ReGeo ISSN: 2177-3246

DESPACHO DE SISTEMAS DE ARMAZENAMENTO EM MICRORREDES FOTOVOLTAICAS: PREVISÃO, DECISÃO MULTICRITÉRIO E QUALIDADE DE ENERGIA EM UMA REVISÃO BIBLIOGRÁFICA

DISPATCH OF ENERGY STORAGE SYSTEMS IN PHOTOVOLTAIC MICROGRIDS: FORECASTING, MULTI-CRITERIA DECISION-MAKING AND POWER QUALITY IN A LITERATURE REVIEW

DESPACHO DE SISTEMAS DE ALMACENAMIENTO EN MICRORREDES FOTOVOLTAICAS: PREVISIÓN, DECISIÓN MULTICRITERIO Y CALIDAD DE LA ENERGÍA EN UNA REVISIÓN BIBLIOGRÁFICA

https://doi.org/10.56238/revgeov17n11-134

Data de submissão: 24/10/2026 **Data de publicação:** 24/11/2026

Brena Fernanda Vicente de Souza
Instituição: Universidade Federal do Triângulo Mineiro, Brasil
E-mail: d201810853@uftm.edu.br
Orcid: 0009-0001-6318-9547

Bruna Mayer Pavan
Instituição: Universidade Federal do Triângulo Mineiro, Brasil
E-mail: d201811080@uftm.edu.br
Orcid: 0009-0009-5648-0369

Madeleine Rocio Medrano Castillo Albertini
Instituição: Universidade Federal do Triângulo Mineiro, Brasil
E-mail: madeleine.albertini@uftm.edu.br
Orcid: 0000-0003-4692-9205

Paulo Henrique Oliveira Rezende
Instituição: Universidade Federal de Uberlândia, Brasil
E-mail: paulohenrique.rezende@ufu.edu.br
Orcid: 0000-0001-6156-7324

Gustavo Brito de Lima
Instituição: Universidade Federal de Uberlândia, Brasil
E-mail: gustavo.brito@ufu.edu.br
Orcid: 0000-0001-8891-4939

Antonio Cesar Costa Ferreira Rosa
Instituição: Instituto Federal do Triângulo Mineiro
E-mail: antonio.rosa@iftm.edu.br
Orcid: 0009-0008-5464-8984

Jaqueline Oliveira Rezende
Instituição: Instituto Federal de Goais
E-mail: jaqueline.rezende@ifg.edu.br
Orcid: 0000-0002-6697

ReGeo

ISSN: 2177-3246

Marcus Vinícius Borges Mendonça
Instituição: Universidade Federal do Triângulo Mineiro, Brasil
E-mail: marcus.mendonca@uftm.edu.br
Orcid: 0000-0002-3185-0150

Arnaldo José Pereira Rosentino Junior
Instituição: Universidade Federal do Triângulo Mineiro, Brasil
E-mail: arnaldo.rosentino@uftm.edu.br
Orcid: 0000-0001-6713-8395

RESUMO
A inserção de recursos energéticos distribuídos (REDs), em particular sistemas fotovoltaicos associados a sistemas de armazenamento de energia em baterias (SFV+SAEB), tem impulsionado arquiteturas digitais de monitoramento e estratégias de despacho cada vez mais sofisticadas. Este artigo apresenta uma revisão bibliográfica de 31 estudos publicados entre 2015 e 2026, organizados em quatro eixos: (i) microrredes e sistemas fotovoltaicos com armazenamento; (ii) qualidade de energia em geração distribuída, segundo o Módulo 8 do PRODIST; (iii) inteligência artificial e decisão multicritério aplicadas ao despacho de baterias; e (iv) tecnologias de monitoramento e telemetria. A revisão é complementada por uma dissertação de mestrado recente sobre microrredes 4.0 e fundamenta um estudo aplicado sobre o sistema real de monitoramento fotovoltaico do projeto FAPEMIG/UFTM, cuja estratégia de despacho de bateria opera hoje segundo uma lógica temporal determinística. Identifica-se como lacuna central a escassez de trabalhos que combinem, simultaneamente, dados reais e contínuos de operação, indicadores de qualidade de energia segundo a regulação brasileira e estratégias de despacho orientadas por previsão e por decisão multicritério.

Palavras-chave: Microrredes. Sistemas Fotovoltaicos com Armazenamento. Aprendizado de Máquina. Decisão Multicritério. PRODIST.

ABSTRACT
The integration of distributed energy resources (DERs)—specifically photovoltaic (PV) systems coupled with battery energy storage systems (BESS)—has driven the development of increasingly sophisticated digital monitoring architectures and dispatch strategies. This article presents a literature review of 31 studies published between 2015 and 2026, organized into four thematic areas: (i) microgrids and PV systems with storage; (ii) power quality in distributed generation, in accordance with Module 8 of the PRODIST regulatory standard; (iii) artificial intelligence and multi-criteria decision-making applied to battery dispatch; and (iv) monitoring and telemetry technologies. The review is complemented by a recent master's thesis on "Microgrids 4.0" and serves as the foundation for an applied study of an actual PV monitoring system—part of a FAPEMIG/UFTM project—where the current battery dispatch strategy operates based on a deterministic, time-based logic. A key research gap identified is the scarcity of studies that simultaneously integrate real-world, continuous operational data, power quality indicators (as defined by Brazilian regulations), and dispatch strategies driven by forecasting and multi-criteria decision-making.

Keywords: Microgrids. Photovoltaic Systems with Storage. Machine Learning. Multi-criteria Decision-making. PRODIST.

ISSN: 2177-3246

RESUMEN
La integración de recursos energéticos distribuidos (RED), en particular sistemas fotovoltaicos asociados a sistemas de almacenamiento de energía mediante baterías (SFV+SAEB), ha impulsado el desarrollo de arquitecturas digitales de monitoreo y estrategias de despacho cada vez más sofisticadas. Este artículo presenta una revisión bibliográfica de 31 estudios publicados entre 2015 y 2026, organizados en cuatro ejes: (i) microrredes y sistemas fotovoltaicos con almacenamiento; (ii) calidad de la energía en la generación distribuida, conforme al Módulo 8 del PRODIST; (iii) inteligencia artificial y toma de decisiones multicriterio aplicadas al despacho de baterías; y (iv) tecnologías de monitoreo y telemetría. La revisión se complementa con una reciente tesis de maestría sobre microrredes 4.0 y sirve de base para un estudio aplicado sobre el sistema real de monitoreo fotovoltaico del proyecto FAPEMIG/UFTM, cuya estrategia de despacho de baterías opera actualmente bajo una lógica temporal determinista. Se identifica, como vacío principal, la escasez de trabajos que combinen, de manera simultánea, datos operativos reales y continuos, indicadores de calidad de la energía según la normativa brasileña, y estrategias de despacho basadas en la predicción y en la toma de decisiones multicriterio.

Palabras clave: Microrredes. Sistemas Fotovoltaicos con Almacenamiento. Aprendizaje Automático. Toma de Decisiones Multicriterio. PRODIST.

1 INTRODUÇÃO

A transição energética em curso tem acelerado a inserção de recursos energéticos distribuídos (REDs) nas redes de distribuição, com destaque para os sistemas fotovoltaicos (SFVs) associados a sistemas de armazenamento de energia em baterias (SAEBs). Essa combinação amplia a geração descentralizada e, ao mesmo tempo, mitiga efeitos da intermitência solar, como sobretensões, fluxos reversos de potência e desequilíbrios entre fases, por meio da flexibilidade operacional que o armazenamento proporciona (DINIZ e MENDONÇA, 2025).

Em paralelo, tecnologias associadas à Indústria 4.0 (computação em nuvem, Internet das Coisas e análise de grandes volumes de dados) viabilizaram o monitoramento remoto e contínuo desses sistemas, transformando microrredes tradicionais em microrredes "4.0": sistemas que geram grandes volumes de dados operacionais em tempo real, utilizados tanto para supervisão quanto como insumo para técnicas de inteligência artificial (IA) voltadas à otimização do despacho (SILVA, 2026).

A estratégia de despacho de baterias empregada na prática, inclusive em trabalhos acadêmicos recentes, ainda segue uma lógica temporal determinística, com janelas fixas de carregamento e descarregamento, sem previsão nem adaptação às condições reais de operação. Diniz e Mendonça (2025), ao avaliarem os impactos de SFVs e SAEBs sobre tensão e perdas técnicas no sistema IEEE de 13 barras, explicitam essa limitação e apontam como trabalho futuro "o desenvolvimento de estratégias inteligentes de despacho, baseadas em previsão de carga e irradiância, aprendizado de máquina ou sistemas de gerenciamento de energia".

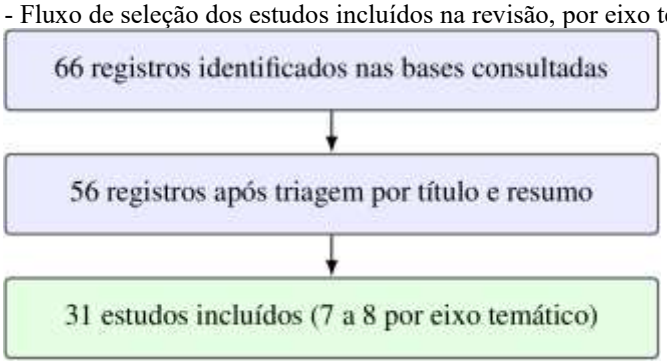
Essa lacuna motiva o presente trabalho. O projeto FAPEMIG/UFTM opera, em produção, um sistema de monitoramento de um inversor híbrido fotovoltaico com bateria de lítio-ferro-fosfato (Deye, Lab F6, ICTE/UFTM). No levantamento de 6 de outubro de 2026, o banco de dados do sistema acumulava 180 dias de operação (27 de abril a 6 de outubro de 2026) e 41.688 pontos de medição, com resolução de aproximadamente cinco minutos (cerca de 264 pontos por dia completo). Diferentemente da maior parte da literatura consultada, baseada em simulação ou em dados sintéticos, o projeto dispõe de dado real e contínuo, o que permite investigar se, e como, técnicas de inteligência artificial e de decisão multicritério otimizam o despacho de um sistema de armazenamento em operação.

1.1 CORPUS E ORGANIZAÇÃO DA REVISÃO

A Figura 1 resume a seleção dos 31 estudos que sustentam esta revisão: 66 registros identificados, 56 mantidos após triagem por título e resumo e 31 incluídos após a etapa de elegibilidade, oito em cada eixo, exceto o de qualidade de energia, com sete. O recorte temporal é 2015 a 2026, com predominância de periódicos de acesso aberto (MDPI *Energies*, *Sensors*, *Electronics* e

Sustainability; *Scientific Reports*; *Scientific African*) e de publicações IEEE e Elsevier (*Measurement*, *Renewable Energy*, *Applied Energy*, *Journal of Energy Storage*, *Renewable and Sustainable Energy Reviews*).

