

Despacho Ótimo de Microrredes: uma Comparação dos Métodos de Otimização Distribuída de Consenso, Difusão e Difusão Exata

Natalia Pimentel Lado Ces* Nathanael Duque Gadelha**
Janaina Barbosa Almada*** Ruth Pastora Saraiva Leão****
Raimundo Furtado Sampaio†

* Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Ceará, CE, (e-mail: nataliapimentelbr@hotmail.com).

** Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Ceará, CE, (e-mail: nathanael.duque.gadelha@gmail.com).

*** Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Ceará, CE, (e-mail: janaina@dee.ufc.br).

**** Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Ceará, CE, (e-mail: rleao@dee.ufc.br).

† Departamento de Engenharia Elétrica, Universidade Federal do Ceará, CE, (e-mail: rfurtado@dee.ufc.br).

Abstract: Microgrids aggregate technologies that represent the main drivers of a disruptive transformation in the energy sector: decarbonization, decentralization and digitalization. The distributed and varied nature of the energy resources of a microgrid promote the fragmentation of the electric sector value chain, making the optimal dispatch more complex. In this regard, this paper presents three distributed optimization methods, Consensus, Diffusion and Exact Diffusion, applied for the solution of the optimal dispatch of an islanded microgrid. The methods are enhanced in order to ensure better performance and balance among generation, demand, and energy storage. The optimization approaches have demonstrated suitable results with emphasis to the performance of the Diffusion and Exact Diffusion methods, which have been little explored in the literature so far and have presented a considerable efficiency gain to microgrids optimal dispatch purposes.

Resumo: As microrredes agregam tecnologias que representam os principais impulsionadores de uma transformação disruptiva no setor energético: descarbonização, descentralização e digitalização. A natureza distribuída e variada dos recursos energéticos de uma microrrede promove a fragmentação da cadeia de valor do setor elétrico, tornando mais complexo o despacho ótimo. Nesse sentido, este trabalho apresenta três métodos de otimização distribuída, Consenso, Difusão e Difusão Exata, aplicados para a solução do despacho ótimo de uma microrrede ilhada. Os métodos são aprimorados para garantir melhor desempenho e equilíbrio entre geração, demanda e armazenamento de energia por meio de técnicas que os tornam mais robustos. Os métodos de otimização demonstraram resultados satisfatórios com destaque para o desempenho dos métodos de Difusão e Difusão Exata, os quais foram pouco explorados na literatura até o momento e têm apresentado um ganho de eficiência considerável para fins de despacho ótimo de microrredes.

Keywords: Microgrid; Optimal Dispatch; Optimization; Consensus; Diffusion; Exact Diffusion.

Palavras-chaves: Microrrede; Despacho Ótimo; Otimização; Consenso; Difusão; Difusão Exata.

1. INTRODUÇÃO

O setor elétrico em todo mundo passa por um processo de modernização preconizados no conceito de 3D, descarbonização, descentralização e digitalização (Oliveira et al., 2017). A descarbonização, caracterizada pela busca de uma matriz energética mais limpa, se reflete na ampliação da participação de fontes renováveis na matriz elétrica. A descentralização, caracterizada pela transição das redes elétricas para modelos ativos com múltiplos recursos energéticos, é marcada pela larga implantação de fontes

de geração e sistemas de armazenamento distribuídos. Por fim, a digitalização é caracterizada pela integração dos diversos recursos disponíveis através de tecnologias digitais de comunicação e automação, contribuindo para o melhor aproveitamento destes recursos. As microrredes são resposta a esses três vetores de desenvolvimento.

Uma microrrede é um sistema de energia local, com uma infraestrutura integrada de recursos de geração, armazenamento, demanda e comunicação, com capacidade de controle sobre seus componentes, podendo operar conec-

tada ou isolada da rede convencional. A multiplicidade de recursos de uma microrrede torna a sua operação mais complexa, mas fornece diversos benefícios a seus usuários e ao sistema elétrico como um todo. Entretanto, assegurar os benefícios, requer um controle e gerenciamento eficientes (Hatziaargyriou, 2014).

Para alcançar a operação ótima, as incertezas da geração renovável variável e da demanda em uma microrrede devem ser integradas no modelo de despacho ótimo com o objetivo de minimizar o custo total da operação ao longo do horizonte de planejamento (Tenfen and Finardi, 2015).

Na literatura são encontradas duas abordagens sobre despacho ótimo de microrredes, a saber: centralizada e distribuída. A abordagem centralizada apresenta alguns desafios em um ambiente com múltiplos recursos interconectados, como: elevada carga computacional com a unidade central de controle, vulnerabilidade a falhas da unidade central e a necessidade de proteção à privacidade do consumidor (Rahbari-Asr and Chow, 2014). Para adequar-se ao ambiente descentralizado das redes elétricas em transição, as abordagens distribuídas vêm, gradativamente, substituindo o modelo centralizado. As abordagens de despacho ótimo distribuído apresentam como benefícios maior tolerância à falha, maior velocidade de resposta, maior robustez e maior escalabilidade (Yu et al., 2020).

Recentemente, diferentes estratégias de otimização distribuída aplicadas aos despacho ótimo de microrredes vêm sendo propostas, dentre as quais destaca-se o algoritmos de Consenso: (Yu et al., 2020), (Wang et al., 2018), (Wang et al., 2019), (Ali et al., 2020), (Hug et al., 2015). Além do Consenso, verificou-se de forma mais pontual a utilização de métodos como Difusão (de Azevedo et al., 2017), e Difusão Exata (He et al., 2019). Nesses métodos distribuídos, os recursos de geração de energia, sistemas de armazenamento e cargas controláveis da microrrede são modelados por agentes capazes de se comunicar entre si para troca e processamento de informações, além de controlar a potência individualmente conforme suas especificações.

