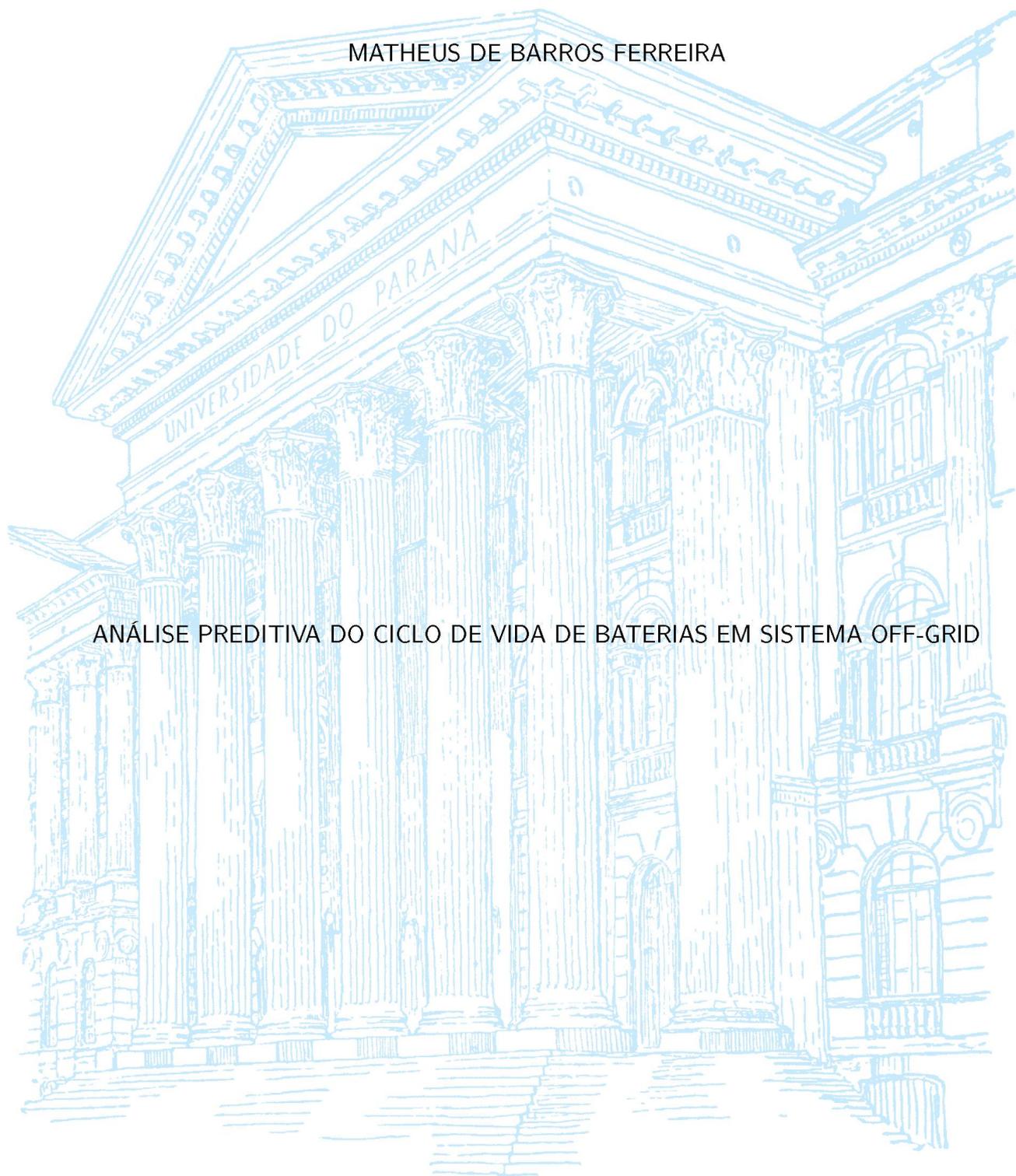


UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ

MATHEUS DE BARROS FERREIRA



ANÁLISE PREDITIVA DO CICLO DE VIDA DE BATERIAS EM SISTEMA OFF-GRID

CURITIBA

2025

MATHEUS DE BARROS FERREIRA

ANÁLISE PREDITIVA DO CICLO DE VIDA DE BATERIAS EM SISTEMA OFF-GRID

Dissertação apresentada ao curso de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Setor de Tecnologia, Universidade Federal do Paraná, como requisito parcial para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Ph.D. André Augusto Mariano
Coorientador: Prof. Dr. Luis Schuartz

CURITIBA

2025

DADOS INTERNACIONAIS DE CATALOGAÇÃO NA PUBLICAÇÃO (CIP)
UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ
SISTEMA DE BIBLIOTECAS – BIBLIOTECA CIÊNCIA E TECNOLOGIA

Ferreira, Matheus de Barros

Análise preditiva do ciclo de vida de baterias em sistema off-grid. / Matheus de Barros Ferreira. – Curitiba, 2025.

1 recurso on-line : PDF.

Dissertação (Mestrado) - Universidade Federal do Paraná, Setor de Tecnologia, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica.

Orientador: Prof. Ph.D. André Augusto Mariano

Coorientador: Prof. Dr. Luis Schuartz

1. Sistemas de energia Fotovoltaica. 2. Algoritmo de predição. 3. Baterias solares. I. Universidade Federal do Paraná. II. Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica. III. Mariano, André Augusto. IV. Schuartz, Luis. V. Título.

Bibliotecária: Roseny Rivelini Morciani CRB-9/1585



TERMO DE APROVAÇÃO

Os membros da Banca Examinadora designada pelo Colegiado do Programa de Pós-Graduação ENGENHARIA ELÉTRICA da Universidade Federal do Paraná foram convocados para realizar a arguição da Dissertação de Mestrado de **MATHEUS DE BARROS FERREIRA**, intitulada: **Análise preditiva do ciclo de vida de baterias em sistema off-grid**, sob orientação do Prof. Dr. **ANDRÉ AUGUSTO MARIANO**, que após terem inquirido o aluno e realizada a avaliação do trabalho, são de parecer pela sua **APROVAÇÃO** no rito de defesa.

A outorga do título de mestre está sujeita à homologação pelo colegiado, ao atendimento de todas as indicações e correções solicitadas pela banca e ao pleno atendimento das demandas regimentais do Programa de Pós-Graduação.

Curitiba, 20 de Agosto de 2025.

Assinatura Eletrônica

20/08/2025 14:14:24.0

ANDRÉ AUGUSTO MARIANO

Presidente da Banca Examinadora

Assinatura Eletrônica

21/08/2025 04:52:42.0

EDSON LEONARDO DOS SANTOS

Avaliador Externo (IMDEA NETWORKS - ESPANHA)

Assinatura Eletrônica

20/08/2025 13:15:40.0

EDUARDO GONÇALVES DE LIMA

Avaliador Interno (UNIVERSIDADE FEDERAL DO PARANÁ)

A minha amada madrinha que nunca deixou de ser inspiração de força, coragem e determinação para enfrentar os desafios da vida

Agradecimentos

Agradeço a Deus por todas as bênçãos que tive durante minha trajetória.

Agradeço aos meus pais por todo apoio, educação e motivação.

Ao meu professor orientador André Augusto Mariano e professor coorientador Luis Schuartz pela introdução ao mundo da pesquisa e confiança no meu trabalho.

Aos meus amigos mais próximos que me escutaram e forneceram sugestões valiosas.

Aos colegas de fora pelas mensagens de carinho e incentivo.

A empresa Perkons S.A. por fornecer horas para dedicação exclusiva e materiais para a pesquisa.

A todos os servidores e professores da UFPR que permitem projetos como esse de serem concretizados.

*“Na vida, não existe nada a temer,
mas a entender.”
(Marie Curie)*

RESUMO

Atualmente existe um movimento crescente de instalações de sistemas fotovoltaicos pelo país, tanto na modalidade conectada à rede elétrica quanto na modalidade sem conexão. No segundo caso, tipicamente apresentam baterias para que o fornecimento de energia seja contínuo. Com o passar do tempo esse dispositivo sofre desgaste e por apresentar um custo elevado, é interessante que seja feito um planejamento para a substituição. Como não há solução que indique o melhor momento para esta ação, o objetivo deste trabalho é propor um algoritmo de predição de envelhecimento. A partir de medições ao longo do uso e interpretando as variações de um de seus parâmetros, a resistência interna, é possível estimar por quanto tempo a bateria instalada pode permanecer no sistema fotovoltaico. O algoritmo proposto é baseado no método dos mínimos quadrados, tendo a sua eficácia verificada com auxílio de um simulador de circuitos e, posteriormente, em testes práticos com uma bateria real. Nos testes simulados, as características reais de um sistema foram levadas em consideração e os cálculos apresentaram acurácia de 95% com um mínimo de amostras de 34 medições de tensão e corrente. Nos testes práticos, a variação do número de amostras foi estudada e confirmou que um número suficiente de amostras como identificado na teoria produz uma medição de resistência confiável com uma margem de erro de $\pm 2,5 \text{ m}\Omega$ para uma resistência de $50 \text{ m}\Omega$. Ao repetir o cálculo de resistência, observou-se o aumento dos valores ao longo de um ciclo de descarga e entre ciclos, indicando o desgaste do dispositivo. Com esses resultados de resistências, é feita uma aproximação polinomial para encontrar a função que melhor se ajusta às variações registradas e em seguida, é calculado o seu ponto de mínimo. Para cada teste, o valor mínimo de resistência é armazenado e, posteriormente, utilizado para um novo ajuste polinomial que irá retornar a função de desgaste com o tempo. Quanto mais testes forem realizados, mais valores de mínimo são obtidos e a função de desgaste é refinada. O valor limite para indicar que o dispositivo precisa ser substituído é encontrado pela média dos últimos valores dos ciclos de descarga. Após uma sequência de testes, foi verificado que o valor limite era de aproximadamente $70 \text{ m}\Omega$ e a bateria de teste poderá continuar em operação por mais 90 dias.

Palavras-chave: Algoritmo de predição. Bateria Chumbo-Ácido. Ciclo de Vida. Monitoramento. Sistema Fotovoltaico.

ABSTRACT

Currently, there is a growing movement of photovoltaic system installations across the country, both in the on-grid and off-grid configurations. In the latter case, such systems typically include batteries to ensure continuous power supply. Over time, these batteries undergo degradation, and due to their high cost, it is important to plan for their replacement. As there is no established solution to indicate the optimal time for this action, the objective of this work is to propose an aging prediction algorithm. By performing measurements during battery operation and analyzing the variation of one of its key parameters, the internal resistance, it becomes possible to estimate how long the battery can remain operational in a photovoltaic system. The proposed algorithm is based on the least squares method, and its effectiveness was validated through both circuit simulation and experimental testing with a real battery. In the simulated tests, realistic system characteristics were taken into account and the calculations showed an accuracy of 95% with a minimum of 34 voltage and current measurement samples. In the practical tests, the impact of the number of samples was investigated, confirming that a sufficient number of samples, as indicated by theory, yields a reliable resistance measurement with an error margin of $\pm 2,5 \text{ m}\Omega$ for a $50 \text{ m}\Omega$ resistance. When repeating the resistance calculation, an increase in values was observed over a single discharge cycle and between cycles, indicating device degradation. Based on the resistance results, a polynomial fitting is performed to find the function that best matches the recorded variations, and its minimum point is then calculated. For each test, the minimum resistance value is stored and later used in a new polynomial fitting to derive the degradation function over time. The more tests are performed, the more minimum values are obtained, and the degradation function is progressively refined. The threshold value indicating the need for battery replacement is determined by the average of the last resistance values in the discharge cycles. After a sequence of tests, it was found that the threshold value was approximately $70 \text{ m}\Omega$, and the test battery is expected to remain in operation for an additional 90 days.

Keywords: Prediction algorithm. Lead acid-battery. Life cycle. Monitoring. Photovoltaic System.

Lista de ilustrações

Figura 1 – Infografico ABSOLAR	14
Figura 2 – Ligações de um sistema fotovoltaico <i>off-grid</i>	18
Figura 3 – Estado de carga x Tensão em circuito aberto	20
Figura 4 – Circuito básico equivalente para uma bateria	21
Figura 5 – Circuito RC equivalente para uma bateria	22
Figura 6 – Equivalente Thévenin para uma bateria	22
Figura 7 – Equivalente Thévenin estendido para uma bateria	23
Figura 8 – Diagrama de blocos da solução proposta	31
Figura 9 – Circuito para sensoriamento de Tensão	32
Figura 10 – Módulo sensor de corrente	32
Figura 11 – Curva de resposta do sensor de corrente	33
Figura 12 – Placa de desenvolvimento com ESP32	34
Figura 13 – Proposta de gráfico para análise de resistência	35
Figura 14 – Estrutura do algoritmo	36
Figura 15 – Circuito no simulador Qucs	38
Figura 16 – <i>Hardware</i> de aquisição e circuitos complementares	40
Figura 17 – Cálculos de resistência	42
Figura 18 – Porcentagem de acerto por quantidade de amostras	43
Figura 19 – Circuito final montado	44
Figura 20 – Curvas para calibração dos sensores	45
Figura 21 – Dados de tensão durante descarga parcial da bateria	46
Figura 22 – Dados de corrente durante descarga parcial da bateria	46
Figura 23 – Resistências calculadas	47
Figura 24 – Resistências médias obtidas	48
Figura 25 – Resistências máximas e mínimas obtidas	48
Figura 26 – Gráficos de resistência por tensão	49
Figura 27 – Aproximação polinomial de 2ª Ordem	50
Figura 28 – Projeção linear da saúde da bateria - dados de 20 dias	51
Figura 29 – Projeção linear da saúde da bateria - dados de 32 dias	52

Lista de tabelas

Tabela 1 – Comparação entre diferentes abordagens de modelagem de baterias . . .	24
Tabela 2 – Comparativo entre microcontroladores populares	28
Tabela 3 – Comparações de resistências	51

Lista de abreviaturas e siglas

IoT	Internet das Coisas
MPPT	Rastreamento do Ponto de Máxima Potência
ONSV	Observatório Nacional de Segurança Viária
PWM	Modulação por Largura de Pulso
EDOs	Equações Diferenciais Ordinárias
ANN	Rede Neural Artificial
KF	Filtro de Kalman
UKF	Filtro de Kalman sem cheiro
AJEKF	Filtro de Kalman Estendido Adaptativo
ADC	Conversor Analógico Digital
MQTT	Protocolo de envio de mensagens
ESP	Espressif
PC	Computador pessoal
COM	Comunicação
IDE	Ambiente de Desenvolvimento Integrado
Qucs	Simulador de circuitos universal
CC	Corrente Contínua
GND	Plano negativo do circuito
PV	Fotovoltaico
RAM	Memória de acesso aleatório

Sumário

1	INTRODUÇÃO	13
1.1	Objetivos	16
1.2	Escopo e justificativa	16
1.3	Contribuições realizadas	17
1.4	Estrutura da dissertação	17
2	FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	18
2.1	Sistemas fotovoltaicos <i>off-grid</i>	18
2.2	Modelagens para baterias de chumbo-ácido	19
2.3	Conceitos matemáticos e estatísticos	25
2.4	Circuitos microcontrolados	27
2.5	Detalhamento do estado da arte	28
3	SOLUÇÃO PROPOSTA	30
3.1	Requisitos detalhados	30
3.2	Hardware de aquisição	31
3.2.1	Sensoriamento de tensão	31
3.2.2	Sensoriamento de corrente	32
3.2.3	Microcontrolador para aquisição e transferência de dados	33
3.2.4	Computador para armazenamento de dados e cálculos	34
3.3	Modelagem	34
4	METODOLOGIA	37
4.1	Análise teórica	37
4.2	Análise em bancada	38
5	VALIDAÇÃO DO MODELO	42
5.1	Resultados simulados	42
5.2	Resultados experimentais	44
6	CONCLUSÕES	53
6.1	Trabalhos futuros	54
	REFERÊNCIAS	55