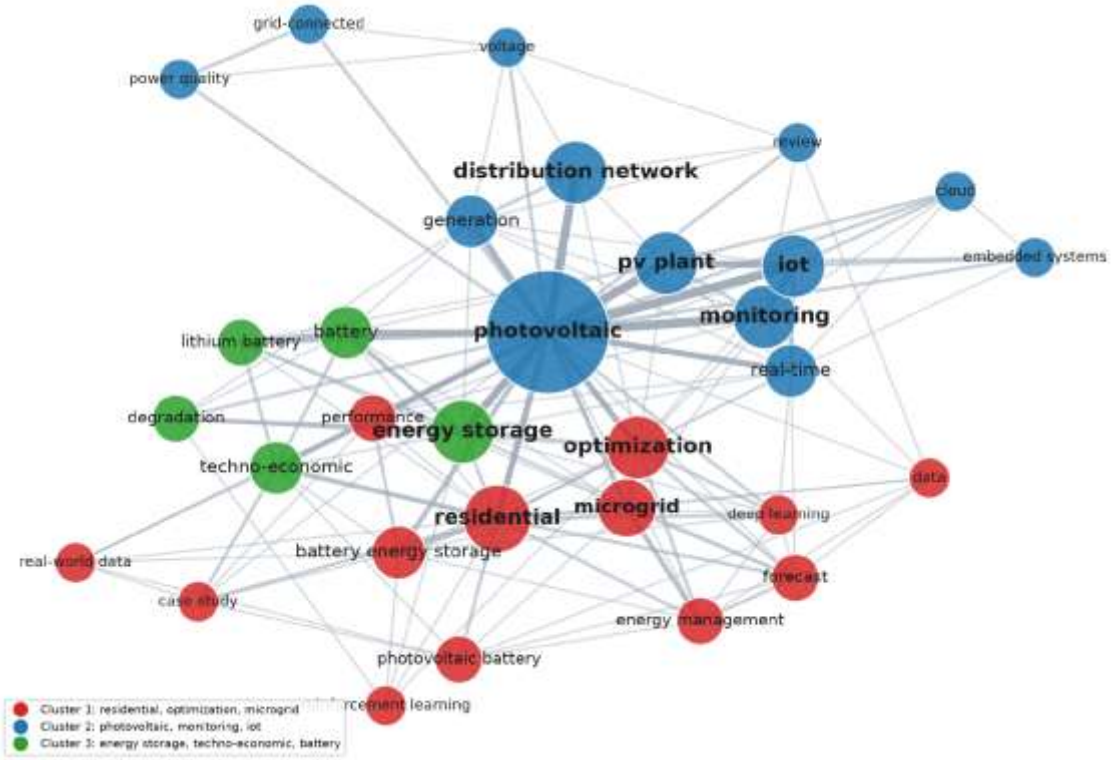
Figura 1 - Fluxo de seleção dos estudos incluídos na revisão, por eixo temático.



Fonte: Autores.

A Figura 2 apresenta o mapa de co-ocorrência dos termos presentes nos títulos dos 31 estudos. O tamanho de cada nó é proporcional ao número de estudos em que o termo ocorre; a espessura das arestas, ao número de estudos em que dois termos ocorrem juntos; as cores identificam os agrupamentos obtidos por maximização de modularidade. O termo *photovoltaic* aparece em 25 dos 31 títulos e ocupa o centro do mapa. Os quatro agrupamentos reproduzem, sem imposição prévia, os quatro eixos da revisão: (1) despacho em microrredes residenciais (*residential*, *optimization*, *microgrid*, *energy management*, *forecast*, *deep learning*, *reinforcement learning*); (2) monitoramento (*monitoring*, *iot*, *pv plant*, *real-time*, *cloud*, *embedded systems*); (3) armazenamento (*energy storage*, *battery*, *lithium battery*, *degradation*, *techno-economic*); e (4) qualidade de energia (*power quality*, *voltage*, *low voltage*, *high pv penetration*, *grid-connected*). O termo *distribution network* (6 títulos) funciona como ponte entre os eixos de monitoramento e de qualidade de energia.

Figura 2 - Mapa de co-ocorrência dos termos nos títulos dos 31 estudos, agrupados por modularidade.



Fonte: Autores.

O Quadro 1 resume o que cada eixo investiga e o tipo de evidência predominante. Dois padrões orientam a leitura das seções seguintes. Primeiro, no Eixo 3 (despacho inteligente), núcleo temático deste trabalho, o dado de entrada é majoritariamente real, mas a etapa de despacho nunca é avaliada em campo. Cinco dos oito estudos treinam a previsão sobre medições reais (Sun, Sun e Moura (2015), Hafiz *et al.* (2020), Alam *et al.* (2022), Mulleriyawage *et al.* (2023) e Kang *et al.* (2024)), um usa série sintética gerada pelo HOMER (2024) e dois dispensam previsão ou operam sobre sistema-teste. A avaliação da estratégia, porém, se dá em simulação ou, em dois casos, em bancada de *hardware-in-the-loop* (Hafiz *et al.*, em plataforma Opal-RT, e Mulleriyawage *et al.*, em bancada de pequena escala), nunca contra a operação observada de uma bateria em serviço. Segundo, nenhum dos 31 estudos combina, numa única planta, telemetria contínua, indicadores normativos de qualidade de energia e despacho de bateria.

Tabela 1 - Classificação do corpus revisado por eixo temático.

Eixo	O que os estudos investigam	Evidência
1. Armazenamento FV-BESS	Eficiência de ciclo, degradação, LCOS e operação de sistemas PV/bateria reais ou em bancada	Predominantemente real
2. Qualidade de energia	Tensão, THD, regulação de tensão e hospedagem harmônica em redes com penetração FV	Predominantemente simulada (2 de 7 com medição)
3. Despacho inteligente	Previsão via LSTM/aprendizado profundo, otimização, aprendizado por reforço e decisão multicritério aplicadas ao EMS	Previsão sobre dado real (5 de 8); despacho em simulação ou bancada
4. Monitoramento/telemetria	Arquiteturas IoT/cloud para aquisição e visualização de dados de planta FV	Predominantemente real

Fonte: Autores.

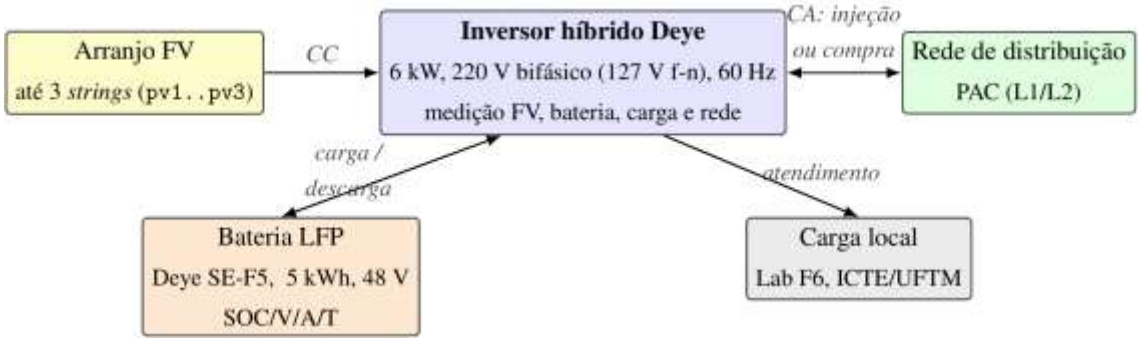
O restante do artigo está organizado em seis seções: a Seção 2 trata de microrredes e de sistemas fotovoltaicos com armazenamento; a Seção 3, de tecnologias de monitoramento e telemetria; a Seção 4, de qualidade de energia segundo o Módulo 8 do PRODIST; a Seção 5, núcleo desta revisão, de inteligência artificial e decisão multicritério aplicadas ao despacho; a Seção 6 sintetiza os achados e enuncia a lacuna de pesquisa; a Seção 7 apresenta as considerações finais e a ponte para o artigo aplicado.

2 MICRORREDES E SISTEMAS FOTOVOLTAICOS COM ARMAZENAMENTO

Uma microrrede combina geradores distribuídos, dispositivos de armazenamento, cargas e conversores de tensão, e pode operar ilhada ou conectada à rede principal, conforme a capacidade de geração, o grau de integração e as necessidades dos consumidores (SILVA, 2026). Silva (2026) situa a transição para o paradigma de "Microrredes 4.0" a partir de 2011, quando a instrumentação digital passa a gerar volumes de dados operacionais suficientes para alimentar técnicas de otimização do despacho.

O sistema que fundamenta este trabalho é uma microrrede fotovoltaica de pequena escala em corrente alternada, com um único ponto de acoplamento à rede de distribuição (Figura 3). O inversor híbrido concentra as quatro trocas de potência relevantes para o despacho: geração fotovoltaica, carga e descarga da bateria, atendimento da carga local e injeção ou compra na rede. Cada uma dessas grandezas é medida pelo próprio inversor e exportada pela telemetria descrita na Seção 3, o que dispensa instrumentação externa para o cálculo de indicadores como autoconsumo, autossuficiência e eficiência de ciclo da bateria.

Figura 3 - Topologia do sistema FV+BESS monitorado pelo projeto FAPEMIG/UFTM.



Fonte: Autores.

2.1 INDICADORES DE DESEMPENHO DE SISTEMAS FV+BESS

Três indicadores recorrentes na literatura do Eixo 1 podem ser calculados diretamente a partir dos acumuladores diários de energia que o inversor híbrido exporta (geração E_{ger}, consumo E_{carga}, injeção E_{inj}, compra E_{comp}, carga E_{bat}^{+} e descarga E_{bat}^{-} da bateria). A taxa de autoconsumo (SCR) mede a fração da geração consumida localmente; a taxa de autossuficiência (SSR), a fração do consumo atendida sem a rede; e a eficiência de ciclo (η_{rt}), a razão entre a energia devolvida e a energia armazenada pela bateria num período:

$$SCR = 1 - \frac{\sum E_{inj}}{\sum E_{ger}}, \qquad SSR = 1 - \frac{\sum E_{comp}}{\sum E_{carga}}, \qquad \eta_{rt} = \frac{\sum E_{bat}^{-}}{\sum E_{bat}^{+}}. \qquad (1)$$

São exatamente as grandezas relatadas por Goryl (2025) (SCR e SSR mensais e anuais), por Deline *et al.* (2019) e por Zhang, Miao e Fan (2019) (η_{rt}), o que permite comparar o sistema do projeto com a literatura sem instrumentação adicional. A degradação pode ser acompanhada pela energia acumulada ciclada ($\sum E_{bat}^{+}$) e pelo número equivalente de ciclos por dia, $N_{ciclos} = E_{bat}^{+}/E_{nom}$, em que E_{nom} é a capacidade nominal da bateria.

2.2 EVIDÊNCIA DE CAMPO: EFICIÊNCIA, AUTOCONSUMO E DEGRADAÇÃO

A literatura do Eixo 1 mostra que o valor do armazenamento depende da forma como ele é operado, e fornece as métricas com que essa operação deve ser julgada. Zhang, Miao e Fan (2019) analisam quatro anos de dados de campo, amostrados a cada minuto, de dois sistemas institucionais com 1,6 kW de geração fotovoltaica e 20 kWh de bateria cada, instalados no campus da University of South Florida em St. Petersburg e no aeroporto Albert Whitted e calculam a eficiência de ciclo tanto por amostra quanto acumulada no ano; é o estudo mais próximo, em método, do que o projeto FAPEMIG/UFTM pode fazer com os acumuladores diários de energia carregada e descarregada.

Goryl (2025) acompanha por doze meses (setembro de 2023 a agosto de 2024) uma residência polonesa com inversor de 8 kW, módulos de 445 Wp e bateria LFP de 10 kWh úteis (5 kW), operada sob tarifa horária com lógica de cinco fluxos: FV para carga, FV para bateria, FV para rede, bateria para carga nos horários de ponta e rede para bateria fora de ponta. No ano, o consumo foi de 6.885 kWh e a geração de 6.475 kWh; a taxa de autossuficiência (SSR) anual foi de 52,8% e a taxa de autoconsumo (SCR) subiu de 34,0% sem bateria para 56,1% com bateria. A sazonalidade é extrema: a SSR mensal vai de 7,8% em janeiro a 96,8% em junho, o que mostra que qualquer estratégia de despacho residencial precisa ser avaliada em base sazonal, e não só em dias típicos. O retorno do investimento, porém, piora com a bateria: o tempo de retorno simples passa de 8,3 a 9,8 anos (só FV) para 9,0 a 11,8 anos (FV+BESS), conforme o cenário tarifário.

