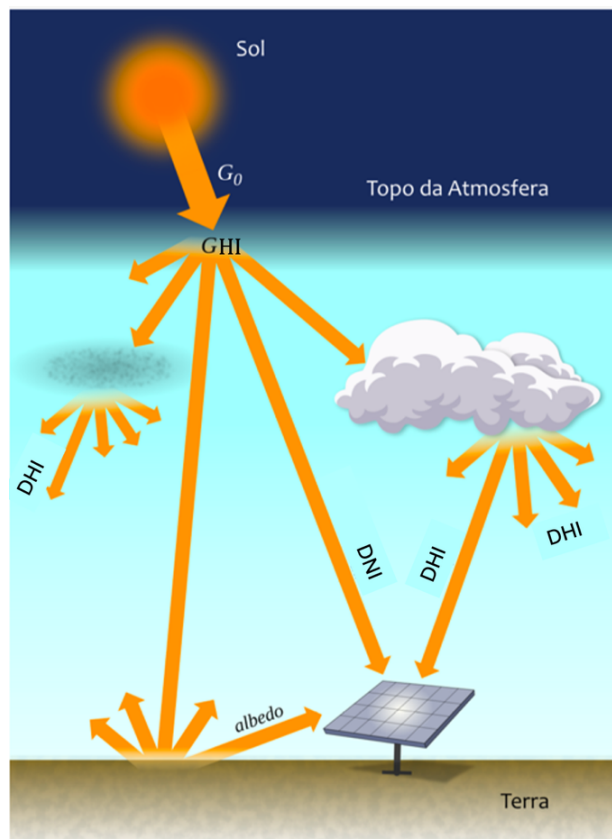


Figura 10: Componentes da irradiância solar  
Fonte: Adaptado Martins *et al.*, 2017

Para fins de simulação fotovoltaica, o interesse imediato não está na irradiância em plano horizontal, mas na irradiância no plano do módulo – frequentemente denominada irradiância no plano do arranjo. Em geral, os dados disponíveis em bases meteorológicas e catálogos solares são fornecidos como  $GHI$ , de modo que se faz necessário um procedimento de decomposição e transposição: primeiro, estima-se a fração direta e difusa da irradiância horizontal; em seguida, essas componentes são projetadas para um plano inclinado com a inclinação e o azimute do módulo,

incorporando ainda o termo de radiação refletida pelo entorno (albedo) (PINHO; GALDINO, 2014; PEREIRA *et al.*, 2017; DUFFIE; BECKMAN, 2013).

Modelos de decomposição e transposição variam em complexidade, indo de aproximações isotrópicas simples até formulações que levam em conta o posicionamento angular das nuvens e o brilho do céu. Para estudos de dimensionamento *off-grid*, é comum adotar modelos consolidados presentes em manuais de engenharia e ferramentas como o Atlas Brasileiro de Energia Solar, que já disponibilizam séries horárias de irradiância no plano inclinado em diferentes combinações de ângulo de inclinação e azimute (PINHO; GALDINO, 2014; PEREIRA *et al.*, 2017). Em síntese, a conversão de GHI em irradiância no plano do módulo constitui etapa intermediária indispensável entre a climatologia da radiação e a modelagem elétrica do gerador.

### **2.5.2 Temperatura Ambiente e Temperatura da Célula**

Além da irradiância, a temperatura é uma variável climática chave para o desempenho dos módulos fotovoltaicos. Enquanto a temperatura do ar é uma grandeza diretamente observável por termômetros convencionais, a temperatura da célula fotovoltaica resulta do balanço entre a energia absorvida da radiação solar, as perdas por convecção com o ar ambiente e por radiação térmica para o entorno (PINHO; GALDINO, 2014; YNOUE *et al.*, 2017). Em campo, essa temperatura costuma situar-se significativamente acima da temperatura ambiente, especialmente em condições de alta irradiância e baixa velocidade do vento.

Como a elevação da temperatura de célula reduz a tensão de circuito aberto e, conseqüentemente, a potência máxima dos módulos, diferentes correlações empíricas foram desenvolvidas para estimar essa grandeza a partir de variáveis meteorológicas. A abordagem mais difundida em aplicações de engenharia é o uso da Temperatura Nominal de Operação da Célula (NOCT), parâmetro fornecido pelos fabricantes que representa a temperatura da célula para irradiância de 800 W/m<sup>2</sup>, temperatura ambiente de 20 °C, velocidade do vento de 1 m/s e operação em circuito aberto. A partir desse valor de referência, é possível obter aproximações lineares para a temperatura de célula como função da irradiância e da temperatura ambiente (SKOPLAKI; PALYVOS, 2009).

Revisões recentes apontam que essas correlações simplificadas são adequadas para estudos de desempenho e dimensionamento, sobretudo quando não

há dados de vento e de temperatura de superfície disponíveis em alta resolução temporal (SKOPLAKI; PALYVOS, 2009; AFONSO *et al.*, 2025). No contexto desta dissertação, o uso de modelos baseados em NOCT permite compatibilizar a modelagem elétrica do gerador com as séries de irradiância e temperatura ambiente utilizadas no simulador, preservando uma descrição coerente dos efeitos térmicos sobre a curva I–V e sobre a energia efetivamente entregue ao banco de baterias.

Por fim, é importante destacar que a temperatura ambiente também exerce influência direta sobre o banco de baterias. Temperaturas mais elevadas podem aumentar a capacidade disponível no curto prazo, mas aceleram mecanismos de degradação, enquanto temperaturas muito baixas reduzem a capacidade e a eficiência de carga. Essa dupla sensibilidade reforça a necessidade de modelar de forma integrada a resposta dos módulos e das baterias às condições térmicas locais, sobretudo em sistemas *off-grid* sujeitos a amplitudes térmicas significativas ao longo do ano (REIMUTH *et al.*, 2020; AFONSO *et al.*, 2025).

### 2.5.3 Fontes de Dados Climáticos

A representação adequada das variáveis climáticas em estudos de sistemas fotovoltaicos depende da escolha criteriosa das fontes de dados. De forma geral, podem-se distinguir três grandes grupos: medições locais, produtos de reanálise ou satélite e bases históricas climatológicas consolidadas (YNOUE *et al.*, 2017; PEREIRA *et al.*, 2017).

As medições locais compreendem observações realizadas em estações meteorológicas de superfície, redes de piranômetros e estações automáticas, operadas por serviços meteorológicos nacionais, universidades ou pelos próprios projetos. A principal vantagem desse tipo de dado é a representatividade direta das condições do microclima onde o sistema será instalado, incluindo efeitos de relevo, sombreamento e uso do solo. Por outro lado, séries locais muitas vezes são curtas, apresentam falhas de registro e, em contextos remotos, podem ser inexistentes ou de difícil manutenção (YNOUE *et al.*, 2017).

Produtos de reanálise e bancos baseados em satélite, como aqueles derivados de modelos globais e regionais acoplados a dados de observação, oferecem uma alternativa de amplo alcance espacial e coberturas temporais de várias décadas. Nesses conjuntos, campos de irradiância, temperatura e outras variáveis são disponibilizados em grades regulares, com resoluções horárias ou sub-horárias,

permitindo a construção de séries representativas para localidades sem observações diretas (PEREIRA *et al.*, 2017). Contudo, sua utilização requer atenção a vieses sistemáticos e à resolução espacial, que pode não capturar particularidades locais relevantes para sistemas de pequeno porte.

Afinal, bases históricas climatológicas, como atlas solares regionais, sintetizam o comportamento médio das variáveis de interesse em escalas mensal ou sazonal. Esses produtos são úteis para estimar potencial de geração e para estudos preliminares de viabilidade, mas não contemplam, em geral, a variabilidade de curto prazo que afeta diretamente o número de ciclos de bateria e os indicadores de confiabilidade em sistemas *off-grid* (FRANKLIN, 2022; KHATIB; ELMENREICH, 2014). Em aplicações onde a avaliação da energia não atendida e dos dias de autonomia é central, a combinação de bases climatológicas com séries temporais detalhadas, quando disponíveis, mostra-se uma estratégia mais robusta.

#### **2.5.4 Impacto da Variabilidade Climática na Geração e nas Baterias**

A variabilidade climática manifesta-se em múltiplas escalas temporais, desde flutuações de minutos associadas à passagem de nuvens até anomalias interanuais relacionadas a fenômenos de grande escala, como *El Niño* ou *La Niña*. Essa variabilidade se traduz em variações na irradiância e na temperatura, que, por sua vez, modulam a energia gerada pelos módulos e o padrão de utilização do banco de baterias (YNOUE *et al.*, 2017; IPCC, 2022).

No horizonte de curto prazo (minutos a horas), oscilações bruscas de irradiância provocam rampas rápidas na potência fotovoltaica, exigindo que o banco de baterias compense as quedas na geração para manter o atendimento da carga. Em sistemas de pequeno porte, típicos de comunidades isoladas, essa dinâmica pode levar a ciclos frequentes de carga e descarga em um mesmo dia, aumentando o estresse eletroquímico e antecipando processos de envelhecimento cíclico. Estudos que analisam a operação de sistemas residenciais fotovoltaicos a bateria, indicam que a combinação de grandes flutuações no uso de energia em um único dia e perfis de carga concentrados em determinados horários tende a aumentar a profundidade média de descarga e o número de ciclos ao longo do ano (REIMUTH *et al.*, 2020).

Em escalas sazonais, mudanças no ângulo de incidência solar, na nebulosidade e na temperatura do ar provocam variações sistemáticas na energia disponível e na temperatura de operação dos módulos. Em regiões tropicais, períodos

chuvosos prolongados reduzem significativamente a irradiância disponível e podem exigir maior autonomia de armazenamento para manter níveis aceitáveis de energia não atendida, ao passo que períodos mais secos e quentes aumentam a geração, mas também elevam a temperatura de célula e aceleram a degradação de materiais (PEREIRA *et al.*, 2017; AFONSO *et al.*, 2025).

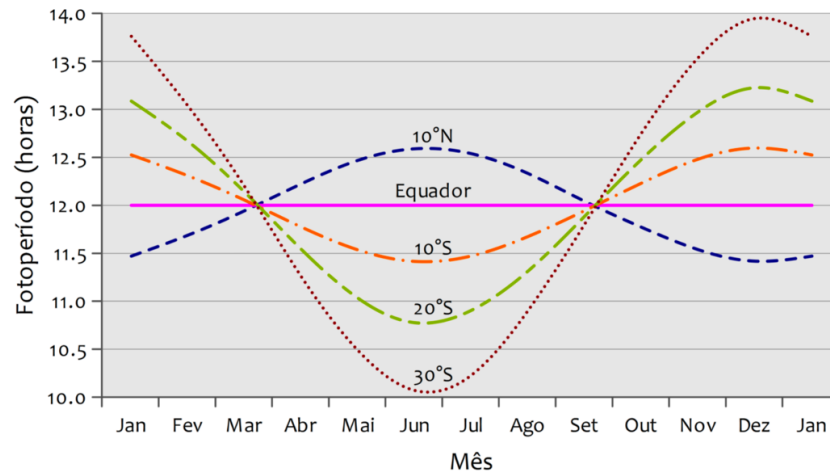


Figura 11: Variabilidade anual do fotoperíodo (duração do dia) em função da latitude. Nota-se que o fotoperíodo apresenta maior variação à medida que a localidade se aproxima dos polos.

Fonte: Martins *et al.*, 2017

Além disso, a variabilidade climática de longo prazo, associada a tendências de aquecimento ou a mudanças nos regimes de precipitação, pode alterar gradualmente o desempenho esperado de sistemas projetados com base em climatologias passadas. Revisões recentes destacam que exposições prolongadas a condições mais quentes e com maior amplitude térmica tendem a intensificar mecanismos de degradação em módulos fotovoltaicos, bem como a reduzir a vida útil de bancos de baterias, caso não haja adaptações no dimensionamento ou na estratégia de operação (AFONSO *et al.*, 2025; IPCC, 2022).

Em síntese, a variabilidade climática não apenas condiciona a energia gerada, mas também influencia de maneira decisiva o regime de ciclos a que o banco de baterias é submetido e, portanto, sua vida útil. Por essa razão, o desenvolvimento de simuladores de sistemas *off-grid* deve integrar, de forma explícita, séries temporais de irradiância e temperatura ambiental, modelos de transposição e correlações térmicas, bem como modelos de envelhecimento de baterias sensíveis à profundidade de descarga e à temperatura. Essa abordagem permite avaliar de maneira mais realista os indicadores de desempenho discutidos anteriormente, especialmente os dias de autonomia e a energia não atendida.

## 2.6 Estratégias de Controle em Sistemas Fotovoltaicos *Off-grid*

À medida que o capítulo anterior mostrou como o clima “impõe as regras do jogo” para a geração fotovoltaica, este tópico volta a atenção para o outro lado da história: a eletrônica de potência e os algoritmos que decidem o que fazer com a energia disponível. Em um sistema *off-grid*, o controlador de carga e os dispositivos associados ao gerenciamento do banco de baterias formam, em grande medida, o “cérebro” da instalação: definem o ponto de operação do arranjo fotovoltaico, limitam correntes e tensões e estabelecem quando a carga pode ou não ser atendida (PINHO; GALDINO, 2014; FRANKLIN, 2022).

A literatura mostra que, mesmo em sistemas de pequeno porte, escolhas de controle relativamente simples, como o tipo de rastreamento de máxima potência, os limites de tensão de desconexão de carga ou a profundidade máxima de descarga, têm impacto direto sobre o rendimento energético global e sobre a vida útil do banco de baterias (MURILLO-YARCE *et al.*, 2020; DOREL *et al.*, 2023). Nesta seção, são discutidos três blocos principais: o controle de ponto de máxima potência (MPPT), as estratégias convencionais de gestão de baterias e alguns indicadores usados para avaliar o desempenho desses controladores em sistemas isolados.

### 2.6.1 Controle de Ponto de Máxima Potência (MPPT)

A curva tensão–corrente de um módulo fotovoltaico não é fixa: ela se desloca continuamente em função da irradiância, da temperatura e das condições de operação do arranjo. Assim, para um dado instante, existe um único ponto de operação em que a potência entregue é máxima. Operar o gerador fora desse ponto significa, na prática, desperdiçar parte da energia que chega do Sol, o que, em um sistema *off-grid*, se traduz em menos energia disponível para as cargas e maior exigência sobre o banco de baterias (CASTAÑER; SILVESTRE, 2002; VILLALVA; GAZOLI; RUPPERT FILHO, 2009).

Os controladores de carga com MPPT usam conversores CC–CC para ajustar tensão e corrente vistas pelo módulo de forma a manter o arranjo próximo ao ponto de máxima potência ao longo do dia. Em termos conceituais, o controlador “observa” a potência elétrica do gerador, perturba levemente o ponto de operação e verifica se houve ganho ou perda de potência, ajustando a referência até convergir para o máximo. Esta ideia geral está na base de métodos clássicos como *Perturb and Observe* (P&O) e Condutância Incremental (INC), amplamente utilizados em

aplicações comerciais pela combinação de simplicidade, robustez e baixo custo de implementação (SALMAN; AI; WU, 2018; MURILLO-YARCE *et al.*, 2020).

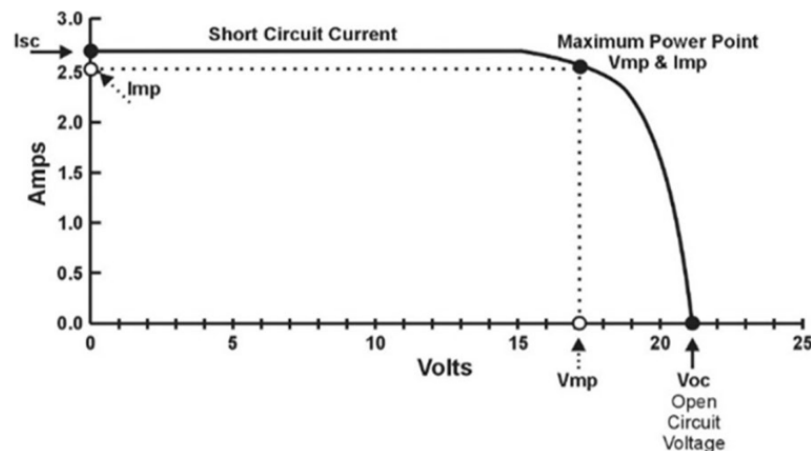


Figura 12: Curva I-V da célula fotovoltaica  
Fonte: Salman;Ai;Wu, 2018

Estudos comparativos mostram que algoritmos P&O e INC apresentam comportamentos ligeiramente distintos: P&O tende a ser mais simples e fácil de implementar, mas sofre com oscilações em torno do ponto de máxima potência e pode divergir sob variações rápidas de irradiância; já o método INC, ao usar a derivada  $dI/dV$ , costuma apresentar melhor desempenho em cenários dinâmicos, às custas de maior complexidade computacional (ZULHELMI, 2021; TOUMI, 2023; GOSWAMI *et al.*, 2024).

Trabalhos recentes exploram versões de passo variável e técnicas inteligentes (lógica *fuzzy*, otimização por enxame de partículas, controladores adaptativos), com ganhos adicionais de eficiência e redução de oscilações, mas ainda com custo computacional e de projeto mais elevados (ALI *et al.*, 2018; HLAILI; MILADI, 2016; MAAMAR *et al.*, 2025).

Na prática, o impacto do MPPT é quantificado por uma “eficiência de rastreamento”, definida como a razão entre a energia efetivamente extraída do gerador e a energia que seria obtida caso o módulo operasse exatamente no ponto de máxima potência durante todo o período analisado (MURILLO-YARCE *et al.*, 2020).

Em sistemas *off-grid*, essa eficiência se combina com as perdas intrínsecas do conversor CC–CC e com o desempenho do inversor, compondo o rendimento global do caminho de energia entre módulo e carga. Controladores de baixo desempenho

podem apresentar eficiências de rastreamento significativamente menores em condições de alta variabilidade de irradiância, o que pressiona o banco de baterias e aumenta a probabilidade de energia não atendida; já controladores mais sofisticados conseguem mitigar parte dessa variabilidade, mantendo a operação do gerador mais próxima do ideal (ALMALAQ *et al.*, 2025; HASAN *et al.*, 2024)

Neste trabalho, os detalhes internos do algoritmo de MPPT não são modelados explicitamente. Em vez disso, adota-se uma representação agregada via fator de eficiência, aplicado à potência teórica máxima calculada a partir do modelo elétrico do gerador. Essa escolha é coerente com a literatura de modelos de fluxo de energia em sistemas fotovoltaicos (KHATIB; ELMENREICH, 2014) e permite concentrar a análise nos efeitos da variabilidade climática e das estratégias de gestão de baterias sobre os indicadores de desempenho do sistema.

### 2.6.2 Estratégias Convencionais de Gestão de Baterias

Se o MPPT procura extrair o máximo de energia dos módulos, o controle do banco de baterias tem uma preocupação complementar: garantir que essa energia seja armazenada e utilizada sem comprometer a integridade do acumulador. Em sistemas com baterias chumbo-ácido, a experiência acumulada ao longo de décadas levou à consolidação de um conjunto de estratégias relativamente simples, hoje presentes em grande parte dos controladores comerciais: estágios de carga em múltiplas tensões, proteção contra sobrecarga, proteção contra descarga profunda e, em alguns casos, funções de equalização periódica (USHER; ROSS, 1998; FRANKLIN, 2022).

De forma geral, o controlador monitora constantemente a tensão do banco e utiliza pontos de ajuste (*setpoints*) para decidir quando interromper ou restabelecer o fluxo de energia. No lado da descarga, destaca-se o par LVD/LVR: o *Low Voltage Disconnect* (LVD) corresponde ao limiar de tensão em que a carga é desconectada da bateria para evitar uma descarga excessiva; o *Low Voltage Reconnect* (LVR) define a tensão acima da qual a carga pode voltar a ser alimentada, após alguma recuperação de estado de carga (USHER; ROSS, 1998).

Esses *setpoints* são tipicamente ajustados em função da tecnologia da bateria, da temperatura e do compromisso desejado entre confiabilidade de suprimento e vida útil. Um LVD muito baixo reduz a frequência de desligamentos de carga, mas expõe

o banco a descargas profundas; um LVD mais conservador protege a bateria, porém aumenta o número de episódios de energia não atendida.

Além das tensões de desconexão e reconexão, muitos controladores implementam estratégias de DoD fixo em nível de projeto: define-se, por exemplo, que o banco não deve operar abaixo de 60 a 70 % de estado de carga em sistemas críticos, de forma que, mesmo em condições adversas, a profundidade de descarga em regime permanente se mantenha em faixas em que a bateria apresenta maior número de ciclos úteis (DASH; SAHA; AGARWAL, 2015; REIMUTH *et al.*, 2020).

No que diz respeito à carga, controladores modernos combinam diferentes modos, corrente constante, tensão constante, flutuação e, em alguns casos, pulsos de equalização, em algoritmos de duas ou três etapas. Revisões recentes mostram que a escolha da estratégia de carga influencia não apenas a eficiência instantânea, mas também a capacidade disponível ao longo do tempo, a evolução da resistência interna e o número de ciclos até fim de vida (DOREL *et al.*, 2023; BEDOUD *et al.*, 2022).

Em sistemas *off-grid* de pequeno porte, entretanto, ainda é comum o uso de controladores relativamente simples, nos quais esses estágios são implementados de forma básica, muitas vezes com poucos ajustes finos às condições locais, seja por limitações de custo, seja por falta de informação detalhada sobre o perfil de carga.

### **2.6.3 Indicadores de Desempenho dos Controladores**

Dado que os controladores de carga e de MPPT assumem um papel central na operação de sistemas *off-grid*, torna-se natural perguntar como avaliar, de maneira objetiva, se uma determinada configuração de controle está ou não cumprindo bem seu papel. A literatura especializada sugere um conjunto de indicadores que articulam três dimensões principais: eficiência energética, confiabilidade de atendimento da carga e impacto sobre a vida útil da bateria (MURILLO-YARCE *et al.*, 2020; REIMUTH *et al.*, 2020; DOREL *et al.*, 2023).

Do ponto de vista energético, um primeiro indicador é a já mencionada eficiência de MPPT, que mede o quão bem o controlador mantém o gerador próximo ao ponto de máxima potência ao longo do tempo. Ela pode ser acompanhada pela eficiência de conversão do conversor CC–CC e das etapas subsequentes, resultando em uma eficiência global do caminho módulo–bateria–carga (HASAN *et al.*, 2024).

Em estudos de simulação, é comum expressar essa dimensão como a razão entre a energia elétrica efetivamente entregue à carga em corrente alternada e a energia que seria entregue em um cenário ideal, sem perdas de controle ou conversão, o que permite comparar diferentes estratégias de controle sob a mesma série climática e o mesmo perfil de carga.

A confiabilidade pode ser avaliada por indicadores orientados ao usuário final, como a fração de energia não atendida, o número de horas em que a tensão na barra CC/CA fica abaixo de limites aceitáveis ou o número de eventos de desconexão de carga por LVD ao longo do período de análise. Diretrizes para sistemas isolados destacam que frequentes desconexões por LVD são sintoma de dimensionamento insuficiente ou de estratégias de controle mal ajustadas, e recomendam que os *setpoints* de LVD/LVR sejam revistos quando a carga é desligada com muita frequência (USHER; ROSS, 1998; IEA-PVPS, 2003). Na prática, esses indicadores se conectam diretamente com a percepção de qualidade de serviço em sistemas comunitários e residenciais isolados.