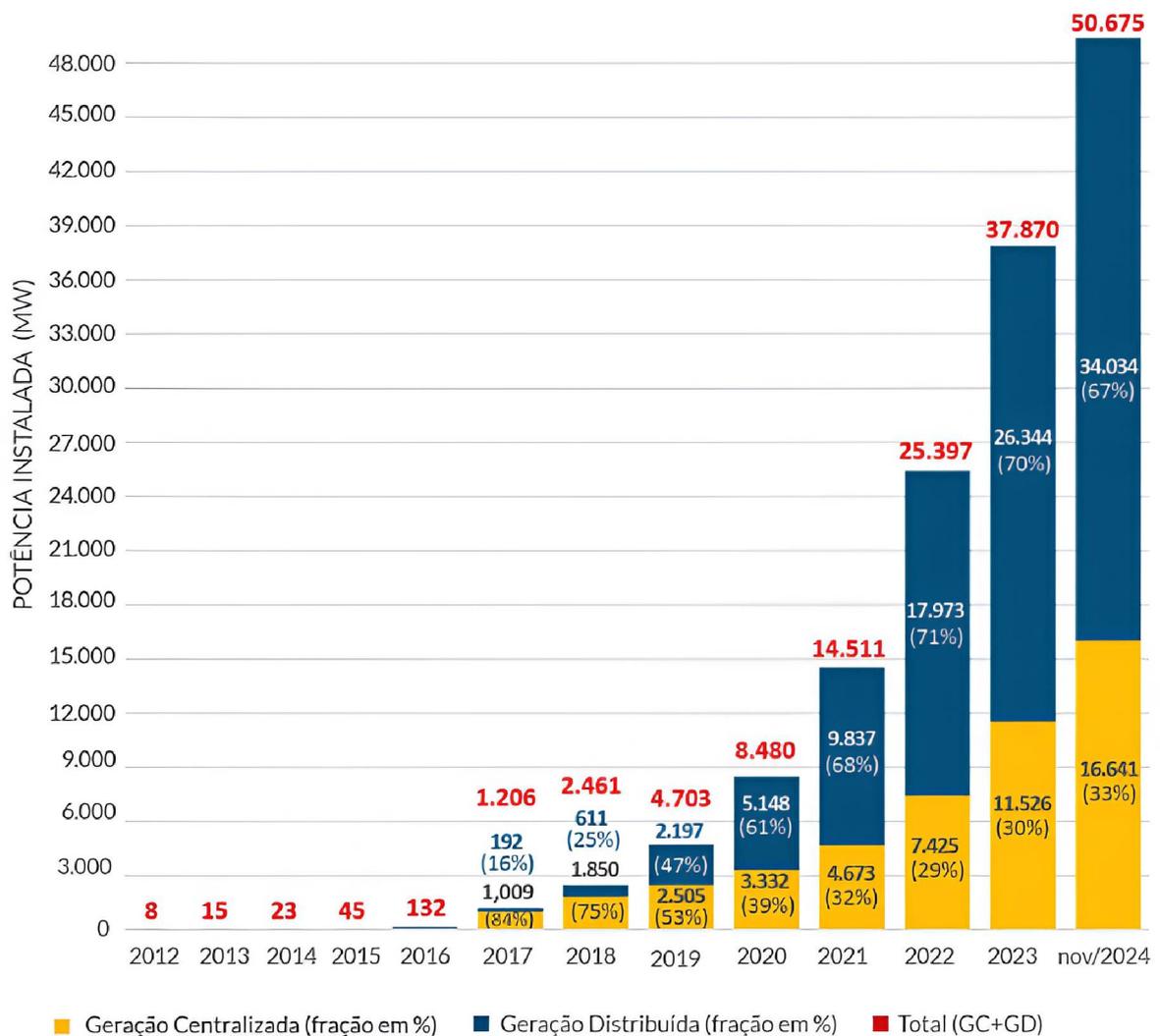
1 Introdução

Com o advento da energia elétrica, a sociedade evoluiu de forma bastante rápida e os meios de produção de energia também tiveram que acompanhar este crescimento se reinventando com o passar dos anos. Dentre as formas mais difundidas desse conhecimento estão a geração via queima de combustíveis (usinas termoelétricas), pela força das águas (usinas hidrelétricas), pela ação dos ventos (usina eólica) e por meio da conversão dos raios solares em eletricidade ou também chamado de efeito fotovoltaico. O último exemplo, em particular, ainda apresenta uma eficiência inferior aos demais, principalmente analisando-se o investimento necessário para montar um sistema de geração desse tipo. Isso se deve ao fato da tecnologia para construção dos módulos fotovoltaicos ser bastante específica, conseqüentemente de valor elevado, e da conversão dos raios solares em eletricidade que em um módulo considerado bastante eficiente chega no máximo a pouco mais de 20%, conforme pesquisa realizada com modelos de diversas fabricantes (REIS, 2024). Apesar das limitações técnicas, os dados da Figura 1 apontam um crescimento pelo terceiro ano consecutivo de aproximadamente 10 MW em potência instalada proveniente de sistemas fotovoltaicos (ABSOLAR, 2024). Uma hipótese para tal fenômeno é a modularidade desse tipo de sistema que permite desde um projeto residencial, seja ele urbano ou rural, até um projeto industrial, como uma usina, possibilitando assim múltiplas fontes geradoras e de tamanhos diversos.

Dentre as instalações, existem dois modelos de ligação: o conectado à rede elétrica que usufrui da geração convencional nos períodos noturnos, chamado de *on-grid*, e o auxiliado por banco de baterias para continuar operando à noite, chamado de *off-grid*. O primeiro se aplica ao consumidor residencial que, a partir de programas de incentivo visando a geração distribuída, pode instalar em sua residência um sistema fotovoltaico para reduzir sua conta de luz (COPEL, 2024). Outra aplicação, em maior escala, é para as próprias concessionárias de energia diversificarem as suas fontes geradoras e demais empresas que têm uma área maior disponível e podem montar sistemas de grande porte. Já o segundo modelo, destina-se a propriedades afastadas onde não há possibilidade de conexão à rede elétrica. Nesses casos, a energia é gerada e consumida durante o dia diretamente dos módulos e fornecida pelas baterias no período noturno, se recarregando no dia seguinte a partir dos próprios módulos. Além disso, existem outras aplicações como sistemas de monitoramento veicular, câmeras e equipamentos de segurança que muitas vezes estão em locais isolados e sem acesso fácil à rede convencional.

Figura 1 – Infografico ABSOLAR

Evolução da Fonte Solar Fotovoltaica no Brasil



Fonte: ABSOLAR (2024).

Dentre os componentes para geração de energia a partir da luz do sol, as baterias, presentes em soluções não conectadas à rede elétrica, apresentam o tempo de vida menor. Para fins de comparação, um módulo fotovoltaico possui garantia de 10 anos (SUNTECH, 2024), enquanto uma bateria da linha solar tem expectativa de vida aproximada de 3 anos (MOURA, 2024), uma vez que, a cada dia, ocorre um novo ciclo de recarga e, conforme sua documentação técnica, há garantia de até 1000 ciclos. Entendendo, portanto, que as baterias serão o primeiro elemento a falhar, ferramentas de controle e medição adequadas se fazem necessárias para garantir o fornecimento de energia contínuo.

No mercado, existem produtos para sistemas fotovoltaicos que oferecem conectividade para transmitir informações sobre a instalação, mas não indicam ações cabíveis ao usuário. Tomando como exemplo uma das grandes fabricantes e um de seus modelos inteligentes, o controlador de carga *Tracer BP Series 30A IoT MPPT*, da EPEVER (2024), apresenta uma porta de comunicação RS485 que pode ser utilizada para conectar o controlador a um computador ou a um módulo adicional. No entanto, essa conexão permite apenas que o usuário configure o sistema ou leia suas informações, respectivamente. Dessa forma, nota-se que existe uma abertura técnico-científica para elaborar uma ferramenta que possa interpretar as informações disponibilizadas, facilitando a operação de sistemas fotovoltaicos. Do ponto de vista acadêmico, esta oportunidade de projeto já foi explorada algumas vezes, como nos trabalhos de Radia, Nimr & Atlam (2023), Mellit *et al.* (2023), Pereira, Jucá & Carvalho (2019) e P, S & Rayudu (2023). No entanto, eles focam nas variáveis ao redor dos módulos fotovoltaicos como tensão, corrente e potência ou irradiação solar, temperatura e condições do tempo nos quais se encontram. Assim, contribuem para uma maior eficiência da instalação fotovoltaica na geração de energia.

O monitoramento de painéis fotovoltaicos é bastante difundido, visto que em instalações de grande porte *on-grid*, como apresentado na figura Figura 1, são necessárias muitas unidades deste elemento. Por outro lado, em instalações *off-grid* o banco de baterias é o elemento com desgaste mais rápido e conseqüentemente que irão demandar manutenção primeiro. Nesse contexto, um sistema microcontrolado para medir informações das baterias para posterior análise de desempenho também foi explorado por Rampinelli & Pereira (2017) e Maithili *et al.* (2021) que trouxeram contribuições para o monitoramento da saúde de baterias. Em ambos os casos apresentados, monitoramento dos módulos e das baterias, os sistemas de supervisão possuem parâmetros de referência configurados que servem como limite para o acionamento de alertas. Uma evolução para tais sistemas seria a antecipação de falhas com base no histórico de medições. Para certas anomalias, é evidente que isso não é viável como surtos de tensão e corrente, eventos climáticos ou ações de terceiros (vandalismo). Contudo, todos os elementos estão sujeitos ao desgaste de operação, uma vez que permanecem constantemente em funcionamento. Em um sistema preditivo, é requisito medir os dados do componente monitorado, armazená-los e, a partir deles, realizar análises que possibilitem a modelagem de seu envelhecimento. Como não há uma solução comercial

para previsão que seja suficiente e as abordagens da literatura ainda são limitadas, com este trabalho espera-se desenvolver um sistema que forneça uma estimativa concreta sobre a expectativa de vida do componente após atingir certa maturidade, ou seja, quando houver dados suficientes para indicar que uma substituição deve ser realizada.

1.1 Objetivos

Este projeto tem como objetivo geral propor um algoritmo capaz de estimar o envelhecimento de um dispositivo a partir de seus dados elétricos ao longo do tempo. Para servir de caso de teste, é empregada uma bateria de chumbo-ácido que frequentemente é utilizada em sistemas *off-grid* se comparada a outros modelos.

Para isso, os objetivos específicos são:

- Levantar estratégias de detecção de envelhecimento na literatura;
- Elaborar um sistema de aquisição de dados de tensão e corrente;
- Avaliar uma sequência de leituras coletadas em um dia;
- Avaliar o comportamento ao longo de vários dias;
- Estimar quanto tempo a bateria de teste permanecerá operacional.

1.2 Escopo e justificativa

Para cenários como de empresas que têm operações em lugares de difícil acesso, a gestão de materiais é um ponto crítico, pois a falha de um equipamento pode comprometer a segurança do local. O setor de fiscalização de trânsito, por exemplo, é um dos mais impactados nesse contexto, pois trabalha com equipamentos para fiscalização de veículos (radares), responsáveis por contribuir para um trânsito mais seguro podendo até salvar vidas em alguns casos.

O Observatório Nacional de Segurança Viária (ONSV) fez um estudo que revelou um aumento de 3,35% no total de óbitos registrados no trânsito de 2020 para 2021, totalizando 33.813 mortes por sinistros de trânsito no Brasil, dado registrado no relatório anual da ONSV (2023). Essa estatística evidencia a criticidade da operação contínua dos radares de velocidade e aponta um segmento que tem grande potencial de expansão. Tais equipamentos são instalados nas rodovias, eventualmente longe de qualquer município e onde não há garantia de fornecimento de energia em baixa tensão. Por conta dessa condição, soluções fotovoltaicas com baterias para geração de energia e alimentar os radares são uma boa alternativa. Em contrapartida, justamente por estarem mais afastados, um planejamento de reposição de peças se mostra fundamental.

As baterias são o elemento com menor tempo de vida em um sistema fotovoltaico. Simultaneamente, podem apresentar um desgaste muito variado em função da potência do equipamento ao qual fornecem energia e da irradiação solar (determinante sobre o quanto ela se recarrega) tornando o planejamento da manutenção algo desafiador. Nessas condições, um algoritmo de predição que indique o melhor momento para trocar as baterias instaladas se mostra muito vantajoso, uma vez que evita a substituição das baterias de forma prematuras ou trocas emergenciais, mantendo os radares em operação de forma ininterrupta. Pelos motivos expostos, o algoritmo é proposto e desenvolvido no contexto de sistemas fotovoltaicos com baterias, mas pode ser generalizado para análises de envelhecimento de dispositivos em outras aplicações.

1.3 Contribuições realizadas

O presente trabalho foi objeto das seguintes publicações:

- Aproximação da Resistência interna de Baterias de Chumbo-Ácido utilizando Mínimos Quadrados (FERREIRA; SCHUARTZ; MARIANO, 2024) - aborda o método de aproximação da resistência interna para baterias de chumbo-ácido utilizando mínimos quadrados, com análises teóricas;
- *Experimental Validation of Battery Internal Resistance Approximation by Least Squares* (FERREIRA; SCHUARTZ; MARIANO, 2025) - aborda uma análise do método do artigo anterior, validando em bancada a precisão e valores mínimos necessários de dados.

1.4 Estrutura da dissertação

O Capítulo 2 tem como função apresentar os conceitos técnicos necessários para o entendimento de todas as partes do trabalho. O Capítulo 3 descreve quais são os requisitos detalhados, quais são os materiais propostos para atender os objetivos e as etapas de modelagem. O Capítulo 4 aborda as ferramentas necessárias tanto de *hardware* quanto de *software* para desenvolvimento deste trabalho, etapas de calibrações e validações. O Capítulo 5 informa sobre os testes realizados e os resultados obtidos para cada etapa de modelagem e, por fim, o Capítulo 6 avalia as principais conclusões e apresenta considerações para trabalhos futuros.

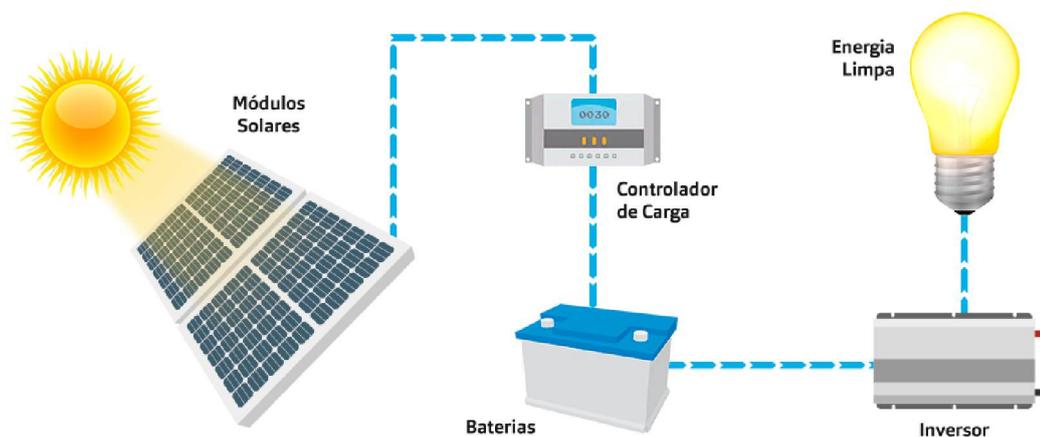
2 Fundamentação Teórica

2.1 Sistemas fotovoltaicos *off-grid*

O que permite a geração de eletricidade a partir da luz do sol é um fenômeno físico que ocorre na incidência dos raios eletromagnéticos do sol em um componente construído com material semicondutor, também chamado de célula (VILLALVA, 2015). Cada painel fotovoltaico pode conter de 36 células no caso de um modelo de 100 W (ENERGY, 2023b) até 144 meia-células no caso de um modelo de 560 W (ENERGY, 2023a), onde cada duas meia-células equivalem a uma célula convencional. Esta partição ocorre para melhorar a eficiência e durabilidade do painel fotovoltaico, pois células menores apresentam redução de perdas por sombreamento e são mais resistentes a microfissuras, respectivamente. São esses elementos os responsáveis pela geração de energia dentro de painéis fotovoltaicos durante o dia.

Além dos painéis, outros elementos essenciais para a composição de um sistema fotovoltaico *off-grid* são: o(s) controlador(es) de carga - dispositivo que regula a transferência de energia entre os elementos do sistema, podendo empregar tecnologias como PWM (Modulação por Largura de Pulso) ou MPPT (Rastreamento de Ponto de Potência Máximo); o(s) inversor(es) - dispositivo responsável por converter a tensão contínua gerada pelos painéis em tensão alternada, podendo ser de onda senoidal pura, onda modificada ou onda quadrada; e a(s) bateria(s) - elemento armazenador de energia que é utilizado de forma automática quando os módulos fotovoltaicos deixam de suprir a demanda. Dentre as tecnologias mais usadas para a aplicação fotovoltaica estão as baterias de chumbo-ácido e lítio-íon. A ligação entre os componentes está apresentada na Figura 2.

Figura 2 – Ligações de um sistema fotovoltaico *off-grid*



Fonte: Greenovation (2024).

Essa modalidade de geração de energia conta com técnicas de chaveamento e, conseqüentemente, as leituras de tensão e corrente podem conter níveis de ruído elevados. Em paralelo, apresentam um elemento passível de estudo com modelagem matemática e estimativa de envelhecimento, as baterias. O número de instalações fotovoltaicas no Brasil está crescendo rapidamente e apesar das estatísticas não contemplarem sistemas *off-grid*, essa movimentação no setor tende a influenciar cada vez mais o uso da tecnologia. São mais de 868,8 mil novos profissionais que podem instalar e prestar suporte seja para instalações *on-grid* ou *off-grid* conforme da dados da ABSOLAR (2024). Um algoritmo de predição de desgaste, portanto, contribui para sanar questionamentos sobre a eficiência de instalações semelhantes gerenciadas por empresas. Alguns exemplos são: empresas de sinalização viária, estações meteorológicas, equipamentos de fiscalização e monitoramento.

A descarga de uma bateria pode ser mensurada como a quantidade de carga que é retirada dela em termos percentuais. Considera-se 0% quando não se descarrega nada (100% carregada) e 100% de profundidade de descarga quando não é mais capaz de fornecer corrente (0% de carga). A relação entre a carga consumida e a capacidade nominal da bateria para indicar um ciclo de descarga é expressa por (FREEDOM, 2022):

$$\text{Descarga} = \frac{I_c \times t_c}{C_{10}} \times 100, \quad (2.1)$$

onde I_c é a corrente consumida, t_c é o período no qual a corrente foi consumida e C_{10} é a capacidade nominal da bateria no regime de 10 horas. O gráfico da Figura 3 ilustra o comportamento esperado de uma descarga em relação à tensão de circuito aberto de uma bateria modelo DF1000 da fabricante FREEDOM.