Deline *et al.* (2019) descrevem a bancada de envelhecimento em campo do NREL para sistemas PV+armazenamento atrás do medidor: três baterias residenciais de íons de lítio (LG RESU7H, química NMC, operadas entre 15% e 100% de SOC) e duas baterias de fluxo de vanádio, acopladas em corrente contínua a inversores híbridos programados para deslocar a geração diurna para o fim da tarde, cenário de tarifa horária idêntico ao de um inversor híbrido residencial como o do projeto. As medições iniciais registram eficiência de ciclo próxima de 85% para os sistemas de lítio e projetam perda de capacidade de 20% a 35% em dez anos nas taxas observadas; os autores apontam, como limitações do ensaio em campo, a ausência de controle térmico e as restrições que o sistema de gerenciamento da bateria (BMS) impõe à taxa de descarga e ao acesso às tensões de terminal, restrições que também se aplicam à telemetria de um inversor comercial.

Lee *et al.* (2020) simulam, para uma planta de 360 kW fotovoltaicos com armazenamento LFP de 1 MWh e eficiência de ciclo de 90%, dois modos de operação do armazenamento acoplados a um preditor de geração (MAPE de 0,227 em dia de céu limpo e de 0,386 em dia nublado). O modelo semi-empírico de degradação, calibrado por ensaios de envelhecimento, muda de coeficientes em SOC de 0,45, ponto em que a tensão de circuito aberto da célula LFP deixa de ser plana; operar com menor profundidade de descarga (modo 2) resultou em degradação de 0,29% no período de teste, contra 0,37% no modo de descarga profunda, e a diferença de degradação entre usar geração prevista e geração real foi de apenas 0,02%. A implicação para o despacho é direta: a estratégia deve ser avaliada também pelo custo de degradação que impõe à bateria, e não apenas pela energia que desloca.

Os demais estudos do eixo delimitam o problema técnico-econômico. Gao, Cai e Liu (2022) analisam as características operacionais anuais de uma microrrede FV com baterias LFP de segunda vida; Maka e Chaudhary (2024) investigam o desempenho de sistemas fotovoltaicos integrados a BESS; Uddin *et al.* (2017) avaliam a viabilidade técnico-econômica de sistemas residenciais com

baterias de íons de lítio no Reino Unido, com ciclos de uso realistas; e Beltran, Garcia, Alfonso-Gil e Perez (2019) calculam o custo nivelado de armazenamento (LCOS) de baterias de íons de lítio usadas para controle de rampa em usinas fotovoltaicas.

2.3 EVIDÊNCIA EM REDE: ARMAZENAMENTO DESPACHÁVEL *VERSUS* GERAÇÃO ISOLADA

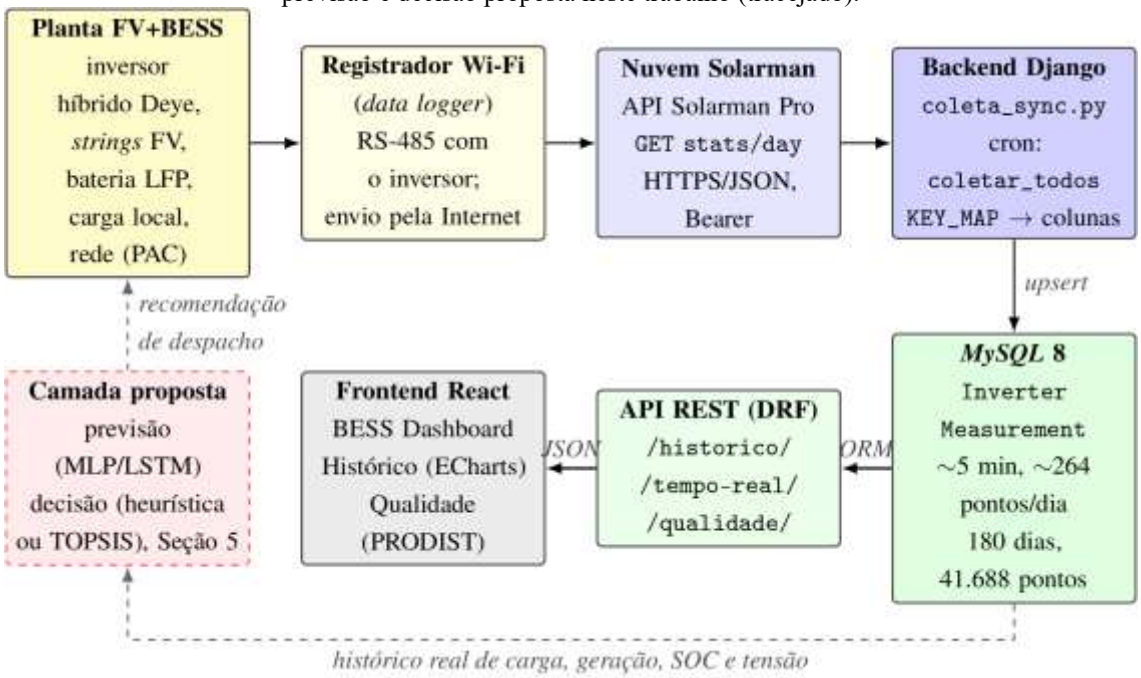
Em escala de rede, dois estudos de simulação quantificam o ganho do armazenamento despachável em relação à geração fotovoltaica isolada. Diniz e Mendonça (2025), integrando Python e OpenDSS sobre o sistema IEEE de 13 barras, comparam quatro cenários de 24 horas: caso base sem REDs (516,0 kWh de energia perdida), inserção de SFVs (492,6 kWh, com cinco ocorrências barra-fase fora dos limites do PRODIST), SFVs com regulador de tensão (483,1 kWh, sem violações) e SFVs com SAEB alocado na barra 675 (457,3 kWh, o melhor resultado, com redução de 7,16% nas perdas totais em relação à pior alocação testada).

Thunuguntla *et al.* (2024), no sistema IEEE de 33 barras sob carga adicional de 500 veículos elétricos, obtêm com unidades fotovoltaicas isoladas redução de 34% a 49% nas perdas, mas nenhuma melhora na tensão mínima, porque a geração não coincide com o pico de demanda do sistema, na hora 17; com PV+BESS despachável e fator de potência 0,9, as perdas caem 66,3%, o desvio total de tensão cai de 34,88 para 16,19 e a tensão mínima sobe de 0,8839 para 0,95 p.u. Em dois sistemas-teste distintos, a conclusão é a mesma: o benefício do armazenamento está na estratégia de despacho, não apenas na presença física da bateria.

3 TECNOLOGIAS DE MONITORAMENTO E TELEMETRIA

Estratégias de despacho orientadas por dados dependem de uma infraestrutura de aquisição contínua. A Figura 4 apresenta a arquitetura real do sistema FAPEMIG/UFTM, que serve de referência para comparar as soluções relatadas na literatura do Eixo 4. O inversor híbrido envia suas medições ao serviço em nuvem do fabricante (Solarman); o *backend* Django consulta a API Solarman Pro (stats/day) de forma síncrona ou por tarefa agendada (coletar_todos), mapeia cada grandeza para uma coluna do modelo InverterMeasurement e persiste os pontos em *MySQL* com granularidade de aproximadamente cinco minutos. Uma API REST própria expõe séries históricas, último ponto e a análise de qualidade de energia, consumidas por uma aplicação React de página única. A camada tracejada da figura corresponde à contribuição proposta neste trabalho: um módulo de previsão e decisão que consome o histórico persistido e devolve recomendações de despacho.

Figura 4 - Arquitetura do sistema de monitoramento FAPEMIG/UFTM em produção (linhas contínuas) e camada de previsão e decisão proposta neste trabalho (tracejado).



Fonte: Autores.

A arquitetura da Figura 4 é uma instância do padrão que a literatura consolidou para monitoramento fotovoltaico: sensor ou inversor em campo, protocolo de mensageria leve, agregação em nuvem, banco de dados e visualização web. Silva (2026) descreve, a partir de Albarakati *et al.* (2022), uma unidade remota de monitoramento que publica medições via MQTT em um *middleware Thingspeak*. Ansari *et al.* (2021) sistematizam, em revisão, os módulos de processamento e os protocolos de transmissão empregados nesses sistemas.

O estudo brasileiro de Melo *et al.* (2021) é o mais próximo, em escala e em pilha de software, do sistema do projeto. Os autores monitoram uma planta de 19 módulos de 270 Wp (5.130 Wp) com inversor de 5 kW na UFAL, com dois registradores baseados em ESP32 (um para a estação solarimétrica, outro para as grandezas elétricas CC e CA), transmissão LoRa até um *gateway* Wi-Fi, sincronização por NTP, armazenamento local em cartão SD e em nuvem (Google Cloud IoT Core, MQTT e BigQuery) e aplicação web escrita em Django. As grandezas são amostradas a cada segundo e agregadas em médias de um minuto; em 16 dias de ensaio, 99,13% dos pacotes meteorológicos e 99,40% dos pacotes elétricos chegaram à nuvem, com latência máxima de cinco segundos. Comparado a um registrador comercial Campbell CR1000, o erro percentual absoluto ponderado (WAPE) ficou entre 4,13% e 7,29% nas grandezas elétricas e na temperatura ambiente, com desvios maiores na irradiância (13,54%) e na temperatura do módulo (17,56%), a cerca de metade do custo de hardware. O grupo brasileiro de Pereira *et al.* percorre as duas escolhas possíveis quanto à origem do dado

elétrico. Em Pereira, Dupont, Carvalho e Jucá (2018), um gateway Linux embarcado em Raspberry Pi instrumenta a planta diretamente, medindo tensão e corrente do arranjo com divisor resistivo e sensor Hall, além de irradiância, umidade e temperaturas. Já em Pereira, Jucá e Carvalho (2019), com rede de sistemas embarcados ESP32 e condicionamento de sinais em três plantas conectadas à rede (Fortaleza e Maracanaú, no Brasil, e Colônia, na Alemanha), os autores decidem deliberadamente **não** instalar sensores elétricos redundantes, por três razões que declaram de forma explícita: reduzir custo, eliminar pontos de falha em componentes eletrônicos e evitar intervenção na caixa de proteção (*string box*), inspecionada pela distribuidora. Nesse arranjo, as grandezas elétricas vêm do próprio inversor e são analisadas em conjunto com a temperatura dos módulos e os dados meteorológicos medidos, com amostragem de um minuto nas três plantas, em conformidade com a IEC 61724, que exige intervalo de um minuto ou menos para parâmetros que variam diretamente com a irradiância e admite de um a dez minutos para os de constante de tempo maior.

Portalo, González e Calderón (2021) levam a lógica de código aberto ao limite: um Arduino MEGA lê 12 sensores digitais de temperatura DS18B20 ($\pm$0,5 °C) nos módulos de uma microrrede experimental com hidrogênio, envia por Ethernet a um Raspberry Pi que hospeda o banco MariaDB e o painel Grafana, com amostragem de um minuto. O sistema operou de forma autônoma por um ano, de outubro de 2019 a outubro de 2020, atravessando o período de restrição da pandemia sem perda de dados, a um custo inferior a EUR 150, contra cerca de EUR 10.000 de um supervisório proprietário.