Em (Wang et al., 2018), foi proposto o despacho de uma microrrede com apenas fontes despacháveis usando Consenso. Para tornar mais eficiente a convergência do despacho, os autores propuseram um ganho de *feedback* variável para os agentes.

Em (Ali et al., 2020), o Consenso é aplicado ao despacho ótimo de uma microrrede que opera em modo ilhado e conectado. Nesse estudo, além de agentes de geração despachável, há agentes para bateria, geração renovável e carga controlável.

Em (de Azevedo et al., 2017), os autores usam o algoritmo de Difusão para o despacho ótimo de uma microrrede com geração despachável e renovável, bateria e carga fixa. Nesse estudo, um sistema de múltiplos agentes de otimização cooperativa de dois níveis é utilizado para o despacho econômico e regulação de frequência.

Em (He et al., 2019), o método de Difusão Exata é aplicado ao despacho ótimo de uma microrrede. A justificativa para a adoção do método é proporcionar maior flexibilidade às matrizes de adjacências que modelam a comunicação entre os agentes, visto que para o Consenso e Difusão

são adotadas matrizes duplamente estocásticas. A Difusão Exata é aplicada ao despacho ótimo de uma microrrede que opera em modo ilhado e conectado, e os agentes modelam os seguintes recursos: geração despachável, geração renovável, bateria, carga flexível e ponto de conexão com a rede externa.

O objetivo deste artigo é apresentar o despacho ótimo de uma microrrede isolada usando os métodos de Consenso, Difusão e Difusão Exata modificados. O artigo apresenta uma análise comparativa de performance dos três métodos usados. A microrrede inclui geração despachável, geração renovável, baterias e cargas controláveis. A modelagem de custo dos agentes de geração despachável e de carga controlável seguiram o modelo proposto em (Ali et al., 2020). A modelagem do agente bateria segue a proposição encontrada em (de Azevedo et al., 2017), enquanto o modelo de otimização por Difusão Exata foi baseado em (He et al., 2019). As principais contribuições do artigo que o distingue dos métodos mencionados são:

- O ganho de *feedback* variável foi aplicado aos três métodos de otimização;
- Foram analisadas quatro diferentes tipos de matrizes de adjacências no algoritmo de Difusão Exata;
- Foi introduzida uma nova estratégia de controle de potência dos agentes através de um sistema de sinalizadores que garante que as restrições operacionais sejam atendidas, conferindo maior robustez ao processo de otimização.

Esse artigo está dividido em sete seções. A Seção 2 descreve os modelos de custo e as restrições operacionais dos agentes da microrrede. A Seção 3 detalha os algoritmos de Consenso, Difusão e Difusão Exata. A Seção 4 desenvolve o modelo de despacho ótimo, detalhando o controle de potência dos agentes através da nova estratégia de *flags*. A Seção 5 descreve os cenários simulados. A Seção 6 aborda a discussão e análise dos resultados dos diferentes métodos de otimização distribuída aplicados aos diferentes cenários propostos. Na Seção 7 é descrita a conclusão deste estudo.

2. MODELAGEM DO SISTEMA E MÉTODO DE OPERAÇÃO DISTRIBUÍDO

2.1 Modelo do Sistema

O problema de despacho ótimo é caracterizado pela busca do custo mínimo de operação da rede através do manejo de potência entre os recursos energéticos disponíveis para o atendimento da demanda, satisfazendo as restrições técnicas dos recursos e da rede elétrica. As soluções distribuídas envolvem a modelagem de custo dos componentes da rede, que são caracterizados como agentes capazes de compartilhar dados com outros agentes vizinhos de acordo com a topologia da rede de comunicação. Em sequência, serão apresentadas as modelagens de custos adotadas neste estudo.

2.2 Agente Geração Despachável

Fontes convencionais de geração de energia como geradores a diesel são considerados agentes despacháveis e, para fins de despacho ótimo, o custo da geração é modelado por uma função quadrática com coeficientes de custo α ,

β e γ como em (1), o custo incremental como em (2) e a restrição técnica como em (3). O valor do custo incremental é compartilhado entre agentes vizinhos no processo de otimização.

$$C_{DG} = \alpha P_{DG}^2 + \beta P_{DG} + \gamma \quad (1)$$

$$\frac{\partial C_{DG}}{\partial P_{DG}} \doteq 2\alpha P_{DG} + \beta \quad (2)$$

$$P_{DG}^{min} < P_{DG} < P_{DG}^{max} \quad (3)$$

2.3 Agente Geração Renovável

As fontes de geração não despacháveis, notadamente a eólica e a solar, são ativos relevantes nos novos modelos de redes elétricas ativas. Comumente, em problemas de despacho ótimo, o custo atribuído a essas fontes é nulo, a exceção de algumas poucas referências que consideram custos de manutenção e perdas, entretanto, verifica-se que estes custos são desprezíveis. Neste artigo a geração renovável é considerada uma carga negativa, sendo usada para determinação da demanda líquida. Utiliza-se a informação da potência prevista proveniente de fontes renováveis nas variáveis de inicialização. Durante o processo de otimização, esse agente atualiza e compartilha informações de custo marginal e de desbalanço de potência local. Entretanto, diferente dos demais agentes, a potência deste agente não é atualizada a cada iteração, permanecendo em zero, pois seus efeitos já foram considerados no início do problema.