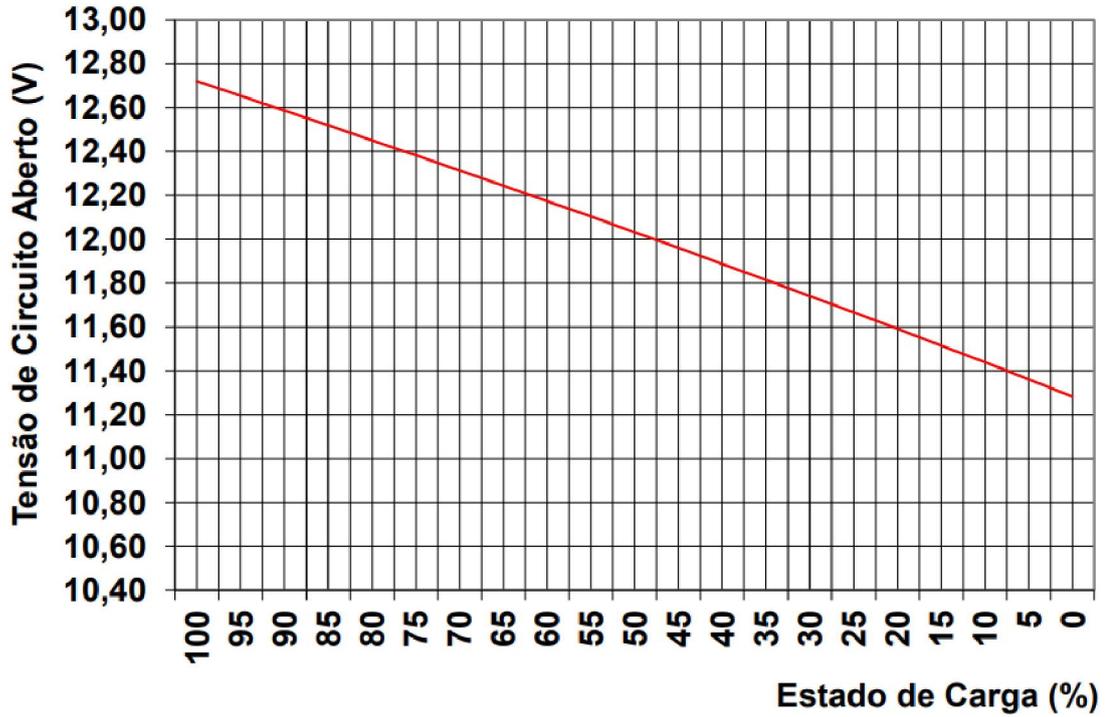
2.2 Modelagens para baterias de chumbo-ácido

Existem várias abordagens para se analisar o comportamento de uma bateria ao longo do tempo. Do ponto de vista analítico, é possível descrever as relações entre as grandezas elétricas e o tempo para determinar a expectativa de vida desse tipo de componente. O modelo da Lei de Peukert, por exemplo, descreve a relação não linear entre o tempo de operação de uma bateria e a sua taxa de descarga, conforme revisado por Zart *et al.* (2016). A expressão correspondente ao modelo é

$$L = \frac{a}{I^b}, \quad (2.2)$$

onde L representa o tempo em horas, I representa a corrente de descarga e os coeficientes a e b são dependentes da tecnologia da bateria e precisam ser estimados com dados experimentais. Para implementação desse modelo, deve-se levantar o tempo resultante de ciclos de operação com correntes diversas, mas sem que haja variação durante os ciclos. De

Figura 3 – Estado de carga x Tensão em circuito aberto



Fonte: Adaptado de FREEDOM (2022).

forma alternativa, como abordado por Freitas *et al.* (2017), caso durante um ciclo sejam observadas variações na corrente de descarga, pode-se substituir a corrente I pela média ponderada das correntes ao longo do tempo, então

$$L = \frac{a}{\left[\frac{\sum_{k=1}^n I_{k-1}(t_k - t_{k-1})}{t_n} \right]^b}, \quad (2.3)$$

onde I_k é o valor da corrente de descarga no tempo t_k . Para n igual a um, (2.3) retorna à (2.2) que é o modelo original. Ainda segundo Freitas *et al.* (2017), utilizando a comparação das derivadas de 1ª e 2ª ordem da (2.2), em relação ao tempo, é possível estabelecer uma relação funcional $f : I \rightarrow L$, de tal modo que o erro médio seja reduzido. A expressão resultante é

$$L = \left(\frac{I - \sqrt{I^2 - 4C_1C_2}}{2C_1} \right)^b \quad (2.4)$$

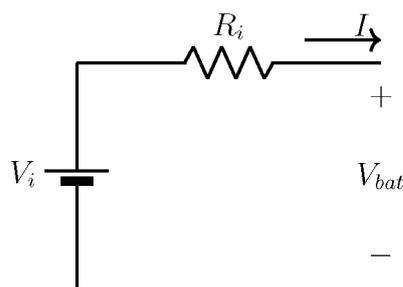
em que: L , I e b são os mesmos elementos definidos na Lei de Peukert original, C_1 é o coeficiente de ajuste não linear, e C_2 é a capacidade da bateria. Comparando esse modelo com o modelo Kibam que trabalha com a representação da descarga de uma bateria via Equações Diferenciais Ordinárias (EDOs), conforme revisado por Pansera *et al.* (2017), nota-se que ambos os métodos conseguem estimar o tempo de vida de uma bateria com

precisão inferior a 3%. Entretanto, a estimativa mencionada se refere ao tempo restante de um ciclo de carga, seja ele para uma corrente de descarga constante ou variável, e não para o período no qual considera-se que a bateria está apta para uso. Em aplicações fotovoltaicas, esse período é entendido como o tempo de vida da bateria, ou seja, por quantos ciclos é possível continuar empregando a mesma unidade sem ocasionar uma falta de energia na instalação.

Diferente das abordagens analíticas, do ponto de vista circuital, é esperado que uma aproximação de desgaste global seja obtida ao modelar a bateria como componentes elétricos que sofrem alterações nos seus valores com o passar do tempo. O modelo mais conhecido trata da bateria como sendo a associação de uma fonte de tensão com um resistor, ilustrado na Figura 4 e descrito por (GUASCH; SILVESTRE, 2003):

$$V_{bat} = V_i + IR_i. \quad (2.5)$$

Figura 4 – Circuito básico equivalente para uma bateria

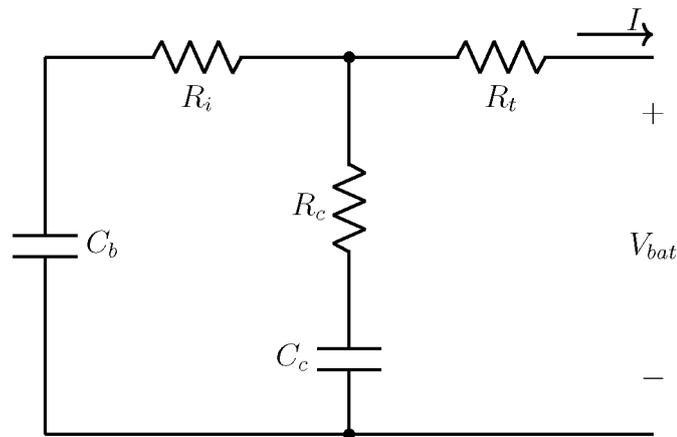


Fonte: Adaptado de Guasch & Silvestre (2003).

Para esse modelo, Guasch & Silvestre (2003) informa que a fonte de tensão V_i representa a tensão em circuito aberto, proveniente da energia armazenada na bateria por meio das reações eletroquímicas, e R_i representa a resistência que a bateria oferece ao fluxo de energia. Esse último parâmetro inclui os efeitos do ponto de operação e das condições de saúde da bateria. Uma bateria envelhecida apresenta um valor alto de resistência, independentemente do seu ponto de operação e além disso, esse valor é inversamente proporcional ao estado de carga, ou seja, à medida que a bateria se descarrega, o valor da resistência aumenta.

Outros circuitos são explorados na literatura e agregam mais elementos para simular a resposta dinâmica da bateria. Em He, Xiong & Fan (2011), uma revisão de circuitos mostra que o modelo RC, apresentado na Figura 5, substitui a fonte de tensão da Figura 4 por um capacitor C_b para simular o armazenamento de energia. Já o capacitor C_c representa o efeito de superfície da bateria. Esse efeito se traduz nas trocas de cargas rápidas que ocorrem na superfície da bateria, entre os eletrodos e o eletrólito, enquanto a movimentação usual de cargas ocorre nas camadas mais profundas da bateria.

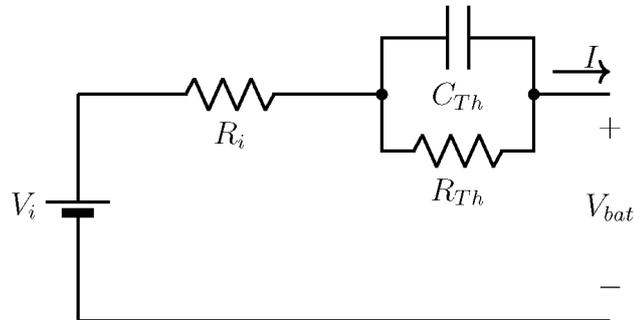
Figura 5 – Circuito RC equivalente para uma bateria



Fonte: Adaptado de He, Xiong & Fan (2011).

Já o modelo de Thévenin, também abordado por He, Xiong & Fan (2011), utiliza a mesma base da Figura 4 com a adição de um capacitor C_{Th} em paralelo com um resistor R_{Th} , como apresentado na Figura 6. Esses novos elementos simulam os efeitos de transiente e polarização da bateria, respectivamente.

Figura 6 – Equivalente Thévenin para uma bateria

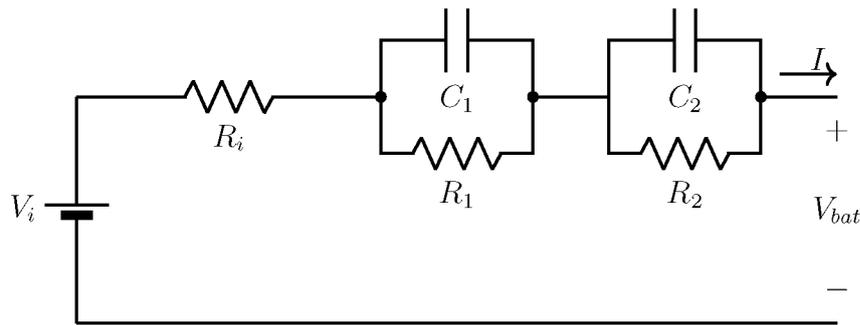


Fonte: Adaptado de He, Xiong & Fan (2011).

Li *et al.* (2020) utiliza o modelo de Thévenin em uma versão estendida para aprimorar a modelagem. Segundo os autores, esta variante apresenta maior acurácia já que representa os mesmos aspectos dinâmicos, porém de forma mais refinada com componentes para cada etapa de polarização da bateria. He, Xiong & Fan (2011) também comenta sobre este circuito, ilustrado na Figura 7, e o chama de modelo de dupla polarização, pois os componentes com índice 1 estão relacionados ao processo eletroquímico geral enquanto os componentes com índice 2 estão relacionados aos processos de concentração de cargas que ocorrem principalmente nos finais de carga e descarga.

Todos os modelos preveem a estimativa de parâmetros por meio de testes e variações para eles que significam o desgaste da bateria. I-Kun, Inamori & Morimoto (2014) analisou essas mudanças, utilizando como base o modelo Thévenin, e identificou que o parâmetro

Figura 7 – Equivalente Thévenin estendido para uma bateria



Fonte: Adaptado de Li *et al.* (2020).

mais linear e confiável é a resistência interna R_i que se repete em todos os modelos. Demais componentes apresentam tendências variadas, divergindo para estados de carga e baterias diferentes. Além disso, as melhores tendências são observadas ao se analisar os parâmetros durante o processo de descarga de uma bateria.

Considerando o modelo de Guasch & Silvestre (2003), uma abordagem direta para obtenção da resistência interna é a aplicação de um pulso na bateria (BRESSANINI; BUSARELLO; PÉRES, 2017). Com os dados de tensão e corrente obtidos desse ensaio, e utilizando a lei de Ohm, é possível apurar o valor de resistência da bateria conforme

$$R_i = \frac{V_B - V_{BO}}{I_B - I_{BO}}, \quad (2.6)$$

onde, as variáveis com índice BO são medidas antes do pulso, enquanto as variáveis com índice B , são medidas em resposta ao pulso (BRESSANINI; BUSARELLO; PÉRES, 2017). Esta e outras técnicas de medição da resistência interna presentes na literatura revisada dependem de dois fatores principais, um espaço ou bancada de teste com controle total das grandezas envolvidas no processo (tensão, corrente, temperatura, umidade, entre outras), e um ou mais dados técnicos previamente conhecidos, como a tensão de corte e a tensão máxima de operação, em geral provenientes de ensaios de caracterização anteriores.

Além dos modelos analíticos e circuitais, também existem técnicas mais avançadas para se obter uma tendência de envelhecimento baseando-se em redes neurais artificiais e filtros estatísticos. No trabalho de Chen *et al.* (2021) foi possível estimar a saúde de baterias ao se utilizar uma rede neural de retropropagação. O ambiente de teste foi em laboratório com unidades já envelhecidas de baterias. O esforço computacional foi elevado, mas os resultados obtidos apresentaram erro inferior a 3%. De forma similar, França *et al.* (2016) propõe a aquisição de dados e o treinamento de uma rede neural artificial (ANN) com dados parciais de descargas, condição mais próxima de uma aplicação fotovoltaica, favorecendo o uso do modelo em campo. No entanto, para alguns casos houve instabilidade e a taxa de erro ficou acima de 10%. Com uma visão estratégica, Mellit & Kalogirou (2021)

resume que as variadas técnicas de inteligência artificial e aprendizado de máquina podem ser aplicadas com confiabilidade desde que exista uma base de dados robusta, mas não há consenso sobre qual algoritmo é mais eficaz, pois depende do tipo de dado, do problema e da arquitetura de *hardware*.

Na aplicação de filtros estatísticos, o modelo que mais se destaca é o KF (*Kalman Filter*) e variações dele. Como exemplos, Sedighfar & Moniri (2018b) avalia três variantes e conclui que a UKF (*Unscented Kalman Filter*) apresenta boa convergência, mesmo introduzindo um erro de 10% nos dados originais. Loukil, Masmoudi & Derbel (2021) explora outras variantes e conclui que a AJEKF (*Adaptive Joint Extended Kalman Filter*) é outra boa opção para estimativas online dos parâmetros internos de uma bateria. Em Sedighfar & Moniri (2018a), a solução de filtro estatístico KF é unificada com uma ANN e o resultado dos parâmetros internos com dados de campo convergiu de forma precisa e rápida. As opções de filtro estatísticos analisadas sugerem que um modelo que integre uma variante KF trará bons resultados, mas exigem requisitos computacionais elevados e dependem de conhecimentos aprofundados de outras áreas para implementação.

Com base nas frentes de estudo de modelos analíticos, circuitais, com redes neurais e filtros estatísticos, e considerando a aplicação fim da presente pesquisa, foi elaborada a Tabela 1 para tomada de decisão.

Tabela 1 – Comparação entre diferentes abordagens de modelagem de baterias

	Analíticos (Peukert, Kibam, etc.)	Circuito Equivalente	Rede Neural Artificial	KF e variantes
Variável de Interesse	Corrente	Resistência Interna	Capacidade	Capacidade
Esforço Computacional	Médio	Pequeno	Grande	Grande
Aplicação em PV	Não usar	Sem ressalvas	Sem ressalvas	Sem ressalvas
Conhecimento Prévio	Não	Não	Sim	Sim
Confiabilidade	Sim	Sim	Variável	Variável

Fonte: O autor (2025).

A modelagem circuital com foco na resistência interna da bateria é, portanto, a técnica escolhida, por apresentar características mais atrativas em comparação com as demais abordagens. Adicionalmente, consideram-se as seguintes premissas: a resistência irá aumentar com o envelhecimento (GUASCH; SILVESTRE, 2003); a melhor estimativa vem de testes de descarga da bateria (I-KUN; INAMORI; MORIMOTO, 2014); e o valor de

resistência pode ser obtido por meio de dois pontos de operação, isto é, dois valores de carga diferentes, seguido do uso da Lei de Ohm (BRESSANINI; BUSARELLO; PÉRES, 2017).

2.3 Conceitos matemáticos e estatísticos

Os valores obtidos de medidas experimentais estão sujeitos a variações provenientes de diversas fontes como mudanças na temperatura ambiente, oscilações no desempenho dos instrumentos de medição, oxidação dos materiais e correntes de fuga (MONTGOMERY; RUNGER, 2018), impactando diretamente na precisão e na construção de algoritmos. Portanto, para modelagens de dispositivos com base em leituras reais, se faz importante a apresentação de alguns conceitos e métricas.

O objeto de estudo deste projeto envolve variáveis que são contínuas no tempo, isto é, apresentam infinitos valores reais dentro de uma determinada faixa de medição. Para tais variáveis, assume-se que a função de probabilidade segue uma distribuição normal, caracterizada por dois parâmetros principais:

- **Média** (μ): valor médio do conjunto de dados (população);
- **Desvio padrão** (σ): medida da dispersão dos dados em relação à média.

Cada conjunto de dados coletado apresenta um valor médio que pode sofrer pequenas variações, mas é possível estabelecer um intervalo no qual a média de cada conjunto se encontra. Também chamado de **intervalo de confiança**, estabelece os limites máximo e mínimo para o valor médio com certa probabilidade definida pela distribuição normal. Por exemplo, para cálculos com um nível de confiança de 95%, utiliza-se o valor crítico aproximado de 1,96 da distribuição normal padrão.

Outro parâmetro para análise de dados é o erro (E), definido como a diferença entre o valor médio esperado e o valor médio medido.