Emamian *et al.* (2022) acrescentam a camada analítica sobre a telemetria em nuvem (ESP8266, Google Cloud, aplicação Flask): um *ensemble* de redes LSTM prevê a potência da planta com MAE de 8,80 W, MAPE de 2,58% e RMSE de 14,29 W, contra MAE de 14,52 W de um MLP simples, usando 7.300 amostras em passos de 30 minutos. Entre os trabalhos mais recentes, Alombah *et al.* (2025) apresentam a concepção, o desenvolvimento e a validação experimental de um sistema IoT para avaliação de desempenho fotovoltaico em tempo real, e Souza *et al.* (2025) tratam da otimização do monitoramento e da gestão de plantas fotovoltaicas por IoT.

Comparadas camada a camada com o sistema do projeto, a diferença decisiva não está no padrão arquitetural, que é o mesmo nas quatro camadas sistematizadas por Ansari *et al.* (2021), mas na origem do dado elétrico, e a literatura do Eixo 4 está dividida justamente nesse ponto. Melo *et al.* (2021) listam entre as contribuições do próprio trabalho o fato de medirem as grandezas de geração *diretamente da planta, e não do inversor*, e classificam como limitação os sistemas que dependem dele. Pereira, Jucá e Carvalho (2019) fazem a escolha oposta e a justificam por custo, por eliminação de pontos de falha eletrônicos e por não intervenção na *string box* inspecionada pela distribuidora; e o

fazem, note-se, depois de o mesmo grupo haver instrumentado a planta diretamente no trabalho anterior (2018).

O projeto FAPEMIG/UFTM situa-se no segundo caminho: consome a telemetria nativa de um inversor híbrido comercial em produção. O *trade-off* é explícito. De um lado, custo de instrumentação nulo e replicabilidade imediata em qualquer planta comercial já instalada, sem sensor adicional a calibrar, sem ponto de falha acrescentado e sem intervenção em instalação sob inspeção da distribuidora. De outro, a resolução temporal fica limitada ao intervalo de publicação do fabricante, de cerca de cinco minutos, e a exatidão, à dos sensores internos do inversor, que não são acessíveis para verificação contra padrão. Pelo critério da IEC 61724, cinco minutos são aceitáveis para grandezas de constante de tempo maior e insuficientes para as que acompanham diretamente a irradiância, razão pela qual as análises deste trabalho se concentram em energia acumulada, estado de carga e indicadores diários, e não em transitórios de irradiância. Em contrapartida, essa mesma escolha é o que torna possível a extensão temporal da série: 180 dias contínuos e 41.688 pontos de uma planta em operação real, contra os 16 dias de ensaio de Melo *et al.*, os 10 dias em dois blocos de Alombah *et al.* (2025) e o ano sintético gerado pelo HOMER com que Durán, Pavón e Minchala (2024) validam a previsão em apenas dois dias. A exceção é Portalo, González e Calderón (2021), que operaram de outubro de 2019 a outubro de 2020 sem perda de dados, mas monitorando exclusivamente temperatura.

4 QUALIDADE DE ENERGIA EM GERAÇÃO DISTRIBUÍDA

No Brasil, a qualidade do produto em redes de distribuição é regulada pelo Módulo 8 dos Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST) da ANEEL (ANEEL, 2025). Para pontos de conexão em tensão nominal de 127 V fase-neutro, a tensão em regime permanente é classificada como adequada entre 117 V e 133 V (0,92 a 1,05 p.u.), precária entre 110 V e 117 V ou entre 133 V e 135 V, e crítica abaixo de 110 V ou acima de 135 V. Os indicadores de duração relativa da transgressão de tensão precária (DRP) e crítica (DRC) são apurados sobre 1.008 leituras consecutivas de 10 minutos (sete dias), com limites de 3% e 0,5%, respectivamente. O módulo caracteriza ainda as variações de tensão de curta duração (VTCD) e de longa duração (VTLD), a frequência e as interrupções. O Quadro 2 resume os indicadores que o sistema FAPEMIG/UFTM já calcula sobre as tensões medidas pelo inversor nas fases L1 e L2.

Tabela 2 - Indicadores do Módulo 8 do PRODIST implementados no sistema FAPEMIG/UFTM a partir da telemetria do inversor.

Indicador (PRODIST M.8)	Definição resumida	Implementação no sistema
Classificação da tensão	Adequada 117 a 133 V; precária 110 a 117 V e 133 a 135 V; crítica fora dessas faixas (nominal 127 V)	Por ponto amostrado, fases L1 e L2
DRP, DRC	Percentual de leituras em faixa precária / crítica; limites 3% e 0,5% em 1.008 leituras de 10 min	Calculado sobre a janela consultada (de, ate), por fase
FI, FD	Frequência e duração de interrupções	Por ponto amostrado
VTCD, VTLD	Variações de tensão de curta e de longa duração	Eventos identificados entre pontos consecutivos
Frequência	Desvio em relação a 60 Hz	Série grid_freq

Fonte: Autores.

Os indicadores DRP e DRC são a fração das leituras válidas de um período que caem, respectivamente, na faixa precária e na faixa crítica:

$$DRP = \frac{n_{prec}}{n_{val}} \times 100\,\%, \qquad DRC = \frac{n_{crit}}{n_{val}} \times 100\,\%, \qquad (2)$$

com limites regulatórios de 3% e 0,5%. O sistema do projeto aplica a Equação 2 por fase, sobre a janela de tempo selecionada pelo usuário, com uma diferença metodológica em relação à norma: as leituras têm intervalo de cerca de cinco minutos, e não de dez minutos integralizados.

A resolução de cerca de cinco minutos impõe uma limitação declarada: a VTCD normativa envolve eventos de até três minutos, e o sistema só detecta variações entre pontos amostrados, não oscilografia. Essa restrição vale para qualquer arquitetura que dependa da telemetria nativa do inversor, e deve ser explicitada em qualquer comparação com medidores de qualidade de energia dedicados.

Os estudos do Eixo 2 tratam a qualidade de energia predominantemente como grandeza simulada. Negreiros, Lobo, Torres e Tiba (2023) modelam em OpenDSS um alimentador real de Pernambuco (subestação de 5 MVA, 69/13,8 kV, 107 barras, cinco transformadores de distribuição e 601 unidades consumidoras, 548 residenciais e 53 comerciais, com fator de potência 0,92) e injetam geração fotovoltaica equivalente a 20% (monofásica), 35% (trifásica) e 55% (mista) da demanda média. Com penetração de 55%, aparece fluxo reverso de aproximadamente -50 kW, -40 kW e -15 kW nas fases A, B e C entre 5h e 17h30, e o número de manobras dos reguladores de tensão cresce de forma acentuada, sobretudo na fase A, a mais carregada; os reguladores mantiveram a tensão dentro dos limites de regime permanente, ao custo de desgaste prematuro.

Braga *et al.* (2018) usam OpenDSS e o sistema IEEE de 13 barras para estimar a capacidade de hospedagem harmônica de uma rede radial com integração fotovoltaica. Ibrahim e Hossain (2022)

propõem um modelo de referência de rede de baixa tensão com sistemas fotovoltaicos e técnicas de controle por inversores inteligentes.

Melo Júnior, Waenga e Pinto (2018), em revisão de cerca de 150 trabalhos sobre o efeito da geração distribuída fotovoltaica na tensão, registram que a maior parte da evidência disponível é de simulação e consolidam duas ordens de grandeza: com 50% da carga suprida por geração fotovoltaica, o *ripple* de tensão não ultrapassou 1,4% e a flutuação ficou entre 0,5% e 2% no fim dos alimentadores, com variação máxima de ±2% num alimentador real de 13,2 kV com 2.751 consumidores; os autores apontam o armazenamento em baterias como a solução tecnicamente mais segura, ainda que mais cara, para sobretensão diurna e subtensão noturna, e citam o programa alemão de subsídio de até EUR 600 por kWp instalado com bateria.

Entre os estudos com medição, Anzalchi, Sundararajan, Moghadasi e Sarwat (2019) analisam a distorção harmônica total (*Total Harmonic Distortion*, THD) e o perfil de tensão de um alimentador com alta penetração fotovoltaica a partir de medições no ponto de conexão. No contexto brasileiro, Bandeira, Vieira e Guerra (2020) realizam a análise mais próxima da que este trabalho propõe: instalam um analisador de energia TES 3600N na saída do inversor de um sistema fotovoltaico conectado à rede no Laboratório de Energia da Universidade Federal Rural do Semi-Árido (UFERSA), em Mossoró, e avaliam, por um mês, com ciclo de armazenamento de 30 segundos, os indicadores do Módulo 8 do PRODIST em ligação trifásica a quatro fios. A distorção harmônica total de tensão atinge no máximo 4,56%, e as parcelas par, ímpar e múltipla de três permanecem dentro dos limites, assim como o desequilíbrio de tensão, com máximo de 1,88%, e a variação de frequência. Os dois achados relevantes são de outra natureza: o fator de potência varia muito ao longo do dia e só se aproxima do desejado quando a potência injetada se aproxima da nominal do inversor, que está sobredimensionado, levando o sistema a operar com fator de potência capacitivo e a injetar reativo na rede; e a tensão em regime permanente **sobe durante a operação do sistema, chegando a 234,2 V, valor classificado como crítico pelo PRODIST**. Os autores concluem recomendando explicitamente, como trabalho futuro, um estudo por período maior. Oliveira e Gomes (2016) avaliam a integração de uma usina fotovoltaica em um alimentador real, considerando os padrões nacionais e a atuação de reguladores de tensão.

Nenhum desses trabalhos combina medição contínua de tensão, corrente e frequência com os indicadores DRP, DRC, VTCD e VTLD aplicados sobre um sistema de armazenamento em operação, e nenhum deles inclui bateria no sistema medido, o que importa porque, como observam Melo Júnior, Waenga e Pinto, é justamente o armazenamento a resposta técnica à sobretensão diurna que Bandeira, Vieira e Guerra registram em campo. A recomendação de ampliar o período de medição, com que esses autores encerram o trabalho, delimita bem a contribuição possível: a série do projeto FAPEMIG/UFTM

cobre 180 dias contínuos, seis vezes o mês medido em Mossoró, e o faz sobre um sistema que inclui bateria despachada. A dissertação de Silva (2026) tampouco aborda qualidade de energia segundo normas de distribuição; seu enfoque é o fluxo de potência ótimo em corrente alternada (*AC Optimal Power Flow*, ACOPF) em nível de planejamento. O sistema FAPEMIG/UFTM já implementa essa combinação (Quadro 2), o que torna a análise PRODIST sobre dado real uma contribuição original tanto em relação à literatura internacional quanto à nacional revisada.

5 INTELIGÊNCIA ARTIFICIAL E DECISÃO MULTICRITÉRIO NO DESPACHO DE BESS

Esta seção trata da questão que motiva o projeto: como técnicas de inteligência artificial podem otimizar o despacho de um sistema de armazenamento.

5.1 FUNDAMENTOS DE APRENDIZADO DE MÁQUINA

A literatura consultada define aprendizado de máquina (AM) a partir de Mitchell (1997): um programa aprende com a experiência E em relação a uma tarefa T e uma medida de desempenho P se seu desempenho em T, medido por P, melhora com E. O termo remonta a Samuel (1959), que, ao programar um computador para jogar damas, descreveu a capacidade de um sistema aprender padrões nos dados sem programação explícita para cada caso. A taxonomia usual distingue aprendizado supervisionado, não supervisionado e semissupervisionado (VAN ENGELEN e HOOS, 2020).

