

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA**

Abordagem para otimização do despacho
hidrelétrico em usinas hidrelétricas baseada
em processos decisórios de Markov e
Otimização por Enxame de Partículas

Mateus Gabriel Santos

Itajubá, 12 de fevereiro de 2025

**UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA**

Mateus Gabriel Santos

**Abordagem para otimização do despacho
hidrelétrico em usinas hidrelétricas baseada
em processos decisórios de Markov e
Otimização por Enxame de Partículas**

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Itajubá como parte dos requisitos para obtenção do Título de Doutor em Ciências em Engenharia Elétrica.

Área de Concentração: Automação e Sistemas Elétricos Industriais

Orientador: Prof. Dr. Guilherme Sousa Bastos

Coorientador: Prof. Dr. Edson da Costa Bortoni

12 de fevereiro de 2025

Itajubá

UNIVERSIDADE FEDERAL DE ITAJUBÁ
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM
ENGENHARIA ELÉTRICA

Abordagem para otimização do despacho
hidrelétrico em usinas hidrelétricas baseada
em processos decisórios de Markov e
Otimização por Enxame de Partículas

Mateus Gabriel Santos

Tese aprovada por banca examinadora em 12 de
Fevereiro de 2025, conferindo ao autor o título de
Doutor em Ciências em Engenharia Elétrica.

Banca Examinadora:

Prof. Dr. Guilherme Sousa Bastos (Orientador)
Prof. Dr. Edson da Costa Bortoni (Coorientador)
Prof. Dr. Oswaldo Honorato De Souza Junior
Prof. Dr. Sandro Carvalho Izidoro
Prof. Dr. André Luís Marques Marcato
Dr. Júlio César Silva de Souza

Itajubá
2025

Mateus Gabriel Santos

Abordagem para otimização do despacho hidrelétrico em usinas hidrelétricas baseada em processos decisórios de Markov e Otimização por Enxame de Partículas/ Mateus Gabriel Santos. – Itajubá, 12 de fevereiro de 2025-

154 p. : il. (algumas color.) ; 30 cm.

Orientador: Prof. Dr. Guilherme Sousa Bastos

Tese (Doutorado)

Universidade Federal de Itajubá

Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, 12 de fevereiro de 2025.

1. Automação. 2. Otimização de despacho 3. Processos decisórios de Markov (MDPs) 4. Tomada de decisão 5. Particle Swarm Optimization

Mateus Gabriel Santos

Abordagem para otimização do despacho hidrelétrico em usinas hidrelétricas baseada em processos decisórios de Markov e Otimização por Enxame de Partículas

Tese submetida ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica da Universidade Federal de Itajubá como parte dos requisitos para obtenção do Título de Doutor em Ciências em Engenharia Elétrica.

Trabalho aprovado. Itajubá, 12 de Fevereiro de 2025:

Prof. Dr. Guilherme Sousa Bastos
Orientador

Prof. Dr. Edson da Costa Bortoni
Coorientador

Prof. Dr. Oswaldo Honorato De Souza Junior

Prof. Dr. Sandro Carvalho Izidoro

Prof. Dr. André Luís Marques Marcato

Dr. Júlio César Silva de Souza

Itajubá
12 de fevereiro de 2025

Agradecimentos

Agradeço primeiramente aos meus familiares, pelo apoio e incentivo recebidos, para que continuasse evoluindo pessoal, profissional e intelectualmente, em especial aos meus pais e irmão, pois só foi possível chegar até aqui graças a educação e suporte que me deram.

Aos meus orientadores Guilherme Sousa Bastos e Edson da Costa Bortoni, pelos conselhos e ensinamentos fundamentais ao longo do caminho e para a conclusão do trabalho. Aos colegas do projeto “Otimização da Operação de Usinas Hidrelétricas Através da Minimização das Perdas no Processo de Geração” cujas colaborações foram essenciais para o desenvolvimento desta abordagem.

À Jirau Energia, pelo parceria ao longo do projeto de Pesquisa e Desenvolvimento, em especial ao gerente do projeto, Eng. Marcelo Fonseca, pelos seus insights e contribuições quanto às necessidades das usinas e às adequações e ajustes do sistema proposto, até que fosse possível chegar a esta abordagem. À AVEVA pelo suporte e parceria em relação ao PI System desde os tempos de mestrado.

À CAPES, pois o presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior – Brasil (CAPES) – Código de Financiamento 001.