Com base nas definições anteriores, o cálculo do número de amostras necessárias para um intervalo de confiança e erro específicos, sabendo o desvio padrão, pode ser obtido a partir de

$$n = \left(\frac{Z_{\frac{\alpha}{2}} \times \sigma}{E} \right)^2, \quad (2.7)$$

onde n é o número de amostras necessárias, $Z_{\frac{\alpha}{2}}$ é o valor crítico da distribuição normal padrão (para 95% $\approx 1,96$), σ é o desvio padrão da população, E é o erro máximo aceitável (MONTGOMERY; RUNGER, 2018). A quantidade de amostras necessárias é um valor relevante na elaboração de sistema de aquisição de dados, pois quanto maior este número, maior deverá ser a capacidade de processamento e armazenamento.

As métricas estatísticas são relevantes para a validação dos dados experimentais e para garantir a confiabilidade dos resultados. Por outro lado, para estimar valores futuros e descrever fenômenos físicos, utilizam-se tipicamente equações. Essas equações podem ser obtidas por meio de aproximações de diversas naturezas como polinomiais, exponenciais, gaussianas, entre outras, com o apoio de pacotes matemáticos em *softwares* especializados.

Em particular, quando se trabalha com sistemas lineares, um dos métodos mais difundidos é a aproximação por mínimos quadrados (MONTGOMERY; VINING, 2012). Considerando um sistema

$$\mathbf{y} = \beta \mathbf{x} \quad (2.8)$$

é possível encontrar o valor do escalar β que minimiza o erro entre os valores observados do vetor \mathbf{y} e os valores preditos $\beta \mathbf{x}$. Esse erro é dado pela diferença entre \mathbf{y} e $\beta \mathbf{x}$, e a função de erro (ou função de custo) para minimização é a soma dos quadrados dos resíduos:

$$E(\beta) = \|\mathbf{y} - \beta \mathbf{x}\|^2. \quad (2.9)$$

Essa operação representa a soma dos quadrados das diferenças entre os valores observados y_i e os valores preditos βx_i . Então, a função de erro $E(\beta)$ pode ser expandida e derivada para minimização em relação a β , resultando na expressão (MONTGOMERY; VINING, 2012):

$$\beta = \frac{\mathbf{x}^T \mathbf{y}}{\mathbf{x}^T \mathbf{x}}. \quad (2.10)$$

A equação (2.10) corresponde à solução de mínimos quadrados para o ajuste de uma linha reta no espaço x - y , onde \mathbf{x} e \mathbf{y} são vetores e β é o parâmetro escalar a ser estimado. Essa operação apresenta naturalmente uma característica de filtro, uma vez que tende a minimizar o erro da equação.

No caso de sistemas de segunda ordem, como abordado por Stewart (2013), é importante destacar duas características fundamentais da função quadrática. Considerando o modelo geral:

$$f(x) = ax^2 + bx + c, \quad (2.11)$$

a curva resultante será sempre uma parábola. Se o coeficiente a for maior que zero, a concavidade será voltada para cima; caso contrário, será voltada para baixo. Essa concavidade determina se o ponto crítico é um mínimo (quando $a > 0$) ou um máximo (quando $a < 0$) da função.

As coordenadas x_v e y_v do ponto de mínimo ou máximo, também conhecido como vértice da parábola ou ponto de inflexão, são obtidas respectivamente por:

$$x_v = -\frac{b}{2a}, \quad (2.12)$$

$$y_v = f(x_v). \quad (2.13)$$

Esse ponto fornece informações importantes sobre o comportamento da função e pode ser utilizado como um **indicador de tendência**, especialmente em contextos em que se deseja avaliar se uma aproximação sucessiva apresenta valores crescentes ou decrescentes. Por exemplo, em algoritmos iterativos, pode-se analisar se o valor de $f(x_v)$ está aumentando a cada iteração como forma de avaliar a convergência ou a tendência de crescimento do sistema.

Uma forma de verificar se a aproximação polinomial de 1ª ou 2ª ordem está coerente é analisar o coeficiente R^2 , que mede o grau de correlação entre os dados experimentais e o modelo ajustado (MONTGOMERY; RUNGER, 2018). Esse coeficiente tem valores limites bem definidos: R^2 igual a 1 indica um ajuste perfeito, enquanto R^2 igual a 0 significa que o modelo ajustado não explica a variabilidade da variável experimental. Para cenários de engenharia, um valor acima de 0,9 é um indicativo de que o modelo está bem ajustado.

2.4 Circuitos microcontrolados

Para trabalhos de supervisão de parâmetros, como tensão e corrente, são comumente utilizadas placas de aquisição com microcontroladores. Esses dispositivos programáveis possuem unidades de processamento miniaturizadas em relação a computadores convencionais, mas, apesar disso, apresentam qualidade e recursos suficientes para captar informações analógicas e digitais (SYSTEMS, 2020). A quantidade de memória de armazenamento, memória de acesso aleatório (ou RAM, do Inglês *Random Access Memory*), frequência de processamento, entre outras características técnicas, varia entre fabricantes e gerações de microcontroladores. Do ponto de vista comercial, se alguma funcionalidade não é atendida ou um sensoriamento específico se faz necessário, é possível encontrar módulos prontos para integração direta com as placas ou suporte em bibliotecas que garantem compatibilidade via código. A Tabela 2 apresenta as informações mais relevantes de modelos bastante difundidos no mercado para serem consideradas em projetos de monitoramento, como o do presente trabalho.

Tabela 2 – Comparativo entre microcontroladores populares

Característica	ESP32	ESP8266	Arduino UNO	STM32 F103C8T6
Alimentação	3,3 V	3,3 V	5 V	3,3 V
Clock	Até 240 MHz	80 MHz	16 MHz	72 MHz
Memória Flash	4 MB	4 MB	32 KB	64/128 KB
RAM	520 KB	160 KB	2 KB	20 KB
GPIOs	Até 34	Até 17	14 (6 PWM)	37
Wi-Fi	Sim	Sim	Não	Não
Bluetooth	Sim	Não	Não	Não
ADC	12 bits	10 bits	10 bits	12 bits
Consumo típico	160 a 260 mA	70 a 170 mA	45 a 50 mA	20 a 40 mA

Fonte: Baseado em Systems (2020), Systems (2019), Arduino.cc (2024) e STMicroelectronics (2020).

2.5 Detalhamento do estado da arte

Para suprir a demanda por sistemas de supervisão em instalações fotovoltaicas, estudos têm sido publicados com soluções de *hardware* que utilizam uma ou mais placas microcontroladas e circuitos complementares. No entanto, é bastante comum encontrar trabalhos como os de Rampinelli & Pereira (2017) e Radia, Nimr & Atlam (2023) que focam na modelagem de sistemas exclusivamente para aquisição de dados. Nesses casos, a principal contribuição é a validação do sistema embarcado em placas Arduino e NodeMCU, respectivamente, no qual estabelecem limites de operação que funcionam como alarmes para o usuário. Ao atingir os valores limites, mensagens com os dados e informações técnicas programadas são disparadas. Em Pereira, Jucá & Carvalho (2019), além da validação de arquitetura de *hardware*, também foi verificada a questão de escalabilidade com o uso de placas ESP32. Os autores demonstraram na prática que o levantamento de dados pode ser executado com esse microcontrolador, de forma confiável, para ser utilizado no monitoramento e geração de alertas com parâmetros de temperatura e condições climáticas nas quais os sistemas fotovoltaicos estão inseridos.

Com relação aos trabalhos de Mellit *et al.* (2023) e P, S & Rayudu (2023), observa-se uma abordagem mais próxima da proposta neste trabalho, com algoritmos preditivos. No primeiro caso, os autores usaram uma combinação de placas (Arduino e ESP8266) para aquisição e processamento de dados. Foi implementada uma rede neural artificial para detecção de falhas baseada na discrepância entre a potência medida contra a potência prevista, e um outro algoritmo de aprendizado de máquina para classificação do tipo de falha, como sombreamento parcial, sujeira e diodo de proteção do módulo fotovoltaico

com defeito. Para isso, foram utilizados sensores que fazem a coleta de dados de tensão e corrente no local. No segundo caso, os autores implementaram um algoritmo de árvore de decisão combinado com aprendizado de máquina para analisar os dados de potência e prever a falha dos módulos fotovoltaicos. As falhas são registradas quando o valor esperado não é atingido dadas as condições normais de radiação. Os resultados indicaram que o modelo proposto tem coeficiente R^2 de 0,9939, oferecendo elevada precisão e cumprindo com o objetivo de facilitar a manutenção da instalação.

3 Solução Proposta

3.1 Requisitos detalhados

Do ponto de vista de sistema, são definidos os seguintes aspectos obrigatórios para o projeto:

1. Algoritmo baseado em modelo circuitual;
2. Variáveis de entrada: tensão e corrente;
3. Operações matemáticas fora do ponto de coleta de dados;
4. Processamento de dados replicável para diferentes dispositivos;
5. Variável de saída: tempo (estimativa sobre a saúde do dispositivo supervisionado);
6. Capacidade de armazenamento de dados (tensão e corrente para o processamento e resultados parciais para cálculos de novas estimativas de tempo);
7. Tempo estimado sob demanda e adaptativo (informação é refinada conforme são calculadas novas estimativas de tempo);
8. Acurácia de 95% e erro máximo de $\pm 2,5 \text{ m}\Omega$ para cálculo da resistência interna.

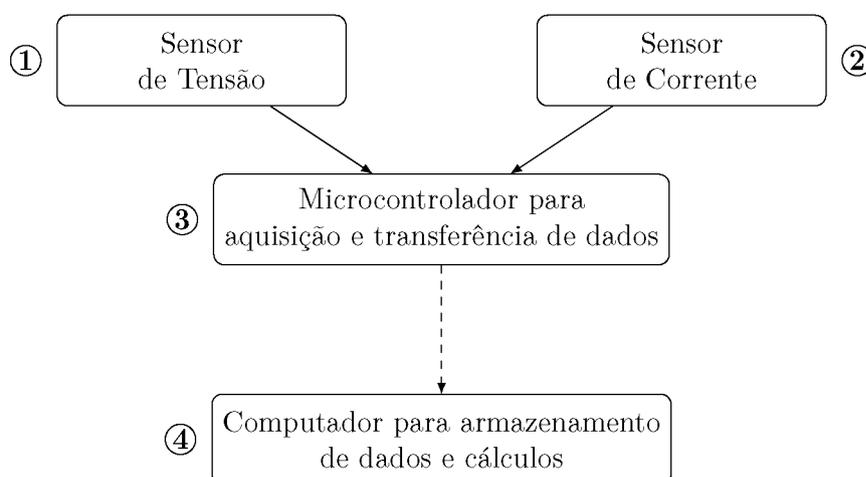
O *hardware* para cumprir com os requisitos anteriores também deve apresentar os seguintes aspectos obrigatórios:

1. Conectividade com a internet (3G/4G/Wi-Fi);
2. Canal de comunicação físico local (Serial);
3. Preço dos itens de aquisição de dados < R\$ 100,00;
4. Coletor de dados compacto (< 100x100x100mm);
5. Mínimo duas portas para leitura de dados;
6. Faixa de medição de tensão de 10,5 V a 13,5 V;
7. Faixa de medição de corrente de 0 A a 5 A.

3.2 Hardware de aquisição

Na Figura 8 está apresentado o diagrama de blocos da solução proposta em conformidade com os requisitos especificados. O bloco 1 (Sensor de Tensão) atende os requisitos 2 de sistema e 6 de *hardware*; o bloco 2 (Sensor de Corrente) atende os requisitos 2 de sistema e 7 de *hardware*; o bloco 3 (Microcontrolador para aquisição e transferência de dados) atende os requisitos 1, 2, 3, 4 e 5 de *hardware*; e o bloco 4 (Computador para armazenamento de dados e cálculos) atende os requisitos 1, 3, 4, 5, 6, 7 e 8 de sistema e 1 e 2 de *hardware*. As setas indicam o fluxo de dados entre as partes sendo as linhas contínuas representantes de ligações físicas e a linha tracejada para uma conexão que pode ser física ou *Wireless*.

Figura 8 – Diagrama de blocos da solução proposta



Fonte: O autor (2025).

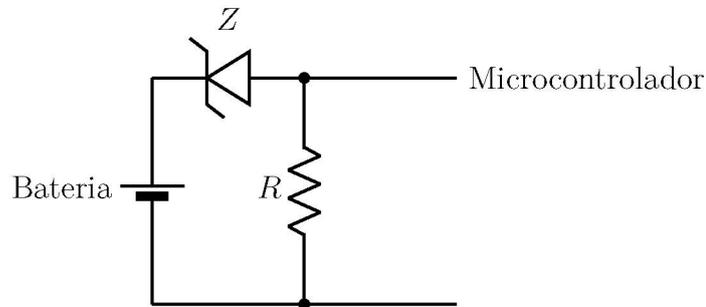
Nas subseções seguintes são apresentadas as escolhas para prototipagem de cada bloco do diagrama da Figura 8 e as suas justificativas.

3.2.1 Sensoriamento de tensão

A tensão do circuito é contínua e para realizar a sua medição foi considerado um divisor resistivo modificado. No lugar da composição de dois resistores, é utilizado um conjunto de dois diodos Zener (1N4737A + 1N751A) em série com um resistor. Esse circuito é proposto para adequar os níveis de tensão previstos pelos requisitos (10,5 V a 13,5 V) para os níveis de tensão aceitos por um microcontrolador. Por meio desse circuito, é feito o deslocamento e a redução das variações observadas nos polos da bateria. Caso fossem utilizados dois resistores, a tensão fixa Zener não seria obtida e apenas o segundo efeito seria observado. Na Figura 9, o resistor R proposto tem valor igual a 1 M Ω , resistência elevada para minimizar variações de tensões nas leituras considerando que a impedância de entrada do microcontrolador é baixa. O símbolo de diodo Z representa a associação

Zener mencionada. Com essa configuração as leituras se enquadram dentro da faixa de medição de 0 V a 3,3 V amplamente encontrada em microcontroladores.

Figura 9 – Circuito para sensoriamento de Tensão



Fonte: O autor (2025).

3.2.2 Sensoriamento de corrente

A corrente do circuito é contínua e para realizar a sua medição, foi considerado um sensor de efeito Hall integrado, o ACS712. Esse dispositivo apresenta alguns modelos com faixas de leitura diferentes, são elas 5 A, 20 A e 30 A. Como o requisito de leitura de corrente estabelece leitura máxima de 5 A, o primeiro modelo foi adotado. O sensor escolhido é facilmente encontrado no mercado já em módulos, vide Figura 10, o que permite uma integração com o *hardware* do projeto mais direta. Outras opções de sensores integrados foram verificadas como MAX471 (ELETROGATE, 2025c), WCS 1500 (ALIEXPRESS, 2025) e INA219 (ELETROGATE, 2025b), porém apresentam preço maior que o ACS712 ou não tem faixa de medição até 5 A, prejudicando o requisito 3 de *hardware* e não atendendo o requisito 8 de *hardware*, respectivamente.

Figura 10 – Módulo sensor de corrente

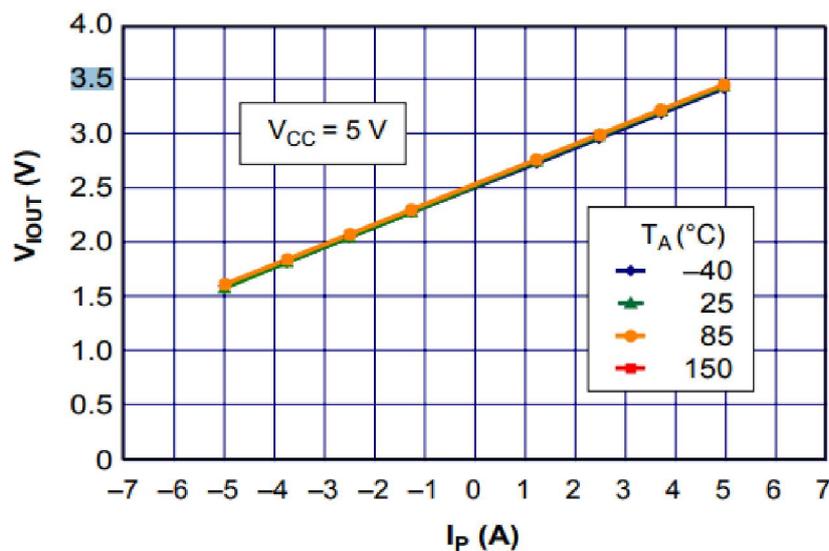


Fonte: Eletrogate (2025a).

Analisando a curva de resposta do sensor, apresentada na Figura 11, observa-se que se trata de um dispositivo bastante versátil que permite leituras em ambos os sentidos de corrente, porém para correntes positivas os valores resultantes de tensão são maiores

que 2,5 V. Para microcontroladores que têm tensão máxima de leitura de 3,3 V, essa característica é um fator limitante já que reduz a faixa de medições para apenas 24% da capacidade. Sendo assim, propõem-se utilizar o sensor no sentido contrário ao usual a fim de garantir valores de tensão mais adequados para a porta analógica de qualquer modelo de microcontrolador. O fato dos valores de tensão diminuírem conforme a corrente aumenta é corrigido com equações de calibração do sensor em etapas futuras.