Por fim, o impacto sobre a vida útil da bateria é uma dimensão que tem ganhado destaque em trabalhos recentes. Estudos que combinam modelos de envelhecimento com simulações de operação mostram que estratégias de controle que evitam descargas profundas frequentes, reduzem correntes de pico e impedem longos períodos em baixo estado de carga podem aumentar significativamente o número de anos até a necessidade de substituição do banco, mesmo com pequenas perdas de eficiência energética (MAHESWARI; NIRMALA; SANTHOSH, 2017; BEDOUD *et al.*, 2022; DOREL *et al.*, 2023).

Em outras palavras, uma estratégia “mais gentil” com a bateria, ainda que não maximize cada watt-hora gerado em todos os instantes, pode ser mais vantajosa em uma perspectiva de médio e longo prazo, ao reduzir custos de reposição e aumentar a disponibilidade do sistema.

## **2.7 Controle Adaptativo Baseado em Dados Climáticos**

Os capítulos anteriores mostraram que tanto o clima quanto as escolhas de controle tradicionais (MPPT, limites de LVD/LVR, profundidade máxima de descarga) moldam o desempenho de sistemas fotovoltaicos *off-grid*. Nesta seção, o foco passa a ser uma camada a mais de decisão: em vez de operar o sistema apenas reagindo

ao que está acontecendo naquele instante (tensão, corrente, SOC), o controlador passa a olhar “para frente”, usando informações climáticas atuais e previstas para ajustar, de forma adaptativa, o modo de carregar e descarregar o banco de baterias.

De modo geral, a ideia de controle adaptativo baseado em dados climáticos é simples de enunciar: se o sistema entende que amanhã será muito nublado, pode economizar energia hoje; se sabe que virá um período de alta irradiância, pode antecipar descargas um pouco mais profundas, confiando que haverá recarga abundante. A literatura recente em gestão de energia para sistemas fotovoltaicos com baterias mostra que essa abordagem, quando bem implementada, pode melhorar simultaneamente o aproveitamento energético e a vida útil do armazenamento (ANGENENDT *et al.*, 2018; HU *et al.*, 2024; LIM; LEE; LEE, 2025).

### 2.7.1 Fundamentos do Controle Adaptativo em Sistemas Energéticos

Em sistemas energéticos, controle adaptativo não significa apenas usar algoritmos sofisticados, mas permitir que o sistema mude sua estratégia à medida que o contexto varia. Em vez de operar com parâmetros fixos, o controlador passa a recalcular periodicamente suas decisões com base em novas medições e previsões (COLMENAR-SANTOS *et al.*, 2022; ALQURASHI *et al.*, 2022).

Nesse cenário, duas ideias aparecem com frequência:

**I. Controle preditivo:** o controlador possui um modelo (mais simples ou mais complexo) do sistema e da demanda e usa previsões de entrada (como irradiância e carga) para otimizar, em cada passo de tempo, a trajetória futura de variáveis como potência do inversor, fluxo de carga/descarga da bateria ou estado de carga mínimo permitido. Essa linha de trabalho é frequentemente associada a métodos de *Model Predictive Control* (MPC) e suas variantes adaptativas (NASSEREDDINE *et al.*, 2025; LIM; LEE; LEE, 2025).

**II. Controle orientado a dados:** em vez de depender de modelos detalhados, o controlador aprende diretamente dos dados de entrada e saída, por exemplo, registrando como o sistema respondeu em diferentes condições climáticas e, a partir disso, ajusta suas regras de decisão. Essa abordagem aparece em estratégias *data-driven* que dispensam modelos físicos complexos, mas exigem bases de dados representativas (HU *et al.*, 2024).

Em ambos os casos, o ponto central é o mesmo: o controlador deixa de ser um conjunto de botões fixos e passa a ser um mecanismo que se recalibra à luz de

informações novas sobre clima, carga e estado dos componentes. Em sistemas *off-grid*, isso é particularmente importante porque a variabilidade durante um mesmo dia da irradiância e a forma do perfil de carga impactam diretamente o número de ciclos da bateria e a ocorrência de energia não atendida (KHATIB; ELMENREICH, 2014; KLOKOV *et al.*, 2023).

### 2.7.2 Controle Inteligente de Carga/Descarga com Dados Climáticos

Quando se incorpora explicitamente informação climática ao controle, a lógica de operação muda de uma postura puramente reativa para um comportamento mais proativo. Em vez de apenas medir a irradiância instantânea e o SOC, o controlador passa a considerar, por exemplo, previsões horárias de irradiância, temperatura e carga para as próximas horas ou dias.

Revisões recentes sobre previsão solar aplicada a sistemas fotovoltaicos com baterias mostram que, mesmo previsões relativamente simples, como a persistência (assumir que o futuro próximo se parece com o presente), já permitem ganhos relevantes em relação a estratégias que ignoram completamente o futuro (ANGENENDT *et al.*, 2016; OLIVEIRA *et al.*, 2023).

A forma prática de usar esses dados varia, mas alguns exemplos ajudam a ilustrar:

- Se a previsão indica vários dias nublados consecutivos, o controlador pode adotar uma política mais conservadora, reduzindo a profundidade de descarga admissível e priorizando apenas cargas críticas, de forma a aumentar a probabilidade de atendimento durante todo o período.
- Se, ao contrário, a previsão mostra um dia muito ensolarado, o sistema pode permitir uma descarga um pouco mais profunda na noite anterior, explorando melhor a energia armazenada, sabendo que a bateria será recarregada no dia seguinte.
- Em situações de temperaturas elevadas, o controle pode evitar manter a bateria em estados de carga extremos por longos períodos, reduzindo o estresse térmico associado a SOC muito altos ou muito baixos.

Essas ideias aparecem tanto em esquemas de *Model Predictive Control* (MPC) nos quais a previsão climática entra diretamente como variável de entrada do problema de otimização quanto em abordagens mais simples, em que regras

condicionais são ajustadas com base em indicadores climáticos agregados (NASSEREDDINE *et al.*, 2025; SOBIECZKY *et al.*, 2017).

Um aspecto que a literatura enfatiza, especialmente em sistemas *off-grid*, é a importância da resolução temporal dos dados climáticos usados no controle. Klokov *et al.* (2023) mostram que o uso de dados de tempo médio horário, ou diário pode mascarar rampas rápidas de irradiância, levando a subestimação do número de ciclos de carga/descarga e, portanto, a erros significativos tanto no dimensionamento quanto na avaliação da confiabilidade de sistemas isolados. Isso reforça a necessidade de, sempre que possível, utilizar dados de alta resolução para alimentar as rotinas de controle adaptativo.

### **2.7.3 Impacto do Controle Climático na Vida Útil de Baterias**

Um dos argumentos mais fortes a favor do controle adaptativo baseado em dados climáticos é seu potencial para reduzir o desgaste das baterias sem sacrificar, e às vezes até melhorando, a qualidade de suprimento. Em vez de ver a bateria apenas como um amortecedor que compensa qualquer desbalanceamento entre geração e carga, essas estratégias procuram usar o armazenamento com cautela, evitando ciclos desnecessários e limitando a exposição a condições particularmente danosas, como descargas profundas frequentes em dias nublados consecutivos.

Angenendt *et al.* (2016), ao analisar estratégias de operação para sistemas fotovoltaicos com bateria em aplicações residenciais, mostraram que modos de controle baseados em previsão podem prolongar a vida útil do banco de baterias sem impor perdas significativas na taxa de autossuficiência. A lógica adotada pelos autores é relativamente direta: ao dispor de informação prévia sobre períodos de maior ou menor disponibilidade de energia solar, o controlador consegue manter a bateria em faixas de estado de carga (SOC) mais favoráveis, reduzindo o rendimento acumulado de energia ao longo dos anos e, ao mesmo tempo, preservando a capacidade de atendimento das cargas (ANGENENDT *et al.*, 2016).

Resultados semelhantes aparecem em estudos mais recentes que combinam modelos de envelhecimento com controle preditivo ou baseado em regras. Análises em microrredes mostram que incluir, na função objetivo do problema de controle, termos que penalizam ciclos profundos, correntes elevadas ou permanências longas em SOC extremos leva a estratégias de operação que são, ao mesmo tempo,

energeticamente eficientes e mais gentis com a bateria (REIMUTH *et al.*, 2020; KANOUNI *et al.*, 2024; NASSEREDDINE *et al.*, 2025).

Por outra via, abordagens *data-driven* também apontam que controladores que aprendem a partir de dados reais de operação podem identificar padrões de uso particularmente degradantes e, com o tempo, evitá-los. Hu *et al.* (2024), por exemplo, propõem um esquema de controle baseado apenas em dados de entrada e saída para um sistema fotovoltaico com bateria e supercapacitor, demonstrando que é possível estabilizar a tensão do barramento e suavizar as flutuações de potência com menor dependência de modelos detalhados, o que abre espaço para incluir métricas de saúde da bateria na lógica de controle (HU *et al.*, 2024).

Portanto, a literatura converge para a ideia de que a forma como o sistema é controlado é tão importante quanto a escolha da própria bateria. Estratégias que ignoram completamente o contexto climático tendem a gastar o banco mais rapidamente, sobretudo em sistemas *off-grid* sujeitos a alta variabilidade intradiária e sazonal. Por outro lado, estratégias que incorporam previsões, estatísticas históricas e indicadores simples de recurso solar conseguem, em muitos casos, transferir parte da responsabilidade de garantir a confiabilidade para a inteligência de controle, reduzindo a necessidade de superdimensionamento do banco e prolongando sua vida útil efetiva (ANGENENDT *et al.*, 2018; OLIVEIRA *et al.*, 2023; KLOKOV *et al.*, 2023).

### 3 MÉTODO DE PESQUISA

#### 3.1 Delineamento Geral do Estudo

Este trabalho adotou uma abordagem de natureza essencialmente quantitativa, conduzida sob a forma de um estudo de caso apoiado em simulação numérica. A escolha por esse delineamento decorreu da necessidade de acompanhar, com algum grau de detalhe, o comportamento de um sistema fotovoltaico *off-grid* em um contexto específico, levando em conta simultaneamente aspectos técnicos, climáticos e operacionais. A estratégia de estudo de caso é reconhecida justamente por permitir esse olhar aprofundado sobre um objeto delimitado, articulando diferentes fontes de informação em um mesmo quadro analítico (YIN, 2015).

Nesse contexto, a simulação computacional foi empregada como um “laboratório virtual”, no qual se tornou possível testar diferentes combinações de parâmetros de projeto e de estratégias de operação com elevado grau de controle, sem os custos, prazos e riscos associados à implementação de protótipos físicos. A literatura de simulação em engenharia destaca que esse tipo de abordagem é particularmente útil quando se deseja explorar cenários alternativos e compreender efeitos de interação entre variáveis de forma sistemática (LAW, 2015). Assim, o simulador desenvolvido neste estudo não foi apenas uma ferramenta de cálculo, mas o ambiente central onde os experimentos numéricos foram conduzidos.

A questão que orientou o delineamento metodológico pode ser enunciada da seguinte forma: como o controle adaptativo baseado em dados climáticos impacta, simultaneamente, a vida útil do banco de baterias e a confiabilidade do suprimento de energia em um sistema fotovoltaico *off-grid*? Como discutido na fundamentação teórica, o desempenho de sistemas isolados depende de maneira decisiva da forma como o armazenamento é gerido ao longo do tempo (KHATIB, 2016), em especial das estratégias de carregamento, dos limites de profundidade de descarga e da reação a períodos prolongados de baixa irradiância. Estudos recentes reforçam que decisões de operação sobre o banco de baterias afetam diretamente tanto a confiabilidade do fornecimento quanto a degradação dos acumuladores (WASSIE; AHLGREN, 2023; STOICA *et al.*, 2023).

À luz desse contexto, formulou-se a hipótese de que estratégias de controle adaptativo, parametrizadas a partir de informações climáticas e do estado interno das

baterias, tenderiam a reduzir a energia não atendida e/ou prolongar a vida útil do banco, quando comparadas a um controle convencional baseado em limites fixos de operação. Em outras palavras, espera-se que o uso de dados climáticos e de informação de estado de carga para ajustar dinamicamente limites de profundidade de descarga e prioridades de atendimento permita equilibrar melhor o compromisso entre confiabilidade e envelhecimento do sistema de armazenamento.

Para investigar essa hipótese, a metodologia foi organizada em um fluxo lógico que partiu das séries de dados climáticos e de carga, avançou para a simulação integrada do gerador fotovoltaico, do banco de baterias e da eletrônica de potência, incorporou a lógica de controle (convencional e adaptativa) e, ao final, produziu um conjunto de indicadores de desempenho energético, de confiabilidade e de envelhecimento. Esse fluxo foi estruturado segundo princípios de planejamento de experimentos, em que diferentes combinações de parâmetros de projeto e operação foram tratadas como cenários experimentais, com definição explícita de fatores de controle, níveis e variáveis-resposta (MONTGOMERY, 2017). Essa organização evitou a escolha arbitrária de cenários e possibilitou uma comparação sistemática entre as estratégias de controle, contribuindo para identificar *tradeoffs* relevantes entre suprimento de energia e degradação do banco de baterias.

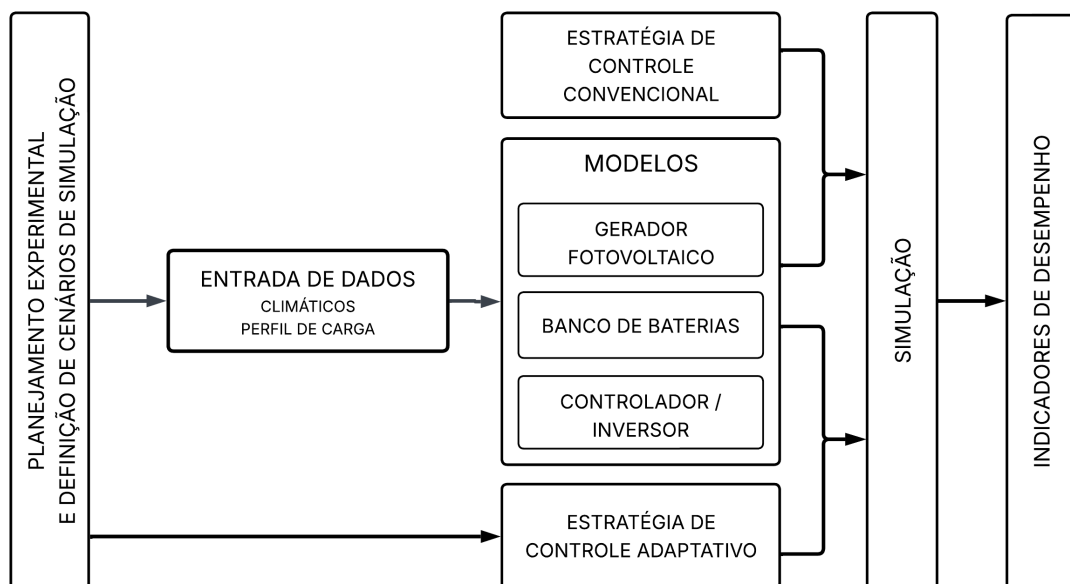


Figura 13: Esquema do Delineamento Metodológico.  
 Fonte: autoria própria

## 3.2 Caracterização do Estudo de Caso e Dados de Entrada

A etapa de caracterização do estudo de caso teve como objetivo construir um conjunto coerente de dados de entrada para o simulador, reunindo, em uma mesma base horária, as informações climáticas locais e o perfil de carga de uma residência típica abastecida por um sistema fotovoltaico *off-grid*. Para isso, foram integradas duas fontes principais: as séries horárias da estação meteorológica do Instituto Nacional de Meteorologia (INMET) em Maria da Fé (código A531) e dados agregados de consumo da Empresa de Pesquisa Energética (EPE), combinados a um perfil de uso de equipamentos residenciais. A partir dessas bases, foi elaborado o arquivo final `dados_de_entrada_com_GPOA.csv`, contendo, para cada hora da janela de análise, a irradiância global, a temperatura do ar, o tipo de dia (útil/sábado/domingo) e a potência de carga correspondente.

Para garantir representatividade climática e suavizar anos atípicos, adotou-se uma janela de dez anos consecutivos de dados meteorológicos, em linha com a prática de utilizar séries decenais para estudos de sazonalidade térmica e de carga no contexto do planejamento energético brasileiro. A seguir, detalha-se o estudo de caso, bem como os procedimentos de pré-processamento das séries climáticas e a construção do perfil de carga.

### 3.2.1 Localização e Clima

O estudo de caso foi ambientado no município de Maria da Fé, localizado no sul do estado de Minas Gerais, região da Serra da Mantiqueira. A estação meteorológica pertence à rede do INMET e é identificada pelo código A531. Essa estação está situada aproximadamente na latitude  $22,31^{\circ}$  S, longitude  $45,37^{\circ}$  W e altitude de 1281,4 m em relação ao nível do mar, encontrando-se em operação contínua com medições horárias desde 1<sup>o</sup> de janeiro de 2007.

O clima local é característico de regiões de altitude no sudeste brasileiro, com invernos mais frios e secos e verões amenos e úmidos, o que se traduz em forte variabilidade sazonal tanto de temperatura quanto de irradiância. Do ponto de vista do desempenho de sistemas fotovoltaicos com armazenamento, esse ambiente é particularmente relevante, pois combina boa disponibilidade de recurso solar ao longo do ano com períodos de frio e de céu encoberto capazes de impor ciclos profundos e recorrentes ao banco de baterias.

A escolha de Maria da Fé se justificou por três razões principais: (i) disponibilidade de uma série horária longa e contínua para as variáveis de interesse; (ii) representatividade da região de clima de altitude na realidade brasileira, em especial para aplicações rurais e de pequenas propriedades; e (iii) possibilidade de expansão futura do estudo para outras aplicações locais (residenciais, agrícolas e de pequenas cargas produtivas), dado o uso recorrente dessa estação em estudos agrometeorológicos e energéticos.

### 3.2.2 Séries Climáticas e Pré-Processamento

As séries climáticas utilizadas neste trabalho foram construídas a partir dos dados horários da estação automática do INMET localizada na fazenda Epamig em Maria da Fé, obtidos via Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa (BDMEP). A partir do arquivo bruto disponibilizado pelo BDMEP, que continha medições horárias de diversas variáveis meteorológicas, foi selecionada uma janela de dez anos consecutivos de dados, de forma a representar adequadamente a variabilidade interanual do clima local e reduzir a influência de anos atípicos. Essa duração decenal está em consonância com práticas usuais de estudos energéticos e climáticos no contexto brasileiro, que recomendam séries de vários anos para captar padrões sazonais e extremos de interesse (PINHO; GALDINO, 2014).

Do conjunto de variáveis disponibilizadas pelo INMET, foram selecionadas aquelas diretamente necessárias ao simulador: a irradiância global horizontal horária (GHI), originalmente em  $\text{kJ/m}^2$  integrados em cada hora, e a temperatura do ar de bulbo seco, em  $^{\circ}\text{C}$ . As colunas foram convertidas para tipo numérico, com padronização de valores ausentes.

No caso da irradiância, observou-se a presença de valores negativos pequenos em alguns horários noturnos, interpretados como artefatos de medição ou códigos internos do sistema de aquisição, e não como medidas físicas válidas. Esses valores foram substituídos por zero. Em seguida, procedeu-se à conversão de unidade de  $\text{kJ/m}^2$  para  $\text{W/m}^2$ , obtendo-se a irradiância média horária em unidades compatíveis com o modelo fotovoltaico. A conversão foi feita pela relação:

$$GHI_{\text{W/m}^2} = \frac{GHI_{\text{kJ/m}^2}}{3,6} \quad (29)$$

Uma vez que  $1 \text{ kJ} = 1000 \text{ J}$  e  $1 \text{ h} = 3600 \text{ s}$ . Após essa etapa, foram realizadas verificações simples de qualidade, verificando-se se os valores resultantes

permaneciam em um intervalo fisicamente plausível para irradiância horária (valores não negativos e abaixo de aproximadamente 1400 W/m<sup>2</sup>).

A temperatura do ar foi tratada de modo semelhante: a coluna foi convertida para numérico e, em seguida, foi verificada a existência de lacunas. Como o percentual de dados ausentes se mostrou reduzido, optou-se por preenchê-los por interpolação temporal linear, preservando a suavidade da série sem introduzir descontinuidades artificiais. Valores manifestamente incompatíveis com o clima local (por exemplo, temperaturas muito acima ou abaixo dos extremos típicos da região) não foram observados, de modo que não houve necessidade de descarte de dias inteiros.

Concluídas as etapas de limpeza e transformação, foi gerado um arquivo climático consolidado, com passo de tempo horário, contendo ao menos as colunas: *datetime*, *GHI\_Wm2* (irradiância global horizontal horária em W/m<sup>2</sup>) e *T\_amb\_C* (temperatura do ar em °C). Esse arquivo passou a funcionar como “espinha dorsal” temporal do estudo de caso, servindo de base para o acoplamento posterior com o perfil de carga e para as simulações do sistema fotovoltaico *off-grid*. (INMET, 2024).

### 3.2.3 Perfil de Carga e Requisitos de Desempenho

A construção do perfil de carga horário da residência estudada seguiu uma abordagem em duas etapas. Em primeiro lugar, definiu-se uma carga residencial de referência a partir de um inventário de equipamentos. Em seguida, essa carga foi distribuída ao longo das horas do dia e do ano, incorporando padrões semanais (dias úteis, sábados e domingos) e uma sazonalidade mensal inspirada na metodologia de projeção de curva de carga horária da EPE (EPE, 2020; EPE, 2025).

Na primeira etapa, foi elaborada uma tabela com os principais aparelhos presentes em uma residência típica atendida por sistema *off-grid*: lâmpadas LED, geladeira de pequeno porte, televisão, carregadores de celular, bomba de água, computador, além de outros equipamentos de pequeno porte. Para cada equipamento, foram atribuídos a potência nominal (em watts), a quantidade de unidades e o número médio de horas de uso diário. A energia diária de referência, em Wh/dia, foi então obtida pela soma, em todos os aparelhos, do produto entre potência e horas de uso, segundo:

$$E_{dia} = \sum_i P_i \cdot h_i \quad (30)$$

Tabela 1: Avaliação do Consumo de Energia em Residência Rural

APARELHO	POTÊNCIA (W)	HORAS POR DIA	CONSUMO DIÁRIO (Wh)
LÂMPADA LED (5 x 10W)	500	5	2500
GELADEIRA (PEQUENA)	150	24	3600
TELEVISÃO	100	4	400
CARREGADOR DE CELULAR (2 x 33W)	66	2	132
BOMBA DE ÁGUA (PEQUENA)	300	1	300
COMPUTADOR/LAPTOP	250	4	1000
OUTROS PEQUENOS (RÁDIO, FERRO DE PASSAR, ETC.)	70	1	70
ROTEADOR DE INTERNET	15	24	360
VENTILADOR	80	4	320
<b>TOTAL</b>			<b>8682</b>

Fonte: autoria própria

Esse valor serviu como alvo para a validação dos perfis horários construídos na etapa seguinte, garantindo coerência entre a representação por aparelho e o perfil agregado de demanda.

Na segunda etapa, foram definidos perfis horários típicos distintos para três tipos de dia: (i) dias úteis (segunda a sexta-feira); (ii) sábados; e (iii) domingos. Para cada tipo de dia, especificou-se, para cada equipamento, em quais horas do dia (0–23) ele era considerado em funcionamento. Em termos computacionais, essa etapa resultou em três vetores de 24 posições, representando a potência total da carga em cada hora do dia, obtida pela soma das potências dos equipamentos em uso naquela hora.

A energia diária associada a cada perfil típico foi então calculada e comparada com  $E_{dia}$ . Sempre que houve discrepância relevante, os horários de uso foram ajustados até que a integral diária do perfil horário coincidissem, dentro de uma tolerância razoável, com o valor calculado a partir da tabela de equipamentos.