À FAPEMIG, já que o presente trabalho também foi realizado com apoio da Fundação de Amparo à Pesquisa de Minas Gerais (FAPEMIG).

Por fim, agradeço também a todos que contribuíram de alguma forma, direta ou indiretamente, para a realização deste trabalho.

“A otimização é o equilíbrio entre atingir o melhor resultado possível e utilizar os recursos de forma eficiente.”
(PhD. Professor Ralph Keeney)

Resumo

Este trabalho baseia-se em projeto de pesquisa denominado “Otimização da Operação de Usinas Hidrelétricas Através da Minimização das Perdas no Processo de Geração” realizado no âmbito do P&D ANEEL, desenvolvido pela UNIFEI (Universidade Federal de Itajubá) em parceria com a empresa Jirau Energia - concessionária da Usina Hidrelétrica de Jirau, e apresenta uma metodologia inovadora para otimização do despacho de energia em usinas hidrelétricas (UHE). Logo, o estudo é particularmente centrado na UHE Jirau, uma das maiores do Brasil, instalada na bacia do rio Madeira. O principal objetivo desta pesquisa é desenvolver e implementar uma abordagem eficaz que integre os Processos Decisórios de Markov (MDP) e a Otimização por Enxame de Partículas (PSO) para otimizar o despacho de energia, minimizando as perdas e maximizando o rendimento das unidades geradoras (UGs). A necessidade dessa abordagem é enfatizada pela complexidade inerente à gestão de múltiplas unidades geradoras e das perdas de cargas causadas pelo acúmulo de sedimento em suas tomadas d’água. A metodologia proposta é dividida em várias fases, começando com a modelagem das características operacionais das unidades geradoras e o desenvolvimento de uma função objetivo que contempla a maximização da eficiência energética e consequente maximização da geração para um mesmo consumo d’água. A integração dos MDPs permite a tomada de decisões em tempo real, considerando múltiplos cenários e estados operacionais das unidades, enquanto a PSO é utilizada para explorar as soluções ótimas em um espaço de busca ampliado, garantindo assim a obtenção de uma solução globalmente ótima. Os resultados parciais demonstram que a aplicação da metodologia proposta é viável, possibilitando aumento na eficiência das operações da UHE Jirau. Comparando com os dados históricos e os métodos de despacho tradicionais, observou-se uma redução da vazão turbinada, acompanhada de incrementos na potência despachada e rendimento global obtido para a planta. A análise dos resultados também sugere que a estratégia desenvolvida é robusta e adaptável a diferentes condições operacionais, provendo um *framework* confiável para o despacho ótimo de energia. O trabalho não apenas atende às necessidades específicas da UHE Jirau, mas também pode contribuir significativamente para a área de conhecimento da engenharia elétrica, com potenciais aplicações em outras usinas hidrelétricas que enfrentam desafios similares. Além disso, os avanços metodológicos e as soluções desenvolvidas promovem o uso eficiente de recursos naturais, alinhando-se com os objetivos de sustentabilidade e eficiência energética amplamente difundidos na sociedade atual.

Palavras-chaves: Usinas hidrelétricas, Otimização de despacho energético, Processos decisórios de Markov (MDP), Otimização por enxame de partículas (PSO), Eficiência operacional.

Abstract

This work is related to the research project "Optimization of Hydropower Plant Operation Through Minimization of Losses in the Generation Process" conducted under the ANEEL R&D framework, developed by UNIFEI (Federal University of Itajubá) in partnership with Jirau Energia - the concessionaire of the Jirau Hydroelectric Plant, and presents an innovative methodology for optimizing energy dispatch in hydroelectric plants. Thus, the study is particularly focused on UHE Jirau, one of the largest in Brazil, located in the Madeira River basin. The main objective of this research is to develop and implement an effective approach that integrates Markov Decision Processes (MDP) and Particle Swarm Optimization (PSO) to optimize energy dispatch, minimizing losses and maximizing the performance of the generating units (GU). The need for this approach is emphasized by the inherent complexity of managing multiple generating units and the load losses caused by sediment accumulation at their water intakes. The proposed methodology is divided into several phases, starting with the modeling of the operational characteristics of the generating units and the development of an objective function that includes maximizing energy efficiency and energy generation with the same water consumption. The integration of MDPs allows for real-time decision-making, considering multiple scenarios and operational states of the units, while PSO is used to explore optimal solutions in an expanded search space, thus ensuring the attainment of a globally optimal solution. The partial results demonstrate that the application of the proposed methodology is viable, allowing for increased efficiency in the operations of UHE Jirau. Compared with historical data and traditional dispatch methods, there was a reduction in the turbinated flow, accompanied by increases in the dispatched power and overall yield obtained for the plant. The analysis of the results also suggests that the developed strategy is robust and adaptable to different operational conditions, providing a reliable framework for optimal energy dispatch. This work not only meets the specific needs of UHE Jirau but can also significantly contribute to the body of knowledge in electrical engineering, with potential applications in other hydroelectric plants facing similar challenges. Furthermore, the methodological advances and solutions developed promote the efficient use of natural resources, aligning with the goals of sustainability and energy efficiency.