Figura 11 – Curva de resposta do sensor de corrente

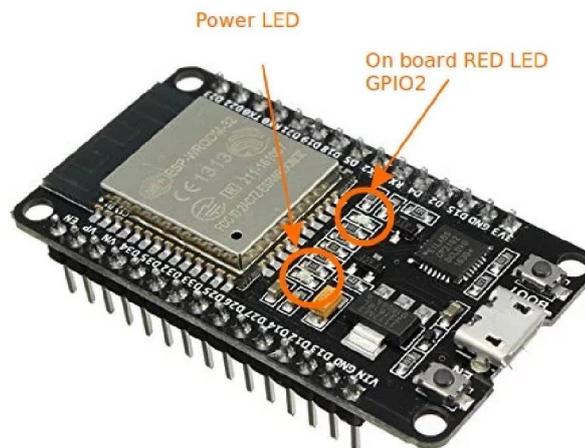


Fonte: Allegro (2024).

3.2.3 Microcontrolador para aquisição e transferência de dados

A placa de desenvolvimento ESP32-WROOM-32 (ELETROGATE, 2025d) é escolhida, por se mostrar como uma opção interessante devido ao tamanho reduzido, conter antena Wi-Fi integrada e processador mais potente que uma placa Arduino (ELETROGATE, 2025f). Apesar de ser um pouco mais cara, as vantagens anteriores compensam e permitem total atendimento dos requisitos do projeto. Outra característica importante do ESP32-WROOM-32, apresentado na Figura 12, é a quantidade de portas com acesso ao conversor analógico/digital interno. Algumas opções de placas microcontroladas disponíveis no mercado possuem apenas uma, como é o caso do NodeMCU (ELETROGATE, 2025e) que contém o microcontrolador ESP8266, outra opção barata, compacta e com antena Wi-Fi. No entanto, é requisito do projeto realizar leituras de no mínimo duas variáveis, tensão e corrente. Dessa forma, a multiplicidade de portas com o ADC foi a característica eliminatória no processo de escolha entre modelos da linha ESP.

Figura 12 – Placa de desenvolvimento com ESP32



Fonte: Circuits4You (2025).

3.2.4 Computador para armazenamento de dados e cálculos

O sistema de aquisição prevê via requisitos conectividade local e *Wireless*. Como ponto de partida, portanto, optou-se por iniciar os desenvolvimentos de forma local com auxílio de um computador pessoal (PC). Por meio de uma porta COM, é possível conectar o microcontrolador escolhido (ESP32) e adquirir os dados de tensão e corrente. As leituras podem ser visualizadas com diversos *softwares* que monitoram o fluxo de dados deste canal de comunicação. A opção PuTTY (2025) se mostra bastante interessante por exibir os dados e apresentar a opção de armazenamento em arquivo *.txt* posteriormente à sessão de monitoramento, e por isso foi escolhida. Diferente de outras opções como o *software* Termite (2025) ou da interface do ambiente de desenvolvimento integrado (ou IDE, do inglês *integrated development environment*) utilizada que não trazem a opção de salvar os dados.

3.3 Modelagem

Com base nos fundamentos e premissas do Capítulo 2, propõe-se um algoritmo para a aquisição dos valores da resistência interna de uma bateria ao longo de sua descarga, a partir de variações na corrente de saída. Semelhante ao que foi abordado por Bressanini, Busarello & Péres (2017), que mediu valores de resistência com variações na corrente de entrada. Para isso, considera-se o uso alternado de duas cargas distintas e constantes aplicadas à bateria, gerando variações (ou deltas) de corrente periódicas ao longo de um ciclo. O sistema de aquisição realiza leituras contínuas dos valores de tensão e corrente durante esse período. As diferenças entre as tensões e a diferença entre as correntes, resultantes da alternância entre as cargas, são armazenadas em vetores. Tomando como referência o modelo circuitual da Figura 4, aplica-se a Lei de Ohm em (2.10), obtendo-se a

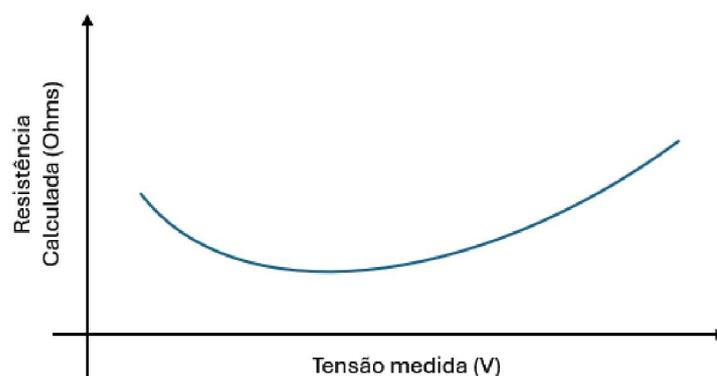
equação resultante:

$$R = \frac{\mathbf{i}' \cdot \mathbf{v}}{\mathbf{i}' \cdot \mathbf{i}}. \quad (3.1)$$

Como se tratam de vetores, os pontos representam a multiplicação matricial e a aspa simples se refere a matriz transposta. A partir de (3.1), é obtido o valor de R fazendo o ajuste de uma linha reta no espaço corrente-tensão. Esse processo apresenta filtragem embutida devido à minimização do erro quadrático, mas outras técnicas de filtragem também podem ser utilizadas caso não se atinja o requisito 8 de sistema. Para cada mudança de carga, uma resistência é calculada e assim obtêm-se uma curva de variação da resistência interna ao longo de um ciclo de descarga.

A bateria de teste tem como origem uma instalação fotovoltaica, cujo carregamento depende diretamente da irradiação solar. Sendo assim, é importante destacar que o ponto de partida de cada execução do algoritmo, isto é, o estado de carga inicial da bateria não será necessariamente o mesmo. Essa variação se reflete em diferentes valores de tensão no início dos ciclos, gerando curvas de resistência interna que podem estar deslocadas entre si. Para possibilitar comparações coerentes entre diferentes ciclos, propõe-se a análise dos dados em um gráfico com tensão no eixo X e resistência calculada no eixo Y, como exemplificado na Figura 13 com curva azul arbitrária.

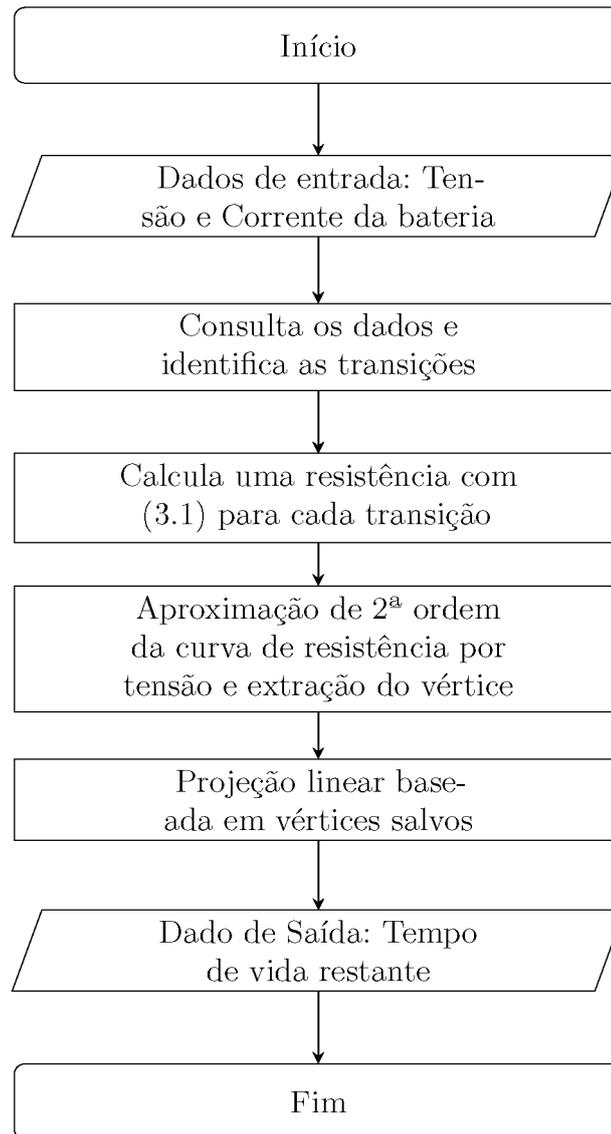
Figura 13 – Proposta de gráfico para análise de resistência



Fonte: O autor (2025).

Sabe-se que baterias envelhecidas apresentam maior resistência interna, independentemente do ponto de operação e essa resistência tende a aumentar à medida que a bateria se descarrega (GUASCH; SILVESTRE, 2003). O objetivo central da análise é identificar o valor mínimo absoluto de resistência em cada teste, projetar a tendência desses valores ao longo de diversos ciclos e estimar quantos ainda podem ser realizados antes que a resistência ultrapasse um limite predefinido. O fluxo de trabalho do algoritmo está apresentado na Figura 14.

Figura 14 – Estrutura do algoritmo



Fonte: O autor (2025).

Na aproximação de segunda ordem, o vértice da parábola é o ponto de mínimo a ser utilizado nas projeções subsequentes. O conjunto de vértices obtidos em múltiplos testes é então submetido a uma regressão linear. A equação dessa reta é utilizada para estimar quantos ciclos ainda podem ser executados antes que a resistência atinja o valor limite. Seguindo esses passos, propõe-se uma nova abordagem de previsão de envelhecimento.

4 Metodologia

O objetivo geral desta pesquisa é propor e validar um algoritmo preditivo de envelhecimento de um dispositivo com base nas suas características elétricas. Trata-se de uma pesquisa aplicada, de abordagem quantitativa, com caráter exploratório e experimental, utilizando uma bateria de chumbo-ácido como elemento central das análises. Os seguintes materiais e *softwares* são utilizados:

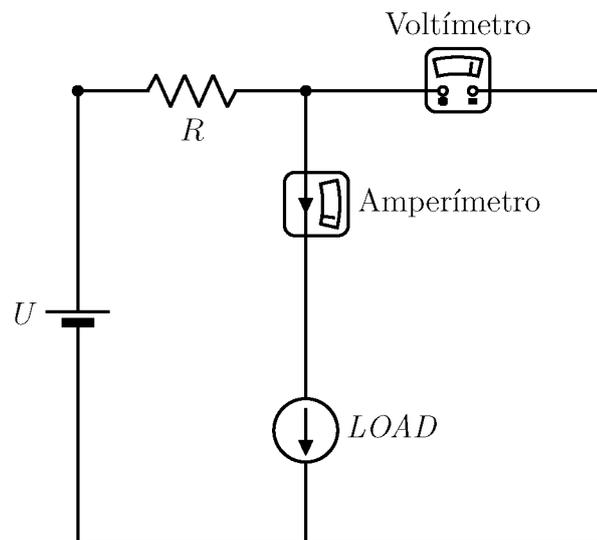
- Simulador de Circuitos Qucs (*Quite Universal Circuit Simulator V.0.0.19*);
- Plataforma computacional para análises numéricas MATLAB;
- *Hardware* de aquisição apresentado no Capítulo 3;
- Carga eletrônica Atorch DL24;
- Multímetro aferido Hikari HM-1500;
- Duas lâmpadas automotivas 12 V;
- Kit de desenvolvimento com 2 relés DTWONDER (DT-R002);
- Bateria de chumbo-ácido modelo DF1000 FREEDOM;
- Fontes de alimentação (5 V e 12 V) e cabos.

4.1 Análise teórica

Para levantar e registrar as informações teóricas da bateria, é elaborado um circuito teste no simulador Qucs, apresentado na Figura 15. A bateria é modelada como uma fonte de tensão U de 12,5 V em série com uma resistência R de 50 m Ω , valor intermediário para o modelo considerado. Para simulação de carga é inserida uma fonte de corrente *LOAD* com varredura do parâmetro de corrente na simulação CC. Dois valores de corrente (ou dois pontos de operação) são suficientes para gerar tensões resultantes diferentes e viabilizar a aplicação de (3.1). Simultaneamente, em bancada foi apurada que a amplitude de ruído para o mesmo circuito estava na faixa de 36 mV de pico a pico. Esse dado pode ser construído no *software* MATLAB com a função *rand* normalizada para esse valor.

Então, no ambiente do *software* MATLAB, múltiplos pontos de tensão e corrente são gerados com ruído embutido para verificação da convergência. Todos os pontos são salvos em vetores inclusive os resultados de resistência calculados. Propõe-se uma variação na quantidade de pontos das variáveis de entrada para análise estatística dos resultados obtidos

Figura 15 – Circuito no simulador Qucs



Fonte: O autor (2025).

de resistência. Como determinado por (2.7), é possível calcular o número de amostras necessárias para um intervalo de confiança e erro específicos sabendo o desvio padrão. Quanto menor a quantidade de dados necessária para se obter um resultado confiável, maior será a rapidez e menor o esforço computacional da solução. Nessas condições, o valor de resistência calculado com vetores de tensão e correntes gerados no MATLAB deve convergir para o valor de resistência simulado no Qucs ($50 \text{ m}\Omega$), com a menor quantidade de dados possível e atendendo o requisito 8 de sistema (Acurácia de 95% e erro máximo de $\pm 2,5 \text{ m}\Omega$).

4.2 Análise em bancada

O procedimento de aquisição de dados de tensão e corrente seguido de cálculos de resistência interna é realizado em bancada, com o *hardware* de aquisição proposto e circuito complementar. No entanto, quando se trata de dispositivos comerciais, pode haver variações entre unidades decorrentes de tolerâncias no processo de fabricação. Em tais casos, a sensibilidade especificada via *datasheet* pode não refletir com precisão o comportamento observado em bancada. Dessa forma, é necessário identificar uma equação de calibração para cada sensor que converta os valores de tensão lidos pelo microcontrolador escolhido (ESP32) nos valores reais das grandezas medidas.

Como procedimento de correção, um processo de calibração é realizado para comparar os valores medidos pelos sensores com valores de referência. As equações de calibração são levantadas com auxílio da carga eletrônica Atorch DL24 capaz de controle preciso de corrente de 0 A a 10 A com resolução de 0,001 V. As correntes configuradas para essa carga servem como referências de corrente para calibração do sensor de corrente. Já no

caso do sensor de tensão, são utilizadas as medições do multímetro calibrado (modelo Hikari HM-1500 com resolução de 0,01 V) como referência. Durante esses processos, considerando que a corrente máxima do sensor de corrente é 5 A, as leituras de tensão e corrente dos sensores são adquiridas dentro dessa faixa. Em seguida, as amostras obtidas são pareadas com suas respectivas referências e submetidas a um ajuste por regressão linear utilizando a ferramenta de Curve Fitting do MATLAB.

Do lado do microcontrolador, o ESP32 é conhecido por apresentar não linearidades nas leituras do seu conversor analógico-digital (ADC). Foi verificado que as faixas onde esse comportamento se manifesta são abaixo de 0,5 V e acima de 2,5 V, e processos adicionais de calibração são propostos como em E-tinkers (2024). A ideia é realizar as leituras dos dados brutos, procurar por valores correspondentes em uma tabela previamente gerada e então fornecer o valor ajustado. Na aplicação desta pesquisa, como os valores medidos estão dentro da faixa linear, é suficiente utilizar a função `analogReadMilliVolts()` que já retorna valores calibrados em milivolts. Segundo a fabricante (ESPRESSIF, 2025), o ESP32 possui dados de calibração armazenados na memória eFuse de fábrica. Esses dados incluem medições de duas tensões conhecidas, correções de inclinação (*slope*) e deslocamento (*offset*). Esses dados são usados para corrigir erros de ganho e deslocamento específicos de cada chip por

$$V_{\text{medido}} = \text{slope} \times \text{ADC}_{\text{brutos}} + \text{offset}, \quad (4.1)$$

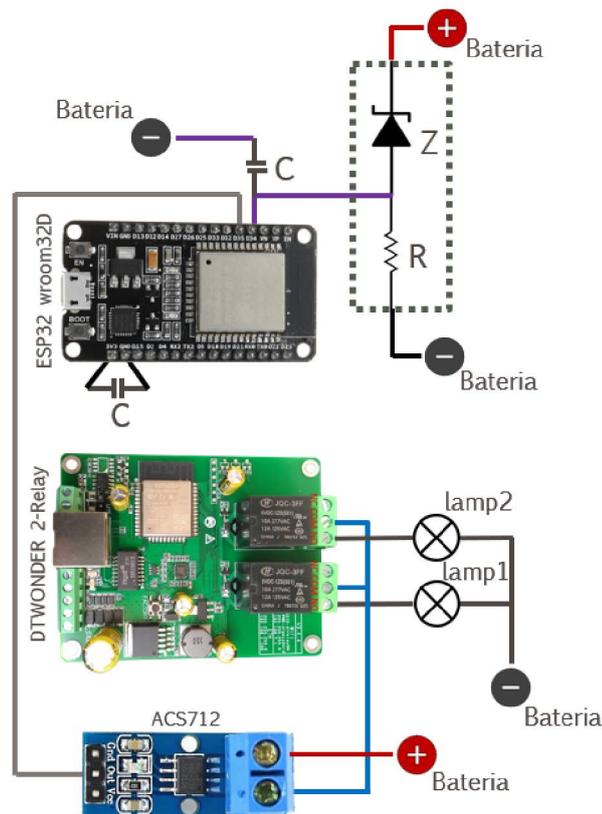
garantindo que o valor em milivolts seja muito mais próximo da tensão de entrada real. A taxa de aquisição de dados é fixada em 300 ms, com o objetivo de estabelecer um equilíbrio entre a velocidade de resposta do sistema e o uso de memória para armazenamento. Considerando que a tensão de saída varia de forma lenta ao longo de várias horas, uma frequência de amostragem muito alta resultaria em um volume excessivo de dados sem garantia de melhores resultados. Com a taxa de amostragem adotada, são obtidos 1000 pontos a cada 5 minutos. Recomenda-se o descarte de um número fixo de amostras, por exemplo 100 pontos, antes e depois de cada transição de estado, isto é, nas mudanças entre cargas para evitar considerar pontos de um intervalo no qual o sistema ainda não atingiu estabilidade.