Para incorporar a sazonalidade anual do consumo, utilizaram-se dados mensais agregados de consumo de energia elétrica obtidos do Anuário Estatístico de Energia Elétrica, disponibilizado pela EPE em formato de dados abertos (EPE, 2025). A partir desses dados, foi construída uma série mensal de consumo residencial (ou de uma classe de consumo representativa), da qual se derivou um fator sazonal adimensional para cada mês ( $m$ ):

$$f_{saz}(m) = \frac{C_m}{\bar{C}} \quad (31)$$

Em que  $C_m$  representou o consumo observado no mês  $m$  e  $\bar{C}$  o consumo médio do período analisado. Meses com consumo acima da média resultaram em  $f_{saz}(m) >$

1, enquanto meses de consumo reduzido apresentaram  $f_{\text{saz}}(m) < 1$ . Esse procedimento espelhou, em escala simplificada, a lógica da metodologia da EPE, que utiliza perfis típicos diários ajustados por pesos mensais para representar a sazonalidade da carga (EPE, 2020).

O acoplamento entre clima e carga foi realizado tomando-se o arquivo climático horário como referência temporal. Para cada registro, foram extraídos o ano, o mês, a hora do dia e o dia da semana, classificando-se cada observação em um dos três tipos de dia (útil, sábado ou domingo). Em seguida, o conjunto climático foi associado a duas tabelas auxiliares: (i) a tabela de fatores sazonais mensais, por meio da chave (ano, mês); e (ii) a tabela de perfis horários típicos, por meio da chave (tipo de dia, hora). Dessa forma, cada hora passou a ter associadas uma potência base  $P_{\text{base}}(t)$ , oriunda do perfil típico correspondente, e um fator sazonal  $f_{\text{saz}}(m_t)$ , relativo ao mês  $m_t$  ao qual aquela hora pertencia.

Com esses elementos, a potência de carga efetiva em cada instante  $t$  foi calculada por:

$$P_{\text{carga}}(t) = P_{\text{base}}(t) \cdot f_{\text{saz}}(m_t) \cdot f_{\text{cenário}} \quad (32)$$

Em que  $f_{\text{cenário}}$  representou um fator de escala global para a criação de diferentes cenários de demanda (por exemplo, um cenário “típico”, com  $f_{\text{cenário}} = 1$ , e um cenário “crítico”, com maior consumo). A série resultante  $P_{\text{carga}}(t)$ , expressa em watts, foi então somada ao longo de 24 horas para obtenção da energia diária (Wh/dia) e ao longo de todo o período decenal para cálculo da energia total demandada pela residência rural.

Por fim, o conjunto de dados de entrada do simulador foi consolidado em um único arquivo, contendo, para cada hora, as variáveis climáticas (GHI\_Wm2, T\_amb\_C), o tipo de dia, o fator sazonal e a potência de carga  $P_{\text{carga\_W}}$ . A partir dessa base integrada, o modelo passou a calcular indicadores de desempenho como energia não atendida, horas e dias com déficit e dias de autonomia efetivos, em consonância com a literatura sobre dimensionamento e avaliação de sistemas fotovoltaicos isolados (KHATIB; IBRAHIM; MOHAMED, 2016; PINHO; GALDINO, 2014).

### 3.3 Modelagem do Sistema Fotovoltaico *Off-grid*

#### 3.3.1 Configuração do Sistema

A configuração do sistema fotovoltaico *off-grid* foi definida a partir do perfil de carga horário da residência estudada, do recurso solar local e das recomendações presentes na literatura de dimensionamento de sistemas isolados (PINHO; GALDINO, 2014; KHATIB; ELMENREICH, 2016).

Partiu-se, assim, de um consumo médio diário em torno de 9 kWh/dia, com pico de demanda próximo de 1,12 kW. A partir dessas premissas, estruturou-se um sistema em corrente contínua (CC) a 48 V, acoplado a um barramento em corrente alternada (CA) para atendimento às cargas residenciais típicas.

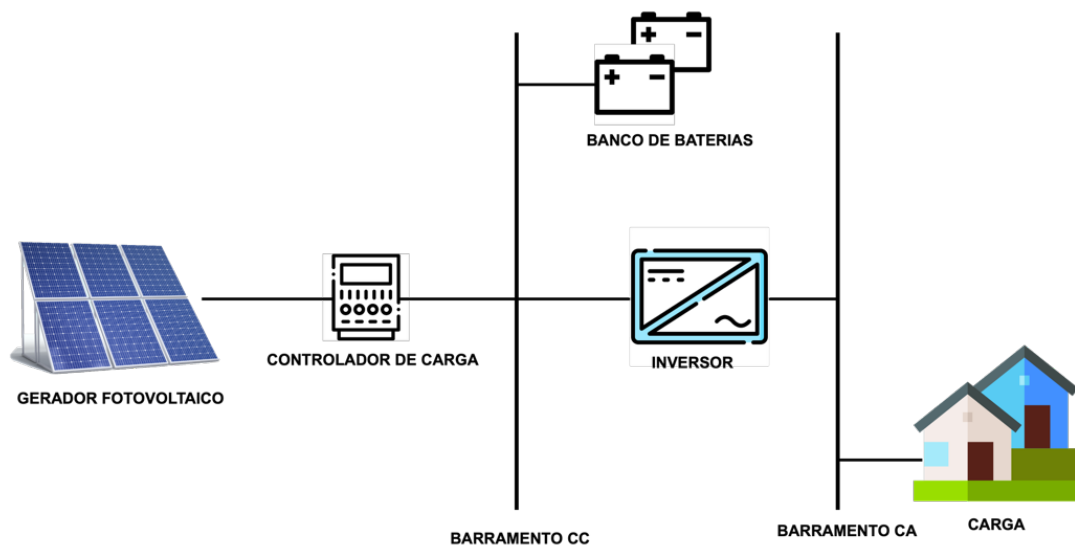


Figura 14: Barramentos no sistema fotovoltaico *off-grid*

Fonte: autoria própria

#### I. Dimensionamento do Gerador Fotovoltaico

##### a) Cálculo da Potência Necessária do Gerador

O ponto de partida foi o dimensionamento energético do arranjo fotovoltaico, usando a expressão clássica de projeto:

$$P_{FV} = \frac{E_d}{H_{min} \eta_{FV}} = \frac{9}{4,7 \cdot 0,75} \approx 2,6 \text{ kW}_p \quad (33)$$

Em que:

- $P_{FV}$  é a potência nominal do gerador fotovoltaico ( $\text{kW}_p$ );
- $E_d$  é a energia diária de projeto ( $\text{kWh}/\text{dia}$ );

- $H_{\min}$  é a irradiação diária média no mês crítico, no plano inclinado ( $kWh/m^2 dia$ );
- $\eta_{FV}$  é o rendimento global do subsistema fotovoltaico até o barramento CC.

### b) Seleção do Módulo

Foi selecionado o módulo monocristalino JA Solar JAM72D30-540/MB, com potência nominal  $P_{mód} = 540 Wp$  e demais parâmetros obtidos da folha de dados do fabricante (JA SOLAR, 2021).

O número teórico de módulos resulta de:

$$N = \frac{P_{FV}}{P_{mód}} = \frac{2,6}{0,54} \approx 4,8 \quad (34)$$

Arredondando para cima e introduzindo margem de segurança energética, optou-se por utilizar 6 módulos de 540 Wp, totalizando:

$$P_{FV,inst} = 6 \cdot 540 W_p = 3,24 kW_p \quad (35)$$

### c) Configuração Série-Paralelo e Verificação da Tensão

Os módulos foram organizados em 3 em série por string, com 2 strings em paralelo (3S2P). A tensão no ponto de máxima potência por string é dada por:

$$V_{mpp,string} = N_s \cdot V_{mpp,mód} \approx 3 \cdot 41,7 \approx 125 V \quad (36)$$

A verificação da tensão em circuito aberto em condição de frio foi feita a partir da dependência térmica de  $V_{oc}$ :

$$V_{oc}(T_c) = V_{oc,STC} [1 + \beta_{V_{oc}}(T_c - 25^\circ C)] \quad (37)$$

Assumindo temperatura de célula mínima  $T_{cel, \min} = -5^\circ C$ :

$$V_{oc,string,frio} = 3 * (49,6 [1 - 0,0027 ((-5^\circ) - 25^\circ)]) \approx 160V \quad (38)$$

Dessa forma, o controlador de carga deve aceitar tensão fotovoltaica máxima de pelo menos 160 V, sendo adequada a escolha de um controlador MPPT da classe 250 Vcc.

## II. Dimensionamento do Banco de Baterias

### a) Seleção do Módulo

Para o armazenamento, optou-se por baterias estacionárias chumbo-ácido ventiladas da linha Moura Solar Série MS, modelo 12MS234, amplamente utilizada em sistemas fotovoltaicos rurais no Brasil. Segundo a ficha técnica, o monobloco apresenta:

- Tensão nominal: 12 V;
- Capacidade nominal em C10: 200 Ah;
- Resistência interna  $R_{int}$ : 2,4m $\Omega$
- Faixa de temperatura de trabalho: -10 a 45 °C.

### b) Capacidade Necessária em Ah

A capacidade do banco de baterias foi dimensionada com base na energia diária de projeto, no número de dias de autonomia e na profundidade máxima de descarga admissível (DoD). Utilizou-se a expressão:

$$C_{bat} = \frac{E_d \cdot N_{aut}}{V_{bat} \cdot \eta_{bat} \cdot DoD_{max}} = \frac{9000 \cdot 1}{48 \cdot 0,85 \cdot 0,5} \approx 441 Ah \quad (39)$$

Em que:

- $C_{bat}$  é a capacidade total requerida do banco (Ah);
- $E_d$  é o consumo médio diário (Wh/dia);
- $N_{aut}$  é o número de dias de autonomia;
- $V_{bat}$  é a tensão nominal do banco (V);
- $\eta_{bat}$  é o rendimento global do banco e cabeamento CC;
- $DoD_{max}$  é a profundidade máxima de descarga admissível.

Esse valor serviu como referência mínima para o dimensionamento do banco de baterias.

### c) Arranjo Série-Paralelo e Energia Armazenada

Foi selecionado o monobloco Moura Solar 12MS234, com  $V_{mód,bat} = 12$  V e  $C_{mód} = 200$  Ah em C10 (MOURA, 2019). O número de baterias em série para atingir 48 V é:

$$N_{s,bat} = \frac{V_{bat}}{V_{mód,bat}} = \frac{48}{12} = 4 \quad (40)$$

A capacidade requerida em Ah define o número de strings em paralelo:

$$N_{p,bat} = \frac{C_{bat}}{C_{mód}} = \frac{48}{200} \approx 2,2 \quad (41)$$

Arredondando para cima, adotaram-se 3 strings em paralelo, resultando em uma configuração 4S3P, com 12 baterias no total e capacidade:

$$C_{total} = N_{p,bat} \cdot C_{mód} = 3 \cdot 200 = 600 \text{ Ah} \quad (42)$$

A energia nominal armazenada é:

$$E_{nom} = V_{bat} \cdot C_{total} = 48 \cdot 600 = 28,8 \text{ kWh} \quad (43)$$

Considerando o limite operacional,  $DoD_{max} = 50\%$ , a energia útil é:

$$E_{útil} = E_{nom} \cdot DoD_{max} = 28,8 \cdot 0,5 = 14,4 \text{ kWh} \quad (44)$$

A autonomia efetiva correspondente para a carga de 9 kWh/dia é:

$$N_{aut,ef} = \frac{E_{útil}}{E_d} = \frac{14,4}{9} \approx 1,6 \text{ dias} \quad (45)$$

Esse valor encontra-se dentro da faixa de 1 a 3 dias de autonomia, frequentemente recomendada para sistemas residenciais autônomos, especialmente em climas com boa disponibilidade de radiação (EGIDO; LORENZO, 1992; KHATIB; ELMENREICH, 2016; ALI *et al.*, 2023).

### III. Dimensionamento do Controlador de Carga MPPT

O controlador de carga foi especificado tanto em termos de tensão de entrada quanto de corrente nominal.

#### a) Tensão de Entrada

A verificação da tensão máxima de entrada considerou a tensão de circuito aberto do arranjo em condição de temperatura mínima, usando a expressão (37) já apresentada para  $V_{oc}(T_c)$ . Para 3 módulos em série e uma temperatura de célula mínima próxima de  $-5^\circ\text{C}$ , obteve-se uma tensão de circuito aberto do arranjo da ordem de 160 V, justificando a adoção de um MPPT com tensão máxima de entrada de 250 Vcc.

### b) Corrente Nominal do Controlador

A corrente de carga máxima no lado CC foi estimada a partir da potência instalada do gerador:

$$I_{carga,max} \approx \frac{P_{FV,inst}}{V_{bat} \cdot \eta_{MPPT}} = \frac{3240}{48 \cdot 0,95} \approx 71 A \quad (46)$$

Em que:

- $I_{carga,max}$  é a corrente de carga máxima (A);
- $P_{FV,inst}$  é a potência fotovoltaica para 6 módulos ( $kW_p$ );
- $V_{bat}$  é a tensão nominal do banco (V);
- $\eta_{MPPT}$  é o rendimento do conversor MPPT.

Aplicando um fator de segurança de 1,25 usual em normas de projeto (PINHO; GALDINO, 2014):

$$I_{nominal,CC} \geq 1,25 \cdot I_{carga,max} \approx 1,25 \cdot 71 \approx 88,8 A \quad (47)$$

Dessa forma, especificou-se um controlador MPPT 48 V / 250 V / 100 A, com eficiência  $\geq 96\%$  e algoritmos de carregamento em múltiplos estágios, adequado para baterias estacionárias chumbo-ácido (MOURA, 2019).

## IV. Dimensionamento do Inversor

Por fim, o inversor foi dimensionado a partir do pico de potência da carga. A literatura recomenda que sua potência nominal seja superior ao pico de demanda em 25% a 50% (PINHO; GALDINO, 2014; KHATIB; ELMENREICH, 2016).

A potência nominal mínima do inversor foi calculada por:

$$P_{inv,min} = k_s \cdot P_{pico} = 1,5 \cdot 1,12 \approx 1,68 kW \quad (48)$$

Em que:

- $P_{inv,min}$  é a potência nominal mínima ( $kW$ );
- $P_{pico}$  é a potência de pico no perfil de carga ( $kW$ );
- $k_s$  é o fator de segurança (adotado aqui como 1,5).
- Foi então selecionado um inversor *off-grid* senoidal puro com:
- Entrada: 48 Vcc;
- Saída: 127/220 Vca (conforme padrão da instalação);

- Potência nominal: 2,0 kW;
- Potência de surto:  $\geq 4$  kW (por alguns segundos);
- Rendimento  $\geq 90$  %.

Essa especificação garante margem suficiente para o acionamento das cargas, além de permitir algum crescimento da demanda ao longo da vida útil do sistema.

#### a) Verificação da Corrente de Descarga

A corrente máxima de descarga no lado CC, para verificação do banco de baterias, pode ser aproximada por:

$$I_{desc,max} \approx \frac{P_{inv,nom}}{V_{bat} \cdot \eta_{inv}} = \frac{2000}{48 \cdot 0,9} \approx 46,3 \text{ A} \quad (49)$$

Distribuída em 3 strings em paralelo, essa corrente representa cerca de 15 A por string, valor inferior à corrente de referência C10 (20 A), indicando um regime de descarga moderado para as baterias 12MS234 (MOURA, 2019).

### 3.3.2 Modelos dos Componentes

Nesta subseção, cada componente físico do sistema fotovoltaico *off-grid* foi traduzido para uma função em Python, de forma a integrar um simulador único em que o balanço de energia é calculado passo a passo. A ideia não foi reproduzir toda a dedução teórica das equações, já discutida na Fundamentação Teórica, mas mostrar como esses modelos foram efetivamente implementados no código, com interfaces claras para serem reutilizadas nos capítulos seguintes.

#### I. Gerador Fotovoltaico

Do ponto de vista da simulação, a modelagem do gerador fotovoltaico exigiu duas etapas principais: (a) um pré-processamento da GHI para obter  $G_{POA}$  e (b) o cálculo do ponto de máxima potência do arranjo a partir de  $G_{POA}$  e da temperatura de célula.

##### a) Conversão de GHI para Irradiância no Plano do Módulo

Os dados climáticos horários utilizados na simulação foram obtidos a partir da estação meteorológica de Maria da Fé (MG), operada pelo INMET, contendo irradiância global horizontal  $GHI(t)$  e temperatura do ar  $T_{amb}(t)$  para um período de dez anos. Embora a GHI descreva a radiação incidente em um plano horizontal, os módulos fotovoltaicos foram instalados com inclinação de aproximadamente  $24^\circ$  e

azimute voltado para o Norte, o que implica uma irradiância diferente no plano dos módulos ao longo do ano (PEREIRA *et al.*, 2017; PINHO; GALDINO, 2014).

Em vez de empregar um modelo horário completo de decomposição e transposição, que requer a estimação detalhada da geometria solar e pode introduzir instabilidades numéricas em horários de baixo ângulo solar, adotou-se uma abordagem mensal agregada, ancorada nos dados do Atlas Brasileiro de Energia Solar. A partir do CRESESB, foram extraídos, para Maria da Fé, os valores médios mensais de irradiância diária:

- $H_{horiz,m}$  irradiância diária média no plano horizontal;
- $H_{\beta,m}$  irradiância diária média no plano inclinado.

Com base nesses valores, definiu-se, para cada mês  $m$ , um fator de correção mensal:

$$k_m \approx \frac{H_{\beta,m}}{H_{horiz,m}} \quad m = 1,2, \dots, 12. \quad (50)$$

Na simulação horária, a irradiância “equivalente” no plano do módulo foi então obtida, para cada instante  $t$  pertencente ao mês  $m$ , por:

$$G_{POA}(t) = \begin{cases} k_m \cdot GHI(t), & \text{se } GHI(t) > 0 \\ 0, & \text{se } GHI(t) < 0 \end{cases} \quad (51)$$

Essa estratégia manteve o perfil horário observado nas medições (incluindo efeitos de nebulosidade e variabilidade intra-diária), ao mesmo tempo em que ajustou a energia mensal simulada para o plano inclinado, de forma consistente com o dimensionamento realizado a partir de dados de irradiância diária em plano inclinado (PEREIRA *et al.*, 2017; PINHO; GALDINO, 2014).

### **b) Modelo Elétrico do Arranjo Fotovoltaico**

Uma vez definida a série de irradiância no plano do módulo  $G_{POA}(t)$  e a temperatura ambiente  $T_{amb}$ , foi necessário descrever como o arranjo fotovoltaico se comportava eletricamente ao longo do tempo. Neste trabalho, optou-se por um modelo elétrico simplificado, derivado do modelo clássico de um diodo, mas formulado de maneira a ser facilmente implementado em código e acoplado aos demais componentes do simulador (VILLALVA; GAZOLI; RUPPERT FILHO, 2009; CHENNI *et al.*, 2007).

Primeiro, foram definidos os parâmetros do módulo e do arranjo:

```

1  from dataclasses import dataclass
2
3  @dataclass
4  class PVArrayParams:
5      P_stc: float      # potência nominal do módulo em STC [W]
6      V_mpp_stc: float  # tensão em MPP em STC [V]
7      G_ref: float = 1000.0 # irradiância de referência [W/m²]
8      T_ref: float = 25.0   # temperatura de referência [°C]
9      gamma_P: float = -0.003 # coef. térmico da potência [1/°C]
10     noct: float = 45.0    # NOCT [°C]
11     n_series: int = 3     # módulos em série por string
12     n_parallel: int = 2   # número de strings em paralelo
13
14     def cell_temperature(T_amb: float, G_poa: float, noct: float) -> float:
15         """Estima a temperatura de célula a partir da temperatura ambiente e da NOCT."""
16         if G_poa <= 0:
17             return T_amb
18         return T_amb + (noct - 20.0) / 800.0 * G_poa
19

```

Figura 15: Parâmetros do módulo e do arranjo  
Fonte: autoria própria

Em seguida, a função principal do gerador calculou, para cada passo de tempo, a potência disponível no ponto de máxima potência do arranjo:

```

20 def pv_array_power_from_poa(G_poa: float,
21                             T_amb: float,
22                             params: PVArrayParams):
23     """
24     Calcula a potência no ponto de máxima potência (P_mpp) do arranjo FV
25     a partir da irradiância no plano do módulo (G_poa) e da temperatura ambiente.
26     """
27     if G_poa <= 0:
28         return 0.0, 0.0, 0.0 # P_mpp, V_mpp_arr, I_mpp_arr
29
30     # 1. Temperatura de célula
31     T_cell = cell_temperature(T_amb, G_poa, params.noct)
32
33     # 2. Potência de um módulo nas condições (G_poa, T_cell)
34     P_mod = params.P_stc * (G_poa / params.G_ref) * \
35         (1.0 + params.gamma_P * (T_cell - params.T_ref))
36
37     # 3. Potência total do arranjo 3S2P
38     P_mpp = P_mod * params.n_series * params.n_parallel
39
40     # 4. Aproximações para Vmpp e Impp do arranjo
41     V_mpp_mod = params.V_mpp_stc
42     V_mpp_arr = V_mpp_mod * params.n_series
43     I_mpp_arr = P_mpp / max(V_mpp_arr, 1e-3)
44
45     return P_mpp, V_mpp_arr, I_mpp_arr
46

```

Figura 16: Função do gerador fotovoltaico  
Fonte: autoria própria

Essa função passou a ser o “ponto de entrada” do gerador fotovoltaico no simulador: para cada hora simulada, os valores de irradiância e temperatura ambiente alimentaram `pv_array_power_from_poa`, que retornou à potência em MPP e os valores associados de tensão e corrente.

## II. Controlador de Carga e MPPT

O controlador de carga com função MPPT foi modelado como um conversor CC–CC que recebe a potência máxima do arranjo fotovoltaico, aplica uma eficiência média e respeita limites de corrente e de tensão no barramento de baterias

(GHAFOOR; MUNIR, 2015). Em termos computacionais, o objetivo foi simples: transformar  $P_{mpp}$  em potência DC disponível para carregar as baterias, sem violar os limites  $V_{bat,min}$ ,  $V_{bat,max}$  e a corrente máxima de carga.

```

1  from dataclasses import dataclass
2
3  @dataclass
4  class MPPTParams:
5      eta_mppt: float = 0.96 # eficiência média do MPPT
6      I_ch_max: float = 100.0 # corrente máxima de carga [A]
7      V_bat_min: float = 44.0 # tensão mínima admissível do banco [V]
8      V_bat_max: float = 57.0 # tensão máxima de carga [V]
9
10 def mppt_to_battery(P_pv_mpp: float,
11                   V_bat: float,
12                   params: MPPTParams):
13     """
14     Converte a potência no MPP do arranjo em potência/corrente de carga nas baterias.
15     """
16     # Se tensão fora da janela, não carrega
17     if V_bat <= params.V_bat_min or V_bat >= params.V_bat_max:
18         return 0.0, 0.0 # P_ch, I_ch
19
20     # Potência DC após perdas do MPPT
21     P_dc = P_pv_mpp * params.eta_mppt
22
23     # Corrente de carga limitada por I_ch_max
24     I_ch = min(P_dc / max(V_bat, 1e-3), params.I_ch_max)
25     P_ch = I_ch * V_bat
26
27     return P_ch, I_ch
28

```

Figura 17: Função do controlador de carga MPPT  
Fonte: autoria própria

Essa função foi chamada em cada passo de tempo, recebendo a potência do gerador e a tensão instantânea do banco de baterias. O resultado  $P_{ch}$  foi então utilizado no cálculo do estado de carga, enquanto  $I_{ch}$  integrou as variáveis de envelhecimento.