Key-words: Hydroelectric Power Plants, Energy Dispatch Optimization, Markov Decision Processes (MDP), Particle Swarm Optimization (PSO), Operational Efficiency..

Lista de ilustrações

Figura 1 – Despacho econômico simplificado baseado em custos marginais	23
Figura 2 – Diagrama Colina de uma turbina hidrelétrica	24
Figura 3 – Vista Geral da UHE Jirau	28
Figura 4 – Material removido no processo de limpeza das grades de proteção da tomada d'água de uma UG	34
Figura 5 – Representação do diagrama unifilar para duas ilhas de geração da UHE Jirau	38
Figura 6 – Central Hidrelétrica de Desvio	43
Figura 7 – Central Hidrelétrica de Derivação	43
Figura 8 – Central Hidrelétrica de Represamento	44
Figura 9 – Estrutura física de uma turbina Bulbo	52
Figura 10 – Distribuidor de uma turbina Bulbo	52
Figura 11 – Ensaio de determinação da curva de conjugação	53
Figura 12 – Curvas de conjugação para diferentes quedas	54
Figura 13 – Variável de decisão contínua	55
Figura 14 – Variável de decisão semi-contínua	55
Figura 15 – Variável de decisão discreta	56
Figura 16 – Espaço de soluções	56
Figura 17 – função objetivo contínua	56
Figura 18 – função objetivo descontínua	57
Figura 19 – Ótimos locais e global em uma função objetivo	58
Figura 20 – <i>Framework</i> geral desenvolvido pelo projeto GARPUR (traduzido)	60
Figura 21 – Esquemático de controle preditivo proposto para solução do LTHS . . .	61
Figura 22 – Esquemático de controle preditivo proposto para solução do STHS . . .	62
Figura 23 – Processo de busca de distribuição de carga entre três UGs	63
Figura 24 – Sistema de previsão de vazões desenvolvido no trabalho	67
Figura 25 – Exemplo de um MDP de três estados.	72
Figura 26 – Fluxograma geral da metodologia	85
Figura 27 – Comportamento do consumo nos serviços auxiliares por número de UGs ativas em uma ilha	93
Figura 28 – Rendimento global em função do fator de ajuste	99
Figura 29 – Comparativo entre a potência despachada pela usina e a sugerida pela metodologia	128
Figura 30 – Comparativo entre a vazão turbinada pela usina e a previsão da metodologia	129

Figura 31 – Comparativo entre o rendimento obtido pela usina e o esperado pela metodologia	129
Figura 32 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 1 e a sugestão da metodologia	131
Figura 33 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 2 e a sugestão da metodologia	131
Figura 34 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 3 e a sugestão da metodologia	132
Figura 35 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 4 e a sugestão da metodologia	132
Figura 36 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 5 e a sugestão da metodologia	133
Figura 37 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 6 e a sugestão da metodologia	133
Figura 38 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 7 e a sugestão da metodologia	134
Figura 39 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 8 e a sugestão da metodologia	134
Figura 40 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 9 e a sugestão da metodologia	135
Figura 41 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 10 e a sugestão da metodologia	135
Figura 42 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 11 e a sugestão da metodologia	136
Figura 43 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 12 e a sugestão da metodologia	136
Figura 44 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 13 e a sugestão da metodologia	137
Figura 45 – Comportamento indesejado de repetitivas partidas e paradas observado no início do desenvolvimento do sistema	137
Figura 46 – Comparativo entre as potências despachadas na ilha 03 e as sugestões da metodologia em períodos de altas vazões(“AV”) e baixas vazões (“BV”)	138
Figura 47 – Comparativo entre as potências despachadas pela usina nas UGs da ilha 03 em períodos de altas vazões (“AV”) e baixas vazões (“BV”)	139
Figura 48 – Comparativo entre as potências sugeridas pela metodologia para as UGs da ilha 03 em períodos de altas vazões (“AV”) e baixas vazões (“BV”)r	139