Vale destacar que por apresentar um ADC de 12 bits e uma tensão de referência de 3,3 V, a resolução será de 0,8 mV, valor considerado muito bom para detectar pequenas variações e para sinais que variam lentamente como é o caso de uma descarga de bateria que leva algumas horas, sensores de temperatura e luminosidade. Outras opções de microcontroladores com 10 bits ou 8 bits também podem ser consideradas soluções viáveis, desde que o ruído do sistema seja maior ou equivalente ao passo de quantização. Em contrapartida, resoluções maiores podem não se justificar, visto que a variação observada não é suficientemente pequena para aproveitar uma resolução na ordem de dezenas de

microvolts, ficando abaixo do próprio ruído e das incertezas dos sensores.

O circuito complementar mencionado é composto das lâmpadas automotivas conectadas à placa DTWONDER que contém relés para chaveamento delas. A simulação de dois pontos de carga é obtida por meio do controle automatizado da DTWONDER que alterna entre ambas as lâmpadas acesas ou apenas uma delas. O circuito final está apresentado na Figura 16.

Figura 16 – *Hardware* de aquisição e circuitos complementares



Fonte: O autor (2025).

Um capacitor de 100 nF é incluído entre os terminais de alimentação e outro entre a entrada analógica utilizada para o sensor de tensão e o GND, por recomendação da fabricante do ESP32 para atenuar eventuais oscilações nas leituras. As ligações de alimentação foram suprimidas para evidenciar as conexões entre os sensores e dispositivos de controle. Para o sensor de corrente é necessária uma fonte de 5 V enquanto para a placa auxiliar uma outra fonte de 12 V. Todas as fontes de alimentação estão no mesmo potencial GND para equipotencialização dos circuitos. O cabo utilizado para o sensor de tensão é um cabo com par trançado e blindado para minimizar a propagação de ruído.

A placa auxiliar de teste (DTWONDER) também apresenta um ESP32 programado para ligar uma lâmpada e mantê-la acesa o tempo todo enquanto controla a segunda com intermitência de cinco minutos. Essa diferença entre acionamentos funciona como variações

de carga e ocorre do início da carga até o fim. Esta opção de placa com relés foi utilizada neste trabalho por ter sido disponibilizada pela empresa Perkons S.A., com a qual o autor mantém vínculo profissional. A escolha pelas lâmpadas automotivas se deve à corrente de acionamento de aproximadamente 1,6 A (ou 3,2 A com ambas acesas) que se enquadra dentro da faixa de medições estipulada pelos requisitos.

Com o *hardware* da Figura 16, portanto, os primeiros três blocos do fluxograma apresentado na Figura 14 são atendidos. A próxima etapa é avaliar a sequência de valores de resistência obtida ao longo de um ciclo de descarga de 12,8 V à 11,5 V aproximadamente. Para isso, esses valores são plotados, seguindo a proposta de gráfico da Figura 13, ou seja, com as resistências sendo coordenadas do eixo Y e com os valores médios de tensão nos quais foram calculadas como coordenadas do eixo X. O resultado esperado é uma curva sujeita a aproximação polinomial de 2ª ordem utilizando a ferramenta de Curve Fitting do MATLAB. Dessa aproximação, é extraído o ponto de mínimo (vértice) para ser utilizado como valor indicador de desgaste.

À medida que novos testes são executados, novos valores de resistência interna mínima são apurados. Com o uso contínuo, este valor de referência tende a aumentar, indicando o envelhecimento da bateria e viabilizando uma nova análise numérica. Ao plotar os pontos de mínimo pelo tempo, pode-se encontrar a equação da reta que melhor descreve o comportamento e estimar quantos ciclos ainda podem ser executados. O valor limite de resistência, que irá determinar se a bateria não está mais em condições de operação, será obtido por meio da média aritmética das últimas resistências calculadas nos testes, ou seja, é um valor médio global obtido quando a bateria já está esgotando sua capacidade de fornecimento de corrente para a carga aplicada.

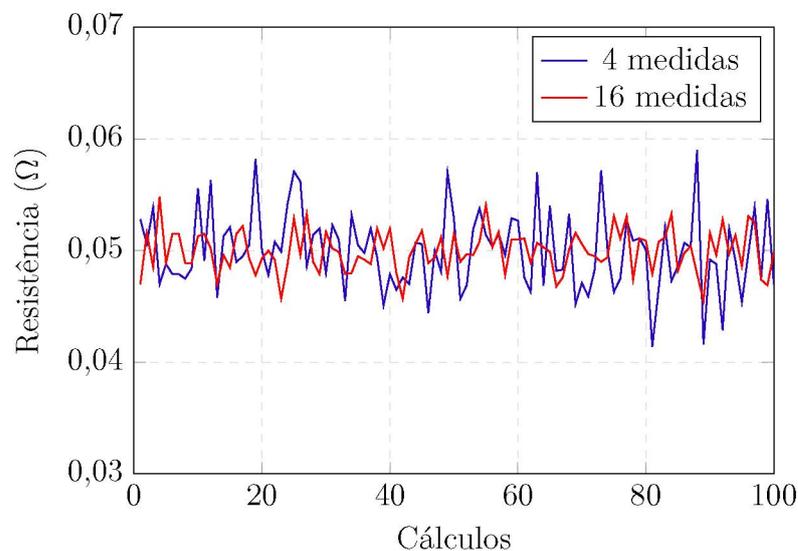
5 Validação do Modelo

5.1 Resultados simulados

No circuito de teste da Figura 15 observou-se que para uma carga de 2 A a tensão medida no voltímetro foi de 12,4 V, enquanto para uma carga de 4 A a tensão medida foi de 12,3 V. De forma complementar, se for adicionado um resistor no ramo da carga para representar a resistência do medidor de corrente e da própria carga, os valores de tensão permanecem os mesmos, logo, entende-se que não interferem na aferição da resistência interna da bateria. Para diferentes valores da tensão U , a diferença entre as tensões resultantes para essas mesmas cargas manteve-se constante. Essa característica de uniformidade é relevante, pois permite a aplicação do algoritmo na bateria de forma independente do seu estado de carga em etapas futuras. Em um cenário real, espera-se encontrar resultados próximos uma vez que no simulador todas as condições são ideais.

Para a análise no MATLAB, foram gerados os vetores das tensões e das correntes adicionando o ruído aleatório e considerando comprimentos de 4 e 16 amostras, com o objetivo de avaliar a convergência dos resultados e o impacto da quantidade de amostras nos cálculos de forma simplificada. Foram realizados, portanto, 100 cálculos de resistência aplicando (3.1) no conjunto de vetores simulados. As resistências calculadas convergiram para valores em torno de $50 \text{ m}\Omega$ (valor previamente conhecido do Qucs) com erro de $\pm 2,5 \text{ m}\Omega$. Os resultados obtidos para ambas as quantidades de amostras estão apresentados na Figura 17.

Figura 17 – Cálculos de resistência



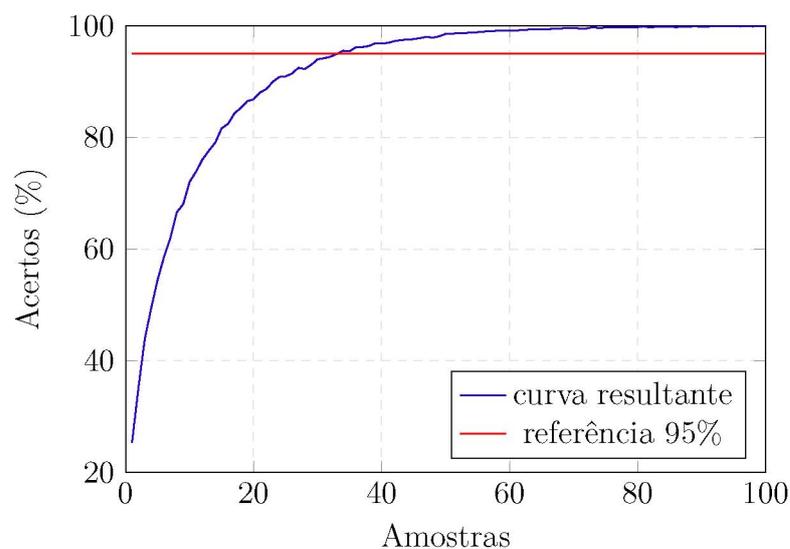
Fonte: O autor (2025).

Observa-se que, ao aumentar o número de medidas simuladas com ruído, mais resultados ficaram próximo da resistência ideal, sendo aproximadamente 50% na primeira iteração e 75% na segunda dentro da margem de erro especificada. Com base nos dados estatísticos dessas simulações, o número de amostras ótimo foi calculado aplicando (2.7). No entanto, os resultados obtidos para os dois cenários não se mostraram coerentes, pois a estimativa proveniente dos dados da primeira iteração, mais longe da precisão e erro ideais, resultou em um número de amostras mínimo inferior ao da segunda iteração.

Tal inconsistência indica que a formulação estatística não se aplica diretamente ao problema, uma vez que as amostras sob controle são dados de tensões e correntes, enquanto a resistência é derivada dessas por meio de uma equação. O desvio padrão, o erro e o intervalo de confiança extraídos das resistências calculadas e aplicados em (2.7) não refletem adequadamente a incerteza das variáveis de entrada. A maneira como o erro das variáveis medidas se propaga e afeta a precisão da variável final em (3.1) exige um desenvolvimento matemático adicional. De forma alternativa, a abordagem numérica pode ser utilizada para estimar o número ideal de amostras.

Seguindo a nova estratégia de análise, foram realizados 10 mil cálculos de resistência variando-se o número de amostras nos vetores de tensão e corrente de um em um, iniciando em 1 até 100. Para cada iteração, contabilizou-se o número de resistências que ficaram dentro da margem de erro, e essa informação foi armazenada em um novo vetor, o qual representa a relação entre os acertos e o total de resistências calculadas, em termos percentuais. A curva que relaciona essa taxa de acertos com a quantidade de amostras de tensão e correntes utilizadas está apresentada na Figura 18.

Figura 18 – Porcentagem de acerto por quantidade de amostras



Fonte: O autor (2025).

O primeiro valor de amostras a ultrapassar a taxa de acertos de 95% foi 34 e,

portanto, trata-se do número mínimo necessário de medidas que garantem essa precisão.

5.2 Resultados experimentais

O circuito proposto de aquisição e teste está apresentado na Figura 19. A caixa azul serve como suporte para os circuitos e para nivelar as conexões com a bateria e entrada USB do PC utilizado.

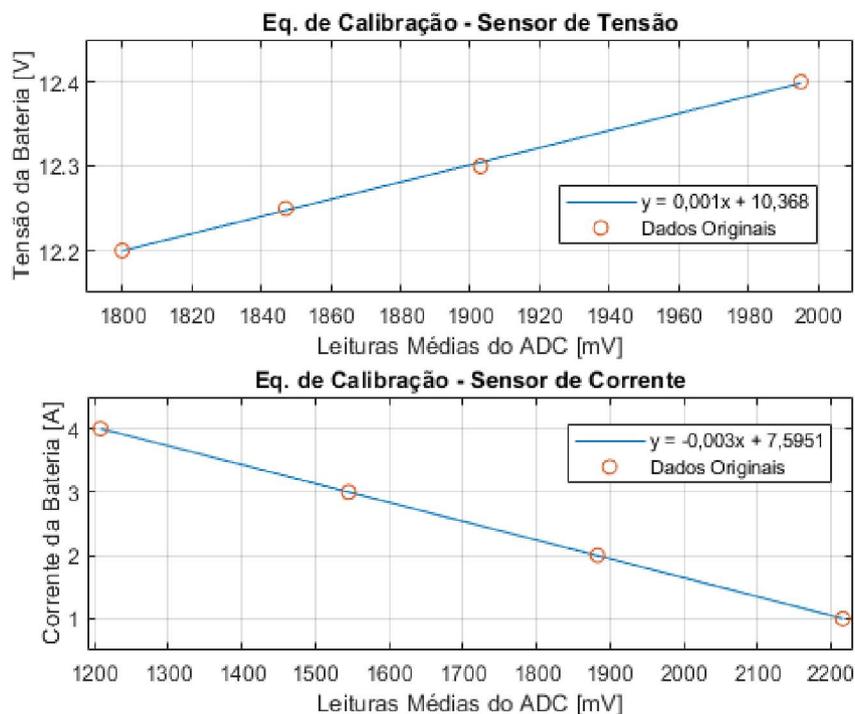
Figura 19 – Circuito final montado

Fonte: O autor (2025).

Como primeira etapa da validação do modelo, foram levantadas as equações de calibração dos sensores. Os valores de tensão e corrente lidos pelo ESP32 foram confrontados com os valores de referência provenientes de ensaio com a carga eletrônica Atorch DL24, que fizeram a varredura da faixa de medição de interesse, e medidos pela própria carga e um multímetro calibrado. Em seguida, utilizou-se a ferramenta de Curve Fitting do MATLAB, para identificar a melhor reta que representa os pontos experimentais. Os resultados obtidos estão apresentados na Figura 20.

Com a placa DTWONDER configurada para alternar entre os estados de duas lâmpadas acesas e apenas uma, foi realizado um teste adicional para garantir a confiabilidade das equações de calibração e do número mínimo teórico de amostras determinado previamente. Iniciando em 12,5 V e terminando em 12,3 V, esta descarga parcial da bateria foi conduzida utilizando os valores de aquisição oficiais do algoritmo, isto é, intervalo de

Figura 20 – Curvas para calibração dos sensores



Fonte: O autor (2025).

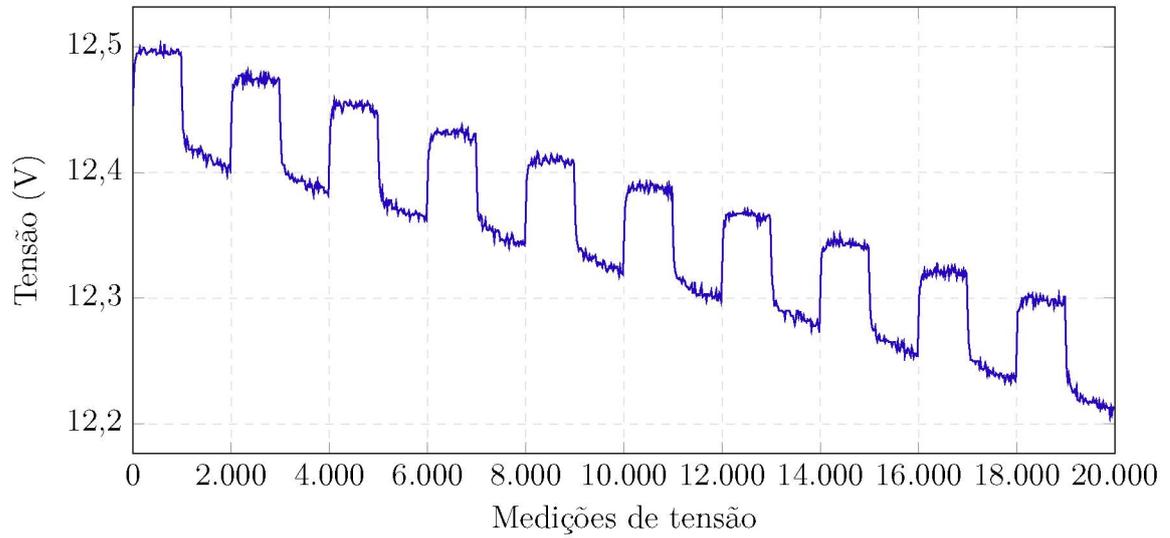
aquisição de 300 ms e alternância entre os estados, uma lâmpada ligada e duas lâmpadas ligadas, a cada 5 minutos. Os dados foram capturados pela placa ESP32 e enviados via serial para um PC. Por meio de um *script* no MATLAB, esses dados foram carregados e as equações de calibração foram aplicadas. Os resultados obtidos para as tensões e correntes estão apresentados nas figuras 21 e 22, respectivamente.

Vale destacar que a bateria utilizada neste ensaio e nos ensaios subsequentes não tem período de funcionamento conhecido, isto é, trata-se de uma bateria que se encontrava em uso e foi retirada da sua aplicação original. O tempo no qual ela ficou operacional não faz parte da implementação do algoritmo, visto que ele calcula o tempo de vida restante a partir de um histórico de cálculos de resistência interna que ele mesmo irá gerar a medida que for sendo executado.

Com esse conjunto de dados, foi possível realizar o cálculo de dez resistências internas. Para esse processo, considerou-se o número de amostras igual a 34, valor mínimo encontrado anteriormente. Os valores obtidos para as resistências estão apresentados na Figura 23.