2.4 Agente Bateria

O sistema de armazenamento por bateria da microrrede dispõe de controle bidirecional, com capacidade de carregamento e descarregamento. O agente bateria participa do compartilhamento de informações de custo incremental com os demais agentes. A função custo do agente bateria se baseia na ideia de que as baterias devem ser carregadas quando o custo incremental for baixo e descarregadas em casos contrários. Assim, (4) representa o custo C_B deste agente como função do estado de carregamento (SOC) e da taxa máxima de carga ou descarga (P_B^{max}). O custo incremental é apresentado em (5) e é diretamente proporcional à potência consumida e inversamente proporcional ao estado de carregamento. Os valores máximo e mínimo de potência do agente, que correspondem ao máximo de potência de descarregamento e carregamento, respectivamente, são dados em (6).

$$C_B = \beta(P_B + 3P_B^{max}(1 - SOC)) + \alpha(P_B + 3P_B^{max}(1 - SOC))^2 + \gamma \quad (4)$$

$$\frac{\partial C_B}{\partial P_B} = \beta + \alpha(2P_B - 6P_B^{max}(SOC - 1)) \quad (5)$$

$$(SOC - 1)P_B^{max} \leq P_B \leq P_B^{max} SOC \quad (6)$$

2.5 Agentes Carga

Em uma microrrede que opera no modo ilhado, o equilíbrio entre oferta e demanda de energia, pode ser realizado pelo controle da demanda, em casos em que não é possível supri-la totalmente. No modelo proposto, a carga é dividida em crítica e não crítica, com um agente para cada classe. Uma

função utilidade dada por (7) modela o grau de satisfação do cliente em consumir determinado nível de potência conforme proposto em (Ali et al., 2020). Trata-se de uma função côncava não decrescente, representando o interesse em consumir cada vez mais energia.

$$\begin{cases} U = w.P_C - \left(\frac{v}{2}\right).P_C^2, 0 \leq P_C \leq \frac{w}{v} \\ U = \frac{w^2}{v}, P_C > \frac{w}{v} \end{cases} \quad (7)$$

A derivada da função utilidade em (8) expressa o grau de satisfação do cliente em consumir mais uma unidade de carga.

$$\frac{\partial U_C}{\partial P_C} = w - v.P_C \quad (8)$$

A prioridade de atendimento entre as cargas críticas e flexíveis se dá através dos parâmetros pré-determinados w e v , sendo P_C a carga solicitada. Desse modo, as cargas flexíveis são passíveis de corte nos casos em que as fontes disponíveis não são suficientes para abastecer a carga completa.

3. DESPACHO ÓTIMO DE POTÊNCIA EM MICRORREDES E MÉTODOS DE OTIMIZAÇÃO DISTRIBUÍDOS

3.1 Despacho Ótimo em Microrredes

O objetivo do problema de despacho ótimo de uma microrrede operando em modo ilhada é sintetizado matematicamente na função objetivo (9), dada pelo somatório do custo individual $C_i(P_i)$ de cada agente i dentre n agentes em função da potência P_i . Além disso, há o objetivo de minimizar a parcela de potência sujeita ao corte P_{corte} conforme (10). A restrição de igualdade em (11) representa a restrição de balanço entre a potência demandada D , a oferta de potência de fontes e bateria, P_{DG} e P_B , respectivamente, e a parcela de carga cortada P_{corte} . Além disso, deve haver a observância aos limites individuais de potência P_i a ser disponibilizada ou absorvida por cada agente i conforme (12).

$$\min \sum_{i=1}^n C_i(P_i) \quad (9)$$

$$\min P_{corte} \quad (10)$$

$$P_{DG} + P_B + P_{corte} = D \quad (11)$$

$$P_i^{min} < P_i < P_i^{max} \quad (12)$$

3.2 Teoria do Consenso para o Despacho Econômico Ótimo

O algoritmo de Consenso é amplamente utilizado na solução de despacho ótimo de microrredes devido suas características de convergência rápida, necessidade de quantidade reduzida de informações e adaptabilidade a mudanças na configuração do sistema, como adição ou remoção de agentes através da atualização da matriz de comunicação.

No algoritmo de Consenso de Custo Incremental, cada agente mantém a variável de consenso atualizada, o custo incremental, através da troca regular de informação com os agentes vizinhos. Essa informação é utilizada para ajuste dos pontos de operação dos agentes e respectivas potências. O processo se repete até que se atinja a convergência do custo incremental de todos os agentes em um cenário de equilíbrio entre oferta e demanda.

A rede de comunicação entre os agentes da microrrede é representada a partir da Teoria dos Grafos. A modelagem da matriz de comunicação é obtida a partir do critério de Metropolis, obtendo-se a matriz de pesos A , cujos coeficientes a_{ij} são obtidos a partir de (13) em que N_j representa o conjunto de agentes vizinhos de determinado agente. Essa matriz de pesos obtida pela regra de Metropolis, que garante estabilidade ao algoritmo.

$$a_{ij} = \begin{cases} \frac{1}{\max(n_i, n_j)}, & i \in N_j \\ 1 - \sum_{i \in N_j} a_{ij}, & i = j \end{cases} \quad (13)$$

O algoritmo de Consenso aplicado ao despacho ótimo em Microrredes envolve a contínua atualização do custo incremental λ_i^{k+1} e potência dos agentes i a cada iteração k até a convergência. Através de (14) obtém-se o custo incremental atualizado por iteração, em que ε representa o ganho de *feedback* aplicado ao incremento de potência ΔP_i^k do agente na iteração. Esse valor é calculado conforme (15).