Dentro dessa taxonomia situam-se as técnicas que aparecem na literatura de despacho de BESS revisada. Modelos de previsão de séries temporais (perceptron multicamadas, MLP, e redes recorrentes *Long Short-Term Memory*, LSTM) são aprendizado supervisionado: aprendem a mapear janelas de histórico em valores futuros de carga e geração. O aprendizado por reforço, no qual um agente aprende uma política de despacho por interação com um ambiente e uma função de recompensa, é um quarto paradigma, distinto dos três anteriores. Métodos de decisão multicritério, como o TOPSIS (*Technique for Order Preference by Similarity to Ideal Solution*), e metaheurísticas de otimização, como o MOCVBOA (*Multi-Objective Chaotic Velocity-based Butterfly Optimization Algorithm*), ficam fora do aprendizado de máquina: são procedimentos determinísticos ou estocásticos que não aprendem com dados. A dissertação de Silva (SILVA, 2026), embora trate extensamente a taxonomia geral, não aborda aprendizado por reforço, redes LSTM nem decisão multicritério; a literatura específica de despacho, revisada a seguir, preenche essa lacuna.

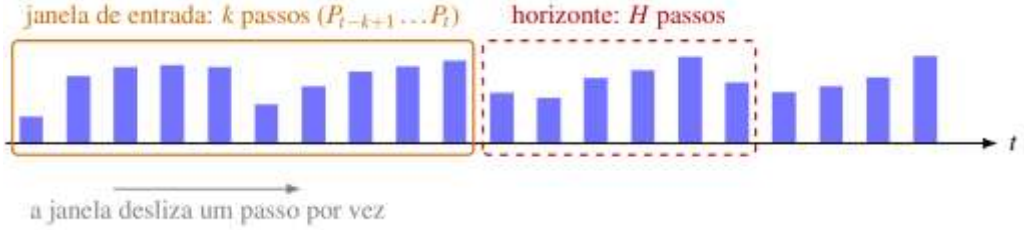
5.2 PREVISÃO DE CARGA E GERAÇÃO: FORMULAÇÃO

A previsão de séries temporais que alimenta o despacho é um problema de regressão supervisionada sobre janelas deslizantes (Figura 5): a partir dos k últimos valores medidos de uma grandeza P (carga ou geração) e de atributos exógenos u_t (hora do dia, dia da semana, temperatura prevista), o modelo estima os próximos H valores,

$$= f(P_t, P_{t-1}, \dots, P_{t-k+1}, u_t). \qquad (3)$$

Sun, Sun e Moura (2015) usam $k = 24$ e $H = 24$ com passo horário e mostram que as últimas cinco horas concentram quase todo o ganho de acurácia; Alam *et al.* (2022) usam $k = 672$ e $H = 96$ com passo de 15 minutos, para capturar o padrão semanal.

Figura 5 - Janela deslizante para previsão de séries temporais: k pontos de entrada e H de horizonte.



Fonte: Autores.

A função f é implementada, nos estudos revisados, por um perceptron multicamadas (MLP) ou por uma rede recorrente *Long Short-Term Memory* (LSTM) (HOCHREITER e SCHMIDHUBER, 1997), cuja porta de esquecimento permite reter o padrão diário de geração e o padrão semanal de consumo ao longo de centenas de passos, algo que o MLP só alcança se a janela k for longa o bastante; a variante bidirecional (Bi-LSTM) de Alam *et al.* percorre a sequência nos dois sentidos e concatena os estados. O desempenho preditivo é medido, sobre n pontos de teste, pelo erro absoluto médio, pela raiz do erro quadrático médio e pelo erro percentual absoluto médio:

$$MAE = \frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \left|P_i - \hat{P}_i\right|, \qquad RMSE = \sqrt{\frac{1}{n}\sum_{i=1}^{n} \left(P_i - \hat{P}_i\right)^2}, \qquad MAPE = \frac{100\,\%}{n}\sum_{i=1}^{n} \left|\frac{P_i - \hat{P}_i}{P_i}\right|. \qquad (4)$$

O MAPE é inadequado para a geração fotovoltaica noturna ($P_i = 0$), o que explica por que Durán, Pavón e Minchala (2024) reportam apenas RMSE para a potência fotovoltaica e por que Melo *et al.* (2021) preferem o erro percentual ponderado (WAPE) ao validar sensores.

5.3 PREVISÃO E DESPACHO BASEADO EM APRENDIZADO PROFUNDO

O uso de previsão para orientar o despacho de baterias residenciais tem pelo menos uma década, e o trabalho fundador já quantificou o quanto a previsão vale. Sun, Sun e Moura (2015) formulam o gerenciamento de uma nanorrede residencial PV-bateria (seis módulos de 250 W e cinco pacotes de segunda vida de um Toyota Prius, 168 células LFP de 6,5 Ah a 80% da capacidade original) como controle preditivo por modelo (MPC) com passo de uma hora e horizonte de 24 horas, alimentado por uma rede neural de base radial (RBF-NN) que prevê a carga a partir da temperatura prevista, do dia da semana, da hora e do histórico. A rede é treinada e validada com um ano de medições horárias reais de duas residências (Los Angeles e Berkeley, abril de 2013 a março de 2014); 80% dos RMSEs de previsão ficam abaixo de 0,45 kW e 0,55 kW, e o histórico das últimas cinco horas concentra quase todo o ganho de acurácia. O controlador preditivo reduz custo de eletricidade e emissões em mais de 35% em relação à residência sem PV-bateria e atinge 96% a 98% do ótimo calculado por programação dinâmica com conhecimento perfeito; um horizonte de sete horas já fica a 2% desse ótimo, e o custo cresce linearmente com o RMSE da previsão.

Alam *et al.* (2022) propõem um sistema de gerenciamento de energia residencial PV-BESS com previsão de demanda e geração por rede recorrente bidirecional (Bi-LSTM) treinada sobre mais de seis meses de medições reais de medidor inteligente e de planta fotovoltaica, em intervalos de 15 minutos (96 passos por dia, 672 passos de entrada). Avaliado em quatro residências sul-coreanas, a previsão do dia seguinte alcança MAPE de 13,69% a 20,54% para a demanda e de 16,42% a 21,78% para a geração, conforme a residência. Três modos de controle de descarga, que os autores chamam de primário, secundário e terciário, incorporam sucessivamente a demanda média prevista, a razão entre geração prevista para hoje e para o dia seguinte e a tarifa horária; no modo terciário, a redução do custo diário de eletricidade em simulação fica entre 27,66% e 38,77% entre as quatro residências, com tempo de retorno de dois a quatro anos para uma residência que já dispõe de PV-BESS.

Durán, Pavón e Minchala (2024) combinam uma LSTM de 200 unidades ocultas (dropout de 0,5, treinada com Adam por até 100 épocas) com otimização inteira mista para o despacho de uma microrrede universitária no Equador com BESS de íons de lítio de 44 kWh; a LSTM obtém RMSE de 0,199 para a potência fotovoltaica e de 0,588 kW para a carga, com horizonte de uma hora. Sobre um ano sintético de 8.760 horas gerado pelo HOMER, o algoritmo proposto usa a bateria 59% do tempo para suprir demanda e 24% para armazenar excedente, atinge 52% de integração renovável, compra 40.770 kWh/ano e emite 25.766 kg de CO_2/ano, 33% menos que a otimização pura, que cicla a bateria de forma agressiva; o custo operacional (US$ 17.149/ano) fica 22% acima do algoritmo de corte de pico, que, em troca, quase não usa a bateria (18% do tempo). Hafiz, Awal, de Queiroz e Husain (2020)

separam o problema em duas escalas de tempo: uma camada de otimização lenta, que atualiza a cada 15 minutos o ponto de operação da bateria resolvendo um programa estocástico multiestágio por programação dinâmica dual estocástica (SDDP) em horizonte recuado, alimentada por previsões LSTM de carga e de geração que superam k-NN e *random forest*; e, abaixo dela, um controlador por regras no nível do conversor, com passo de 20 μs, para não perder energia entre as atualizações. Treinado com um ano de dados residenciais reais da base Pecan Street e validado em bancada de *controller-hardware-in-the-loop* em simulador Opal-RT, o conjunto projeta economia anual de 8,4%. Mulleriyawage *et al.* (2023) formulam um gerenciamento pelo lado da demanda para um sistema residencial PV-bateria em corrente contínua, com previsão de consumo por LSTM, em estudo de caso de uma residência australiana real, e obtêm custo anual apenas 5,81% acima do cenário de referência com previsão ideal.

Uma linha mais recente substitui a dupla previsão + otimização por aprendizado por reforço. Kang *et al.* (2024) formulam o agendamento ótimo de um BESS em nível de edifício como processo de decisão de Markov, com ações contínuas e incertezas de carga e geração, e comparam quatro algoritmos ator-crítico (A2C, PPO, TD3 e SAC), dos quais o PPO obtém o melhor desempenho; o agente é treinado e testado sobre dois anos de medições reais de edifícios residenciais, com recompensa que maximiza a autossuficiência e minimiza o pico de carga. Park, Kwon e Sim (2023) incorporam ao processo de decisão um modelo markoviano de degradação, de modo que a política aprendida internaliza o custo de envelhecimento da bateria a cada ciclo; o agente, que minimiza a soma do custo de eletricidade e do custo de degradação, obtém economia de 5% a 29% em relação a estratégias de referência. A propriedade decisiva do modelo, para fins de implementação, é exigir **apenas o estado atual** da bateria, e não o histórico completo de operação, o que torna viável embarcar a penalização por degradação em um controlador de campo. Os autores mostram ainda que a degradação é muito mais severa no início da vida da bateria, de modo que uma estratégia ingênua não produz economia alguma. O Quadro 3 resume os oito estudos do Eixo 3 quanto ao método de previsão, ao método de decisão e à origem do dado.

Tabela 3 - Métodos de previsão e de decisão nos estudos do Eixo 3, origem dos dados e resultado principal.

Estudo	Previsão	Decisão / despacho	Origem do dado e resultado
Sun, Sun e Moura (2015)	RBF-NN (carga), RMSE $<$ 0,45 kW em 80% dos casos	MPC, horizonte 24 h, passo 1 h	1 ano real de 2 residências; 96 a 98% do ótimo DP; custo -35%
Hafiz *et al.* (2020)	LSTM (carga e FV), supera k-NN e *random forest*	SDDP em horizonte recuado (15 min) + regra a 20 μs no conversor	Pecan Street, residencial real; CHIL em Opal-RT; economia anual de 8,4%
Alam *et al.* (2022)	Bi-LSTM, MAPE 13,7–20,5% (carga) e 16,4–21,8% (FV)	3 modos de descarga com tarifa TOU	$>$ 6 meses reais (15 min); custo diário $-27,7$ a $-38,8\%$
Mulleriyawage *et al.* (2023)	LSTM (consumo)	HEMS, minimização da conta	residência australiana real
Park, Kwon e Sim (2023)	implícita no agente	aprendizado por reforço com degradação markoviana (só o estado atual)	simulação (instalação de demanda alta); custo -5 a -29%
Durán, Pavón e Minchala (2024)	LSTM, RMSE 0,199 (FV) e 0,588 kW (carga)	otimização inteira mista, BESS 44 kWh	sintético (HOMER, 8.760 h); bateria em uso 59% do tempo; CO_2 -33%
Kang *et al.* (2024)	implícita no agente	aprendizado por reforço (A2C, PPO, TD3, SAC; PPO melhor)	edifício residencial real (treino 2018–2019, teste 2020)
Thunuguntla *et al.* (2024)	sem previsão (perfis Beta e Monte Carlo)	MOCVBOA + TOPSIS (planejamento)	IEEE 33 barras; perdas $-66,3\%$

Fonte: Autores.