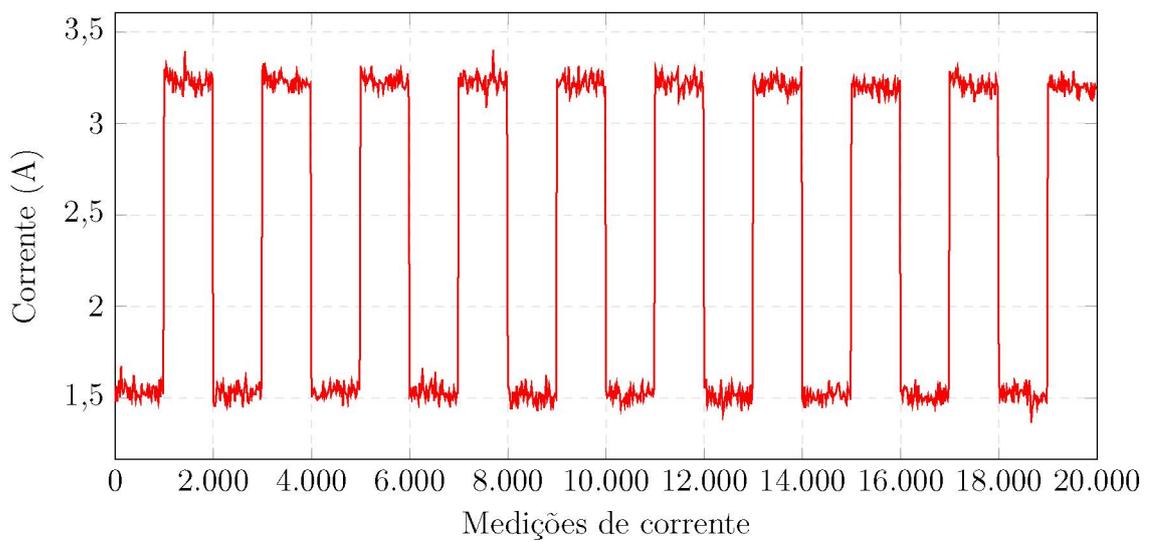
O resultado foi positivo com todos os valores calculados próximos de 50 mΩ (média de 0,050015 Ω) e com amplitude menor que 5 mΩ (valor máximo de 0,051907 Ω e valor mínimo de 0,048651 Ω). Analisando o ruído medido para as tensões observa-se que, nos períodos de baixa corrente a amplitude média foi de 18 mV, enquanto para os períodos

Figura 21 – Dados de tensão durante descarga parcial da bateria



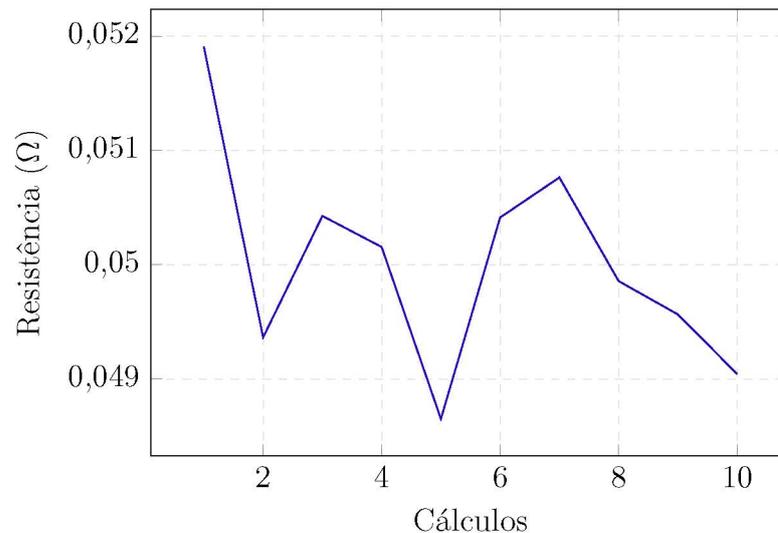
Fonte: O autor (2025).

Figura 22 – Dados de corrente durante descarga parcial da bateria



Fonte: O autor (2025).

Figura 23 – Resistências calculadas



Fonte: O autor (2025).

de alta corrente ficou na faixa de 27 mV. Ambos os valores inferiores ao estipulado na validação teórica (36 mV).

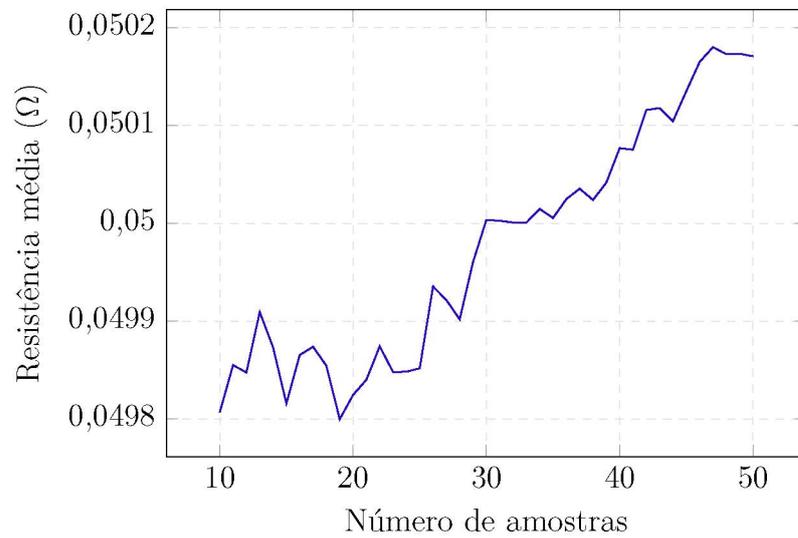
Considerando essas amplitudes de ruído, a utilização de um ADC de 12 bits mostra-se adequada, pois resoluções de 8 ou 10 bits não seriam capazes de quantizar adequadamente os sinais medidos. Além disso, por já apresentar suporte a conectividade sem fio, protocolos de transmissão de dados como MQTT e mais memória RAM que as outras opções discutidas, pode-se considerar que a escolha do ESP32 está coerente com as necessidades atuais e perspectivas de trabalhos futuros.

Ainda, em carácter exploratório, foi realizado um teste adicional variando-se a quantidade de amostras extraídas do conjunto de dados medidos para o cálculo da resistência. A Equação 3.1 foi então utilizada novamente em iterações com vetores de tensões e correntes de comprimentos de 10 a 50. Em termos das resistências médias obtidas, como apresentado pela Figura 24, o uso de (3.1) com menos ou mais amostras retornou valores aceitáveis. No entanto, observando-se as resistências máximas e mínimas, como apresentado na Figura 25 com linhas pretas como referências da margem de erro de $\pm 2.5 \text{ m}\Omega$, verifica-se que, à medida que menos amostras são usadas para fazer os cálculos, mais pontos ocorrem longe do valor de referência, deixando a faixa de precisão desejada em 18 amostras. No sentido oposto, o efeito foi semelhante, mas não ultrapassou o valor máximo de referência.

Com esses resultados, entende-se que o valor mínimo de amostras igual a 34 é confiável, uma vez que está mais centralizado em relação às demais quantidades testadas.

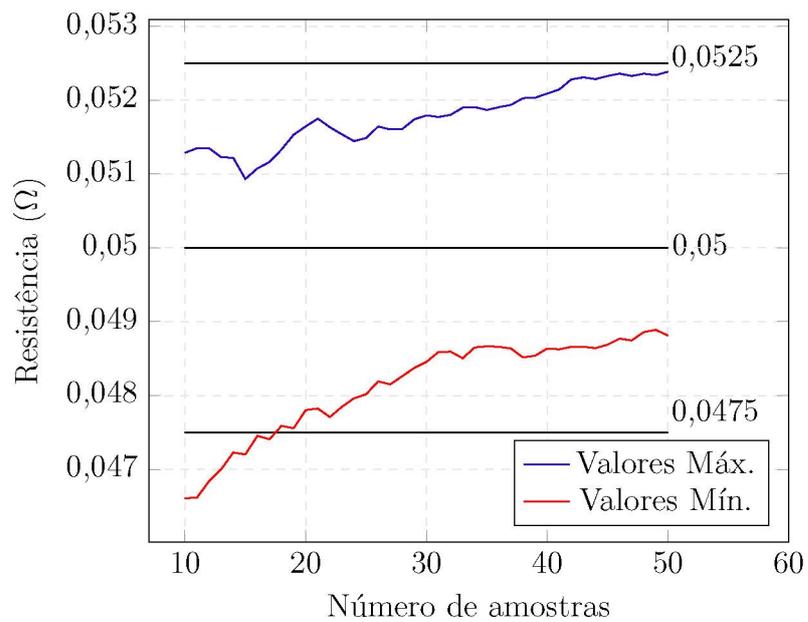
Passando para a análise de ciclos mais longos de uma bateria, foram realizados múltiplos testes com uma unidade conectada ao *hardware* da Figura 19. Os testes foram

Figura 24 – Resistências médias obtidas



Fonte: O autor (2025).

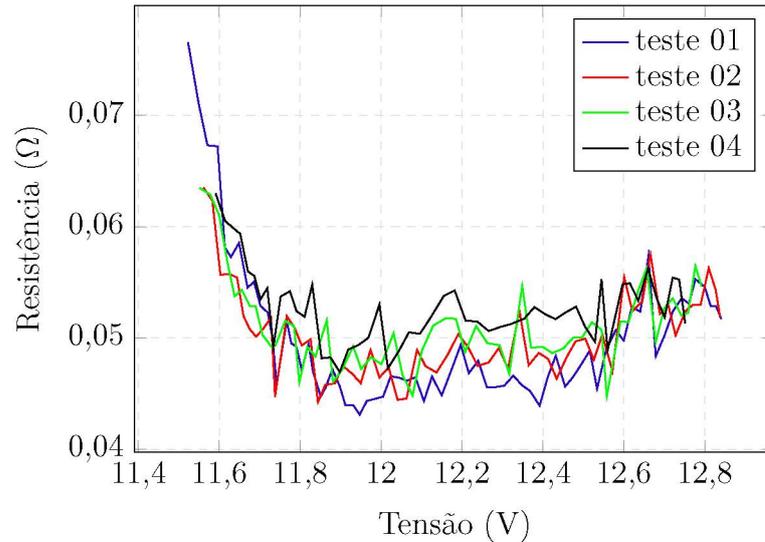
Figura 25 – Resistências máximas e mínimas obtidas



Fonte: O autor (2025).

conduzidos conforme as métricas de aquisição estabelecidas, ou seja, amostragem de tensão e corrente a cada 300 ms e carga variando a cada 5 minutos sendo um estado referente à uma lâmpada ligada e o outro estado as duas lâmpadas ligadas. Na Figura 26, os dados apresentados correspondem as resistências calculadas ao longo da descarga da bateria de teste em quatro dias diferentes. Observa-se um aumento no valor de resistência ao longo do ciclo e entre ciclos, conforme previsto pela fundamentação teórica.

Figura 26 – Gráficos de resistência por tensão



Fonte: O autor (2025).

Em seguida, utilizou-se a ferramenta de Curve Fitting do MATLAB, para aproximação polinomial de segunda ordem sobre esses dados e subsequentes. A lógica para uso dessa aproximação se baseia não apenas na obtenção de um coeficiente R^2 melhor em relação à uma aproximação de 1ª ordem, mas também para se obter mais facilmente o valor de mínimo da função. Considerando todos os pontos obtidos, o modelo de 2ª ordem ajustado para o primeiro teste foi

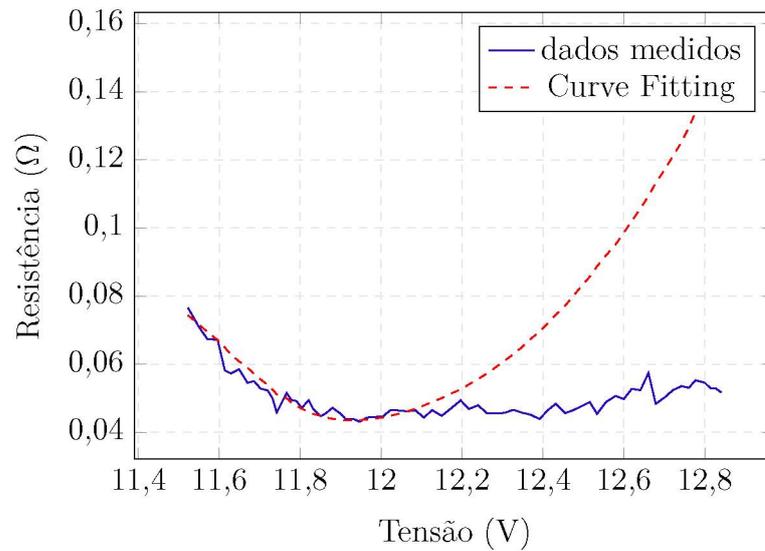
$$f(x) = 0,03921x^2 - 0,9601x + 5,921, \quad (5.1)$$

e resultou em um coeficiente R^2 de 0,7066. Para um ajuste mais refinado, foram considerados os pontos inferiores à 12,2 V, resultando em:

$$f(x) = 0,1315x^2 - 3,153x + 18,94. \quad (5.2)$$

O novo modelo ajustado ficou com coeficiente R^2 igual à 0,9312 e está simulado em sobreposição com os dados experimentais na Figura 27. Como o resultado foi bastante positivo, esta estratégia foi utilizada para as aproximações polinomiais dos demais testes.

Figura 27 – Aproximação polinomial de 2ª Ordem



Fonte: O autor (2025).

Para cada modelo obtido, foi calculado o valor de mínimo da função (vértice), conforme (2.13). Como esse ponto representa o indicador de envelhecimento da bateria, um novo vetor para armazená-lo foi gerado. Quando novas iterações de teste ocorreram, esse vetor foi incrementado com o novo valor de vértice encontrado, e a equação da reta que melhor se ajusta à totalidade dos pontos foi recalculada.

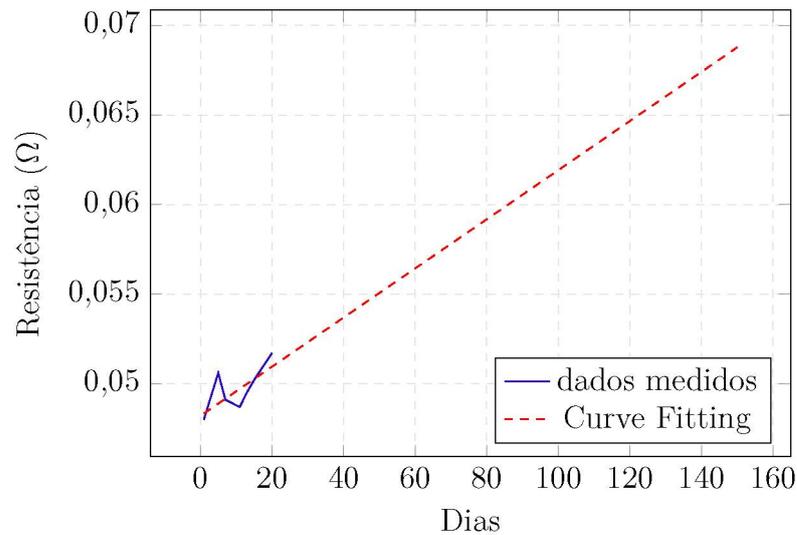
O valor limite de resistência que determina se a bateria não está mais em condições de operação é encontrado no fim do ciclo de descarga. Ao todo foram realizados 8 testes com a bateria e a média das últimas resistências encontradas foi de aproximadamente $0,0683\Omega$. Os valores de mínimo identificados em cada teste estão apresentados na Figura 28 em conjunto com o modelo de 1ª ordem ajustado

$$f(x) = 0,0001372x + 0,0482, \quad (5.3)$$

representando a projeção do tempo de vida da unidade testada. Para esse modelo o índice R^2 foi de 0,4773, valor considerado baixo, mas que se explica parcialmente pela quantidade reduzida de pontos para a aproximação linear. Outras fontes que contribuem para o ajuste aquém da expectativa são naturalmente o ruído dos sinais e as condições de aquisição. Apesar disso, a escolha pela aproximação de 1ª ordem foi motivada principalmente pela simplicidade e interpretação direta dos resultados.

Os dados medidos da Figura 28 correspondem à testes realizados dentro do período de 20 dias. Com o valor limite calculado e a projeção sobreposta aos dados, estima-se que a bateria continuará operacional até o 141º dia. Contudo, essa aproximação está limitada aos dados obtidos e deve ser aprimorada de forma iterativa quanto mais testes são computados.

Figura 28 – Projeção linear da saúde da bateria - dados de 20 dias



Fonte: O autor (2025).

Por isso, uma nova rodada de testes foi realizada, totalizando mais 5 pontos nos 12 dias subsequentes. Essa ação tem como objetivo refinar e mostrar na prática que esse ajuste é válido para a estimativa da saúde da bateria.

Utilizando as datas dos novos cinco testes como valores de entrada na função (5.3) e comparando com os resultados práticos de resistência calculados pelo algoritmo, nota-se que o erro absoluto máximo foi de $2,1\text{m}\Omega$, conforme listado na Tabela 3, confirmando a tendência de crescimento da resistência ao longo do tempo, mesmo com um ajuste longe do ideal.