$$\lambda_i^{k+1} = \sum_{j \in N_i} a_{ij} \lambda_j^k + \varepsilon \Delta P_i^k. \quad (14)$$

$$\Delta P_i^{K+1} = \sum_{j \in N_i} a_{ij} \Delta P_j^K - (P_i^{K+1} - P_i^K) \quad (15)$$

A partir da atualização do valor de custo incremental λ do agente, as potências correspondentes são atualizadas conforme (16). Esse processo se repete até que o custo incremental de todos os agentes seja equivalente.

$$\begin{cases} P_{DG} = \frac{\lambda_i - \beta_{DG}}{2\alpha_{DG}} \\ P_{Load} = -\frac{\lambda_i - w}{u} \\ P_B = \frac{1}{2} \left(\frac{\lambda_i - \beta_B}{\alpha_B} + 6P_B^{max}(SOC - 1) \right) \end{cases} \quad (16)$$

A solução ótima e a convergência do problema de despacho econômico dependem dos valores iniciais do custo incremental, potência e incremento de potência de cada agente e foram estabelecidos conforme (Ali et al., 2020). Em (17) são apresentados os valores de inicialização em que R representa a potência de geração renovável e n representa o número de agentes.

$$\begin{cases} \lambda_i^0 = 2\alpha_i P_i^0 + \beta_i \\ P_i^0 = 0 \\ \Delta P_i^0 = \frac{R}{n} \end{cases} \quad (17)$$

3.3 Estratégia de Difusão para o Despacho Econômico Ótimo

O algoritmo de Difusão *Adapt-Then-Combine* (ATC) (Sayed et al., 2014), diferentemente do Consenso, utiliza um termo gradiente como uma etapa intermediária, que é disseminado aos agentes vizinhos. Isso contribui para que o processo de compartilhamento de informação entre os agentes seja mais rápido.

A Difusão ATC envolve duas etapas, Adaptação e Combinação. Na Adaptação cada agente recebe informação de seus adjacentes e calcula o gradiente da função objetivo. A partir desse processo é calculada uma variável intermediária para cada agente. Na etapa Combinação, a integração das variáveis intermediárias de todos os agentes irá constituir a atualização do custo incremental.

O cálculo do gradiente da função objetivo J_i do problema depende do equilíbrio entre o somatório de potências P_i^{k-1} dos agentes e da potência renovável P_{ren} conforme (18). A variável intermediária φ_i^k e a atualização do custo incremental são apresentados em (19) e (20), respectivamente. O valor inicial da variável intermediária φ_i^0 é igual ao valor inicial do custo incremental λ_i^0 .

$$-\nabla_{\lambda} J_i(\lambda_i^{k-1}) = \sum_{i=1}^N P_i^{k-1} - \sum_{i=1}^N P_{ren} \quad (18)$$

$$\varphi_i^k = \lambda_i^{k-1} - \varepsilon \nabla_{\lambda} J_i^{k-1} \quad (19)$$

$$\lambda_i^k = \sum_{j \in N_i} a_{ij} \varphi_j^k \quad (20)$$

A matriz de pesos que modela a rede de comunicação é a mesma utilizada na otimização por Consenso, pois para convergência da Difusão a Matriz de Adjacências deve ser duplamente estocástica simétrica.

3.4 Estratégia de Difusão Exata para o Despacho econômico Ótimo

Para superar a limitação da condição de matriz duplamente estocástica, em (Yuan et al., 2018) é proposto a adição de mais uma etapa entre as etapas de Adaptação e Combinação. Essa nova etapa é definida em (21). A etapa de combinação ocorre em seguida conforme (22). Os métodos de otimização por Consenso e Difusão possuem propriedades de convergência exata para Matrizes de Adjacência duplamente estocásticas simétricas. Na otimização por Difusão exata, a convergência exata é garantida para uma classe maior de matrizes de adjacências, as matrizes estocásticas à esquerda, que, por sua vez, abrangem o grupo de matrizes estocásticas à esquerda balanceadas e, portanto, também inclui as matrizes duplamente estocásticas simétricas. Os coeficientes a_{ij} constituem as matrizes de pesos \bar{A} , que também são matrizes estocásticas esquerda como a matriz A , cujo raio espectral e seu autovetor correspondente são os mesmos. A matriz \bar{A} é calculada conforme (23), em que I_N é a matriz identidade .

$$\phi_i^k = \varphi_i^k + \lambda_i^{k-1} - \varphi_i^{k-1} \quad (21)$$

$$\lambda_i^k = \sum_{j \in N_i} \bar{a}_{ij} \phi_i^k \quad (22)$$

$$\bar{A} = (I_N + A)/2 \quad (23)$$

3.5 Otimização do Ganho de feedback

Para todos os métodos de obtenção do despacho econômico ótimo analisados nesse estudo, utiliza-se um ganho de *feedback* ε à diferença de potência ΔP_i na otimização por Consenso, e ao gradiente da função objetivo λJ_i na otimização por Difusão e Difusão Exata. O ganho de *feedback* é um parâmetro importante que pode influenciar bastante na velocidade de convergência do algoritmo. Assim, em (Wang et al., 2018), é proposta a utilização de um ganho ε diferente para cada agente e variável com o tempo, em contraste com muitos estudos de despacho econômico em microrredes que definem um pequeno ganho fixo e constante para todos os agentes no processo de otimização.