### III. Inversor

O inversor foi representado como um conversor CC–CA com potência nominal definida no dimensionamento e uma curva de eficiência em função da carga relativa. Na implementação, utilizou-se uma aproximação por faixas, suficiente para capturar a principal característica da curva de eficiência: rendimento mais baixo em cargas muito pequenas e próximo de um valor máximo na região intermediária (MOHAMED; MOHAMED, 2020; YAHYAOU *et al.*, 2015).

```

1  from dataclasses import dataclass
2
3  @dataclass
4  class InverterParams:
5      P_nom: float      # potência nominal [W]
6      eta_low: float = 0.90 # eficiência em baixa carga
7      eta_nom: float = 0.94 # eficiência em torno da carga nominal
8
9  def inverter_dc_to_ac(P_dc_in: float,
10                      P_load_ac: float,
11                      params: InverterParams):
12      """
13      Converte potência DC do banco de baterias em potência AC para a carga.
14      Retorna potência AC atendida e potência DC efetivamente retirada.
15      """
16      # Limite de potência do inversor
17      P_req = min(P_load_ac, params.P_nom)
18
19      if P_req <= 0:
20          return 0.0, 0.0
21
22      # Carga relativa
23      x = P_req / params.P_nom
24
25      # Eficiência aproximada por faixa
26      if x < 0.1:
27          eta = params.eta_low
28      else:
29          eta = params.eta_nom
30
31      P_dc_out = P_req / max(eta, 1e-3) # potência DC retirada das baterias
32      P_ac_out = P_req                 # potência AC entregue à carga
33
34      return P_ac_out, P_dc_out

```

Figura 18: Função do Inversor  
Fonte: autoria própria

Na lógica do simulador,  $P\_load\_ac$  correspondeu à demanda da residência em cada hora. A função retornou quanto dessa demanda foi efetivamente atendida ( $P\_ac\_out$ ) e qual foi a potência consumida do lado CC ( $P\_dc\_out$ ), que impactou diretamente a corrente de descarga das baterias. Demandas acima de  $P\_nom$  foram automaticamente truncadas.

#### IV. Banco de Baterias

Para o banco de baterias, foi adotada uma estrutura em duas camadas: (a) um modelo elétrico baseado em Copetti, Lorenzo, Chenlo (1993), responsável por atualizar tensão e estado de carga, e (b) um modelo de envelhecimento, que ajustou a capacidade efetiva ao longo do tempo em função da temperatura, profundidade de descarga e rendimento de carga/descarga (COPETTI; LORENZO; CHENLO, 1993; DUFO-LÓPEZ; LUJANO-ROJAS; BERNAL-AGUSTÍN, 2013).

##### a) Modelo Elétrico de Copetti

O estado interno da bateria foi representado pela estrutura:

```

1  from dataclasses import dataclass
2
3  @dataclass
4  class BatteryParams:
5      V_nom: float = 48.0      # tensão nominal do banco [V]
6      C_nom: float = 600.0    # capacidade nominal inicial [Ah]
7      R_int: float = 0.02     # resistência interna equivalente [ohm]
8      soc_min: float = 0.2    # SOC mínimo admissível
9      soc_max: float = 1.0    # SOC máximo
10     eta_ch: float = 0.9     # eficiência coulômbica de carga
11     eta_dis: float = 0.9    # eficiência coulômbica de descarga
12
13  @dataclass
14  class BatteryState:
15     soc: float              # estado de carga (0-1)
16     C_eff: float            # capacidade efetiva atual [Ah]
17     throughput_Ah: float    # Ah processados acumulados

```

Figura 19: Parâmetros da bateria  
Fonte: autoria própria

A função de atualização elétrica, inspirada na estrutura do modelo de Copetti, calculou a nova tensão e o novo SOC a partir da corrente líquida aplicada no passo de tempo:

```

19  def update_battery_electrical(state: BatteryState,
20     I_bat: float,
21     T_amb: float,
22     params: BatteryParams,
23     dt_h: float):
24     """
25     Atualiza SOC e tensão da bateria para um passo de tempo dt_h [h].
26     I_bat > 0: carga; I_bat < 0: descarga.
27     """
28     soc = state.soc
29     C_eff = state.C_eff
30
31     # Atualização do SOC por contagem de coulombs
32     if I_bat >= 0: # carga
33         delta_soc = (params.eta_ch * I_bat * dt_h) / max(C_eff, 1e-3)
34     else: # descarga
35         delta_soc = (I_bat * dt_h) / (params.eta_dis * max(C_eff, 1e-3))
36
37     soc_new = min(max(soc + delta_soc, params.soc_min), params.soc_max)
38
39     # Tensão aproximada: V_oc - queda ôhmica
40     V_oc = params.V_nom * (0.9 + 0.1 * soc_new) # relação simples SOC-Voc
41     V_bat = V_oc - I_bat * params.R_int
42
43     # Atualiza throughput em Ah (módulo da corrente integrada)
44     throughput_Ah_new = state.throughput_Ah + abs(I_bat) * dt_h
45
46     new_state = BatteryState(
47         soc=soc_new,
48         C_eff=C_eff, # capacidade será ajustada pelo modelo de aging
49         throughput_Ah=throughput_Ah_new
50     )
51
52     return new_state, V_bat
53

```

Figura 20: Função da bateria  
Fonte: autoria própria

Essa formulação simplificada preservou a lógica fundamental dos modelos empíricos: a tensão depende do SOC e da corrente, enquanto o SOC é atualizado por contagem de coulombs corrigida por eficiências de carga e descarga (COPETTI; LORENZO; CHENLO, 1993).

### b) Modelo de Envelhecimento

Essa formulação simplificada preservou a lógica fundamental dos modelos empíricos: a tensão depende do SOC e da corrente, enquanto o SOC é atualizado por contagem de coulombs corrigida por eficiências de carga e descarga (COPETTI; LORENZO; CHENLO, 1993).

```

57 @dataclass
58 class AgingParams:
59     k_cal: float = 1e-4 # coeficiente de envelhecimento de calendário [1/dia]
60     k_cic: float = 1e-5 # coeficiente de envelhecimento por ciclo [1/Ah]
61     T_ref: float = 25.0 # temperatura de referência [°C]
62     Q10: float = 2.0 # fator Q10 para aceleração térmica
63
64 def update_battery_aging(state: BatteryState,
65                          T_amb: float,
66                          days_elapsed: float,
67                          params_bat: BatteryParams,
68                          params_age: AgingParams):
69     """
70     Atualiza a capacidade efetiva C_eff considerando envelhecimento
71     de calendário + ciclagem.
72     """
73     C_nom = params_bat.C_nom
74     C_eff = state.C_eff
75
76     # Fator térmico tipo Q10
77     f_T = params_age.Q10 ** ((T_amb - params_age.T_ref) / 10.0)
78
79     # Perda por calendário
80     L_cal = params_age.k_cal * days_elapsed * f_T
81
82     # Perda por ciclagem (proporcional ao throughput em Ah)
83     L_cic = params_age.k_cic * state.throughput_Ah
84
85     # Perda total limitada a 80% da capacidade nominal (fim de vida)
86     L_total = min(L_cal + L_cic, 0.2) # 20% de perda
87
88     C_eff_new = C_nom * (1.0 - L_total)
89
90     new_state = BatteryState(
91         soc=state.soc,
92         C_eff=C_eff_new,
93         throughput_Ah=state.throughput_Ah
94     )
95
96     return new_state

```

Figura 21: Função de envelhecimento da bateria  
Fonte: autoria própria

No simulador, essa função foi chamada em uma escala de tempo maior (por exemplo, diária), utilizando o *throughput* acumulado e a temperatura média. A

condição de fim de vida foi definida quando  $C_{eff}$  atingiu 80% da capacidade nominal, em linha com critérios usualmente empregados para baterias estacionárias de chumbo-ácido (MOURA, 2019; DUFO-LÓPEZ; LUJANO-ROJAS; BERNAL-AGUSTÍN, 2013).

### 3.4 Estratégia de Controle Adaptativo Climático de SOC - CACS

A etapa de controle deste estudo foi concebida para explorar, de forma explícita, as informações climáticas integradas ao simulador, ajustando dinamicamente a operação do sistema fotovoltaico *off-grid* em função da irradiância disponível e de um horizonte de previsão de curto prazo. A ideia central foi aproximar o gerenciamento de energia do que a literatura descreve como estratégias de operação baseadas em previsão (forecast-based strategies), as quais têm mostrado potencial para reduzir o envelhecimento das baterias sem comprometer, de forma significativa, a confiabilidade do suprimento elétrico (ANGENENDT *et al.*, 2016).

#### 3.4.1 Descrição da Lógica de Controle

A lógica de controle foi concebida para responder à questão central da pesquisa: em que medida o uso de dados climáticos, incorporados à lógica de operação, pode reduzir o estresse imposto ao banco de baterias sem comprometer o atendimento da carga?

Especificamente, o CACS teve três objetivos principais:

1. **Monitorar o estado interno do sistema** (estado de carga da bateria, fluxo de potência fotovoltaico–carga–armazenamento);
2. **Classificar o horizonte climático de curto prazo**, a partir da energia solar estimada para o dia seguinte, usando as séries de irradiância já empregadas na modelagem e na caracterização do estudo de caso;
3. **Ajustar dinamicamente os limites de operação da bateria**, sobretudo o  $SOC_{min}$  e, portanto, a profundidade máxima de descarga admissível ( $DoD_{max}$ ), tornando a operação mais permissiva em dias com forte expectativa de recarga e mais conservadora em períodos de baixa geração prolongada.

Essa abordagem dialogou com trabalhos recentes que defendem estratégias de carregamento avançadas e controle adaptativo em sistemas fotovoltaicos com armazenamento, seja por meio de algoritmos específicos de carregamento, seja por

controladores inteligentes baseados em lógica fuzzy ou modelos preditivos (CHTITA *et al.*, 2021; ASSEM *et al.*, 2023; ANGENENDT *et al.*, 2016). Ao trazer essa lógica para um sistema *off-grid* com baterias chumbo-ácido, o presente estudo buscou avaliar se a modulação do *DoD* a partir do clima é capaz de prolongar a vida útil do banco sem elevar excessivamente a energia não atendida.

### 3.4.2 Variáveis de Entrada e Saídas do Controlador

O controlador foi executado a cada passo de tempo horário, em coerência com o passo adotado para a simulação do sistema como um todo. Em cada hora  $t$ , as principais variáveis de entrada e saída foram as descritas na Quadro 1.

Quadro 1: Variáveis utilizadas na estratégia de controle adaptativo

Símbolo	Descrição	Unidade	Origem no simulador
$G_{POA}(t)$	Irradiância no plano do arranjo fotovoltaico no instante (t)	$W/m^2$	Conversão GHI $\rightarrow$ G_POA
$T_{amb}$	Temperatura ambiente no instante (t)	$^{\circ}C$	Arquivo climático
$P_{FV,MPP}(t)$	Ponto de máxima potência	$W$	Modelo elétrico do arranjo + MPPT
$P_{carga}(t)$	Potência total demandada pelas cargas	$W$	Perfil de carga
$SOC(t)$	Estado de carga instantâneo da bateria	%	Modelo da bateria
$E_{solar,24h}(t)$	Energia solar prevista para as próximas 24h	$Wh/dia$	Série climática “vista do futuro”
$E_{ess}$	Consumo diário mínimo considerado essencial	$Wh/dia$	Perfil de carga
$r(t)$	$\frac{E_{solar,24h}(t)}{E_{ess}}$	-	Calculado no módulo de controle
$SOC_{min}(t)$	Estado de carga mínimo permitido para o passo seguinte	%	Saída do controlador
$ENA$	Energia não atendida acumulada	$Wh$	Indicador de desempenho

Fonte: autoria própria

Do ponto de vista de previsão, adotou-se uma hipótese de previsão perfeita para o horizonte de 24 horas: usaram-se os próprios dados climáticos do dia seguinte como se fossem a previsão disponível para o controlador. Essa suposição é comum em estudos de prova de conceito, pois permite isolar o efeito da lógica de

controle em si, sem introduzir, neste estágio, erros adicionais associados a modelos de previsão numérica ou estatística (ANGENENDT *et al.*, 2016).

A principal saída em cada hora foi o valor atualizado de  $SOC_{\min}(t)$ . Ao lado dos fluxos de potência arranjo–carga–bateria, esse limite determinou o *throughput* energético ao qual as baterias foram submetidas, o número e a profundidade dos ciclos, e, conseqüentemente, a taxa de envelhecimento calculada pelo modelo de degradação adotado (COPETTI; LORENZO; CHENLO, 1993; DUFO-LÓPEZ; LUJANO-ROJAS; BERNAL-AGUSTÍN, 2013).

### 3.4.3 Lógica de Decisão Baseada em Horizonte Climático

A Figura 22 sintetiza o fluxo lógico aplicado a cada hora da simulação. Esse diagrama serviu de base para a implementação computacional no simulador *off-grid*. De forma resumida, a lógica funcionou da seguinte maneira:

**I. Cálculo da potência fotovoltaica disponível:** a partir de  $G_{POA}(t)$  e  $T_{amb}(t)$ , o modelo do gerador forneceu  $P_{FV, MPP}(t)$ , já limitado pelas características do MPPT.

**II. Classificação do horizonte climático:** a energia solar nas próximas 24 horas foi integrada para obter  $E_{solar,24h}(t)$ . A razão  $r(t) = E_{solar,24h}(t)/E_{ess}$  foi comparada aos limiares  $r_{baixo}$  e  $r_{alto}$ , classificando o horizonte como “normal”, “atenção” ou “alerta”.

**III. Definição do estado do controlador:** a partir de  $r(t)$ , o sistema assumiu um dos três estados qualitativos:

- Normal (excedente solar confortável);
- Atenção (risco moderado de déficit);
- Alerta (forte risco de déficit prolongado).

**IV. Atualização de  $SOC_{\min}(t)$ :** cada estado foi associado a um valor alvo de profundidade máxima de descarga ( $DoD_{max}$ ) e, portanto, a um novo  $SOC_{\min}(t)$ , a ser respeitado no passo seguinte.

**V. Balanço de potência e atualização dos estados:** se a combinação de geração fotovoltaica e descarga possível da bateria, respeitando o novo  $SOC_{\min}(t)$ , foi suficiente para atender  $P_{carga}(t)$ , a carga foi plenamente atendida; caso contrário, registrou-se ENA e o SOC foi mantido acima do limite. Em seguida, o modelo de envelhecimento atualizou a capacidade efetiva das baterias.

Em todas as simulações, as cargas foram consideradas essenciais; logo, a priorização de cargas permaneceu implícita na forma de cortes generalizados quando o sistema não conseguiu atender à demanda sem violar o  $SOC_{min}(t)$ .

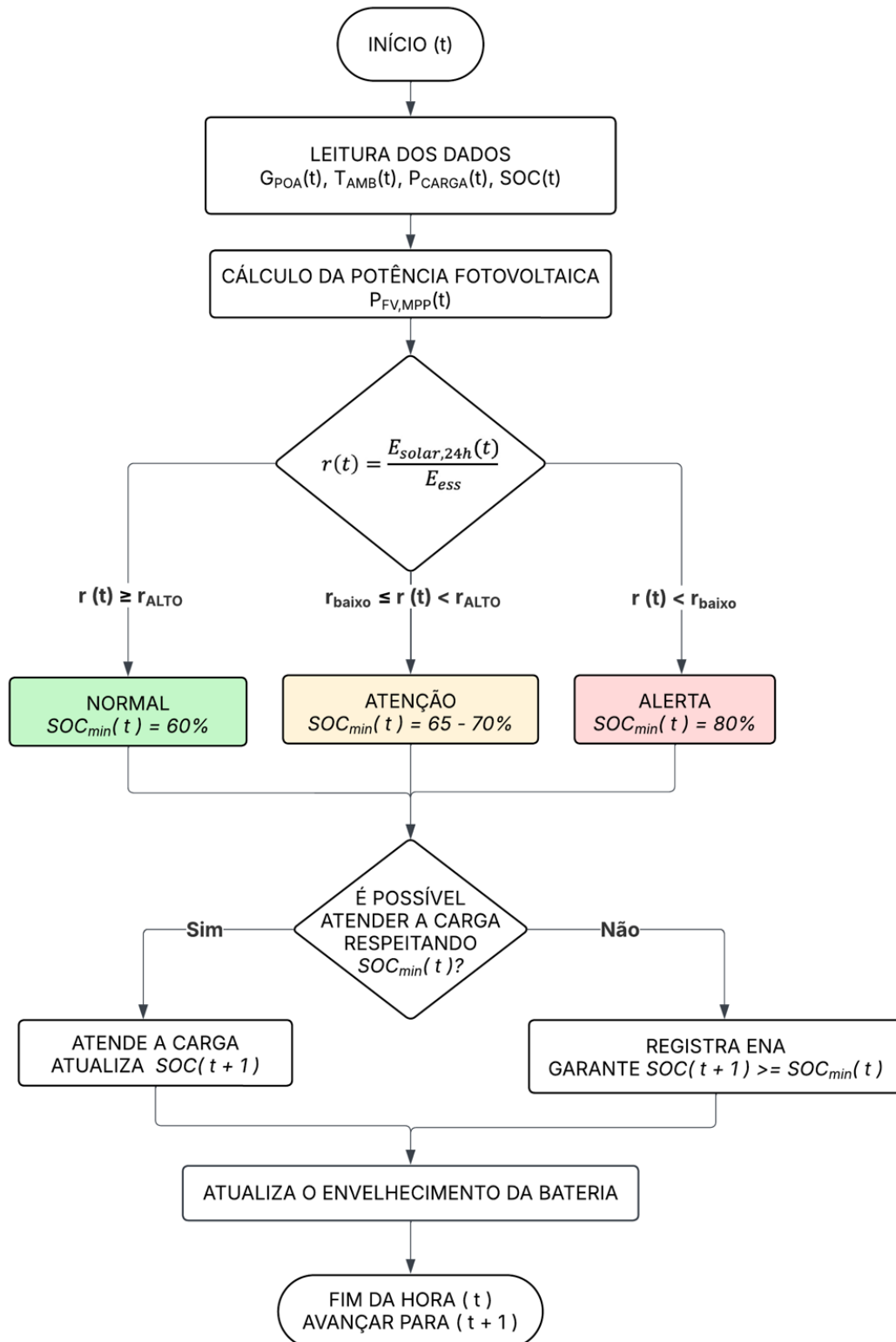


Figura 22: Fluxograma da logica de decisão do CACS  
Fonte: autoria própria

### 3.4.4 Regras de Decisão e Cenários de Comparação

Para quantificar o impacto da estratégia adaptativa sobre a vida útil do banco de baterias e sobre os indicadores de desempenho do sistema, foram definidos dois grupos principais de regras de decisão: (a) um controle “convencional”, utilizado como cenário de referência, e (b) um controle adaptativo climático de SOC - CACS, com diferentes níveis de agressividade. Esses grupos foram posteriormente codificados como fatores e níveis no planejamento de experimentos.

#### I. Controle Convencional (Cenário de Referência)

O controle convencional reproduziu a lógica usual de operação de sistemas *off-grid* descrita em manuais de engenharia e revisões de dimensionamento: o arranjo fotovoltaico operou no ponto de máxima potência, a bateria foi carregada sempre que houvesse excedente e descarregada até um limite fixo de estado de carga,  $SOC_{min,conv}$ , associado a um  $DoD_{max}$  de projeto (por exemplo, 40%).

Não houve qualquer ajuste de  $SOC_{min}$  em função da previsão de irradiância. Em períodos prolongados de baixa geração, essa estratégia resultou em sequências de ciclos profundos, condição conhecida por acelerar a degradação de baterias chumbo-ácido, sobretudo em conjunto com temperaturas elevadas e operação próxima aos limites de tensão.

#### II. Controle Adaptativo Climático de SOC - CACS

No controle CACS, a lógica foi modificada para incorporar explicitamente a informação climática futura e modular o uso da bateria. Inspirado em estudos de gerenciamento preditivo em sistemas residenciais fotovoltaicos a bateria (ANGENENDT *et al.*, 2016), o controlador passou a operar em três estados qualitativos principais:

- Estado “**normal**”: Associado a dias classificados como ensolarados ( $r(t) > r_{alto}$ ). Nessa condição, permitiu-se a utilização da bateria até o  $DoD_{max}$  de projeto, admitindo-se que a recarga plena no dia seguinte seria viável. As cargas foram atendidas enquanto  $SOC > SOC_{min}$ , e o corte de carga ocorreu apenas em situações extremas.
- Estado de “**atenção**”: Ativado em dias intermediários, em que  $r_{baixo} \leq r(t) < r_{alto}$  indicava risco moderado de déficit de energia. O limite efetivo de DoD foi reduzido em relação ao estado normal (por exemplo,

equivalente a 30%), tornando a operação mais conservadora. Assim, a descarga do banco foi limitada mais cedo e, caso a geração fotovoltaica e a energia disponível acima de  $SOC_{min}(t)$  não fossem suficientes para atender a demanda agregada, o déficit passou a ser registrado como energia não atendida no passo de tempo correspondente.

- Estado de “**alerta**”: Acionado quando a previsão indicava dias críticos ( $r(t) < r_{baixo}$ ) ou quando a bateria já se encontrava em SOC baixo. O DoD máximo permitido foi ainda mais conservador (por exemplo, equivalente a 20%), buscando preservar a integridade da bateria em períodos prolongados de baixa geração. Nessa situação, a parcela não suprida foi contabilizada como energia não atendida.

Na prática, isso significou que o sistema “aceitou” arriscar ciclos mais profundos apenas quando a previsão indicou que a bateria seria recarregada rapidamente, e tornou-se mais conservador justamente nos períodos em que a literatura aponta maior risco de aceleração da degradação: sequências de dias nublados, com *DoD* elevado e baixa possibilidade de recuperação completa (DUFO-LÓPEZ; LUJANO-ROJAS; BERNAL-AGUSTÍN, 2013).

### 3.5 Implementação Computacional e Planejamento de Experimento

Este subcapítulo descreveu como o modelo computacional do sistema fotovoltaico *off-grid* foi implementado, como o ambiente de simulação foi organizado e de que maneira as simulações foram estruturadas na forma de um planejamento de experimento. A ênfase recaiu menos nos detalhes de programação e mais na forma como os fatores de projeto e operação foram combinados sistematicamente, e como as saídas do modelo foram convertidas em variáveis-resposta comparáveis entre cenários (JAIN, 1991; LAW, 2015; MONTGOMERY, 2012).

Desde o início, adotou-se um simulador estritamente determinístico: não foram utilizados números aleatórios, perturbações estocásticas de parâmetros nem técnicas de Monte Carlo. Assim, para um dado conjunto de parâmetros e para a mesma série temporal de irradiância, temperatura e carga, o simulador produziu exatamente o mesmo resultado toda vez que foi executado. A única fonte de variabilidade temporal esteve, portanto, nas próprias séries históricas de clima e de carga, e não em sorteios computacionais.

Trabalhou-se com um único cenário climático de referência, composto por dez anos consecutivos de dados horários de irradiância e temperatura para o município estudado. Esse conjunto foi interpretado como uma amostra representativa do regime climático local, incorporando anos mais favoráveis e anos mais críticos. Todos os cenários do planejamento de experimento foram simulados sobre esse mesmo decênio de dados, de forma que as diferenças observadas entre cenários refletiram exclusivamente as decisões de estratégia de controle, profundidade máxima de descarga e dimensionamento do sistema, e não mudanças no clima de entrada.

### **3.5.1 Ambiente de Simulação**

O simulador foi desenvolvido em linguagem Python, em ambiente de execução local, utilizando-se principalmente as bibliotecas NumPy e Pandas para o tratamento de séries temporais e operações numéricas, e Matplotlib para geração de gráficos. Essa escolha permitiu trabalhar com horizontes de simulação longos e com um número elevado de variáveis internas, mantendo o código organizado em módulos (LAW, 2015).