Três conclusões emergem desse conjunto. Primeira, o despacho baseado em previsão supera o despacho por janelas fixas de horário, com ganhos de custo entre 27% e 39% (Alam *et al.*) e desempenho a 2% a 4% do ótimo teórico (Sun, Sun e Moura), o que converge com a limitação reconhecida por Diniz e Mendonça (2025). Segunda, a previsão não precisa ser perfeita, e três resultados independentes convergem nisso: em Sun, Sun e Moura, o próprio preditor, com RMSE de 0,38 kW, opera a apenas 1,5% a 2% do ótimo calculado por programação dinâmica com conhecimento perfeito, e o custo cresce linearmente com o RMSE; Mulleriyawage *et al.* obtêm custo anual 5,81% acima do cenário com previsão ideal e, mais importante, mostram que o erro de previsão **não se correlaciona** com a diferença de custo diário; e Lee *et al.* (2020) mostram que a diferença de degradação entre usar geração prevista e real é de 0,02%. Terceira, a otimização pura sem restrição de ciclagem degrada a bateria: Durán, Pavón e Minchala observam ciclagem agressiva e 33% mais emissões no otimizador sem previsão, e Park, Kwon e Sim internalizam a degradação na própria função de recompensa. A diferença entre esses estudos e o presente projeto é a base empírica da etapa de despacho: a estratégia é avaliada em simulação ou, nos casos de Hafiz *et al.* e de Mulleriyawage *et al.*, em bancada de *hardware-in-the-loop*, mas nenhum em operação de campo de longa duração, enquanto

o projeto FAPEMIG/UFTM dispõe de 180 dias e 41.688 pontos reais de operação com despacho por janela fixa, o que permite comparar a estratégia proposta com o comportamento efetivamente observado da bateria.

5.4 DECISÃO MULTICRITÉRIO: O MÉTODO TOPSIS

Quando várias estratégias de despacho candidatas precisam ser comparadas segundo critérios conflitantes, entra a decisão multicritério. Thunuguntla *et al.* (2024) empregam o TOPSIS em duas funções: dentro do laço do algoritmo metaheurístico MOCVBOA (variante caótica, com velocidade, do *Butterfly Optimization Algorithm*), para gerir o repositório de soluções não dominadas e escolher o melhor global a cada iteração; e ao final, para selecionar na fronteira de Pareto a solução de melhor compromisso entre três objetivos com pesos iguais (1/3): perdas de energia, desvio total de tensão e custo econômico anual. O problema é de planejamento (localização, dimensionamento e curva horária de despacho de três unidades PV e PV+BESS no sistema IEEE de 33 barras), e a incerteza da carga de 500 veículos elétricos é modelada por funções de densidade de probabilidade e 1.000 execuções de Monte Carlo.

Nem o TOPSIS nem o MOCVBOA são técnicas de aprendizado de máquina: o primeiro é um método determinístico que ordena alternativas pela distância euclidiana às soluções ideal positiva e ideal negativa; o segundo é uma metaheurística bioinspirada sem componente de aprendizado sobre dados. O próprio artigo de Thunuguntla *et al.* menciona inteligência artificial uma única vez, como trabalho futuro (integração de V2G, IA e sistemas híbridos). Para o presente projeto, o TOPSIS oferece um mecanismo simples e reprodutível para a etapa de *decisão* entre estratégias de despacho candidatas; a etapa de *previsão* depende de um modelo de aprendizado de máquina propriamente dito, treinado sobre o histórico real.

O procedimento do TOPSIS (HWANG e YOON, 1981) parte de uma matriz de decisão x_{ij} com m alternativas (estratégias de despacho candidatas) e n critérios, e segue cinco passos. Primeiro, normaliza-se cada coluna e aplicam-se os pesos w_j:

$$r_{ij} = \frac{x_{ij}}{\sqrt{\sum_{i=1}^{m} x_{ij}^2}}, \qquad v_{ij} = w_j\, r_{ij}, \qquad \sum_{j=1}^{n} w_j = 1. \qquad (5)$$

Segundo, identificam-se a solução ideal positiva A^+ (melhor valor de cada critério: máximo para critérios de benefício, como SCR e SSR; mínimo para critérios de custo, como energia comprada

e DRP) e a solução ideal negativa A^- (pior valor de cada critério). Terceiro, calculam-se as distâncias euclidianas de cada alternativa a essas duas soluções:

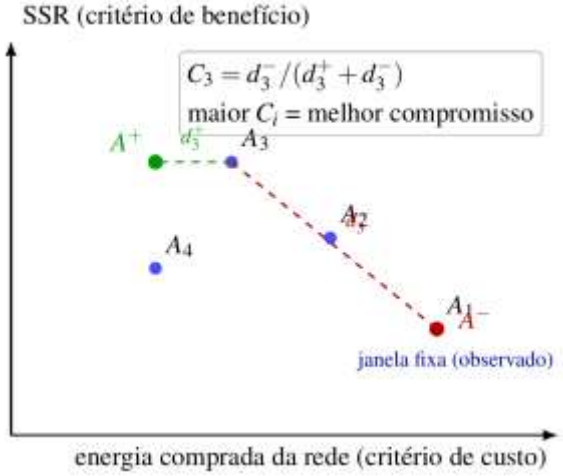
$$d_i^+ = \sqrt{\sum_{j=1}^{n} (v_{ij} - v_j^+)^2}, \qquad d_i^- = \sqrt{\sum_{j=1}^{n} (v_{ij} - v_j^-)^2}. \qquad (6)$$

Quarto, obtém-se o coeficiente de proximidade relativa, e, quinto, ordenam-se as alternativas em ordem decrescente de C_i:

$$C_i = \frac{d_i^-}{d_i^+ + d_i^-}, \qquad 0 \leq C_i \leq 1. \qquad (7)$$

A Figura 6 ilustra o método com dois critérios. Thunuguntla *et al.* usam $w_j = 1/3$ para três critérios; no projeto, os pesos podem refletir a prioridade entre economia (energia comprada), autonomia (SSR), preservação da bateria (η_{rt}, ciclos) e conformidade (DRP, DRC), e a sensibilidade do ordenamento aos pesos deve ser reportada.

Figura 6 - Método TOPSIS com dois critérios, tendo a estratégia de janela fixa observada como alternativa de referência.



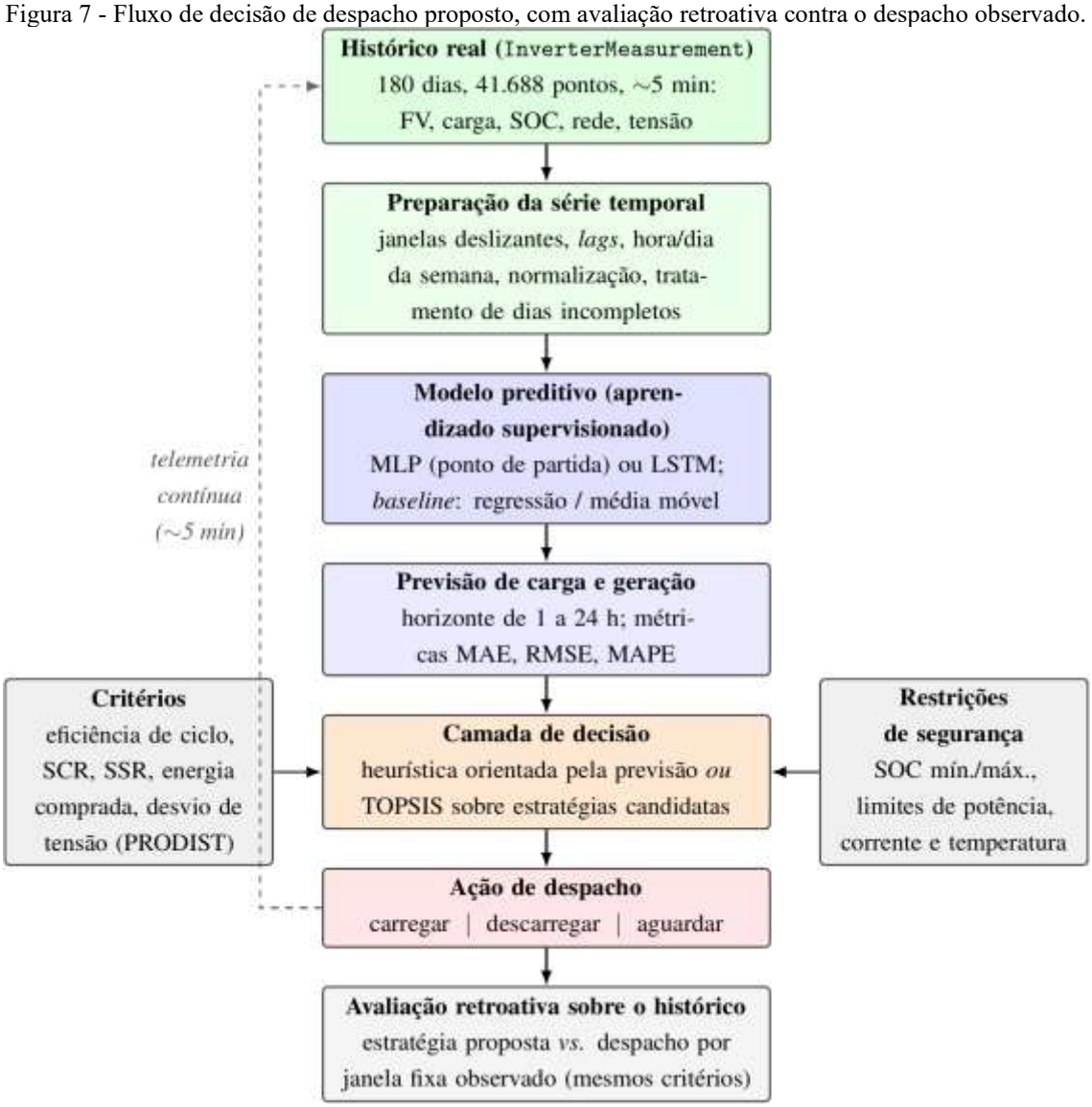
Fonte: Autores.

5.5 FLUXO DE DECISÃO PROPOSTO

A Figura 7 organiza esses componentes no fluxo que o artigo aplicado (Artigo 2) implementará. O histórico real persistido no sistema alimenta um estágio de preparação de série temporal (janelas deslizantes, defasagens de carga e geração, atributos de calendário, normalização e tratamento de dias incompletos, como o de 27 de abril de 2026, com apenas cinco pontos, ou o de 8 de agosto, com 87). O modelo preditivo, um MLP como ponto de partida e uma LSTM como alternativa, produz previsões

de carga e de geração para as próximas horas; os resultados de Sun, Sun e Moura indicam que um horizonte de seis a sete horas e as últimas cinco horas de histórico já capturam a maior parte do ganho. A camada de decisão recebe essas previsões e escolhe, entre estratégias candidatas, a ação de despacho, seja por regra heurística orientada pela previsão (reservar SOC quando se prevê pico de carga com baixa geração; carregar quando se prevê excedente), seja por TOPSIS sobre critérios já formalizados no projeto: eficiência de ciclo, taxa de autoconsumo (SCR), taxa de autossuficiência (SSR), energia comprada da rede e desvio de tensão segundo o PRODIST. Uma camada determinística de segurança, com limites de SOC, potência e temperatura, envolve a decisão, seguindo a recomendação do relatório de síntese do corpus de manter o aprendizado de máquina restrito à previsão e à recomendação. A avaliação é retroativa: a estratégia proposta é simulada sobre o período histórico e comparada, nos mesmos critérios, ao despacho por janela fixa efetivamente observado. Essa proposta é uma sofisticação do controle terciário que o sistema já exerce, e não a introdução de uma camada nova: os níveis primário e secundário permanecem embarcados no firmware do inversor híbrido, fora do escopo de intervenção, o que mantém a compatibilidade com a arquitetura já validada em produção e reduz o risco metodológico do Artigo 2.