Seguindo o que foi proposto em (Wang et al., 2018), foi adaptado e adotado para este trabalho um ganho de *feedback* variável para cada agente, a fim de se obter um despacho econômico ótimo com menor esforço computacional e necessidade de uma quantidade menor de iterações para se atingir a convergência. Em (Wang et al., 2018) utilizou-se a ideia de um ganho de *feedback* variável no Consenso aplicado ao problema de despacho econômico de uma microrrede apenas com geradores despacháveis. Neste estudo, o ganho variável foi calculado através de Algoritmo Genético e aplicado a cada um dos métodos de otimização de uma microrrede com recursos de geração despachável, geração renovável, sistema de armazenamento e cargas flexíveis. Ressalta-se que no método da Difusão Exata, para a obtenção do ε ótimo, divide-se o valor obtido para cada agente através da Difusão Clássica pelo autovetor de Perron, que corresponde ao máximo autovalor (raio espectral).

No Algoritmo Genético desenvolvido, estabeleceu-se como função objetivo a determinação do conjunto de valores de ε que minimizariam o esforço computacional do algoritmo de otimização distribuída, caracterizado pelo número de iterações até a convergência. Uma população inicial de 4000 conjuntos de ε iniciais foi criada, sua probabilidade de mutação foi definida em 7% e a adequação de cada membro da população corresponde ao valor final do número de iterações até a convergência. Foram realizados 15 mil cruzamentos para cada método de otimização. Os valores obtidos são apresentados na Tabela 1 em que os números subscritos aos ganhos de *feedback* ε_i representam os agentes carga crítica, carga não-crítica, geração renovável, geração despachável e bateria, nesta ordem. Utilizou-se o algoritmo para o cálculo do ganho de *feedback* para 4 tipos de Matrizes de Peso na Difusão Exata, que estão dispostas na seguinte ordem na tabela: *Averaging Rule*, *Relative Degree*, *Mean Metropolis* e *Hasting Rules*.

4. DESENVOLVIMENTO DO DESPACHO ÓTIMO EM MICRORREDES

O procedimento para o despacho ótimo é bastante similar entre os métodos adotados. O fluxograma da Figura 1

Tabela 1. Ganho de *feedback* dos agentes

	ε_1	ε_2	ε_3	ε_4	ε_5
Consenso	0.0915	0.0979	0.0821	0.0834	0.0984
Difusão	0.4722	0.4659	0.4160	0.4603	0.4492
Difusão Exata 1	0.0713	0.0197	0.0089	0.5755	0.1326
Difusão Exata 2	0.4809	0.5103	0.5194	0.5029	0.494
Difusão Exata 3	0.1351	0.1391	0.297	0.5391	0.5379
Difusão Exata 4	0.0579	0.0544	0.0626	0.0644	0.0664

destaca as etapas de cada um dos três algoritmos. Na Difusão clássica deve-se desconsiderar a segunda variável intermediária calculada na Difusão Exata conforme (21), além de fazer a adaptação para os coeficientes de peso utilizados no cálculo do custo incremental. Para o processo de Consenso, não há as etapas de Adaptação e Combinação inerentes ao método de Difusão. Para o Consenso, o custo incremental é atualizado conforme (15). Na otimização por Difusão Clássica, por sua vez, as etapas definidas em (18) e (19) antecedem a atualização do custo incremental através de (20).

Inicialmente é formada a Matriz de Adjacências que modela a comunicação entre os agentes. A seguir, define-se os parâmetros dos agentes: coeficientes de custo, valores máximos e mínimos de potência, estado de carregamento da bateria, potência renovável disponível, carga flexível e carga crítica.

Na segunda etapa do desenvolvimento, são inicializadas as variáveis que controlam parâmetros e analisam a convergência e o equilíbrio de potências do problema. Dentre essas variáveis existe uma lista de *flags*, uma *flag* para cada agente. *Flags* igual a 1 indica que o agente correspondente ultrapassou o limite de potência, máxima ou mínima, no processo de otimização, o que pode, inclusive, levar a um desequilíbrio entre oferta e demanda. Além disso, há três listas que dividem os agentes entre os que violaram a potência máxima, mínima ou que não violaram os limites de potência. Nesse ponto, ressalta-se mais um diferencial deste estudo. O procedimento padrão adotado em diferentes estudos considera que o agente ao ter seu limite de potência violado, a potência do agente assume seu limite operacional. Percebeu-se, entretanto, que há situações, que ao estabelecer o valor máximo de potência aos agentes com violação detectada pode provocar violação da restrição de igualdade do problema estabelecida em (11). Assim, sendo o equilíbrio entre as potências dos agentes um fator fundamental, através desses vetores, foi desenvolvido uma estratégia que prima por esse princípio. As *flags* indicam quais agentes ultrapassaram algum limite (potência disponível, potência máxima, potência mínima) e são inicializadas como zero para todos os agentes. Essas listas vão possibilitar um controle dos estados dos agentes e são inicializadas como listas vazias.

Na terceira etapa do processo, ocorre a otimização. Esse processo poderá ocorrer mais de uma vez, enquanto o sistema de *flags* indicar um desequilíbrio de potência entre oferta e demanda no sistema como um todo. Assim, serão inicializados as potências, custos e variáveis intermediária conforme já abordado em (17). O custo e as variáveis intermediárias entram, então, em um ciclo de atualização até a convergência do custo incremental. O critério de parada que caracteriza a convergência é o valor máximo de diferença, dentre todos os agentes, entre o custo incre-

mental na iteração atual e anterior. Quando essa diferença for menor ou igual a 0.0001, considera-se que o problema convergiu.