Os dados climáticos foram organizados em uma série horária com passo de tempo de 1 hora, totalizando dez anos completos. Para cada passo de tempo, o simulador leu a irradiância, a temperatura ambiente e a potência demandada pela carga; calculou a irradiância no plano do gerador fotovoltaico e a temperatura de célula; determinou a potência no ponto de máxima potência do arranjo; aplicou o bloco MPPT e o condicionamento em corrente contínua; atualizou o estado de carga e a degradação do banco de baterias a partir do modelo empírico de Copetti; e, por fim, converteu a potência para o lado em corrente alternada por meio do inversor (COPETTI; LORENZO; CHENLO, 1993; PINHO; GALDINO, 2014).

Por se tratar de um código determinístico, cada combinação de parâmetros de projeto e operação, quando aplicada a esse mesmo conjunto de dados climáticos, gerou um resultado único e reproduzível. Cada execução completa do simulador, com parâmetros fixos, foi interpretada como um ensaio experimental numérico.

### 3.5.2 Planejamento de Experimento (Fatores, Níveis e Matriz 2<sup>3</sup>)

#### I. Objetivos e Papel dos 10 Anos de Dados

A etapa de simulação foi estruturada como um planejamento de experimento, e não apenas como um conjunto de casos de teste isolados. O objetivo foi avaliar, de maneira sistemática, como três decisões de projeto/controlado influenciaram simultaneamente:

- Energia atendida e a energia não atendida,
- Confiabilidade diária do suprimento,
- Envelhecimento do banco de baterias.

Seguiu-se a lógica clássica de planejamento experimental descrita por Jain (1991), Law (2015) e Montgomery (2012): definição dos objetivos, escolha de métricas (variáveis-resposta), seleção de fatores de controle, definição de níveis para cada fator e construção de uma matriz experimental.

O ponto central foi a decisão de trabalhar com um único cenário climático de 10 anos. Esses dez anos foram entendidos como uma amostra de clima, contendo a variabilidade interanual esperada para a localidade. Em vez de gerar múltiplos climas sintéticos, o estudo utilizou essa amostra real e, para cada cenário técnico (combinação de fatores), calculou indicadores anuais ao longo do decênio. Dessa forma, para cada cenário, obteve-se não apenas um único valor agregado para o período total, mas um conjunto de 10 observações anuais para cada indicador, o que permitiu estimar médias, desvios-padrão e faixas de variação entre anos.

Assim, a variabilidade da análise derivou de duas fontes bem delimitadas:

- Variabilidade física interanual do clima (anos mais ou menos ensolarados, mais ou menos quentes);
- Diferenças estruturais entre cenários (fatores A, B e C do planejamento fatorial).

Não houve, portanto, variabilidade introduzida por sorteio computacional, o que reforçou o caráter explicativo dos resultados.

## II. Fatores de Controle e Níveis

Com base na fundamentação teórica e nos objetivos específicos do trabalho, foram selecionados três fatores de controle considerados centrais para o desempenho de sistemas fotovoltaicos com armazenamento:

### a) Fator A: Estratégia de controle do banco de baterias

- Nível baixo (-1): controle convencional, baseado em limites fixos de tensão/estado de carga.
- Nível alto (+1): controle CACS, em que o limite inferior de SOC foi ajustado dinamicamente em função de um índice climático  $r(t)$ , inspirado em estratégias baseadas em previsão para operação de sistemas fotovoltaicos com baterias (ANGENENDT *et al.*, 2018).

### b) Fator B: Profundidade máxima de descarga ( $DoD_{max}$ )

- Nível baixo (-1):  $DoD_{max} = 20\%$ , representando uma operação mais conservadora.
- Nível alto (+1):  $DoD_{max} = 40\%$ , permitindo maior utilização da capacidade instalada, à custa de maior estresse para o banco de baterias.

### c) Fator C: Dimensionamento do gerador fotovoltaico e do banco de baterias

- Nível baixo (-1): configuração base, dimensionada conforme o procedimento da Seção 3.3.
- Nível alto (+1): configuração sobredimensionada, com aumento da potência fotovoltaica e/ou da capacidade do banco de baterias, refletindo recomendações de maior robustez para sistemas isolados (PINHO; GALDINO, 2014).

Quadro 2: Fatores e níveis adotados

Fator	Descrição	Nível baixo (-1)	Nível alto (+1)
A	Estratégia de controle	Convencional	CACS
B	$DoD_{max}$	20%	40%
C	Dimensionamento	Base	Sobredimensionada

Fonte: autoria própria

## III. Matriz Experimental $2^3$ e Cenários Simulados

Com três fatores e dois níveis cada, adotou-se um delineamento fatorial completo  $2^3$  (MONTGOMERY, 2012). O número total de combinações foi dado por:

$$N_{\text{cenários}} = 2^k = 2^3 = 8 \quad (52)$$

Em que  $k$  é o número de fatores. Cada combinação de níveis definiu um cenário técnico, isto é, uma configuração de projeto e operação aplicada ao mesmo clima de 10 anos. O Quadro 4 apresentou a matriz experimental:

Quadro 3: Matriz experimental do delineamento fatorial

<b>Cenário</b>	<b>A Estratégia</b>	<b>B DoDmax</b>	<b>C Dimensionamento</b>
<b>C1</b>	-1 Convencional	-1 20%	-1 Base
<b>C2</b>	1 CACs	-1 20%	-1 Base
<b>C3</b>	-1 Convencional	1 40%	-1 Base
<b>C4</b>	1 CACs	1 40%	-1 Base
<b>C5</b>	-1 Convencional	-1 20%	1 Sobredimensionado
<b>C6</b>	1 CACs	-1 20%	1 Sobredimensionado
<b>C7</b>	-1 Convencional	1 40%	1 Sobredimensionado
<b>C8</b>	1 CACs	1 40%	1 Sobredimensionado

Fonte: autoria própria

Para cada um dos oito cenários, o simulador foi executado uma única vez sobre todo o decênio climático, produzindo séries horárias de potência, energia, estado de carga e degradação. A partir dessas séries, foram calculados, para cada ano e para cada cenário, os indicadores definidos na Seção 3.5.3. Assim, por exemplo, a energia não atendida de um dado cenário foi representada por um conjunto  $\{E_{NA,a}\}$  com  $a = 1, \dots, 10$ , e não por um único valor.

Essa estrutura permitiu construir, para cada cenário, médias anuais, desvios-padrão entre anos e faixas de variação (mínimo e máximo) para cada indicador, tornando explícita a variabilidade interanual decorrente do clima.

### 3.5.3 Variáveis de Resposta e Indicadores de Desempenho

As saídas do simulador foram condensadas em um conjunto de indicadores de desempenho, tratados como variáveis de resposta do planejamento de experimento. Esses indicadores contemplaram desempenho energético, confiabilidade do suprimento e envelhecimento do banco de baterias, em consonância com a literatura de avaliação de sistemas fotovoltaicos isolados (PINHO; GALDINO, 2014; GOEL; SHARMA, 2017).

Considerando  $\Delta t = 1$  h e um total de  $T$  passos horários ao longo de 10 anos, definiram-se:

I. **Energia demandada** pela residência:

$$E_{dem} = \sum_{t=1}^T P_{carga}(t) \cdot \Delta t \quad (53)$$

II. **Energia atendida pelo sistema:**

$$E_{atendida} = \sum_{t=1}^T P_{atendida}(t) \cdot \Delta t \quad (54)$$

III. **Energia não atendida:**

$$E_{NA} = \sum_{t=1}^T P_{def}(t) \cdot \Delta t \quad (55)$$

$$P_{def}(t) = \max [0, P_{carga}(t) - P_{atendida}(t)]$$

A fração de energia atendida foi dada por:

$$F_{atendida} = \frac{E_{atendida}}{E_{dem}} \quad (56)$$

IV. **Probabilidade de falha diária**

$$p_f = \frac{N_f}{N_d} \quad (57)$$

- $N_f$ : número de dias com déficit ( $P_{def}(t) > 0$ );
- $N_d$ : número total de dias simulados;

V. **Índice de confiabilidade**

$$R_d = 1 - p_f \quad (58)$$

Para o banco de baterias, inspirando-se em trabalhos que acoplaram modelos de envelhecimento a simulações de sistemas fotovoltaicos (ACHAIBOU *et al.*, 2012; MUNZKE *et al.*, 2021; ANGENENDT *et al.*, 2018), foram calculados:

**VI. Throughput em ampère-hora:**

$$Q_{Ah} = \sum_{t=1}^T |I_{bat}(t)| \cdot \Delta t \quad (59)$$

**VII. Perda relativa de capacidade ao final do período:**

$$L_C = 1 - \frac{C_{disp}(T)}{C_{nom}} \quad (60)$$

**VIII. Fração de vida útil consumida:**

$$f_{vida} = D_{tot}(T) = D_{cal}(T) + D_{cic}(T) \quad (61)$$

Adotou-se o critério usual de fim de vida quando a capacidade disponível se reduziu a 80% da capacidade nominal (COPETTI; LORENZO; CHENLO, 1993).

Para cada um dos oito cenários, esses indicadores foram calculados ano a ano, gerando conjuntos como  $\{E_{NA,a}\}_{a=1}^{10}$ ,  $\{R_{d,a}\}_{a=1}^{10}$ ,  $\{f_{vida,a}\}_{a=1}^{10}$ . Em seguida, foram obtidas, para cada cenário e para cada indicador:

- média anual  $\bar{Y}$ ;
- desvio-padrão entre anos  $\sigma_Y$ ;
- valores mínimo e máximo observados no decênio.

Essa estratégia tornou explícita a variabilidade interanual decorrente do clima e permitiu comparar cenários não apenas por valores únicos, mas também pela robustez dos indicadores ao longo de diferentes anos.

### 3.5.4 Tratamento dos Resultados

O tratamento dos resultados seguiu as recomendações de Law (2015) e Jain (1991) para estudos de simulação: agregação das saídas, cálculo de estatísticas descritivas e comparação estruturada de alternativas.

Primeiro, para cada cenário  $C_j$  e para cada ano  $a$  ( $a = 1, \dots, 10$ ), foram calculados os indicadores energéticos, de confiabilidade e de envelhecimento

descritos na Seção 3.5.3. Em seguida, para cada par  $(j, Y)$ , em que  $Y$  representa um indicador, foram calculadas a média anual  $\bar{Y}_j$ , o desvio-padrão  $\sigma_{Y,j}$  e os valores mínimo e máximo no decênio.

Essas informações foram organizadas em tabelas, nas quais:

- Cada linha correspondeu a um cenário do delineamento  $2^3$ ;
- As colunas trouxeram os valores médios de cada indicador, acompanhados, quando relevante, de medidas de dispersão (por exemplo,  $E_{NA}^- \pm \sigma$ ).

Além das tabelas, foram gerados gráficos de barras comparando, entre cenários, valores médios de energia não atendida, índice de confiabilidade e potência de *throughput*, e gráficos de linhas mostrando, para cenários selecionados, a evolução anual de indicadores como energia não atendida e fração de vida útil consumida. Esses gráficos facilitaram a visualização de trade-offs: por exemplo, cenários em que a estratégia adaptativa reduziu a energia não atendida, mas aumentou ligeiramente o desgaste da bateria, ou configurações sobredimensionadas que praticamente eliminaram falhas ao custo de maior investimento inicial.

No capítulo 4 Resultados e Discussões, esses padrões foram discutidos de forma crítica, comparando explicitamente os achados com estudos que avaliaram estratégias de operação e dimensionamento em sistemas isolados (KHATIB; ELMENREICH, 2014; GOEL; SHARMA, 2017; ANGENENDT *et al.*, 2018; MUNZKE *et al.*, 2021). Quando a metodologia indicou conclusões que reforçaram tendências apontadas na literatura, essa convergência foi destacada; quando os resultados se afastaram de expectativas correntes, essas diferenças foram analisadas à luz das particularidades do caso estudado e das simplificações adotadas no modelo.

### 3.6 Verificação e Validação do Simulador

A verificação e a validação do simulador buscaram garantir que o código implementado reproduzisse corretamente as equações especificadas e que o comportamento global do sistema simulado fosse coerente com referências técnicas e científicas.

Do ponto de vista da verificação, foram realizados:

- Testes unitários de funções chave, conferindo se o modelo fotovoltaico, o controlador e o banco de baterias respondiam como previsto em condições simples;
- Execuções de curta duração, em que se verificou se o fluxo de potência respeitava a lógica de prioridade da fonte fotovoltaico e limites de SOC;
- Repetição de simulações com os mesmos dados de entrada, confirmando que, por se tratar de um simulador determinístico, os resultados eram idênticos em todas as execuções.

Na validação, o foco recaiu sobre ordens de grandeza e tendências. Para o bloco fotovoltaico, foram comparados a energia anual gerada por kWp instalado e o fator de capacidade implícito com valores típicos presentes no Manual de Engenharia para Sistemas Fotovoltaicos para locais de irradiância semelhante (PINHO; GALDINO, 2014). Para o banco de baterias, avaliou-se se a evolução do estado de carga e a sensibilidade à profundidade de descarga eram compatíveis com resultados obtidos com o modelo de Copetti e com estudos de envelhecimento em sistemas fotovoltaicos (COPETTI; LORENZO; CHENLO, 1993; ACHAIBOU *et al.*, 2012).

Adicionalmente, a perda de capacidade e a fração de vida útil consumida em cenários mais severos foram comparadas qualitativamente com intervalos relatados em estudos que acoplaram modelos de envelhecimento a simulações de sistemas fotovoltaicos com armazenamento (MUNZKE *et al.*, 2021). Essas comparações indicaram que o simulador produziu resultados coerentes, ainda que não se tenha buscado uma calibração fina para reproduzir exatamente um sistema real específico.

### **3.7 Limitações e Escopo da Metodologia**

A metodologia adotada apresentou limitações que precisaram ser explicitadas para contextualizar a interpretação dos resultados.

Em relação à modelagem, o gerador fotovoltaico foi representado por um modelo elétrico simplificado, sem tratamento de sombreamento parcial, mismatch entre módulos ou degradação do módulo ao longo dos anos. O controlador MPPT e o inversor foram modelados por curvas de eficiência agregadas, sem representação detalhada de consumos em stand-by ou efeitos de qualidade de energia. Essas simplificações são comuns em estudos de simulação (PINHO; GALDINO, 2014), mas restringem a capacidade de reproduzir fenômenos de segunda ordem.

O modelo de envelhecimento das baterias foi baseado em formulações empíricas de calendário e de ciclagem, agregando diferentes mecanismos físicos em termos de dano acumulado (COPETTI; LORENZO; CHENLO, 1993; ACHAIBOU *et al.*, 2012). A calibração adotada permitiu reproduzir ordens de grandeza compatíveis com a literatura (MUNZKE *et al.*, 2021), mas não capturou todos os detalhes físico-químicos envolvidos.

No que se refere ao planejamento de experimento, o delineamento  $2^3$  considerou apenas três fatores e dois níveis por fator. Essa escolha foi adequada para manter a análise manejável e para permitir a interpretação de efeitos principais, mas não permitiu explorar níveis intermediários (por exemplo,  $DoD_{max}$  igual a 30 %) nem incluir outros fatores relevantes, como diferentes perfis de carga ou tecnologias alternativas de baterias (MONTGOMERY, 2012).

Além disso, embora os 10 anos de dados climáticos tenham sido tratados como uma amostra do regime local e tenham permitido calcular médias e variações anuais para cada cenário, o simulador permaneceu determinístico, sem geração de réplicas estocásticas independentes. As medidas de variabilidade refletiram, portanto, a variabilidade interanual do clima histórico, e não a incerteza estatística típica de estudos de Monte Carlo (LAW, 2015). Técnicas formais de inferência estatística (como testes de hipótese) não foram aplicadas, e as comparações entre cenários foram baseadas em estatística descritiva e em análise crítica dos resultados.

Por fim, o escopo geográfico foi limitado a uma única localidade, e o perfil de carga representou uma residência rural típica construída a partir de dados secundários. Assim, embora as conclusões apontem tendências relevantes, a generalização para outros contextos climáticos ou perfis de consumo deve ser feita com cautela.

Ainda assim, a combinação entre um simulador coerente com a literatura, um planejamento experimental explícito e o uso de dez anos de dados climáticos históricos forneceu uma base metodológica sólida para discutir, no capítulo seguinte, os efeitos de estratégias de controle e de decisões de dimensionamento sobre o desempenho energético, a confiabilidade e a vida útil do banco de baterias em sistemas fotovoltaicos *off-grid*.

## 4 RESULTADOS E DISCUSSÕES

### 4.1 Visão Geral dos Cenários Simulados

Este capítulo apresenta o desempenho do sistema fotovoltaico *off-grid* modelado no Capítulo 3, a partir da aplicação do planejamento experimental fatorial 2<sup>3</sup>. O objetivo é mostrar, de forma organizada, como diferentes combinações de estratégia de controle, profundidade máxima de descarga e dimensionamento do sistema afetam três dimensões centrais do projeto: atendimento energético, confiabilidade e envelhecimento do banco de baterias.

O planejamento considera oito cenários (C1 a C8), resultantes da combinação dos seguintes fatores e níveis:

#### I. Fator A – Estratégia de controle da bateria

- Nível (-1): controle convencional, com limiares fixos de tensão/estado de carga;
- Nível (+1): controle adaptativo, que ajusta o limite inferior de estado de carga em função de um índice climático.

#### II. Fator B – Profundidade máxima de descarga ( $DoD_{max}$ )

- Nível (-1): 20%;
- Nível (+1): 40%.

#### III. Fator C – Dimensionamento do sistema

- Nível (-1): configuração padrão;
- Nível (+1): sistema sobredimensionado (maior capacidade instalada, mantendo o perfil de carga).

Os oito cenários (C1 a C8) foram construídos a partir das combinações desses fatores, abrangendo condições que variam de configurações mais conservadoras, caracterizadas por limites de descarga baixos e controle fixo, até cenários mais exigentes e dinâmicos, em que o controle adaptativo climático de SOC - CACS é testado sob diferentes níveis de profundidade de descarga e dimensionamento. O Quadro 3 resume essas combinações e serve de referência para a interpretação dos resultados apresentados a seguir.

Para cada combinação, o simulador é executado com uma série climática de dez anos (2014–2024) para o município de Maria da Fé, contendo dados horários de irradiância global horizontal e temperatura do ar. Como o modelo é determinístico,

qualquer variabilidade observada nos resultados decorre exclusivamente das condições climáticas de cada ano.

A Figura 24 apresenta uma visão sintética do cenário climático da região ao longo do período considerado, mostrando a irradiância média diária e a temperatura média do ar por ano.

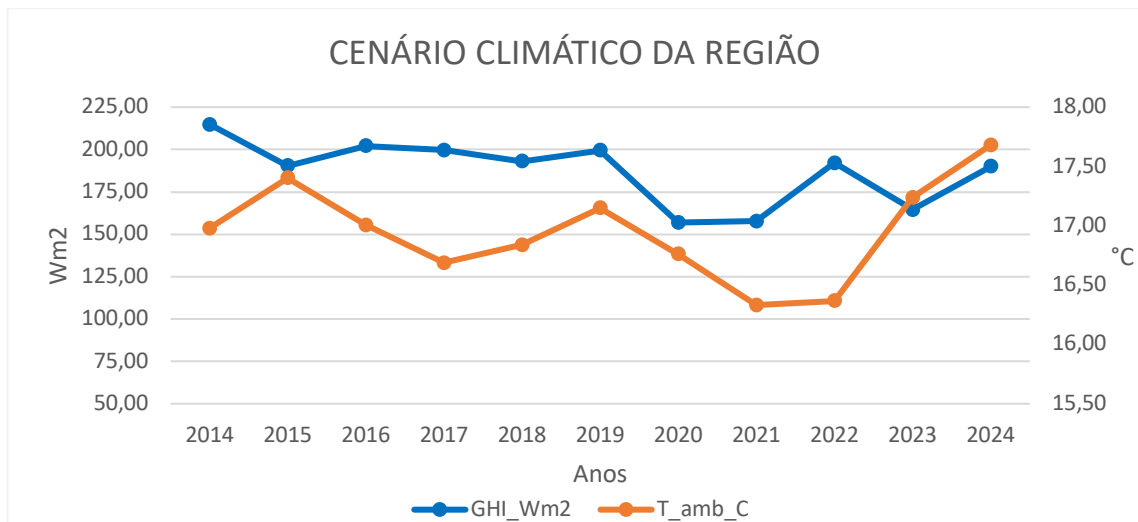


Figura 23: Cenário climático da região de estudo (irradiância média diária e temperatura média anual para 2014–2024)  
Fonte: autoria própria

Para cada cenário e ano climático, o simulador calcula os seguintes indicadores anuais: energia demandada ( $E_{dem}$ ), energia atendida ( $E_{atendida}$ ), energia não atendida ( $E_{NA}$ ), fração de carga atendida ( $F_{atendida}$ ), número de dias com falha ( $N_f$ ), índice de confiabilidade diária ( $R_d$ ), *throughput* anual da bateria ( $Q_{Ah}$ ) e fração de vida útil consumida por ano ( $f_{vida}$ ).

A partir desses valores anuais, são calculadas as estatísticas de interesse (média, desvio-padrão, mínimos e máximos ao longo da década) para cada cenário. Esses resultados aparecem organizados nas Tabelas 2, 3 e 4, enquanto as Figuras 24 a 28 mostram os gráficos que facilitam a visualização dos padrões observados.

## 4.2 Resultados Energéticos (Energia Atendida e Não Atendida)

Esta subseção apresenta como a combinação dos fatores A, B e C se reflete no atendimento energético da carga, em termos de energia não atendida e fração de carga suprida.

A Tabela 2 reúne, para cada cenário, a energia demandada média anual, a energia não atendida média anual  $\overline{E_{NA}}$ , o desvio-padrão de  $E_{NA,\sigma}$  ao longo dos dez anos e a fração média de carga atendida  $\overline{F_{atendida}}$ .

Tabela 2: Balanço energético médio por cenário

Cenário	$\overline{E_{dem}}$ (kWh/ano)	$\overline{E_{NA}}$ (kWh/ano)	$\overline{F_{atendida}}$	$E_{NA,\sigma}$ (kWh/ano)
<b>C1</b>	3169,54	484,76	0,855	445,64
<b>C2</b>	3169,54	500,68	0,850	445,31
<b>C3</b>	3169,54	249,04	0,927	334,40
<b>C4</b>	3169,54	259,51	0,923	330,80
<b>C5</b>	3169,54	208,18	0,939	319,59
<b>C6</b>	3169,54	212,32	0,938	319,31
<b>C7</b>	3169,54	165,12	0,953	282,51
<b>C8</b>	3169,54	169,04	0,951	285,19

Fonte: autoria própria

A Figura 24 apresenta o gráfico de barras de  $\overline{E_{NA}}$ , facilitando a comparação visual entre os oito cenários.