Figura 7 - Fluxo de decisão de despacho proposto, com avaliação retroativa contra o despacho observado.



Fonte: Autores.

6 SÍNTESE E LACUNA DE PESQUISA

O Quadro 4 confronta, eixo a eixo, o que a literatura revisada oferece com o que o projeto acrescenta.

Tabela 4 - Síntese comparativa entre a literatura revisada e a contribuição do projeto FAPEMIG/UFTM.

Eixo temático	O que a literatura oferece	O que o projeto FAPEMIG/UFTM acrescenta
Microrredes FV+BESS	Dados de campo institucionais e residenciais (1,6 kW/20 kWh em campus e aeroporto; 12 meses na Polônia com SSR 52,8%; bancada NREL com $\eta \approx 85\%$) e simulações em IEEE 13 e 33 barras mostrando que BESS despachável supera SFV isolado	Sistema real em operação, com acumuladores diários de carga, descarga, injeção e compra já persistidos

Eixo temático	O que a literatura oferece	O que o projeto FAPEMIG/UFTM acrescenta
Monitoramento e telemetria	Arquiteturas IoT/*cloud* (LoRa, MQTT, ESP32, Raspberry Pi, Grafana), em geral com instrumentação construída para o experimento, a 1 min e custo de EUR 150 a US$ 1.142; um estudo opta deliberadamente pelo dado do inversor	Telemetria nativa de inversor comercial, 180 dias e 41.688 pontos contínuos
Qualidade de energia	Predominantemente simulação (OpenDSS, alimentador real de 601 UCs, IEEE 13 barras); revisão de 150 trabalhos; duas medições de campo, uma delas de um mês sob o PRODIST, em sistema **sem** bateria	Indicadores DRP, DRC, FI, FD, VTCD e VTLD do PRODIST Módulo 8 calculados sobre 180 dias de dado real de um sistema **com** bateria despachada
IA/previsão de despacho	RBF-NN + MPC (96 a 98% do ótimo), Bi-LSTM (custo −28 a −39%), LSTM + MILP, aprendizado por reforço; previsão sobre dado real em 5 dos 8, mas despacho avaliado só em simulação ou bancada	Previsão (MLP/LSTM) treinada sobre dado real e comparada com o despacho por janela fixa efetivamente observado
Decisão multicritério (TOPSIS)	Aplicado a planejamento de alocação de PV e BESS (IEEE 33 barras)	Proposta de aplicação à escolha entre *estratégias de despacho* de um recurso já instalado

Fonte: Autores.

A lacuna de pesquisa pode ser enunciada assim. A literatura demonstra, em diferentes escalas, que o despacho preditivo e orientado por decisão multicritério supera o despacho por regras fixas, e a maior parte dos estudos do Eixo 3 já treina a previsão sobre medições reais; a carência não está, portanto, no dado de entrada da previsão. Ela está um passo adiante, em três pontos que a releitura integral do corpus delimita com precisão. Primeiro, **nenhum dos 31 trabalhos avalia a estratégia de despacho contra a operação efetivamente observada de uma bateria em serviço**: o melhor que se encontra é a bancada de *hardware-in-the-loop*, e o referencial de comparação é sempre um ótimo calculado ou um cenário alternativo simulado, nunca o comportamento registrado do equipamento. Segundo, as séries são curtas ou sintéticas: dezesseis dias de ensaio no estudo de monitoramento mais próximo, em escala e em pilha de software, do sistema do projeto, dez dias em dois blocos no mais recente, um mês de medição sob o PRODIST no único precedente brasileiro de qualidade de energia, e um ano inteiramente gerado pelo HOMER no estudo de despacho mais completo, cujos autores advertem que a previsão foi validada em apenas dois dias. Terceiro, **nenhum combina essa avaliação com os indicadores do Módulo 8 do PRODIST**, e o único estudo que os aplica a dado medido o faz sobre um sistema sem bateria, justamente quando o armazenamento é apontado na própria literatura como a resposta técnica mais segura à sobretensão diurna que esse estudo registra em campo.

O projeto FAPEMIG/UFTM endereça os três pontos com o mesmo acervo: um sistema real em operação, 180 dias e 41.688 pontos de telemetria contínua, uma implementação funcional de análise

PRODIST e, como referencial de comparação, o despacho por janela fixa que a bateria executou de fato no período. A contrapartida, assumida de forma explícita, é a resolução de cerca de cinco minutos e a exatidão dos sensores internos do inversor, escolha que, como mostram Pereira, Jucá e Carvalho (2019), tem precedente justificado na literatura por custo, por eliminação de pontos de falha e por não intervenção em instalação sob inspeção da distribuidora.

7 CONSIDERAÇÕES FINAIS

Esta revisão examinou 31 estudos publicados entre 2015 e 2026, complementados pela dissertação de Silva (2026), e permite reunir quatro conclusões que orientam o artigo aplicado (Artigo 2).

O ganho técnico do armazenamento depende do despacho: nos dois sistemas-teste revisados, a geração fotovoltaica isolada reduz perdas apenas nas horas de sol, enquanto o BESS despachável reduz perdas em 66,3% e eleva a tensão mínima a 0,95 p.u. no IEEE 33 barras (THUNUGUNTLA *et al.*, 2024), além de reduzir a energia perdida de 516,0 para 457,3 kWh no IEEE 13 barras (DINIZ e MENDONÇA, 2025). Os estudos de campo do Eixo 1 acrescentam, a esse diagnóstico, as métricas com que o despacho deve ser julgado: eficiência de ciclo (cerca de 85% nos sistemas de lítio medidos pelo NREL), autoconsumo e autossuficiência (SCR de 34% para 56% e SSR anual de 52,8% na residência polonesa) e degradação (20% a 35% em dez anos; 0,29% contra 0,37% conforme a profundidade de descarga), grandezas que o sistema FAPEMIG/UFTM pode estimar a partir dos acumuladores diários de carga e descarga e da série de SOC.

Quanto à arquitetura de monitoramento do projeto (inversor, nuvem do fabricante, *backend*, banco relacional, API REST e aplicação web), trata-se de uma instância do padrão consolidado pelos estudos do Eixo 4, com a particularidade de usar telemetria nativa de um inversor comercial em vez de instrumentação construída para o experimento, escolha que tem precedente justificado em Pereira, Jucá e Carvalho (2019). A resolução de cerca de cinco minutos, contra um minuto nos sistemas de Melo *et al.* e de Portalo, González e Calderón, é o preço dessa escolha, e o que se compra com ele é a extensão da série: 180 dias contínuos, contra dezesseis dias de ensaio no primeiro e medição restrita à temperatura no segundo. Já a qualidade de energia em redes com geração distribuída continua sendo estudada majoritariamente por simulação: das sete referências do eixo, apenas duas partem de medição, e o único precedente brasileiro a aplicar o Módulo 8 do PRODIST sobre tensão medida (Bandeira, Vieira e Guerra (2020), que registram elevação crítica a 234,2 V em um mês de monitoramento) o faz em um sistema **sem** armazenamento, encerrando o trabalho com a recomendação explícita de estudos por período maior. Nenhum dos estudos revisados aplica os indicadores DRP, DRC, VTCD e VTLD

sobre a tensão medida em um sistema com armazenamento em operação; a implementação já existente no projeto é, portanto, uma contribuição original que o Artigo 2 deve explorar como critério de avaliação do despacho.

Por fim, a literatura de despacho inteligente converge para a separação entre um estágio de previsão (RBF-NN, LSTM, Bi-LSTM, MLP) e um estágio de decisão (MPC, otimização inteira mista, aprendizado por reforço ou decisão multicritério), mostra que previsões com erro moderado já aproximam o controlador do ótimo teórico e alerta que otimizadores sem restrição de ciclagem degradam a bateria; em todos os casos, porém, a estratégia de despacho é validada em simulação ou, no limite, em bancada de *hardware-in-the-loop*, nunca contra a operação registrada de uma bateria em serviço. O fluxo da Figura 7, com previsão supervisionada treinada sobre 180 dias de dado real, decisão por heurística ou TOPSIS com critérios que incluem degradação e PRODIST, e avaliação retroativa contra o despacho por janela fixa observado, é a resposta metodológica desta revisão a essa limitação. Ficam como trabalhos futuros o aprendizado por reforço, a incorporação de dados meteorológicos externos e a extensão a múltiplos inversores.

AGRADECIMENTOS

Os autores expressam seus agradecimentos à Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de Minas Gerais (FAPEMIG) e à Urzedo Engenharia pelo apoio concedido à pesquisa por meio do projeto “Sistema de Gerenciamento de Energia para Unidades de Mini e Microgeração Distribuída”, vinculado ao Edital nº 012/2022, Compete Minas, Linha Tríplice Hélice, Processo APQ-00478-23 pelo suporte concedido à pesquisa.

REFERÊNCIAS

ALAM, Md. Morshed; RAHMAN, Md. Habibur; AHMED, Md. Faisal; CHOWDHURY, Mostafa Zaman; JANG, Yeong Min. Deep learning based optimal energy management for photovoltaic and battery energy storage integrated home micro-grid system. **Scientific Reports**, v. 12, n. 1, 2022. DOI: 10.1038/s41598-022-19147-y.

ALBARAKATI, Aiman J.; BOUJOUDAR, Younes; AZEROUAL, Mohamed; ELIYSAOUY, Lahcen; KOTB, Hossam; ALJARBOUH, Ayman; ALKAHTANI, Hend Khalid; MOSTAFA, Samih M.; TASSADDIQ, Asifa; PUPKOV, Alexander. Microgrid energy management and monitoring systems: A comprehensive review. **Frontiers in Energy Research**, v. 10, art. 1097858, 2022. DOI: 10.3389/fenrg.2022.1097858.

ALOMBAH, Njimboh Henry; MUNGWE, Jerome Ndam; HARRISON, Ambe; MBASSO, Wulfran Fendzi; FOTSIN, Hilaire Bertrand. **Advanced IoT-based monitoring system for real-time photovoltaic performance evaluation: Conception, development and experimental validation**. Scientific African, v. 28, art. e02763, 2025. DOI: 10.1016/j.sciaf.2025.e02763.

ANEEL. Agência Nacional de Energia Elétrica. **Procedimentos de Distribuição de Energia Elétrica no Sistema Elétrico Nacional (PRODIST), Módulo 8: Qualidade do Fornecimento de Energia Elétrica**. Anexo VIII da Resolução Normativa ANEEL nº 956, de 7 de dezembro de 2021, revisão 14, com a redação dada pela Resolução Normativa ANEEL nº 1.137, de 21 de maio de 2025. Brasília: ANEEL, 2025.

ANSARI, Shaheer; AYOB, Afida; LIPU, Molla S. Hossain; SAAD, Mohamad Hanif Md; HUSSAIN, Aini. A Review of Monitoring Technologies for Solar PV Systems Using Data Processing Modules and Transmission Protocols: Progress, Challenges and Prospects. **Sustainability**, v. 13, n. 15, art. 8120, 2021. DOI: 10.3390/su13158120.