Na quarta etapa, à medida que os custos incrementais são atualizados, deve-se atualizar as potências dos agentes. Existem dois métodos de atualização de potência. Determina-se o método a ser utilizado de acordo com um novo sinalizador. O sinalizador indica se há problemas com os limites dos agentes despacháveis, através da verificação da restrição estabelecida em (11). Caso não haja problemas ou a otimização esteja em sua primeira execução, as potências são atualizadas do modo convencional em que, caso haja violação dos limites superior ou inferior, os agentes ficarão com suas potências configuradas em um desses limites. Nos casos em que houver problemas de violação e de equilíbrio de potências, sinalizados através da *flag*, será adotado um segundo método de atualização de potências. Para esse segundo método, os agentes que configurarem na lista de ultrapassagem de potência máxima, quando agente Bateria ou agente Geração Despachável, não configurarão com a potência máxima estabelecida para o agente, mas passarão pela atualização de cálculo de potência sem restrições através do custo incremental conforme (16), mantendo-se a potência dos agentes que configuram as outras listas em seus limites inferiores.

Por fim, na quinta etapa, após a convergência do algoritmo, será feita uma análise das potências resultantes dos agentes, separando-as nas listas citadas e acionando as *flags* necessárias. Além disso, será analisado o equilíbrio de potência entre as fontes e a carga. Caso não haja este equilíbrio, será atribuído valor 1 à *flag* sinalizadora de desequilíbrio e o procedimento ocorrerá novamente, sendo utilizado o segundo método de atualização das potências dos agentes de acordo com a lista em que eles estão configurados após a análise de potências.

5. CENÁRIOS SIMULADOS

A fim de analisar o desempenho do despacho ótimo, dos agentes e dos métodos de Consenso, Difusão e Difusão Exata, são apresentados três casos para diferentes níveis de carga e geração renovável e estado de carregamento da bateria.

Foram analisados os seguintes parâmetros para cada um dos métodos: custo incremental final, potência final de cada agente e número de iterações até a convergência. Além disso, outras três configurações de matrizes de peso foram analisadas para o despacho econômico por Difusão Exata, são elas: *Averaging Rule*, *Relative Degree*, *Hasting Rules*.

Os parâmetros das funções custo do agente geração despachável e os limites de potência adotados são apresentados na Tabela 2. Os parâmetros da função custo do agente bateria são apresentados na Tabela 3.

Tabela 2. Parâmetros Agente Geração Despachável

AGENTE	α	β	γ	$P_{DG}^{max}(kW)$	$P_{DG}^{min}(kW)$
DG	0.18	97	50	50	0

Os parâmetros da função utilidade que modela os agentes carga constam na Tabela 4. Esses valores variam de acordo

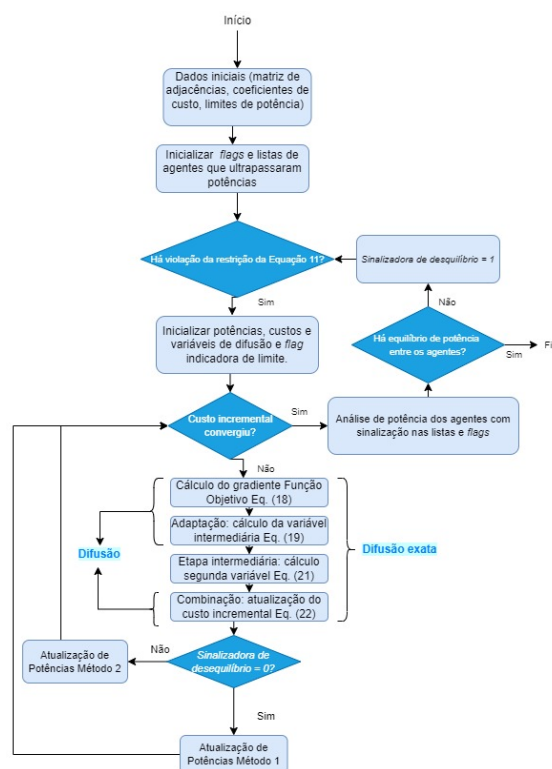


Figura 1. Fluxograma Processo de Despacho Econômico

Tabela 3. Parâmetros Agente Bateria

AGENTE	α	β	γ	$P_B^{max}(kW)$
Bateria	2	8	30	40

com a potência requerida pelas cargas e foram obtidos através de Algoritmo Genético.

Tabela 4. Parâmetros Função Utilidade

Cenário	Carga não crítica		Carga Crítica	
	w	v	w	v
Cenário 1	-200.25	-10.77	-900.44	-30.01
Cenário 2	-200.25	-6.39	-900.44	-28
Cenário 3	-200.25	-6.67	-900.44	-20.055

Para cada agente, para cada método de otimização e para cada tipo de matriz de adjacências foi calculado um ganho de *feedback* através de Algoritmo Genético.

Na Tabela 5 são apresentados os dados iniciais dos três cenários simulados. No primeiro cenário, foi simulada uma situação de carga baixa e bateria com baixo SOC, esperando-se o carregamento da bateria. No segundo cenário, foi simulada uma situação de carga alta com a bateria com SOC intermediário para apresentar o seu descarregamento. No terceiro cenário foi simulada uma situação de carga alta com a bateria com carregamento baixo. Nessa última situação, a carga da microrrede está acima da capacidade disponível pelas fontes, havendo a necessidade de corte de carga.