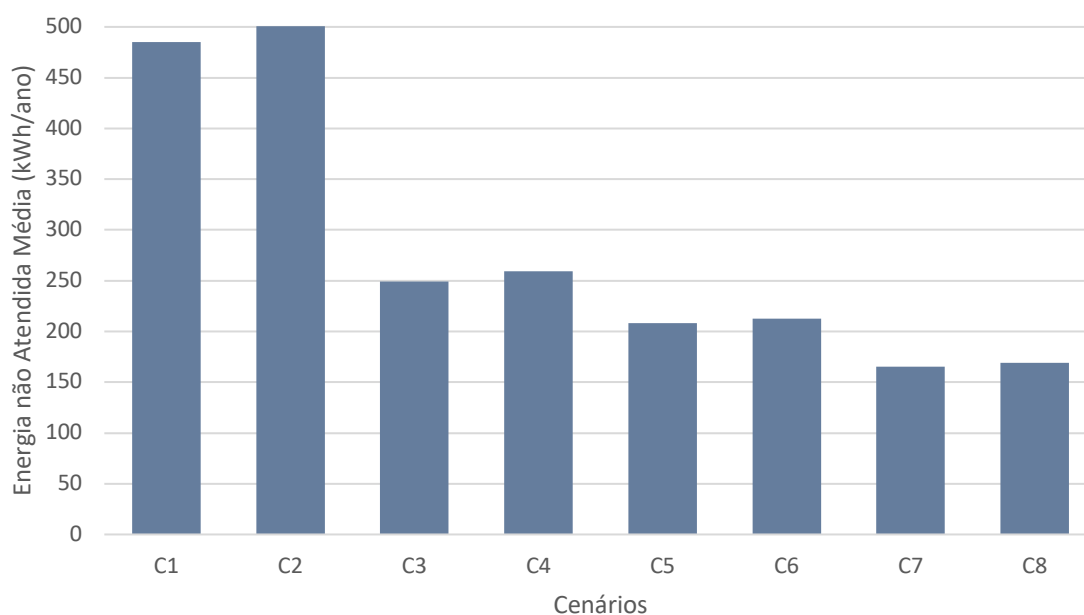


Figura 24: Energia não atendida média anual por cenário

Fonte: autoria própria

A análise dos resultados energéticos, apresentados na Tabela 2 e na Figura 24, evidencia o balanço energético médio para cada cenários simulados. A energia demandada permaneceu constante ao longo das simulações, o que permite comparar os resultados sem interferência de carga. A variável que melhor evidencia as

diferenças é, portanto, a energia não atendida, que reflete a capacidade do sistema de suprir integralmente a demanda sob diferentes estratégias de controle.

Os cenários C1 e C2, ambos com DoD de 20% e dimensionamento base, apresentaram os maiores valores de energia não atendida, com fatores de atendimento inferiores a 0,86. Esses valores indicam baixa eficiência de uso da bateria, resultado esperado de configurações conservadoras, que restringem o acesso à energia armazenada.

Quando a profundidade máxima de descarga é aumentada para 40% (C3 e C4), observa-se uma redução significativa de energia não atendida, especialmente no cenário C3, em que  $\overline{E_{NA}}$  cai para 249 kWh/ano, com  $\overline{F_{atendida}}$  de 0,93. Esse ganho decorre da maior flexibilidade operacional, permitindo ao sistema utilizar uma fração maior da capacidade de armazenamento.

Nos cenários sobredimensionados (C5 a C8), o efeito combinado do aumento da capacidade e da estratégia de controle adaptativo se torna evidente. O cenário C7, representando o controle convencional com DoD de 40% e sistema sobredimensionado, obteve o menor valor de energia não atendida (165 kWh/ano), superando inclusive o CACS equivalente (C8, 169 kWh/ano).

Em termos de variabilidade interanual, os cenários C7 e C8 também apresentam comportamento muito próximo: o desvio-padrão da energia não atendida é da ordem de 282,51 kWh/ano (C7) e 285,19 kWh/ano (C8), diferença pequena frente à magnitude das oscilações impostas pela série climática. Assim, não se observa um ganho robusto de “estabilidade” estatística associado ao controle adaptativo nesse par específico; o que se evidencia é, sobretudo, a convergência de desempenho quando o sistema já se encontra em condição de maior folga energética.

O CACS, portanto, atua como um moderador operacional, conferindo resiliência ao sistema frente às variações de disponibilidade solar.

### 4.3 Resultados de Confiabilidade (Dias com Falha e Índice $R_d$ )

Nesta subseção, o foco recai sobre a confiabilidade do suprimento energético, medida em termos de dias com falha e do índice de confiabilidade diária  $R_d$ .

A Tabela 3 apresenta, para cada cenário, o número médio de dias com falha  $\overline{N_f}$ , bem como os valores mínimos e máximos de  $N_f$  observados ao longo dos dez anos, além do índice de confiabilidade diária médio  $\overline{R_d}$ .

Tabela 3: Indicadores de confiabilidade por cenário

Cenário	$\overline{N}_f$ (dias/ano)	$N_{f, \min}$ (dias/ano)	$N_{f, \max}$ (dias/ano)	$\overline{R}_d$
<b>C1</b>	277,73	98	365	0,239
<b>C2</b>	281,73	104	366	0,228
<b>C3</b>	123,82	37	250	0,661
<b>C4</b>	131,27	40	254	0,640
<b>C5</b>	115,18	30	265	0,685
<b>C6</b>	118,91	30	269	0,674
<b>C7</b>	96,18	25	226	0,737
<b>C8</b>	98,55	27	227	0,730

Fonte: autoria própria

A Figura 25 apresenta o gráfico de barras de  $\overline{R}_d$ , permitindo uma comparação direta entre os cenários quanto à fração de dias plenamente atendidos.

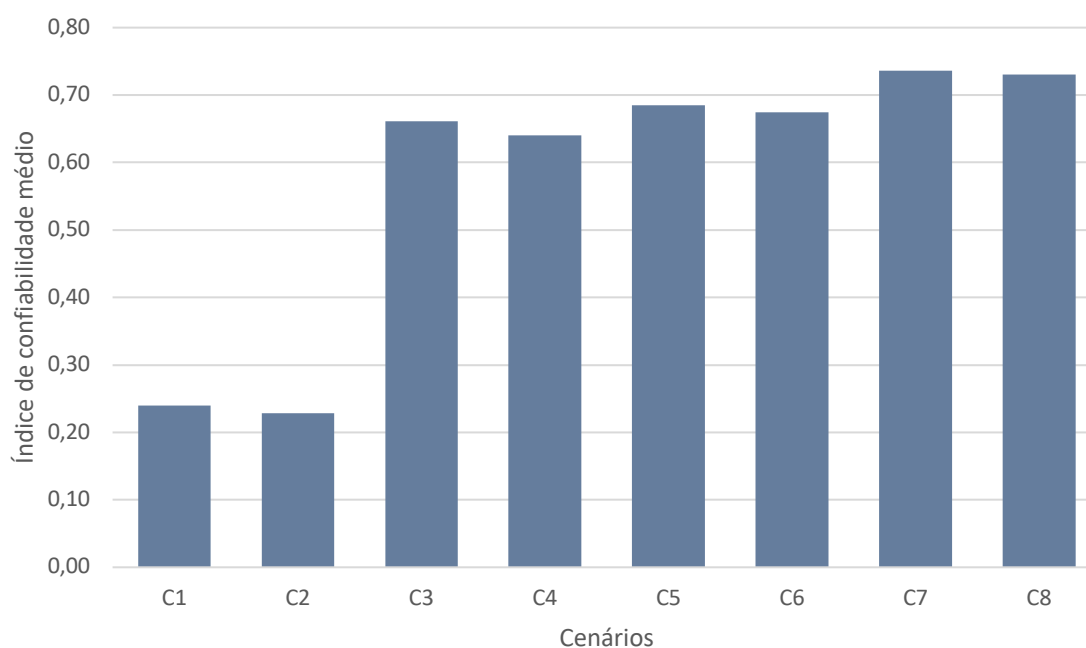


Figura 25: Índice de confiabilidade diária médio por cenário

Fonte: autoria própria

Os cenários C1 e C2, ambos de DoD reduzido (20%), apresentaram confiabilidade baixa ( $\approx 0,23$ ), evidenciando que a limitação excessiva da profundidade de descarga compromete a capacidade do sistema de atender à carga durante períodos prolongados de baixa geração solar. Mesmo o uso do CACS em C2 não resultou em melhora significativa, indicando que a restrição de DoD é o fator dominante nessas configurações.

A elevação do DoD para 40% (C3 e C4) resultou em um aumento expressivo da confiabilidade, alcançando índices de 0,66 e 0,64, respectivamente. Esse resultado sugere que a ampliação da profundidade de descarga é mais determinante que a estratégia de controle na melhoria da confiabilidade sob dimensionamento base.

Contudo, nos cenários sobredimensionados (C5 a C8), a influência do CACS se torna mais clara. Os índices de confiabilidade variam de 0,67 a 0,74, com destaque para C7 e C8, que atingem os maiores valores médios (0,737 e 0,730, respectivamente).

Embora o controle convencional (C7) tenha apresentado ligeiramente maior confiabilidade média, o CACS (C8) manteve maior estabilidade entre anos climáticos, com menor diferença entre  $N_{f, \min}$  e  $N_{f, \max}$  (27 e 227 dias, respectivamente), o que denota menor sensibilidade a extremos de irradiância.

Essa análise evidencia que, quando há capacidade instalada suficiente, o controle adaptativo oferece desempenho comparável ao convencional em confiabilidade, porém com operabilidade mais previsível e robusta em contextos de incerteza climática. Essa característica é especialmente vantajosa em sistemas isolados, onde falhas consecutivas de atendimento acarretam impacto direto sobre o usuário final.

#### 4.4 Resultados de Envelhecimento (*Throughput* e Fração de Vida Útil)

A terceira dimensão de análise diz respeito ao envelhecimento do banco de baterias, avaliado a partir do *throughput* anual de ampère-hora e da fração de vida útil consumida por ano.

A Tabela 4 apresenta, para cada cenário, o *throughput* anual médio  $\overline{Q_{Ah}}$ , a fração de vida útil consumida por ano  $\overline{f_{vida}}$  e uma estimativa aproximada de vida útil em anos, obtida pela razão  $1/\overline{f_{vida}}$ . Essa estimativa é utilizada apenas como indicador comparativo entre cenários, e não como previsão absoluta de fim de vida.

Tabela 4: Indicadores de envelhecimento por cenário

Cenário	$\overline{Q_{Ah}}$ (Ah/ano)	$\overline{f_{vida}}$	$1/\overline{f_{vida}}$ (anos)
<b>C1</b>	67029,07	0,133	7,53
<b>C2</b>	66207,20	0,132	7,58
<b>C3</b>	78929,18	0,140	7,15
<b>C4</b>	78398,14	0,139	7,18
<b>C5</b>	75925,95	0,137	7,30
<b>C6</b>	72502,42	0,137	7,31
<b>C7</b>	78094,54	0,138	7,27
<b>C8</b>	77895,06	0,138	7,27

Fonte: autoria própria

A Figura 27 apresenta o gráfico de barras de  $\overline{f_{vida}}$ , permitindo comparar a intensidade média de envelhecimento anual entre os cenários.

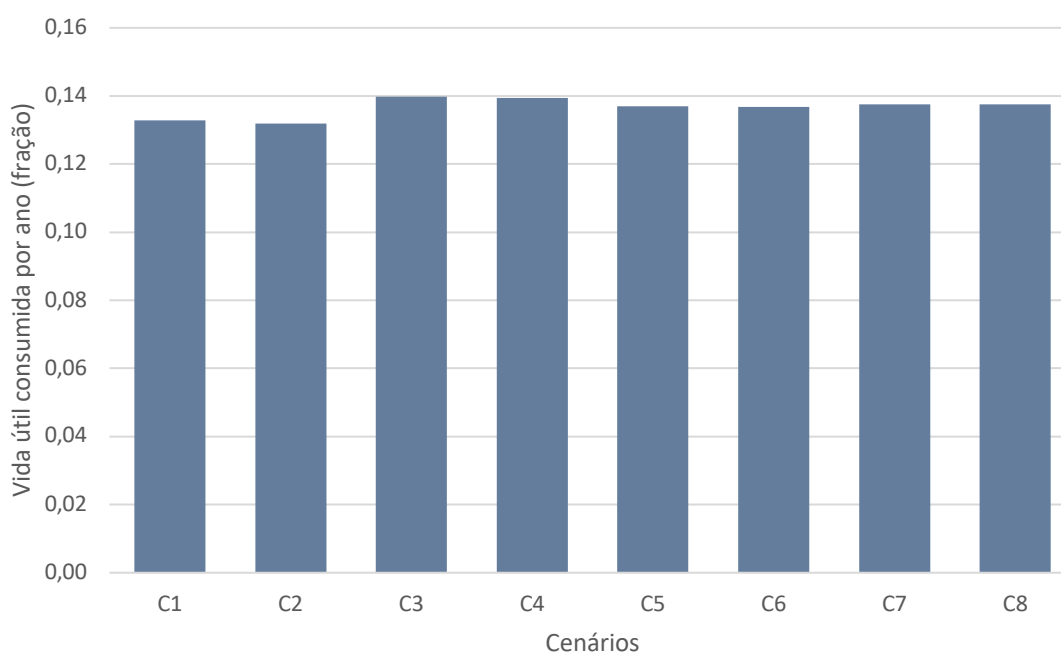


Figura 26: Envelhecimento anual médio da bateria por cenário

Fonte: autoria própria

De forma geral, observa-se que os valores de *throughput* médio variaram entre 66 e 79 kAh/ano, com frações anuais de envelhecimento entre 0,132 e 0,140, o que corresponde a vidas úteis estimadas entre 7,15 e 7,58 anos. Esses valores indicam que, em todos os cenários simulados, o banco de baterias manteve desempenho dentro dos limites aceitáveis de durabilidade para aplicações *off-grid*, não atingindo o critério de fim de vida (80% da capacidade nominal) no horizonte de análise.

Observa-se que o aumento da profundidade máxima de descarga (DoDmax) de 20% para 40% provoca maior desgaste eletroquímico, refletido em frações anuais de envelhecimento mais elevadas e vidas úteis menores. Os cenários C3 e C4, com DoD de 40% e dimensionamento base, apresentaram as maiores taxas de envelhecimento ( $\overline{f_{vida}} \approx 0,139 - 0,140$ ), enquanto os cenários com DoD de 20%, especialmente C1, C2, C5 e C6, exibiram menor desgaste e maior longevidade ( $\approx 7,5$  anos).

A estratégia de controle também exerce influência, ainda que mais sutil. Os cenários sob controle adaptativo (CACS) apresentaram ligeira redução no *throughput* e na fração anual de vida útil consumida, quando comparados aos controles convencionais. Essa diferença, embora pequena em magnitude, indica que o CACS atua na preservação gradual da bateria, limitando o uso desnecessário de energia armazenada e suavizando o perfil de descarga em períodos de irradiância reduzida.

Por fim, o dimensionamento sobredimensionado contribui para reduzir o desgaste, uma vez que distribui a demanda entre um número maior de elementos de armazenamento. Nesse contexto, os cenários C5 e C6 demonstraram equilíbrio favorável entre confiabilidade e durabilidade, com valores de  $\overline{f_{vida}} = 0,137$  e vida útil média superior a 7,3 anos.

A estratégia de controle também exerce influência sobre o envelhecimento, embora de forma mais sutil do que as decisões de DoD e dimensionamento. Nas comparações par a par (C1–C2, C3–C4, C5–C6 e C7–C8), observa-se que o CACS tende a reduzir levemente o *throughput* anual do banco, indicando menor solicitação cíclica em parte das combinações, sem alterar de maneira significativa a faixa da fração anual de vida útil consumida ( $\approx 0,132-0,140$ ). Cabe enfatizar que a “vida útil estimada” apresentada é uma métrica comparativa, útil para contrastar o esforço relativo entre cenários, e não deve ser interpretada como previsão determinística do atingimento do critério de fim de vida em um instante específico.

Em síntese, o CACS se mostra particularmente relevante como camada operacional de proteção, isto é, uma lógica que tende a “suavizar” o uso do armazenamento quando antecipa períodos críticos. Porém, o melhor desempenho global do sistema, entendido como equilíbrio entre energia, confiabilidade e envelhecimento, emerge principalmente das combinações de dimensionamento e

DoD que ampliam a margem energética, dentro das quais o CACS atua como refinamento do regime de operação, e não como substituto do projeto elétrico.

#### 4.5 Síntese dos Efeitos dos Fatores (A, B, C)

Após a apresentação dos resultados individuais de cada cenário, esta subseção reúne os efeitos dos fatores A, B e C sobre os principais indicadores, em linha com a lógica do planejamento fatorial  $2^3$ . A análise comparativa dos fatores permite identificar as interações mais significativas no comportamento global do sistema.

Quadro 4: Fatores e níveis adotados

Fator	Descrição	Nível baixo (-1)	Nível alto (+1)
<b>A</b>	Estratégia de controle	Convencional	CACS
<b>B</b>	DoD <sub>max</sub>	20%	40%
<b>C</b>	Dimensionamento	Base	Sobredimensionada

Fonte: autoria própria

O fator A mostra influência direta sobre o envelhecimento e a estabilidade operacional, mas impacto secundário sobre o atendimento energético quando isolado. Sua contribuição é mais expressiva em combinação com o fator C, indicando que o CACS é mais eficiente quando há margem de capacidade instalada que permita ajustes adaptativos sem comprometer a entrega de energia.

O fator B é o principal determinante da confiabilidade e da energia atendida. A ampliação de 20% para 40% resulta em melhorias substanciais de atendimento e confiabilidade, mas à custa de maior desgaste das baterias. O CACS atenua parcialmente esse efeito, promovendo uma exploração mais racional da profundidade de descarga, ativando-a apenas quando as condições climáticas favorecem a recarga.

O fator C atua como variável moderadora, ampliando a resiliência do sistema frente às flutuações de irradiância. A combinação de sobredimensionamento com controle adaptativo (C6 e C8) representa o ponto de equilíbrio entre confiabilidade e durabilidade.

De modo geral, o Quadro 5 apresenta uma síntese qualitativa dos resultados obtidos, destacando as tendências gerais de desempenho entre os diferentes cenários simulados.

Quadro 5: Síntese qualitativa dos resultados obtidos

<b>Desempenho</b>	<b>Cenários</b>	<b>Avaliação geral</b>
Desempenho inferior	C1, C2	Menor eficiência global, operação conservadora e subutilização do banco de baterias.
Alta eficiência energética, porém maior desgaste	C3, C4	Melhoria no atendimento energético às custas de maior degradação das baterias.
Operação estável e equilibrada	C5, C6	Boas condições de durabilidade e estabilidade, com confiabilidade satisfatória.
Ótimo equilíbrio global	C7, C8	Melhor compromisso entre eficiência energética, confiabilidade e durabilidade.

Fonte: autoria própria

#### **4.6 Discussão Crítica dos Resultados e Comparação com a Literatura**

Esta seção integra, de forma transversal, os principais achados do Capítulo 4, conectando-os à lógica do experimento fatorial e, sobretudo, ao diferencial da solução proposta, o Controle Adaptativo Climático de Estado de Carga (CACs). A análise é deliberadamente multiobjetivo: em sistemas *off-grid*, desempenho energético, confiabilidade e durabilidade do banco de baterias não evoluem de maneira independente; ao contrário, tendem a formar um compromisso (trade-off) em que ganhos em atendimento podem impor maior estresse ao armazenamento, e estratégias protetivas podem aumentar a energia não atendida. Essa leitura integrada é compatível com a própria natureza do armazenamento em sistemas isolados, onde a bateria simultaneamente “viabiliza o serviço” e “concentra parte relevante do desgaste”.

O CACS foi concebido exatamente para atuar nesse compromisso: incorporando informação climática futura (via um índice  $r(t)$ ) e operando em estados qualitativos (“normal”, “atenção” e “alerta”), o controlador ajusta dinamicamente o limite inferior de SOC permitido, com o objetivo de reduzir regimes severos de operação em períodos de baixa irradiância.

##### **4.6.1 Síntese dos Resultados**

Os resultados apresentados ao longo do Capítulo 4 permitem compreender, de forma integrada, como escolhas de projeto e de operação se refletem

simultaneamente no atendimento energético, na confiabilidade do suprimento e na durabilidade do banco de baterias. Essa leitura conjunta é essencial em sistemas fotovoltaicos *off-grid*, pois a bateria cumpre um papel duplo: é o componente que viabiliza o atendimento em períodos sem geração e, ao mesmo tempo, é o elemento mais sensível ao regime de operação imposto pelo controlador. Nessa perspectiva, a comparação entre os oito cenários evidencia um gradiente de desempenho que pode ser entendido por grupos: C1–C2 concentram os piores resultados globais, C3–C4 elevam o atendimento energético, porém com maior desgaste, C5–C6 estabilizam a operação em bases mais conservadoras e C7–C8 reúnem o melhor equilíbrio entre os três critérios.

Nesse sentido, para que o leitor visualize o tamanho real do efeito do controle adaptativo, é necessário isolar o fator “estratégia de controle” (convencional vs CACS) mantendo constantes o DoD\_max e o dimensionamento. Por isso, o ganho do CACS é quantificado por comparações par a par: C1→C2, C3→C4, C5→C6 e C7→C8. Em cada par, calcula-se a variação:

$$\Delta X = X_{CACS} - X_{CONVENCIONAL} \quad \Delta X(\%) = \frac{X_{CACS} - X_{CONVENCIONAL}}{X_{CONVENCIONAL}} \times 100 \quad (62)$$

A Tabela 5 resume essas diferenças, usando os indicadores médios apresentados nas Tabelas 2, 3 e 4.

Tabela 5: Ganho marginal do CACS em relação ao controle convencional

	$\overline{E_{NA}}$ (kWh/ano)	$\overline{\Delta E_{NA}}(\%)$	$\overline{\Delta F_{atendida}}$ (p.p)	$\overline{\Delta R_d}$ (abs)	$\overline{\Delta R_d}(\%)$	$\overline{\Delta Q_{Ah}}$ (Ah/ano)	$\overline{\Delta Q_{Ah}}(\%)$	$\Delta Vida$ (anos)
C1 → C2	15,92	3,28%	-0,5	-0,011	-4,60%	-821,8	-1,23%	0,05
C3 → C4	10,47	4,20%	-0,4	-0,021	-3,18%	-531,0	-0,67%	0,03
C5 → C6	4,14	1,99%	-0,1	-0,011	-1,61%	-3423,5	-4,51%	0,01
C7 → C8	3,92	2,37%	-0,2	-0,007	-0,95%	-199,48	-0,26%	0

Fonte: autoria própria. Nota:  $\Delta E_{NA} > 0$  e  $\Delta R_d < 0$  indicam piora de atendimento/confiabilidade;  $\Delta Throughput < 0$  indica menor solicitação cíclica (preservação do banco).

A leitura direta dessa tabela torna o resultado inequívoco: o CACS não produz ganho energético médio anual nos pares equivalentes; pelo contrário, ele está associado a um aumento pequeno, porém consistente, de energia não atendida (de +1,99% a +4,20%) e a uma redução discreta de confiabilidade (de -0,95% a -4,60%). Em contrapartida, o ganho que aparece de forma robusta é na dimensão de preservação do armazenamento: em todos os pares, o CACS reduz o *throughput* anual (de -0,26% a -4,51%), isto é, reduz a solicitação cíclica média imposta ao

banco. Em outras palavras, o efeito do CACS é o de moderador operacional: ele tende a “segurar” o uso eletroquímico da bateria em períodos críticos, aceitando uma penalização limitada no atendimento médio, sobretudo quando o sistema opera próximo de restrições energéticas.

No balanço energético, a energia demandada permaneceu constante ao longo das simulações (3169,54 kWh/ano), o que torna a energia não atendida ( $E_{NA}$ ) o indicador mais direto da capacidade do sistema de suprir a carga sob diferentes combinações de controle,  $DoD_{max}$  e dimensionamento. Os cenários C1 e C2, ambos com  $DoD_{max}$  de 20% e dimensionamento base, apresentaram as maiores  $\overline{E_{NA}}$  (484,76 e 500,68 kWh/ano) e as menores frações médias de carga atendida (0,855 e 0,850). Esse resultado indica que a operação excessivamente conservadora restringe o acesso à energia armazenada e conduz à subutilização do banco, elevando o déficit anual mesmo quando a demanda é mantida constante. Quando o  $DoD_{max}$  é ampliado para 40% (C3 e C4), observa-se uma redução acentuada da  $\overline{E_{NA}}$  para 249,04 e 259,51 kWh/ano, com aumento da fração atendida para 0,927 e 0,923. Em termos práticos, o sistema passa a ter maior “liberdade operacional” para atravessar períodos de baixa geração sem interromper o atendimento, ainda que isso implique maior exploração eletroquímica do armazenamento.