Tabela 3 – Comparações de resistências

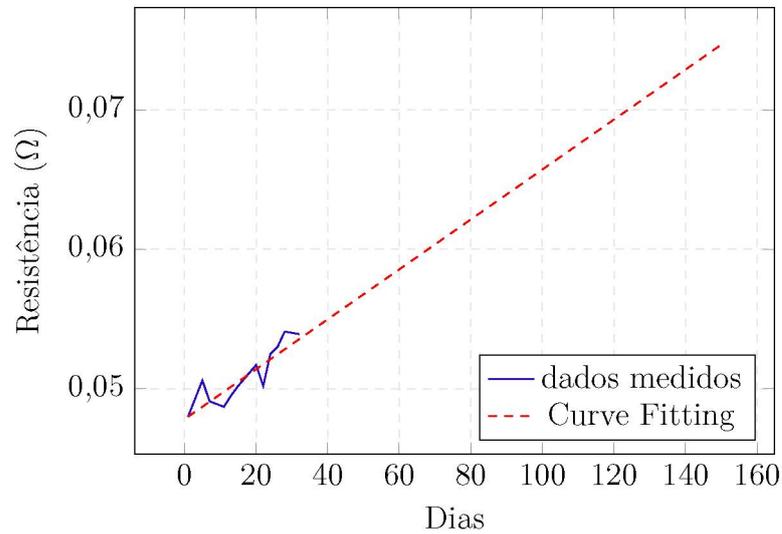
Dia	Resistência calculada pela projeção de (5.3)(Ω)	Resistência calculada pelo algoritmo (Ω)	Diferença (Ω)
22 ^o	0,0512	0,0502	-0,0010
24 ^o	0,0515	0,0525	0,0010
26 ^o	0,0518	0,053	0,0012
28 ^o	0,0520	0,0541	0,0021
32 ^o	0,0526	0,05392	0,0013

Considerando os novos pontos adicionados ao modelo, o valor limite foi atualizado para $0,07027 \Omega$ e uma nova aproximação linear foi efetuada para atualizar a estimativa também. Os valores de mínimo identificados em cada novo teste estão apresentados na Figura 29 em conjunto com o modelo de 1^a ordem ajustado

$$f(x) = 0,0001792x + 0,04781, \tag{5.4}$$

representando a projeção do tempo de vida da unidade testada agora com todos os pontos calculados pelo algoritmo.

Figura 29 – Projeção linear da saúde da bateria - dados de 32 dias



Fonte: O autor (2025).

Para esse modelo o índice R^2 foi corrigido para 0,778, valor melhor que o obtido anteriormente e que justifica bases de dados maiores para estimativas mais refinadas. Ao sobrepor todos os valores com a nova projeção, nota-se que o crescimento da resistência interna da bateria está mais acelerado do que o fornecido pela estimativa com poucos pontos, informando portanto que a unidade testada chegará ao fim de vida no 124º dia.

6 Conclusões

Este trabalho teve como objetivo e contribuição um novo algoritmo para estimar a expectativa de vida de um dispositivo elétrico. Como caso de teste, o algoritmo foi aplicado em uma bateria de chumbo-ácido utilizada em sistemas fotovoltaicos *off-grid* como os desenvolvidos pela empresa do autor. O dado de saída do algoritmo, isto é, o tempo no qual o dispositivo poderá permanecer em campo sem falhar é de grande valia, pois viabiliza manutenções agendadas e, conseqüentemente, a redução de custo para a empresa.

Foi verificado na literatura que existem algumas formas de estimar a saúde da bateria. Considerando o ambiente fotovoltaico, onde só é possível medir os níveis de tensão e corrente que estão sujeitos à ruído e ainda não há regulação do ciclo de carga, a modelagem circuital com foco na resistência interna foi adotada.

O cálculo da resistência foi validado teoricamente via simulador de circuitos e iterações no *software* MATLAB. Nessa etapa, verificou-se que o número de amostras mínimo de tensões e correntes não pode ser estimado estatisticamente. No lugar, a partir de uma análise numérica, foi identificado que 34 amostras são suficientes para uma estimativa com acurácia de 95% e margem de erro de $\pm 2,5 \text{ m}\Omega$. Em uma segunda etapa, foi montado um ambiente de teste composto de lâmpadas como carga e relés para chaveamento dos pontos de operação do sistema e esse mesmo número de amostras foi confirmado com valores de tensão e corrente reais.

Como a resistência interna de uma bateria varia ao longo de um ciclo de descarga, realizar uma medição pontual não é o suficiente. Portanto, foram realizados testes com ciclos de descarga longos e alternando o ponto de operação da bateria para prover dados para o procedimento de cálculo. Para cada transição de estado foi calculada uma resistência e o conjunto de resistências foi submetido a uma regressão polinomial de segunda ordem. Foram realizados ajustes nos modelos encontrados para se garantir coeficiente R^2 acima de 0,9.

Por fim, foi extraído de cada teste o ponto de mínimo das funções identificadas, para representar o envelhecimento da bateria. O conjunto de mínimos foi submetido a nova regressão polinomial, porém de primeira ordem. O valor limite que determina o fim de vida da bateria foi calculado com base nos valores finais de resistência encontrados nos testes e resultou em aproximadamente $64 \text{ m}\Omega$. Sendo assim, a função de 1ª ordem foi extrapolada e resultou em uma expectativa de vida de mais 45 dias, momento no qual atinge o valor limite.

6.1 Trabalhos futuros

Em trabalhos futuros, as recomendações principais são:

- Incluir a variável temperatura no algoritmo para torná-lo mais robusto e sensível as variações desta grandeza;
- Avaliar um modelo matemático mais próximo do comportamento observado durante a descarga da bateria que não dependa de um ajuste manual para se obter a aproximação de 2^a;
- Melhorar as conexões entre componentes, principalmente com relação à blindagem de fios e cabos para minimizar ao máximo a relação sinal-ruído;
- Gerar um banco de dados de medições maior com 100 ciclos de descarga, por exemplo, para verificar a tendência em um prazo mais longo;
- Condensar todos os componentes eletrônicos em apenas uma placa de aquisição, inclusive com as cargas adicionais já que não fazem parte da instalação monitorada;
- Implementar a comunicação sem fio no lugar da física com protocolo MQTT (*Message Queuing Telemetry Transport*), uma vez que o *hardware* desenvolvido tem esta funcionalidade e foi pensado para localidades afastadas;

Referências

- ABSOLAR. **Energia Solar Fotovoltaica no Brasil**. 2024. <<https://www.absolar.org.br/mercado/infografico/>>. Acesso em: 23 Dez 2024. Citado 3 vezes nas páginas 13, 14 e 19.
- ALIEXPRESS. **Módulo Sensor de Corrente WCS 1500**. 2025. <<https://pt.aliexpress.com/i/32986740038.html>>. Acesso em: 15 Jun 2025. Citado na página 32.
- ALLEGRO. **Datasheet ACS712**. [S.l.], 2024. Citado na página 33.
- ARDUINO.CC. **Arduino UNO Rev3 — Tech Specs**. 2024. Disponível em: <<https://store.arduino.cc/products/arduino-uno-rev3>>. Citado na página 28.
- BRESSANINI, G. L.; BUSARELLO, T. D. C.; PÉRES, A. Design and implementation of lead-acid battery state-of-health and state-of-charge measurements. p. 1–6, 2017. Citado 3 vezes nas páginas 23, 25 e 34.
- CHEN, R.-J. *et al.* Rapid soh estimation for retired lead-acid batteries. p. 1–4, 2021. Citado na página 23.
- CIRCUITS4YOU. **ESP32 DevKit ESP32-WROOM GPIO Pinout**. 2025. <<https://circuits4you.com/2018/12/31/esp32-devkit-esp32-wroom-gpio-pinout/>>. Acesso em: 7 Jan 2025. Citado na página 34.
- COPEL. **Geração distribuída**. 2024. <<https://www.copel.com/site/fornecedores-e-parceiros/geracao-distribuida>>. Acesso em: 23 Dez 2024. Citado na página 13.
- E-TINKERS. **esp32-adc-calibrate**. 2024. Acessado em: jul. 2025. Disponível em: <<https://github.com/e-tinkers/esp32-adc-calibrate>>. Citado na página 39.
- ELETROGATE. **Módulo Sensor de Corrente ACS712**. 2025. <<https://www.eletrogate.com/modulo-sensor-de-corrente-5a>>. Acesso em: 7 Jan 2025. Citado na página 32.
- ELETROGATE. **Módulo Sensor de Corrente INA219**. 2025. <<https://www.eletrogate.com/sensor-de-corrente-dc-ina219-i2c>>. Acesso em: 15 Jun 2025. Citado na página 32.
- ELETROGATE. **Módulo Sensor de Corrente MAX471**. 2025. <<https://www.eletrogate.com/sensor-de-tensao-e-corrente-max471>>. Acesso em: 15 Jun 2025. Citado na página 32.
- ELETROGATE. **Módulo WiFi ESP32 DevKitC S1 - Modelo 2**. 2025. <<https://www.eletrogate.com/modulo-wifi-esp32-devkitc-s1-modelo-2>>. Acesso em: 10 Jun 2025. Citado na página 33.
- ELETROGATE. **Módulo WiFi ESP8266 NodeMcu ESP-12E Amica**. 2025. <<https://www.eletrogate.com/modulo-wifi-esp8266-nodemcu-esp-12e>>. Acesso em: 10 Jun 2025. Citado na página 33.

- ELETROGATE. **Uno R3 SMD CH340 + Cabo Usb para Arduino**. 2025. <<https://www.eletrogate.com/uno-r3-smd-ch340>>. Acesso em: 10 Jun 2025. Citado na página 33.
- ENERGY, R. S. **Datasheet RS8I-M-MONO-535-560W-min**. [S.l.], 2023. Citado na página 18.
- ENERGY, R. S. **Datasheet RSM-100M**. [S.l.], 2023. Citado na página 18.
- EPEVER. **Manual Técnico Tracer BP V3.5**. [S.l.], 2024. Citado na página 15.
- ESPRESSIF. **ESP32 Hardware Design Guidelines**. [S.l.], 2025. Citado na página 39.
- FERREIRA, M. de B.; SCHUARTZ, L.; MARIANO, A. A. Aproximação da resistência interna de baterias de chumbo-ácido utilizando mínimos quadrados. **Anais - SeMicro-PR**, 2024. ISSN 2675-066X. Disponível em: <<https://jpm.ufpr.br/anais/>>. Citado na página 17.
- FERREIRA, M. de B.; SCHUARTZ, L.; MARIANO, A. A. Experimental validation of battery internal resistance approximation by least squares. **40º Simpósio Sul de Microeletrônica (SIM 2025)**, 2025. Citado na página 17.
- FRANÇA, A. *et al.* A new approach to estimate soh of lead-acid batteries used in off-grid pv system. p. 1–7, 2016. Citado na página 23.
- FREEDOM. **Manual Técnico Bateria Estacionária**. [S.l.], 2022. Citado 2 vezes nas páginas 19 e 20.
- FREITAS, D. J. B. *et al.* Predição do tempo de vida de baterias: Proposição de uma extensão à lei de peukert. **Revista Espacios**, v. 38, n. 18, p. 2, 2017. ISSN 0798-1015. Disponível em: <<https://www.revistaespacios.com/a17v38n18/a17v38n18p02.pdf>>. Citado na página 20.
- GREENOVATION. **Energia Solar Off Grid**. 2024. <<https://greenovation.com.br/energia-solar-off-grid/>>. Acesso em: 23 Dez 2024. Citado na página 18.
- GUASCH, D.; SILVESTRE, S. Dynamic battery model for photovoltaic applications. **Progress in Photovoltaics: Research and Applications**, v. 11, n. 3, p. 193–206, 2003. Disponível em: <<https://onlinelibrary.wiley.com/doi/abs/10.1002/pip.480>>. Citado 4 vezes nas páginas 21, 23, 24 e 35.
- HE, H.; XIONG, R.; FAN, J. Evaluation of lithium-ion battery equivalent circuit models for state of charge estimation by an experimental approach. **Energies**, v. 4, n. 4, p. 582–598, 2011. ISSN 1996-1073. Disponível em: <<https://www.mdpi.com/1996-1073/4/4/582>>. Citado 2 vezes nas páginas 21 e 22.
- I-KUN, T.; INAMORI, M.; MORIMOTO, M. Soh estimation of lead acid battery by artificial deterioration. p. 861–864, 2014. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 24.
- LI, W. *et al.* Digital twin for battery systems: Cloud battery management system with misc state-of-charge and state-of-health estimation. **Journal of Energy Storage**, v. 30, p. 101557, 2020. ISSN 2352-152X. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352152X20308495>>. Citado 2 vezes nas páginas 22 e 23.

- LOUKIL, J.; MASMOUDI, F.; DERBEL, N. A real-time estimator for model parameters and state of charge of lead acid batteries in photovoltaic applications. **Journal of Energy Storage**, v. 34, p. 102184, 2021. ISSN 2352-152X. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2352152X20320004>>. Citado na página 24.
- MAITHILI, P. *et al.* Intelligent battery management system. p. 1–5, 2021. Citado na página 15.
- MELLIT, A. *et al.* An embedded system for remote monitoring and fault diagnosis of photovoltaic arrays using machine learning and the internet of things. **Renewable Energy**, v. 208, p. 399–408, 2023. ISSN 0960-1481. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S096014812300397X>>. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 28.
- MELLIT, A.; KALOGIROU, S. Artificial intelligence and internet of things to improve efficacy of diagnosis and remote sensing of solar photovoltaic systems: Challenges, recommendations and future directions. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 143, p. 110889, 2021. ISSN 1364-0321. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S1364032121001830>>. Citado na página 23.
- MONTGOMERY, D. C.; RUNGER, G. C. **Applied Statistics and Probability for Engineers**. Hoboken, NJ: Editora Wiley, 2018. Citado 2 vezes nas páginas 25 e 27.
- MONTGOMERY, E. A. P. D. C.; VINING, G. G. **Introduction to linear regression analysis**. Hoboken, NJ: Editora Wiley, 2012. Citado na página 26.
- MOURA. **Manual Técnico Linha Estacionária Moura Solar**. [S.l.], 2024. Citado na página 15.
- ONSV. **Relatório Anual de 2023**. 2023. <https://www.onsv.org.br/source/files/originals/RELATORIO_ANUAL_2023_FINAL_1-856715.pdf>. Acesso em: 23 Dez 2024. Citado na página 16.
- P, S. L.; S, S.; RAYUDU, M. S. Iot based solar panel fault and maintenance detection using decision tree with light gradient boosting. **Measurement: Sensors**, v. 27, p. 100726, 2023. ISSN 2665-9174. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2665917423000624>>. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 28.
- PANSERA, V. *et al.* Análise comparativa entre os modelos matemáticos lei de peukert estendida e kibam utilizando perfis de descarga estatisticamente diferentes. **XXVIII Congresso Regional de Iniciação Científica e Tecnológica em Engenharia**, 2017. Disponível em: <<https://www.publicacoeseventos.unijui.edu.br/index.php/cricte/article/view/8756/7465>>. Citado na página 20.
- PEREIRA, R. I.; JUCÁ, S. C.; CARVALHO, P. C. Iot embedded systems network and sensors signal conditioning applied to decentralized photovoltaic plants. **Measurement**, v. 142, p. 195–212, 2019. ISSN 0263-2241. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S0263224119304117>>. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 28.

- PUTTY. **Download Software PuTTY**. 2025. <<https://www.putty.org/>>. Acesso em: 11 Jun 2025. Citado na página 34.
- RADIA, M. A. A.; NIMR, M. K. E.; ATLAM, A. S. Iot-based wireless data acquisition and control system for photovoltaic module performance analysis. **e-Prime - Advances in Electrical Engineering, Electronics and Energy**, v. 6, p. 100348, 2023. ISSN 2772-6711. Disponível em: <<https://www.sciencedirect.com/science/article/pii/S2772671123002437>>. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 28.
- RAMPINELLI, G. A.; PEREIRA, T. Q. Desenvolvimento de um sistema de monitoramento remoto microcontrolado para análise de desempenho de bancos de baterias. **Revista Brasileira de Energias Renováveis**, v. 6, p. 824–844, 2017. Disponível em: <<https://revistas.ufpr.br/rber/article/view/48172>>. Citado 2 vezes nas páginas 15 e 28.
- REIS, P. **Quais os 10 painéis solares fotovoltaicos mais eficientes**. 2024. <<https://www.portal-energia.com/paineis-solares-fotovoltaicos-mais-eficientes/>>. Acesso em: 23 Dez 2024. Citado na página 13.
- SEDIGHFAR, A.; MONIRI, M. R. Battery state of charge and state of health estimation for vrla batteries using kalman filter and neural networks. p. 41–46, 2018. Citado na página 24.
- SEDIGHFAR, A.; MONIRI, M. R. Comparison of three well-known filters for the battery state of health estimation application. p. 164–168, 2018. Citado na página 24.
- STEWART, J. **Cálculo, Volume 1**. 7. ed. São Paulo: Cengage Learning, 2013. Tradução da 7ª edição norte-americana. Citado na página 26.
- STMICROELECTRONICS. **STM32F103x8/xB Datasheet**. 2020. Disponível em: <<https://www.st.com/resource/en/datasheet/stm32f103c8.pdf>>. Citado na página 28.
- SUNTECH. **Datasheet Módulo Fotovoltaico Ultra-V Mini 395-415W**. [S.l.], 2024. Citado na página 15.
- SYSTEMS, E. **ESP8266EX Datasheet**. 2019. Disponível em: <https://www.espressif.com/sites/default/files/documentation/0a-esp8266ex_datasheet_en.pdf>. Citado na página 28.
- SYSTEMS, E. **ESP32 Series Datasheet**. 2020. Disponível em: <https://www.espressif.com/sites/default/files/documentation/esp32_datasheet_en.pdf>. Citado 2 vezes nas páginas 27 e 28.
- TERMITE. **Download Software Termite**. 2025. <<https://termite.software.informer.com/3.4/>>. Acesso em: 11 Jun 2025. Citado na página 34.
- VILLALVA, M. G. **Energia Solar Fotovoltaica : Conceitos e Aplicações**. São Paulo: Editora Érica, 2015. Citado na página 18.
- ZART, J. G. *et al.* Aplicação da lei de peukert para a predição do tempo de vida de baterias de lítio Íon polímero. **Anais do XXXVI Congresso Nacional de Matemática Aplicada e Computacional**, v. 5, 2016. ISSN 2359-0793. Disponível em: <<https://proceedings.sbmac.org.br/sbmac/article/view/1587/1599>>. Citado na página 19.