ANZALCHI, Arash; SUNDARARAJAN, Aditya; MOGHADASI, Amir; SARWAT, Arif. High-Penetration Grid-Tied Photovoltaics: Analysis of Power Quality and Feeder Voltage Profile. **IEEE Industry Applications Magazine**, v. 25, p. 83–94, 2019. DOI: 10.1109/mias.2019.2923104.

BELTRAN, Hector; GARCIA, Ivan Tomas; ALFONSO-GIL, Jose Carlos; PEREZ, Emilio. Levelized Cost of Storage for Li-Ion Batteries Used in PV Power Plants for Ramp-Rate Control. **IEEE Transactions on Energy Conversion**, v. 34, n. 1, p. 554–561, 2019. DOI: 10.1109/tec.2019.2891851.

BRAGA, Mateus D.; MACHADO, Samir D.; OLIVEIRA, I. C.; OLIVEIRA, Tiago E. C. de; RIBEIRO, Paulo F.; LOPES, B. Isaias Lima. Harmonic Hosting Capacity Approach in a Radial Distribution System due to PV Integration Using OpenDSS. **2018 IEEE INDUSCON**, 2018. DOI: 10.1109/induscon.2018.8627342.

DELINE, Chris; SEKULIC, William; JENKET, Don; JORDAN, Dirk; DIORIO, Nick; SMITH, Kandler. Field-Aging Test Bed for Behind-the-Meter PV + Energy Storage: Preprint. **46th IEEE Photovoltaic Specialists Conference (PVSC 46)**, Chicago, 2019. Golden, CO: National Renewable Energy Laboratory, NREL/CP-5K00-74003. Disponível em: https://docs.nlr.gov/docs/fy19osti/74003.pdf.

DINIZ, José Augusto Borsari; MENDONÇA, Marcus Vinícius Borges. **Análise das Tensões e Perdas Técnicas no Sistema IEEE de 13 Barras com Produção Fotovoltaica e Armazenamento de Energia**. Trabalho de Conclusão de Curso, Universidade Federal do Triângulo Mineiro, Departamento de Engenharia Elétrica, Uberaba, 2025.

DURÁN, Francisco; PAVÓN, Wilson; MINCHALA, Luis Ismael. Forecast-Based Energy Management for Optimal Energy Dispatch in a Microgrid. **Energies**, v. 17, n. 2, art. 486, 2024. DOI: 10.3390/en17020486.

EMAMIAN, Masoud; ESKANDARI, Aref; AGHAEI, Mohammadreza; NEDAEI, Amir; SIZKOUHI, Amirmohammad Moradi; MILIMONFARED, Jafar. Cloud Computing and IoT Based Intelligent Monitoring System for Photovoltaic Plants Using Machine Learning Techniques. **Energies**, v. 15, n. 9, art. 3014, 2022. DOI: 10.3390/en15093014.

GAO, Yan; CAI, Yingling; LIU, Chenglin. Annual operating characteristics analysis of photovoltaic-energy storage microgrid based on retired lithium iron phosphate batteries. **Journal of Energy Storage**, v. 45, art. 103769, 2022. DOI: 10.1016/j.est.2021.103769.

GORYL, Wojciech. Real-World Performance and Economic Evaluation of a Residential PV Battery Energy Storage System Under Variable Tariffs: A Polish Case Study. **Energies**, v. 18, n. 15, art. 4090, 2025. DOI: 10.3390/en18154090.

HAFIZ, Faeza; AWAL, M. A.; DE QUEIROZ, Anderson Rodrigo; HUSAIN, Iqbal. Real-Time Stochastic Optimization of Energy Storage Management Using Deep Learning-Based Forecasts for Residential PV Applications. **IEEE Transactions on Industry Applications**, v. 56, n. 3, p. 2216–2226, 2020. DOI: 10.1109/tia.2020.2968534.

HOCHREITER, Sepp; SCHMIDHUBER, Jürgen. Long Short-Term Memory. **Neural Computation**, v. 9, n. 8, p. 1735–1780, 1997. DOI: 10.1162/neco.1997.9.8.1735.

HWANG, Ching-Lai; YOON, Kwangsun. **Multiple Attribute Decision Making: Methods and Applications**. Berlin: Springer, 1981. (Lecture Notes in Economics and Mathematical Systems, v. 186). DOI: 10.1007/978-3-642-48318-9.

IBRAHIM, Ibrahim Anwar; HOSSAIN, M. J. A benchmark model for low voltage distribution networks with PV systems and smart inverter control techniques. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 166, art. 112571, 2022. DOI: 10.1016/j.rser.2022.112571.

KANG, Hyuna; JUNG, Seunghoon; KIM, Hakpyeong; JEOUNG, Jaewon; HONG, Taehoon. Reinforcement learning-based optimal scheduling model of battery energy storage system at the building level. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 190, art. 114054, 2024. DOI: 10.1016/j.rser.2023.114054.

LEE, Munsu; PARK, Jinhyeong; NA, Sun-Ik; CHOI, Hyung Sik; BU, Byeong-Sik; KIM, Jonghoon. An Analysis of Battery Degradation in the Integrated Energy Storage System with Solar Photovoltaic Generation. **Electronics**, v. 9, n. 4, art. 701, 2020. DOI: 10.3390/electronics9040701.

MAKA, Ali O. M.; CHAUDHARY, Tariq Nawaz. Performance investigation of solar photovoltaic systems integrated with battery energy storage. **Journal of Energy Storage**, v. 84, art. 110784, 2024. DOI: 10.1016/j.est.2024.110784.

MELO, Gustavo Costa Gomes de; TORRES, Igor Cavalcante; ARAÚJO, Ícaro Bezerra Queiroz de; BRITO, Davi Bibiano; BARBOZA, Erick de Andrade. A Low-Cost IoT System for Real-Time Monitoring of Climatic Variables and Photovoltaic Generation for Smart Grid Application. **Sensors**, v. 21, n. 9, art. 3293, 2021. DOI: 10.3390/s21093293.

MELO JÚNIOR, Celso Fabrício; WAENGA, Aline F. Cordeiro; PINTO, Dayana A. Ferreira. Effects of the Photovoltaic Distributed Generation on Electricity Distribution System Voltage: Updated Review. **Brazilian Archives of Biology and Technology**, v. 61, n. spe, 2018. DOI: 10.1590/1678-4324-smart-2018000190.

MITCHELL, Tom M. **Machine Learning**. New York: McGraw-Hill, 1997.

MULLERIYAWAGE, U. G. K.; WANG, P.; RUI, T.; ZHANG, K.; HU, C.; SHEN, W. X. Prosumer-centric demand side management for minimizing electricity bills in a DC residential PV-battery system: An Australian household case study. **Renewable Energy**, v. 205, p. 800–812, 2023. DOI: 10.1016/j.renene.2023.01.029.

NEGREIROS, Gustavo Fernandes de; LOBO, Fábio Xavier; TORRES, Igor Cavalcante; TIBA, Chigueru. Impact on Voltage Regulation in Medium Voltage Distribution Networks Due to the Insertion of Photovoltaic Generators. **Energies**, v. 16, n. 3, art. 1307, 2023. DOI: 10.3390/en16031307.

OLIVEIRA, J. H. de; GOMES, J. P. R. *et al*. Impact of integrating a photovoltaic power plant in a distribution feeder. **2016 17th International Conference on Harmonics and Quality of Power (ICHQP)**, p. 842–847, 2016. DOI: 10.1109/ichqp.2016.7783372.

PARK, Jaemin; KWON, Taehyeon; SIM, Min K. Optimal energy storage system control using a Markovian degradation model: reinforcement learning approach. **Journal of Energy Storage**, v. 71, art. 107964, 2023. DOI: 10.1016/j.est.2023.107964.

PEREIRA, Renata I. S.; DUPONT, Ivonne M.; CARVALHO, Paulo C. M.; JUCÁ, Sandro C. S. IoT embedded linux system based on Raspberry Pi applied to real-time cloud monitoring of a decentralized photovoltaic plant. **Measurement**, v. 114, p. 286–297, 2018. DOI: 10.1016/j.measurement.2017.09.033.

PEREIRA, Renata I. S.; JUCÁ, Sandro C. S.; CARVALHO, Paulo C. M. IoT embedded systems network and sensors signal conditioning applied to decentralized photovoltaic plants. **Measurement**, v. 142, p. 195–212, 2019. DOI: 10.1016/j.measurement.2019.04.085.

PORTALO, José María; GONZÁLEZ, Isaías; CALDERÓN, Antonio José. Monitoring System for Tracking a PV Generator in an Experimental Smart Microgrid: An Open-Source Solution. **Sustainability**, v. 13, n. 15, art. 8182, 2021. DOI: 10.3390/su13158182.

SAMUEL, Arthur L. Some Studies in Machine Learning Using the Game of Checkers. **IBM Journal of Research and Development**, v. 3, n. 3, p. 210–229, 1959. DOI: 10.1147/rd.33.0210.

SILVA, Christian Gianelli da. **Microrredes 4.0: Modelagem, Otimização e Controle via Aprendizado de Máquina**. Dissertação de Mestrado, Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, Universidade Federal de Ouro Preto (UFOP) em associação com a Universidade Federal de Itajubá (UNIFEI). Orientador: Prof. Dr. Waner Wodson Aparecido Gonçalves Silva. Ouro Preto, 2026.

SOUZA, Ana C. T. de; BARBOSA, Caio H. S.; JUNIOR, Juan T. C. T.; VIEIRA, Romênia Gurgel; GUERRA, Maria I. S.; ARAÚJO, Magno M. de. Optimizing photovoltaic plant monitoring and management through IoT technologies. **Journal of Renewable and Sustainable Energy**, v. 17, n. 5, art. 053706, 2025. DOI: 10.1063/5.0283279.

SUN, Chao; SUN, Fengchun; MOURA, Scott J. Data Enabled Predictive Energy Management of a PV-Battery Smart Home Nanogrid. **2015 American Control Conference (ACC)**, p. 1023–1028, 2015. DOI: 10.1109/acc.2015.7170867.

THUNUGUNTLA, Vinod Kumar; MAINENI, Vijayasanthi; INJETI, Satish Kumar; KUMAR, Polamarasetty P.; NUVVULA, Ramakrishna S. S.; DHANAMJAYULU, C.; RAHAMAN, Mostafizur; KHAN, Baseem. A TOPSIS based multi-objective optimal deployment of solar PV and BESS units in power distribution system electric vehicles load demand. **Scientific Reports**, v. 14, art. 29688, 2024. DOI: 10.1038/s41598-024-79519-4.

UDDIN, Kotub; GOUGH, Rebecca; RADCLIFFE, Jonathan; MARCO, James; JENNINGS, Paul. Techno-economic analysis of the viability of residential photovoltaic systems using lithium-ion batteries for energy storage in the United Kingdom. **Applied Energy**, v. 206, p. 12–21, 2017. DOI: 10.1016/j.apenergy.2017.08.170.

VAN ENGELEN, Jesper E.; HOOS, Holger H. A survey on semi-supervised learning. **Machine Learning**, v. 109, n. 2, p. 373–440, 2020. DOI: 10.1007/s10994-019-05855-6.

BANDEIRA, S.; VIEIRA, R.; GUERRA, M. I. Analysis of the power quality of a grid-connected photovoltaic system. **IEEE Latin America Transactions**, v. 18, n. 4, p. 714–721, 2020. DOI: 10.1109/tla.2020.9082214.

ZHANG, Miao; MIAO, Zhixin; FAN, Lingling. Data Analytics of Real-World PV/Battery Systems. **2019 IEEE Power & Energy Society General Meeting (PESGM)**, 2019. DOI: 10.1109/pesgm40551.2019.8973970.