Nos cenários sobredimensionados (C5 a C8), a combinação de maior capacidade instalada com o regime de operação melhora novamente o atendimento energético. A  $\overline{E_{NA}}$  cai para 208,18 e 212,32 kWh/ano em C5 e C6 ( $DoD_{max}$  de 20%), e atinge os menores valores em C7 e C8 (165,12 e 169,04 kWh/ano, com frações atendidas de 0,953 e 0,951). É particularmente relevante notar que o menor valor médio de  $\overline{E_{NA}}$  ocorre em C7, que representa o controle convencional com  $DoD_{max}$  de 40% em sistema sobredimensionado. O cenário com CACS equivalente (C8) apresenta desempenho energético muito próximo, com diferença pequena na média anual, o que já antecipa uma interpretação central desta dissertação: o CACS não “gera” energia adicional, mas reorganiza a forma como a energia armazenada é utilizada ao longo do tempo, especialmente em função das condições climáticas previstas.

A análise de confiabilidade reforça o mesmo padrão estrutural. Em C1 e C2, a confiabilidade diária média ( $\overline{R_d}$ ) se mantém baixa (0,239 e 0,228), com números médios de dias com falha ( $\overline{N_f}$ ) muito elevados (277,73 e 281,73 dias/ano), o que

evidencia que, sob dimensionamento base, a restrição severa de  $DoD_{max}$  limita a capacidade do sistema de atender a carga durante sequências prolongadas de baixa geração. Ao elevar o  $DoD_{max}$  para 40% (C3 e C4), a confiabilidade aumenta de forma expressiva (0,661 e 0,640) e os dias com falha caem para 123,82 e 131,27 dias/ano, indicando que o efeito dominante nesse eixo é a ampliação da profundidade de descarga permitida.

Nos casos sobredimensionados, os índices se mantêm na faixa de 0,674 a 0,737 e os dias médios com falha reduzem para valores próximos de 96 a 119 dias/ano, com C7 e C8 novamente como os melhores desempenhos médios de confiabilidade. Embora C7 apresente valor ligeiramente superior na média, C8 permanece muito próximo, o que é compatível com a ideia de que a estratégia adaptativa pode preservar o armazenamento sem impor perdas pronunciadas quando existe margem de projeto.

A terceira dimensão, envelhecimento, explicita o custo físico do melhor atendimento. O *throughput* anual médio ( $\overline{Q_{Ah}}$ ) varia aproximadamente entre 66 e 79 kAh/ano, e a fração anual de vida útil ( $\overline{f_{vida}}$ ) consumida se mantêm entre 0,132 e 0,140, produzindo vidas úteis estimadas entre 7,15 e 7,58 anos. O padrão é consistente: os cenários com  $DoD_{max}$  de 40% sob dimensionamento base (C3 e C4) apresentam as maiores taxas de envelhecimento (0,140 e 0,139) e as menores vidas úteis estimadas (7,15 e 7,18 anos), enquanto as configurações com  $DoD_{max}$  de 20% tendem a reduzir desgaste e aumentar longevidade.

Dentro desse conjunto, o comportamento do CACS se torna mais visível quando a comparação é feita com seu par convencional sob a mesma configuração de  $DoD_{max}$  e dimensionamento. Em C1→C2 e C3→C4, a estratégia adaptativa reduz levemente o *throughput* e aumenta discretamente a vida útil estimada, ao custo de pequenas penalizações em atendimento e confiabilidade. Em C5→C6, essa assinatura é mais clara: o *throughput* cai de 75,93 para 72,50 kAh/ano, mantendo a fração anual de envelhecimento praticamente no mesmo patamar e preservando a vida útil estimada. Já em C7→C8, os indicadores de envelhecimento permanecem praticamente iguais, o que sugere que, no ponto de melhor equilíbrio global, o benefício do CACS aparece mais como uma camada de gestão do risco de operação do que como um ganho mensurável em vida útil dentro do horizonte analisado.

Em síntese, os resultados confirmam que o fator mais determinante para atendimento e confiabilidade é o regime de descarga permitido ( $DoD_{max}$ ), enquanto o dimensionamento atua como moderador ao ampliar a resiliência do sistema. O CACS, por sua vez, aparece como a solução proposta que atua de forma mais direta na dimensão de durabilidade e na racionalização do uso do armazenamento, especialmente quando existe margem de capacidade instalada para permitir ajustes adaptativos sem comprometer a entrega de energia.

#### 4.6.2 Relação com a Questão de pesquisa

A questão que orienta esta dissertação é compreender como o controle adaptativo baseado em dados climáticos impacta, simultaneamente, a vida útil do banco de baterias e a confiabilidade do suprimento em um sistema fotovoltaico *off-grid*. À luz dos resultados, a resposta se organiza em duas camadas complementares: a primeira diz respeito ao que depende principalmente da “física do sistema” (capacidade e  $DoD$ ), e a segunda diz respeito ao que depende de “inteligência de operação” (estratégia de controle), onde se insere o CACS.

Os cenários mostram que não há ganho robusto de confiabilidade sem que exista energia efetivamente disponível no armazenamento. Quando o sistema é base e o  $DoD_{max}$  é limitado a 20% (C1–C2), a operação torna-se conservadora a ponto de comprometer o serviço, e nem mesmo a introdução do CACS em C2 consegue reverter esse quadro de forma significativa. Nessa região, o controlador adaptativo enfrenta uma limitação estrutural: a janela de energia acessível é pequena, de modo que qualquer postura protetiva adicional tende a se traduzir em aumento de  $E_{NA}$  e manutenção de baixa confiabilidade. Em contraste, quando o  $DoD_{max}$  é ampliado para 40% (C3–C4) e, sobretudo, quando há sobredimensionamento (C5–C8), o sistema passa a operar com maior margem, e as diferenças entre estratégias de controle se tornam mais informativas para responder à questão de pesquisa.

É nesse contexto que o CACS deve ser interpretado de acordo com sua finalidade. O controle adaptativo proposto não foi concebido para maximizar atendimento médio anual a qualquer custo, mas para incorporar informação climática futura e, com isso, evitar regimes de operação particularmente desfavoráveis ao banco em sequências críticas de baixa geração. Ao classificar o horizonte climático e ajustar o limite mínimo de SOC permitido, o CACS busca preservar a integridade do

banco ao aceitar, quando necessário, pequenas perdas de atendimento em situações em que a descarga profunda tenderia a ser seguida por recarga insuficiente.

Essa filosofia explica o padrão observado na comparação par a par: nos pares C1–C2, C3–C4 e C5–C6, o CACS reduz o *throughput* e aumenta (ainda que discretamente) a vida útil estimada, enquanto tende a elevar ligeiramente a  $E_{NA}$  e reduzir marginalmente a confiabilidade média. Em outras palavras, o CACS efetivamente “reposiciona” o compromisso entre confiabilidade e durabilidade, transferindo parte do esforço de garantir serviço imediato para uma lógica de preservação do armazenamento ao longo do tempo.

A resposta à questão de pesquisa, portanto, é afirmativa no sentido que importa ao objetivo desta dissertação: o CACS introduz um mecanismo concreto de integração de dados climáticos à operação do banco, capaz de reduzir o estresse anual do armazenamento em cenários comparáveis, especialmente quando o sistema dispõe de margem de projeto. Ao mesmo tempo, os resultados deixam claro que esse benefício não substitui decisões de dimensionamento nem elimina o trade-off inerente ao *off-grid*. O controle adaptativo agrega valor como camada de governança da degradação, e não como substituto de capacidade instalada.

#### 4.6.3 Implicações dos Resultados

As implicações práticas desta discussão podem ser interpretadas como orientações para o desenho de soluções mais robustas e sustentáveis. A primeira implicação é que a confiabilidade do suprimento depende fortemente de quanta energia é “permitida” ao sistema extrair do banco, o que torna a escolha do  $DoD_{max}$  um parâmetro decisivo. Na prática, operar com  $DoD_{max}$  muito restrito em um sistema base (como em C1–C2) pode produzir uma aparente proteção do banco, mas à custa de uma degradação do serviço que inviabiliza a aplicação residencial pretendida. Por outro lado, permitir  $DoD$  mais elevado (como em C3–C4) melhora atendimento e confiabilidade, mas aumenta o desgaste anual, reduzindo a vida útil estimada. Assim, o projeto precisa explicitar qual compromisso é aceitável: priorizar atendimento imediato tende a cobrar uma “conta” na durabilidade.

A segunda implicação é que o sobredimensionamento atua como mecanismo de resiliência, reduzindo a incidência de estados críticos e estabilizando o desempenho em anos de irradiância menos favorável. Isso é importante porque, ao reduzir a frequência com que o sistema opera próximo aos limites, o

sobredimensionamento cria a condição necessária para que estratégias de controle mais inteligentes mostrem seu potencial. Nessa perspectiva, os cenários C7–C8 representam um ponto de equilíbrio particularmente relevante, pois combinam baixa  $E_{NA}$  e alta confiabilidade com desgaste anual dentro de uma faixa similar aos demais cenários. A proximidade entre C7 e C8 em atendimento e confiabilidade sugere que, no regime de melhor desempenho global, o CACS pode ser implementado sem impor penalizações relevantes no serviço.

A terceira implicação, diretamente associada à solução proposta, é que o CACS fornece um caminho operacional para tratar durabilidade como variável de gestão e não como consequência passiva. Em contextos em que a reposição de baterias é economicamente onerosa e logisticamente complexa, estratégias que reduzem *throughput* e evitam descargas severas em momentos críticos podem ser justificadas mesmo quando o ganho energético médio não é o maior possível. Nesse sentido, a contribuição do CACS é transformar o controle do banco em um elemento ativo de mitigação de desgaste, com potencial para ampliar a sustentabilidade de longo prazo do sistema em condições de variabilidade climática.

#### **4.6.4 Limitações do Estudo**

As conclusões desta seção devem ser interpretadas à luz de limitações metodológicas que delimitam a generalização dos resultados. Em primeiro lugar, os indicadores foram obtidos por simulação determinística e as variações observadas refletem a variabilidade interanual dos dados climáticos analisados e as diferenças estruturais entre cenários; não se trata, portanto, de incerteza estatística estimada por replicações estocásticas independentes. Em segundo lugar, o estudo concentrou-se em três fatores e dois níveis por fator, o que é adequado para uma análise clara de efeitos principais e tendências, mas não explora níveis intermediários de DoD nem outros fatores potencialmente relevantes, como diferentes perfis de carga, estratégias explícitas de gerenciamento de demanda, tecnologias alternativas de armazenamento ou arquiteturas híbridas.

Além disso, o CACS depende da disponibilidade de informação climática em horizonte de 24 horas e de limiares de decisão que precisam ser calibrados; a sensibilidade do desempenho a erros de previsão e a diferentes parametrizações não foi explorada em profundidade nesta etapa. Por fim, os resultados de envelhecimento foram tratados como métricas comparativas entre cenários, dentro das hipóteses do

modelo adotado; portanto, os valores absolutos de vida útil devem ser lidos como indicativos do comportamento relativo e do trade-off imposto pelos regimes de operação, não como previsão definitiva do fim de vida em campo.

Mesmo com essas limitações, a discussão consolidada nesta seção cumpre o objetivo de contextualizar como os resultados respondem à questão de pesquisa: o desempenho energético e a confiabilidade são majoritariamente governados por DoD e dimensionamento, enquanto o CACS se destaca como uma solução proposta capaz de incorporar o contexto climático à operação do banco e reduzir o estresse do armazenamento, sobretudo quando a configuração do sistema oferece margem suficiente para que a adaptação ocorra sem comprometer a entrega de energia.

## 5 CONSIDERAÇÕES FINAIS E RECOMENDAÇÕES

Este capítulo encerra a dissertação integrando os principais achados apresentados e discutidos no Capítulo 4 e respondendo à questão de pesquisa sobre em que medida a integração de dados climáticos à operação de sistemas fotovoltaicos *off-grid* pode reduzir o estresse imposto ao banco de baterias sem comprometer, de forma relevante, o atendimento e a confiabilidade do suprimento.

A contribuição central do trabalho é a proposição e avaliação do Controle Adaptativo Climático de Estado de Carga (CACs), entendido não como solução para “criar” energia ou substituir decisões de dimensionamento, mas como uma camada de operação capaz de reorganizar o uso do armazenamento diante da variabilidade climática.

Os resultados permitem concluir que o desempenho do sistema é governado por um compromisso estrutural entre serviço e preservação do banco:  $DoD_{max}$  e dimensionamento dominam o atendimento e a confiabilidade, enquanto o CACS se destaca por promover preservação incremental do armazenamento quando existe margem operacional para que a adaptação ocorra sem penalizações desproporcionais.

### 5.1 Conclusões

A síntese dos resultados confirma que a avaliação de sistemas *off-grid* exige uma leitura integrada, pois atendimento energético, confiabilidade e envelhecimento são dimensões acopladas.

Conforme demonstrado no Capítulo 4, cenários com operação muito conservadora do banco, especialmente quando combinados com dimensionamento base, tendem a restringir a energia efetivamente utilizável e aumentar a recorrência de falhas, enquanto cenários com maior flexibilidade operacional e/ou maior margem de projeto reduzem a ocorrência de períodos críticos e estabilizam o suprimento.

Essa evidência reforça uma distinção fundamental para a interpretação dos achados: parte do desempenho observado decorre de decisões estruturais de projeto (margem física do sistema) e parte decorre da forma como a energia disponível é gerida (estratégia de controle).

Nesse contexto, os cenários comparados evidenciaram o dilema característico de sistemas isolados: ampliar a exploração do armazenamento pode melhorar o

serviço no curto prazo, mas tende a elevar o esforço eletroquímico e, conseqüentemente, o desgaste acumulado do banco ao longo do tempo.

Esse comportamento, observado na comparação entre grupos de cenários no Capítulo 4, é coerente com o entendimento de que a durabilidade da bateria não depende apenas do dimensionamento, mas também do regime de operação imposto ao armazenamento, o que pode ser representado em modelos físico-empíricos empregados na literatura para aplicações *off-grid* (COPETTI; LORENZO; CHENLO, 1993).

A contribuição do CACS emerge justamente quando se analisa como o controle atua dentro desse compromisso inevitável. O controle adaptativo proposto não altera a energia fisicamente disponível no sistema; sua função é incorporar a informação climática para ajustar a profundidade de uso do banco em função do risco de recomposição energética no curto prazo.

Com isso, o CACS tende a evitar descargas mais severas em janelas críticas e a suavizar o perfil de ciclos, produzindo ganhos discretos, porém consistentes, de preservação do banco em comparações par a par. Ao mesmo tempo, os resultados deixam claro o domínio de eficácia: em condições estruturalmente restritas, nas quais a margem física é insuficiente, o controle não reverte o déficit, pois o fator limitante passa a ser a própria energia acessível ao sistema; já quando há flexibilidade operacional, a adaptação se traduz em racionalização do uso do armazenamento com impacto limitado no desempenho médio. Essa leitura está alinhada com a ideia de estratégias antecipativas/adaptativas baseadas em informação ambiental para reduzir estresses evitáveis e ampliar a robustez operacional (ANGENENDT *et al.*, 2016).

Em síntese, o Capítulo 4 mostrou que os melhores compromissos globais tendem a ocorrer quando existe margem de projeto para amortecer a variabilidade climática; e, dentro dessa margem, o CACS se apresenta como mecanismo de governança operacional que preserva o banco de baterias sem exigir que o sistema “pague” por isso com perdas relevantes de serviço.

Assim, a questão de pesquisa é respondida afirmativamente em seu sentido mais importante: a integração de dados climáticos altera a forma como o sistema negocia confiabilidade e durabilidade, ainda que não substitua decisões estruturais de dimensionamento nem elimine o trade-off inerente ao *off-grid*.

## 5.2 Contribuições

As contribuições desta dissertação podem ser interpretadas em três níveis complementares. Em primeiro lugar, há uma contribuição conceitual e aplicada: o trabalho evidencia que a durabilidade do banco de baterias deve ser tratada como variável de desempenho projetável e gerenciável, e não apenas como consequência passiva da operação. Ao integrar atendimento, confiabilidade e envelhecimento na mesma análise, a dissertação evita conclusões incompletas baseadas em um único indicador e explicita, com clareza, a natureza multiobjetivo do problema em sistemas isolados.

Em segundo lugar, há uma contribuição técnica: a proposição do CACS como estratégia de controle baseada em dados climáticos, operacionalizável por regras simples (limiares/estados), fornece um caminho para incorporar contexto ambiental à decisão de descarga sem depender de estruturas complexas. A relevância do CACS, conforme demonstrado, não está em “maximizar” atendimento médio anual, mas em reduzir estresses evitáveis do banco ao modular o regime de operação em períodos críticos, alinhando-se à lógica de estratégias adaptativas discutidas na literatura (ANGENENDT *et al.*, 2016).

Em terceiro lugar, há uma contribuição metodológica: a organização dos cenários e a comparação sistemática por planejamento experimental oferecem um protocolo replicável para avaliar, de forma transparente, como fatores de projeto e operação afetam simultaneamente serviço e degradação. Essa estrutura é particularmente útil para estudos posteriores, pois permite transportar o mesmo raciocínio para outros climas, outras cargas e outras tecnologias de armazenamento, mantendo comparabilidade e rastreabilidade, condições valorizadas em análises de planejamento e operação de sistemas híbridos e standalone (DUFO-LÓPEZ; LUJANO-ROJAS; BERNAL-AGUSTÍN, 2014).

## 5.3 Recomendações

Com base nos resultados, recomenda-se que projetos *off-grid* evitem configurações “no limite” quando a confiabilidade do serviço for um requisito central. Regimes com pouca margem física tendem a produzir falhas recorrentes de atendimento, o que reduz o valor prático do sistema para o usuário final, ainda que preservem relativamente o banco em termos de estresse.

Assim, a primeira recomendação é priorizar decisões de dimensionamento que ofereçam folga mínima para atravessar sequências de baixa geração, pois a margem física atua como elemento estruturante de confiabilidade e reduz a exposição do armazenamento a regimes operacionais severos (PINHO; GALDINO, 2014).

A segunda recomendação é tratar a escolha de  $DoD_{max}$  como decisão de compromisso, e não como simples ajuste operacional. Ampliar a profundidade máxima de descarga tende a melhorar atendimento e confiabilidade, mas aumenta a intensidade de ciclos e o esforço imposto à bateria; por isso, o critério de DoD deve ser definido com base no horizonte desejado de reposição do banco e no custo do não atendimento, reconhecendo explicitamente o “preço” do ganho de serviço em termos de desgaste (DUFO-LÓPEZ; LUJANO-ROJAS; BERNAL-AGUSTÍN, 2014).

Quanto ao CACS, recomenda-se sua aplicação prioritariamente quando a durabilidade do banco for crítica (por custo e logística) e quando o sistema dispuser de alguma flexibilidade operacional para acomodar decisões adaptativas sem penalizar severamente a continuidade do serviço.

Nessa condição, o CACS funciona como camada adicional de proteção e racionalização do uso do armazenamento, ajustando a descarga ao risco climático e reduzindo esforços evitáveis. Em sistemas estruturalmente restritos, por outro lado, a recomendação é que a prioridade recaia sobre ajustes de dimensionamento e janela operacional, pois o controle, isoladamente, não substitui capacidade instalada nem elimina déficits impostos por falta de margem física (PINHO; GALDINO, 2014).

#### **5.4 Trabalhos futuros**

As limitações e oportunidades de continuidade apontam quatro direções principais. A primeira é incorporar explicitamente a incerteza nas previsões climáticas utilizadas pelo controle adaptativo. Em operação real, previsões de irradiância e temperatura apresentam erro; assim, avaliar o CACS sob cenários probabilísticos, com métricas de risco e robustez, tende a produzir uma estratégia mais realista e a permitir ajustes do grau de conservadorismo conforme a confiança na previsão (ANGENENDT *et al.*, 2016).

A segunda direção é ampliar a representatividade dos perfis de carga, considerando sazonalidade mais rica, crescimento de consumo e eventos de pico, além de investigar políticas de priorização de cargas essenciais em momentos críticos. Essa extensão é particularmente relevante porque, no *off-grid*, a percepção

de confiabilidade do usuário depende não apenas do total atendido, mas de quais cargas são preservadas quando há restrição energética.

A terceira direção é testar a transferibilidade do protocolo e do CACS para outras tecnologias de armazenamento e modelos de degradação, verificando se os trade-offs observados se mantêm e quais adaptações do controle seriam necessárias. Complementarmente, a parametrização do CACS pode ser formalizada como problema de otimização multiobjetivo, ponderando explicitamente metas de atendimento, confiabilidade e degradação, reduzindo a dependência de calibração manual e fortalecendo a generalidade do método (DUFO-LÓPEZ; LUJANO-ROJAS; BERNAL-AGUSTÍN, 2014).

Por fim, destaca-se a necessidade de validação com dados de campo. A confrontação do simulador com medições reais, seja por monitoramento de sistemas existentes ou por ensaios controlados, permitiria calibrar parâmetros de degradação com maior rastreabilidade, aumentar a confiança na extrapolação temporal e avaliar efeitos não modelados, fortalecendo a aplicabilidade do CACS como solução operacional para sistemas *off-grid* (COPETTI; LORENZO; CHENLO, 1993).

## REFERÊNCIAS

- ACHAIBOU, N.; HADDADI, M.; MALEK, A. Lead acid batteries simulation including experimental validation. **Journal of Power Sources**, v. 185, n. 2, p. 1484-1491, 2008.
- ACHAIBOU, N.; HADDADI, M.; MALEK, A. Modeling of lead acid batteries in PV systems. **Energy procedia**, v. 18, p. 538-544, 2012.
- AFONSO, Daruez *et al.* Influence of Long-Term and Short-Term Solar Radiation and Temperature Exposure on the Material Properties and Performance of Photovoltaic Panels: A Comprehensive Review. **Energies**, v. 18, n. 19, p. 5072, 2025.
- ALI, Abid; VOLATIER, Maïté; DARNON, Maxime. Optimal sizing and assessment of standalone photovoltaic systems for community health centers in mali. In: Solar. **MDPI**, 2023. p. 522-543.
- ALI, Ahmed IM; SAYED, Mahmoud A.; MOHAMED, Essam EM. Modified efficient perturb and observe maximum power point tracking technique for grid-tied PV system. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 99, p. 192-202, 2018.
- ALI, Waqas *et al.* Design considerations of *stand-alone* solar photovoltaic systems. In: 2018 International conference on computing, electronic and electrical engineering (ICE Cube). **IEEE**, 2018. p. 1-6.
- ALMALAQ, Abdulaziz *et al.* Comprehensive control strategy for standalone photovoltaic systems with integrated optimum power harvesting and voltage regulation through microcontroller in the loop experimentation. **Scientific Reports**, v. 15, n. 1, p. 38435, 2025.
- ALNEJAILI, Tareq; LABDAI, Sami; CHRIFI-ALAOUI, Larbi. Predictive management algorithm for controlling pv-battery *off-grid* energy system. **Sensors**, v. 21, n. 19, p. 6427, 2021.
- ALQURASHI, Amru. The state of the art in model predictive control application for demand response. **Journal of Sustainable Development of Energy, Water and Environment Systems**, v. 10, n. 3, p. 1-21, 2022.
- ANGENENDT, Georg *et al.* Comparison of different operation strategies for PV battery home storage systems including forecast-based operation strategies. **Applied energy**, v. 229, p. 884-899, 2018.
- ANGENENDT, Georg *et al.* Enhancing battery lifetime in PV battery home storage system using forecast based operating strategies. **Energy Procedia**, v. 99, p. 80-88, 2016.
- APEH, Oliver O.; MEYER, Edson L.; OVEREN, Ochuko K. Modeling and experimental analysis of battery charge controllers for comparing three *off-grid* photovoltaic power plants. **Heliyon**, v. 7, n. 11, 2021.