6. DISCUSSÃO E ANÁLISE DOS RESULTADOS

6.1 Cenário 1

No Cenário 1, os resultados obtidos pelos diferentes métodos de despacho quanto ao custo incremental e potência

Tabela 5. Cenários Simulados

Cenários Simulados	P_{ren} (kW)	P_c Crítica (kW)	P_c não crítica (kW)	SOC
Cenário 1	10	30	18.6	0.2
Cenário 2	8.5	32.15	31.34	0.4
Cenário 3	13.15	30	44.9	0.1

Tabela 6. Resultados Cenário 1

	P_D (kW)	P_B (kW)	P_C (kW)	λ	Iterações
Consenso	41.15	-2.55	-48.6	82.19	208
Difusão	41.15	-2.55	-48.6	82.19	22
Difusão Exata					
<i>Averaging Rule</i>	41.15	-2.55	-48.6	82.19	45
<i>Relative Degree</i>	41.15	-2.55	-48.6	82.19	60
<i>Mean Metropolis</i>	41.15	-2.55	-48.6	82.19	65
<i>Hasting Rules</i>	41.15	-2.55	-48.6	82.19	71

final dos agentes são apresentados na Tabela 6. Verifica-se o carregamento da bateria em um cenário de baixa carga e baixo SOC conforme o esperado. Observa-se que o método de Difusão apresentou um desempenho superior aos outros métodos quanto ao número de iterações necessárias até a convergência. Além disso, verifica-se que que no método de Difusão Exata, o uso de diferentes matrizes garantiu a convergência, porém com diferente número de iterações, tendo a matriz de pesos *Averaging Rule* a de melhor resposta. Entretanto, a Difusão Exata implica em um número maior de iterações até a convergência se comparado à Difusão clássica, mas inferior ao Consenso. Para esse cenário, na Figura 2, é possível observar a diferença da evolução do custo incremental com relação ao número de iterações entre os métodos de Consenso, Difusão e Difusão Exata utilizando a matriz *Averaging Rule*. A sequência de números de 1 a 5 contempla os agentes na seguinte ordem: carga não-crítica, carga crítica, geração renovável, geração despachável e bateria.

6.2 Cenário 2

Para o Cenário 2, os resultados são representados na Tabela 7. Verifica-se que para uma carga e SOC intermediários, não há a necessidade de corte de carga e constata-se que a bateria contribui para o suprimento da carga conforme esperado. Os resultados obtidos pelos diferentes métodos são iguais, o que contribui para validar os valores obtidos. Além disso, observa-se que as restrições do problema foram obedecidas, havendo o equilíbrio de potência entre os agentes fontes e cargas, cujos valores limite de potência também foram atendidos. Novamente, o melhor desempenho quanto ao número de iterações até a convergência ocorre com a aplicação da Difusão clássica, estando o desempenho da Difusão Exata em uma posição intermediária quanto a esse aspecto.

6.3 Cenário 3

Para o Cenário 3, os resultados são representados na Tabela 8. Há uma carga elevada e os recursos da microrrede não são suficientes para atendê-la. Verifica-se, conforme modelado, o corte de parcela da carga flexível, havendo um benefício incremental associado a esse corte. Os resultados obtidos a partir dos diferentes métodos foram compatíveis, seguindo o mesmo padrão dos cenários anteriores.

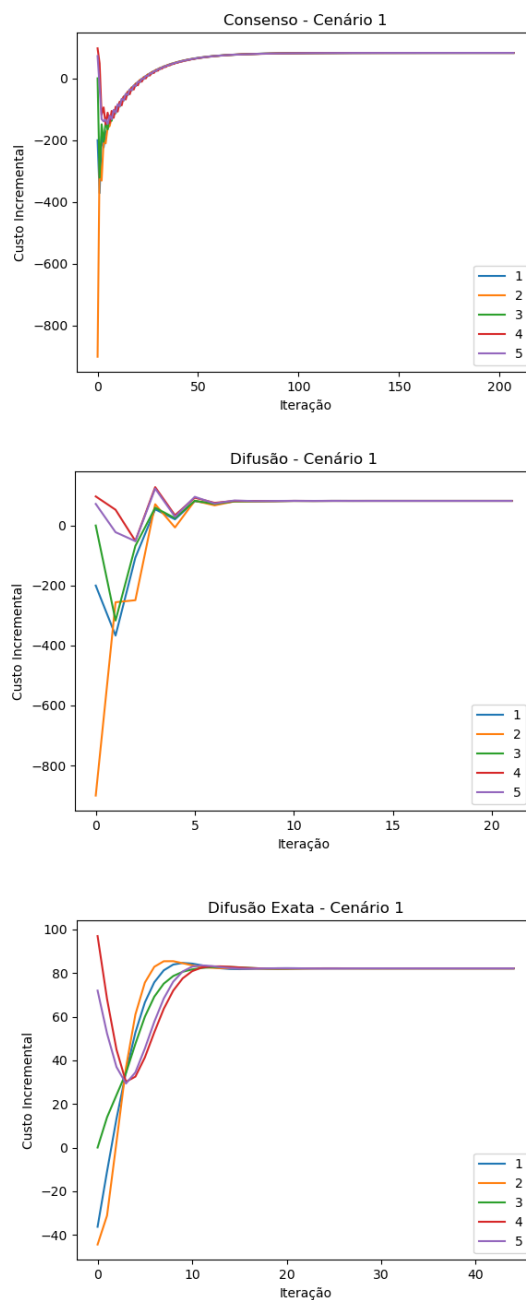


Figura 2. Resultados Cenário 1

Tabela 7. Resultados Cenário 2

	P_D (kW)	P_B (kW)	P_C (kW)	λ	Iterações
Consensus	50	4.99	-63.49	36.02	1920
Difusão	50	4.99	-63.49	36.04	102
Difusão Exata					
<i>Averaging Rule</i>	50	4.99	-63.49	36.04	129
<i>Relative Degree</i>	50	4.99	-63.49	36.04	479
<i>Mean Metropolis</i>	50	4.99	-63.49	36.04	241
<i>Hasting Rules</i>	50	4.99	-63.49	36.04	176