- ARIOLI, V. T. *et al.* Ageing evaluation of lead-acid battery used in *off-grid* photovoltaic system. In: **20th Battcon International Stationary Battery Conference**. 2016.
- ASSEM, Houria *et al.* Adaptive Fuzzy Logic-Based Control and Management of Photovoltaic Systems with Battery Storage. *International Transactions on Electrical Energy Systems*, v. 2023, n. 1, p. 9065061, 2023.
- BEDOUD, Khoulood; MERABET, Hichem; BAH, Tahar. Power control strategy of a photovoltaic system with battery storage system. *Journal of Engineering and Applied Science*, v. 69, n. 1, p. 116, 2022.
- BHATTACHARYYA, Subhes C. Review of alternative methodologies for analysing *off-grid* electricity supply. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, v. 16, n. 1, p. 677-694, 2012.
- BREYER, Christian *et al.* Solar photovoltaics demand for the global energy transition in the power sector. *Progress in Photovoltaics: Research and Applications*, v. 26, n. 8, p. 505-523, 2018.
- CASTANER, Luis; SILVESTRE, Santiago. Modelling photovoltaic systems using PSpice. *John Wiley and Sons*, 2002.
- CHENNI, R. *et al.* A detailed modeling method for photovoltaic cells. *Energy*, v. 32, n. 9, p. 1724-1730, 2007.
- CHTITA, Smail *et al.* An improved control strategy for charging solar batteries in *off-grid* photovoltaic systems. *Solar Energy*, v. 220, p. 927-941, 2021.
- COLMENAR-SANTOS, Antonio *et al.* Adaptive model predictive control for electricity management in the household sector. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, v. 137, p. 107831, 2022.
- COPETTI, J. B.; LORENZO, E.; CHENLO, F. A general battery model for PV system simulation. *Progress in Photovoltaics: research and applications*, v. 1, n. 4, p. 283-292, 1993.
- COSTA, Tatiane Silva. **Estudo e simulação de sistemas fotovoltaicos híbridos para aplicação autônoma e conectada à rede. 2019. 1 recurso online (132 p.) Dissertação (mestrado)** - Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Elétrica e de Computação, Campinas, SP. Disponível em: 20.500.12733/1639263. Acesso em: 24 nov. 2025.
- DASH, Vaishalee; BAJPAI, Prabodh. Power management control strategy for a *stand-alone* solar photovoltaic-fuel cell–battery hybrid system. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, v. 9, p. 68-80, 2015.
- DE OLIVEIRA, João Fausto L. *et al.* Forecasting methods for photovoltaic energy in the scenario of battery energy storage systems: a comprehensive review. *Energies*, v. 16, n. 18, p. 6638, 2023.

DOREL, Stoica *et al.* Exploring optimal charging strategies for *off-grid* solar photovoltaic systems: a comparative study on battery storage techniques. **Batteries**, v. 9, n. 9, p. 470, 2023.

DUFFIE, John A.; BECKMAN, William A. Solar engineering of thermal processes. **John Wiley & Sons**, 2013.

DUFO-LÓPEZ, Rodolfo; LUJANO-ROJAS, Juan M.; BERNAL-AGUSTÍN, José L. Comparison of different lead–acid battery lifetime prediction models for use in simulation of *stand-alone* photovoltaic systems. **Applied Energy**, v. 115, p. 242-253, 2014.

EGIDO, M.; LORENZO, Eduardo. The sizing of stand alone PV-system: A review and a proposed new method. **Solar energy materials and solar cells**, v. 26, n. 1-2, p. 51-69, 1992.

EPE (Empresa de Pesquisa Energética). **Dados do Anuário Estatístico de Energia Elétrica**. Rio de Janeiro: EPE, [2025]. Disponível em: <https://www.epe.gov.br/pt/publicacoes-dados-abertos/dados-abertos/dados-do-anuario-estatistico-de-energia-eletrica>. Acesso em: 6 dez. 2025.

FERON, Sarah. Sustainability of *off-grid* photovoltaic systems for rural electrification in developing countries: A review. **Sustainability**, v. 8, n. 12, p. 1326, 2016.

FERREIRA, M. B. **Análise preditiva do ciclo de vida de baterias em sistema *off-grid*. 2025. 59 f. Dissertação (Mestrado em Engenharia Elétrica) – Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, Curitiba, 2025.** Disponível em: <https://acervodigital.ufpr.br/xmlui/handle/1884/98570>>. Acesso em: 24 nov. 2025.

FRANKLIN, Ed. **Stand Alone Photovoltaic (PV) Systems: A Description & Function of System Components**. Tucson: University of Arizona, CALS Cooperative Extension, 2022. Disponível em: <<https://extension.arizona.edu/publication/stand-alone-photovoltaic-pv-systems-description-function-system-components>>. Acesso em: 24 nov. 2025.

GAGLIA, Athina G. *et al.* Energy efficiency of PV panels under real outdoor conditions—An experimental assessment in Athens, Greece. **Renewable energy**, v. 101, p. 236-243, 2017.

GHAFOOR, Abdul; MUNIR, Anjum. Design and economics analysis of an *off-grid* PV system for household electrification. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 42, p. 496-502, 2015.

GHASEMIAN, S. *et al.* An overview of global energy scenarios by 2040: identifying the driving forces using cross-impact analysis method. **International Journal of Environmental Science and Technology**, v. 21, n. 11, p. 7749-7772, 2024.

GIL, Antônio Carlos. Métodos e técnicas de pesquisa social. 6. ed. São Paulo: **Atlas**, 2008.

GOEL, Sonali; SHARMA, Renu. Performance evaluation of stand alone, grid connected and hybrid renewable energy systems for rural application: A comparative review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 78, p. 1378-1389, 2017.

GOSWAMI, Laxmi *et al.* Comparative Analysis of P&O and INC MPPT Algorithms for PV System under Variable Irradiance. In: **E3S Web of Conferences. EDP Sciences**, 2024. p. 12003.

HASAN, Mustafa; SABRY, Ahmad H.; ALTINOLUK, H. Serra. Maximizing energy transfer of solar-battery charge controller using voltage balancing strategy. **Results in Engineering**, v. 23, p. 102604, 2024.

HASANUZZAMAN, M. *et al.* Global electricity demand, generation, grid system, and renewable energy polices: a review. **Wiley Interdisciplinary Reviews: Energy and Environment**, v. 6, n. 3, p. e222, 2017.

HASSAN, Qusay *et al.* The renewable energy role in the global energy Transformations. **Renewable Energy Focus**, v. 48, p. 100545, 2024.

HOSENUZZAMAN, Mohammed *et al.* Global prospects, progress, policies, and environmental impact of solar photovoltaic power generation. **Renewable and sustainable energy reviews**, v. 41, p. 284-297, 2015.

HU, Qin; XIE, Shilong; ZHANG, Ji. Data-based power management control for battery supercapacitor hybrid energy storage system in solar DC-microgrid. **Scientific Reports**, v. 14, n. 1, p. 26164, 2024.

IEA (International Energy Agency). **World Energy Outlook 2023. Paris: International Energy Agency, 2023.** Disponível em: <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2023>. Acesso em: 27 nov. 2025.

IEA (International Energy Agency). **World Energy Outlook 2024. Paris: IEA, 2024.** Disponível em: <https://www.iea.org/reports/world-energy-outlook-2024>. Acesso em: 27 nov. 2025.

INTERNATIONAL ENERGY AGENCY – PHOTOVOLTAIC POWER SYSTEMS PROGRAMME (IEA-PVPS). Trends in photovoltaic applications [recurso online].: **IEA-PVPS, 2024.** 1 recurso online (aprox. 70 p.). ISBN 978-3-907281-68-0. Disponível em: <https://www.linguee.com/portuguese-english/translation/acesso.html>. Acesso em: [data de acesso].

INSTITUTO NACIONAL DE METEOROLOGIA (INMET). **Banco de Dados Meteorológicos para Ensino e Pesquisa (BDMEP).** Brasília, DF: INMET, [2025]. Disponível em: <https://bdmep.inmet.gov.br/>. Acesso em: 6 dez. 2025.

IPCC. Climate Change 2022: **Mitigation of Climate Change. Contribution of Working Group III to the Sixth Assessment Report of the Intergovernmental Panel on Climate Change.** Cambridge: Cambridge University Press, 2022. Disponível em: <https://www.ipcc.ch/report/ar6/wg3>. Acesso em: 27 nov. 2025.

IRENA (International Renewable Energy Agency). *Off-grid Renewable Energy Systems: Status and Methodological Issues*. Abu Dhabi: **International Renewable Energy Agency, 2021**. Disponível em: <https://www.irena.org/publications>. Acesso em: 27 nov. 2025.

IRENA (International Renewable Energy Agency). ***Off-grid renewable energy solutions to expand electricity access: An opportunity not to be missed***, International Renewable Energy Agency, Abu Dhabi 2019. Disponível em: < <https://www.irena.org/publications>>. ISBN 978-92-9260-101-0. Acesso em: 27 nov. 2025.

IRENA (International Renewable Energy Agency). *World Energy Transitions Outlook 2022: 1.5°C Pathway*. Abu Dhabi: **International Renewable Energy Agency, 2022**. Disponível em: <https://www.irena.org/publications/2022/Mar/World-Energy-Transitions-Outlook-2022>. Acesso em: 27 nov. 2025.

\_\_\_\_\_. **JA SOLAR. DEEP BLUE 3.0: 550W MBB Bifacial Mono PERC Mono Half-cell Double Glass Module JAM72D30 525-550/MB Series**. Ficha técnica, SP: JA Solar, 2021. Disponível em: < <https://www.energiasolarphb.com.br>>. Acesso em: 31 out. 2024.

JAIN, Raj. *The art of computer systems performance analysis*. **John wiley & sons**, 1990.

JOGUNURI, Sravankumar; KUMAR, Ravish; KUMAR, Deepak. Sizing an *off-grid* photovoltaic system (A case study). In: **2017 International Conference on Energy, Communication, Data Analytics and Soft Computing (ICECDS)**. IEEE, 2017. p. 2618-2622.

JURASZ, Jakub *et al.* On the impact of load profile data on the optimization results of *off-grid* energy systems. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 159, p. 112199, 2022.

KANOUNI, Badreddine *et al.* Advanced efficient energy management strategy based on state machine control for multi-sources PV-PEMFC-batteries system. **Scientific Reports**, v. 14, n. 1, p. 7996, 2024.

KAZEM, Hussein A.; KHATIB, Tamer; SOPIAN, Kamaruzzaman. Sizing of a standalone photovoltaic/battery system at minimum cost for remote housing electrification in Sohar, Oman. **Energy and Buildings**, v. 61, p. 108-115, 2013.

KHATIB, Tamer; ELMENREICH, Wilfried. Novel simplified hourly energy flow models for photovoltaic power systems. **Energy conversion and management**, v. 79, p. 441-448, 2014.

KHATIB, Tamer; IBRAHIM, Ibrahim A.; MOHAMED, Azah. A review on sizing methodologies of photovoltaic array and storage battery in a standalone photovoltaic system. **Energy Conversion and Management**, v. 120, p. 430-448, 2016.

KHATIB, Tamer; MOHAMED, Azah; SOPIAN, Kamaruzzaman. A review of photovoltaic systems size optimization techniques. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 22, p. 454-465, 2013.

KHATIB, Tamer; MUHSEN, Dhiaa Halboot. Optimal sizing of standalone photovoltaic system using improved performance model and optimization algorithm. **Sustainability**, v. 12, n. 6, p. 2233, 2020.

KHATIB, Tamer *et al.* Optimal sizing of building integrated hybrid PV/diesel generator system for zero load rejection for Malaysia. **Energy and buildings**, v. 43, n. 12, p. 3430-3435, 2011.

KLOKOV, Alexander V.; LOKTIONOV, Egor Y. Temporal resolution of input weather data strongly affects an *off-grid* PV system layout and reliability. In: **Solar. MDPI, 2023**. p. 49-61.

KUBALÍK, Petr *et al.* Techno-economic analysis of different battery storage suitable for *Off-grid* systems. In: **Proceedings of the 2014 15th International Scientific Conference on Electric Power Engineering (EPE). IEEE, 2014**. p. 385-390.

LAHIMER, A. A. *et al.* Research and development aspects on decentralized electrification options for rural household. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 24, p. 314-324, 2013.

LAW, Averill M.; KELTON, W. David; KELTON, W. David. Simulation modeling and analysis. New York: **Mcgraw-hill**, 2007.

LIM, Sungmin; LEE, Jaekyu; LEE, Sangyub. Model Predictive Control-Based Energy Management System for Cooperative Optimization of Grid-Connected Microgrids. **Energies**, v. 18, n. 7, p. 1696, 2025.

LOUIE, Henry. Load and Resource Estimation of *Off-grid* Systems. In: *Off-grid Electrical Systems in Developing Countries*. Cham: **Springer International Publishing**, 2018. p. 355-386.

MAAMAR, Yahiaoui *et al.* A Comparative Analysis of Recent MPPT Algorithms (P&O\INC\FLC) for PV Systems. **Journal of Robotics and Control (JRC)**, v. 6, n. 4, p. 1581-1588, 2025.

MAHESWARI, Lakshmanan *et al.* A control strategy to enhance the life time of the battery in a stand-alone PV system with DC loads. **IET Power Electronics**, v. 10, n. 9, p. 1087-1094, 2017.

MANDELLI, Stefano *et al.* *Off-grid* systems for rural electrification in developing countries: Definitions, classification and a comprehensive literature review. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 58, p. 1621-1646, 2016.

\_\_\_\_\_. **MANUAL TÉCNICO MOURA SOLAR. Acumuladores para sistemas fotovoltaicos isolados. Recife: Moura, 2019**. Ficha técnica, Recife: Moura, 2019.

Disponível em: < <https://s34918.pcdn.co/wp-content/uploads/2023/01/Manual-tecnico-Moura-Solar-MS-V1.4-POT.pdf> >. Acesso em: 31 out. 2024.

MARTINS, Fernando Ramos *et al.* **Atlas brasileiro de energia solar. 2017. 2.ed.** São José dos Campos: INPE, 2017. Disponível em: <<http://doi.org/10.34024/978851700089>>. 80p.: il. (EBOOK). ISBN 9788517000898

MOHAMED, Mohamed Ahmed; MOHAMED, Fatma Ahmed. Design and simulate an *off-grid* PV system with a battery bank for EV charging. **Univers. J. Electr. Electron. Eng**, v. 7, n. 5, p. 273-288, 2020.

MOHANTY, Parimita *et al.* PV system design for *off-grid* applications. In: Solar Photovoltaic System Applications: A Guidebook for *Off-grid* Electrification. Cham: **Springer International Publishing**, 2015. p. 49-83.

MONDAL, Md Alam Hossain; KAMP, Linda M.; PACHOVA, Nevelina I. Drivers, barriers, and strategies for implementation of renewable energy technologies in rural areas in Bangladesh—An innovation system analysis. **Energy policy**, v. 38, n. 8, p. 4626-4634, 2010.

MONTGOMERY, Douglas C. Design and analysis of experiments. **John wiley & sons**, 2017.

MUNZKE, Nina *et al.* Influence of efficiency, aging and charging strategy on the economic viability and dimensioning of photovoltaic home storage systems. **Energies**, v. 14, n. 22, p. 7673, 2021.

MURILLO-YARCE, Duberney *et al.* A review of control techniques in photovoltaic systems. **Sustainability**, v. 12, n. 24, p. 10598, 2020.

NASSEREDDINE, Kawsar *et al.* Simulation of energy management system using model predictive control in AC/DC microgrid. **Scientific Reports**, v. 15, n. 1, p. 5388, 2025.

\_\_\_\_\_. **NBR 14200. Acumuladores chumbo-ácido estacionários regulados por válvula (VRLA) - Requisitos de desempenho e métodos de ensaio.** ABNT, 1998. Ficha técnica, Rio de Janeiro, 1998. Disponível em: < <https://www.normas.com.br/visualizar/abnt-nbr-nm/10950/abnt-nbr14200-acumulador-chumbo-acido-estacionario-ventilado-para-sistemas-fotovoltaico-ensaios> >. Acesso em: 31 out. 2024.

NIJSSE, Femke JMM *et al.* The momentum of the solar energy transition. **Nature Communications**, v. 14, n. 1, p. 6542, 2023.

PEDDAKAPU, K. *et al.* Climate-adaptive battery solutions for renewable microgrids: A case study in Indian coastal and inland regions. **Energy**, v. 308, p. 132930, 2024.

PEREIRA, Naron Xavier. **Desafios e perspectivas da energia solar fotovoltaica no Brasil: geração distribuída vs geração centralizada.** 2019

**PHOTONIC UNIVERSE. 24kWh 48V 500Ah AGM deep cycle battery bank with metal racking - 24 x 2V batteries. 2025.** Disponível em: <

<https://www.photonicuniverse.com/en/catalog/full/359-24kWh-48V-500Ah-AGM-deep-cycle-battery-bank-with-metal-racking-24-x-2V-batteries.html> >. Acesso em: 10 dez. 2025.

PINHO, João Tavares; GALDINO, Marco Antonio (Coord.). **Manual de engenharia para sistemas fotovoltaicos**. Edição revisada e atualizada. Rio de Janeiro: CEPEL/CRESESB/GTES, 2014. Disponível em: <

[https://cresesb.cepel.br/publicacoes/download/Manual\\_de\\_Engenharia\\_FV\\_2014.pdf](https://cresesb.cepel.br/publicacoes/download/Manual_de_Engenharia_FV_2014.pdf) >. Acesso em: 10 jun. 2023.

PLANGKLANG, Boonyang; PORNHARUTHAI, Pornchai. Mathematical model and experiment of temperature effect on discharge of lead-acid battery for PV systems in tropical area. **Energy and Power Engineering**, [s.l.], v. 5, n. 1, p. 43-49, jan. 2013. DOI 10.4236/epe.2013.51006. Disponível

em: <https://www.scirp.org/journal/paperinformation?paperid=26441>. Acesso em: 2 fev. 2026.

RAGHUWANSHI, Santosh Singh; ARYA, Rajesh. Reliability evaluation of *stand-alone* hybrid photovoltaic energy system for rural healthcare centre. **Sustainable Energy Technologies and Assessments**, v. 37, p. 100624, 2020.

REIMUTH, Andrea *et al.* How do changes in climate and consumption loads affect residential PV coupled battery energy systems?. **Energy**, v. 198, p. 117339, 2020.

RIDHA, Hussein Mohammed *et al.* Sizing and implementing *off-grid stand-alone* photovoltaic/battery systems based on multi-objective optimization and techno-economic (MADE) analysis. **Energy**, v. 207, p. 118163, 2020.

RUBIN, Edward S. *et al.* A review of learning rates for electricity supply technologies. **Energy Policy**, v. 86, p. 198-218, 2015.

SAHA, Sanjoy Kumar. Empowering rural South Asia: *Off-grid* solar PV, electricity accessibility, and sustainable agriculture. **Applied Energy**, v. 377, p. 124639, 2025.

SALMAN, Salman; AI, Xin; WU, Zhouyang. Design of a P-&O algorithm based MPPT charge controller for a *stand-alone* 200W PV system. **Protection and control of modern power systems**, v. 3, n. 1, p. 1-8, 2018.

SARA, Ira Devi *et al.* DESIGN AND SIZING OF *STAND-ALONE* PHOTOVOLTAIC SYSTEMS FOR REMOTE AREAS. **Journal of Energy and Safety Technology (JEST)**, v. 7, n. 2, p. 130-141, 2024.

SAUER, Dirk Uwe; WENZL, Heinz. Comparison of different approaches for lifetime prediction of electrochemical systems—Using lead-acid batteries as example. *Journal of Power sources*, v. 176, n. 2, p. 534-546, 2008.

SCHIFFER, Julia *et al.* Model prediction for ranking lead-acid batteries according to expected lifetime in renewable energy systems and autonomous power-supply systems. **Journal of Power sources**, v. 168, n. 1, p. 66-78, 2007.

- SHEPHERD, Clarence M. Design of primary and secondary cells: II. An equation describing battery discharge. **Journal of the electrochemical society**, v. 112, n. 7, p. 657, 1965.
- SILVA, João. **Célula fotovoltaica. Eletrônica de Potência**, 5 maio 2020. Disponível em: <https://eletronicadepotencia.com/celula-fotovoltaica/>. Acesso em: 10 dez. 2025.
- SKOPLAKI, E. P. J. A.; PALYVOS, John A. Operating temperature of photovoltaic modules: A survey of pertinent correlations. **Renewable energy**, v. 34, n. 1, p. 23-29, 2009.
- SOBIECZKY, Florian *et al.* Adaptive heat pump and battery storage demand side energy management. In: **E3S Web of Conferences. EDP Sciences**, 2017. p. 00162.
- TWAHA, Ssennoga; RAMLI, Makbul AM. A review of optimization approaches for hybrid distributed energy generation systems: *Off-grid* and grid-connected systems. **Sustainable Cities and Society**, v. 41, p. 320-331, 2018.
- USHER, Eric P.; ROSS, Michael M. D. **Recommended Practices for Charge Controllers**. Report IEA PVPS T3-05:1998. Varennes, Québec: CANMET Energy Diversification Research Laboratory, Natural Resources Canada, ago. 1998.
- VILLALVA, Marcelo Gradella; GAZOLI, Jonas Rafael; RUPPERT FILHO, Ernesto. Comprehensive approach to modeling and simulation of photovoltaic arrays. **IEEE Transactions on power electronics**, v. 24, n. 5, p. 1198-1208, 2009.
- WASSIE, Yibeltal T.; AHLGREN, Erik O. Performance and reliability analysis of an *off-grid* PV mini-grid system in rural tropical Africa: A case study in southern Ethiopia. **Development Engineering**, v. 8, p. 100106, 2023.
- WASSIE, Yibeltal T.; AHLGREN, Erik O. Understanding the load profiles and electricity consumption patterns of PV mini-grid customers in rural *off-grid* east africa: A data-driven study. **Energy Policy**, v. 185, p. 113969, 2024.
- YAHYAOU, Imene; CHAABENE, Maher; TADEO, Fernando. Energy management for photovoltaic irrigation with a battery bank. **International Journal of Energy Optimization and Engineering (IJEEO)**, v. 4, n. 3, p. 18-32, 2015.
- YIN, Robert K. Estudo de Caso-: Planejamento e métodos. **Bookman editora**, 2015.
- YNOUE, Rita Yuri *et al.* Meteorologia: noções básicas. **Oficina de Textos**, 2017.
- ZHOU, Wei *et al.* Current status of research on optimum sizing of *stand-alone* hybrid solar-wind power generation systems. **Applied energy**, v. 87, n. 2, p. 380-389, 2010.
- ZOMERS, Adriaan N. **Rural electrification: utilities' chafe or challenge?**. 2001. Tese (Doutorado) – University of Twente, Enschede, 2001. Publicado também por: Twente University Press, 2001. ISBN 9036515556.
- ZULHELMI, Taufik Alfajri. Comparisional Analysis Of Incremental Conductance And Perturb And Observe Methods As MPPT Algorithm In Photovoltaic System. **Jurnal**

Mekintek: **Jurnal Mekanikal, Energi, Industri, Dan Teknologi**, v. 12, n. 1, p. 17-22, 2021.