Tabela 8. Resultados Cenário 3

	P_D (kW)	P_B (kW)	P_C (kW)	λ	Iterações
Consenso	50	4	-67.14	-38.84	2364
Difusão	50	4	-67.15	-38.81	125
Difusão Exata					
<i>Averaging Rule</i>	50	4	-67.15	-38.81	195
<i>Relative Degree</i>	50	4	-67.15	-38.81	557
<i>Mean Metropolis</i>	50	4	-67.15	-38.81	472
<i>Hasting Rules</i>	50	4	-67.15	-38.81	657

A Difusão atinge a convergência com um número menor de iterações. A matriz *Averaging Rule* apresentou menor número de iterações até a convergência.

7. CONCLUSÃO

Nesse artigo foram analisados comparativamente três métodos de otimização distribuída, o Consenso, a Difusão e a Difusão Exata, aplicados na solução do problema de despacho econômico de uma microrrede operando em modo ilhado. Para o método Difusão Exata, foram testadas quatro diferentes tipos de matrizes de pesos, tendo a matriz *Averaging Rule* apresentado melhor resultado para os estudos de casos considerados. Foram analisados diferentes estados de operação da microrrede em três cenários, explorando as diferentes possibilidades de atuação dos recursos energéticos distribuídos que compõem agentes dentro do processo de otimização. Assim, foram verificados os resultados de custo incremental e potência dos agentes para os diferentes métodos, analisando a compatibilidade e assertividade dos resultados obtidos em cada um deles. Além disso, verificou-se o número de iterações até a convergência a fim de analisar a eficiência dos métodos. Ainda nesse aspecto, foram propostas ações que contribuem para diminuir o esforço computacional do processo de despacho econômico como a otimização do ganho de *feedback* e uma nova metodologia de controle da potência dos agentes através de *flags* que garantem que não haja nenhuma quebra às restrições operativas conferindo maior robustez ao processo.

Nos três cenários simulados, os agentes apresentaram comportamentos compatíveis com o cenário e os resultados de despacho foram similares entre os métodos. A Estratégia de Difusão, entretanto, apresentou desempenho superior ao Consenso e à Difusão Exata quanto ao critério do número de iterações até a convergência em todos os cenários. A grande vantagem associada ao método da Difusão Exata consiste na maior flexibilidade quanto às matrizes de peso, tendo sido avaliadas quatro diferentes tipos de matriz de adjacência. Entretanto, as matrizes de peso apresentaram desempenhos distintos. Além disso, a aplicação das estratégias de otimização de ganho de *feedback* e o novo modelo de controle de potência dos agentes propostos neste estudo são de grande valia para obtenção de resultados confiáveis de forma eficiente.

REFERÊNCIAS

Ali, H., Hussain, A., Bui, V.H., and Kim, H.M. (2020). Consensus algorithm-based distributed operation of microgrids during grid-connected and islanded modes. *IEEE Access*, 8, 78151–78165.

de Azevedo, R., Cintuglu, M.H., Ma, T., and Mohammed, O.A. (2017). Multiagent-based optimal microgrid control using fully distributed diffusion strategy. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 8(4), 1997–2008.

Hatziaargyriou, N. (2014). *Microgrids: architectures and control*. John Wiley & Sons.

He, Y., Wang, W., and Wu, X. (2019). Multi-agent based fully distributed economic dispatch in microgrid using exact diffusion strategy. *IEEE Access*, 8, 7020–7031.

Hug, G., Kar, S., and Wu, C. (2015). Consensus+ innovations approach for distributed multiagent coordination in a microgrid. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 6(4), 1893–1903.

Oliveira, G.A.d. et al. (2017). Microrredes em mercados de energia elétrica.

Rahbari-Asr, N. and Chow, M.Y. (2014). Cooperative distributed demand management for community charging of phev/pevs based on kkt conditions and consensus networks. *IEEE Transactions on Industrial Informatics*, 10(3), 1907–1916.

Sayed, A.H. et al. (2014). Adaptation, learning, and optimization over networks. *Foundations and Trends® in Machine Learning*, 7(4-5), 311–801.

Tenfen, D. and Finardi, E.C. (2015). A mixed integer linear programming model for the energy management problem of microgrids. *Electric Power Systems Research*, 122, 19–28.

Wang, R., Li, Q., Zhang, B., and Wang, L. (2018). Distributed consensus based algorithm for economic dispatch in a microgrid. *IEEE Transactions on Smart Grid*, 10(4), 3630–3640.

Wang, X., Lingbo, L., Lujano-Rojas, J.M., Artal-Sevil, J.S., Yusta, J.M., and Domínguez-Navarro, J.A. (2019). Economic dispatch of microgrid based on multi-agent system. In *2019 Fourteenth International Conference on Ecological Vehicles and Renewable Energies (EVER)*, 1–6. IEEE.

Yu, M., Song, C., Feng, S., and Tan, W. (2020). A consensus approach for economic dispatch problem in a microgrid with random delay effects. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, 118, 105794.

Yuan, K., Ying, B., Zhao, X., and Sayed, A.H. (2018). Exact diffusion for distributed optimization and learning—part i: Algorithm development. *IEEE Transactions on Signal Processing*, 67(3), 708–723.