Figura 49 – Comparativo entre as potências despachadas na ilha 10 e as sugestões da metodologia em períodos de altas vazões (“AV”) e baixas vazões (“BV”)	140
Figura 50 – Comparativo entre as potências despachadas pela usina nas UGs da ilha 10 em períodos de altas vazões(“AV”) e baixas vazões (“BV”) . . .	141
Figura 51 – Comparativo entre as potências sugeridas pela metodologia para as UGs da ilha 10 em períodos de altas vazões(“AV”) e baixas vazões (“BV”)	141

Lista de tabelas

Tabela 1 – Resumo hipotético de condições hidrológicas para cinco dias - data 15/01/2024	30
Tabela 2 – Probabilidades de transição	72
Tabela 3 – Recompensas	72
Tabela 4 – Política para $\gamma = 0,9$	74
Tabela 5 – $Q(s, a)$ para $\gamma = 0,9$	74
Tabela 6 – Política para $\gamma = 0,3$	74
Tabela 7 – $Q(s, a)$ para $\gamma = 0,3$	74
Tabela 8 – Valores de referência (em kilowatt) para o consumo dos serviços auxiliares por número de UGs ativas por ilha de geração, obtidos junto aos operadores	93
Tabela 9 – Valores em kW obtidos em estudo estatístico do consumo dos serviços auxiliares por número de UGs ativas por ilha de geração	94
Tabela 10 – Comparativo do padrão de consumo (médio) entre as margens	95
Tabela 11 – Limites definidos para o valor do coeficiente K	103
Tabela 12 – Estados atuais e possíveis estados futuros do exemplo 1	105
Tabela 13 – Cálculo das probabilidades de transição para os estados de destino possíveis para o exemplo 1	106
Tabela 14 – Estados atuais e possíveis estados futuros do exemplo 2	106
Tabela 15 – Cálculo das probabilidades de transição para os estados de destino possíveis para o exemplo 2	107
Tabela 16 – Estados atuais e possíveis estados futuros do exemplo 2	107
Tabela 17 – Parâmetros variáveis de cada partícula dos modelos PSO	119
Tabela 18 – Parâmetros de melhor resultado de cada partícula dos modelos PSO	119
Tabela 19 – Cenário hipotético de ajuste do número de UGs em duas ilhas de uma partícula	122
Tabela 20 – Resumo do número de execuções realizadas pela metodologia	127
Tabela 21 – Comparativo dos resultados obtidos pela metodologia com os da operação	130
Tabela 22 – Artigos publicados durante as investigações da pesquisa	143

Lista de abreviaturas e siglas

AF	Asset Framework do PI System
BI	Business Intelligence
CFJ	Consórcio Fornecedor Jirau
CFMD	Casa de Força da Margem Direita
CFME	Casa de Força da Margem Esquerda
CH	Central Hidrelétrica
CHCF	Central Hidrelétrica com casa de força no “pé” da barragem
CHD	Central Hidrelétrica de Desvio
CHR	Central Hidrelétrica de Represamento
CHV	Central Hidrelétrica de Derivação
DEC	Dongfang Electric Corporation
ERP	Enterprise Resource Planning
GA	Genetic Algorithm
IA	Inteligência Artificial
MD	Margem Direita
MDP	Markov Decision Process (Processos decisórios de Markov)
ME	Margem Esquerda
ML	Machine Learning
ONS	Operador Nacional do Sistema
PI	PI System
PSO	Particle Swarm Optimization (Otimização por enxame de partículas)
SAU	Sistema de Acompanhamento de Usinas
SCADA	Supervisory Control and Data Acquisition

SIN	Sistema Interligado Nacional
TC	Transformador de Corrente
UG	Unidade Geradora
UHE	Usina Hidrelétrica
UNIFEI	Universidade Federal de Itajubá

Sumário

1	INTRODUÇÃO	19
1.1	Fundamentação do problema de pesquisa	20
1.1.1	Operação de UHEs em tempo-real e a otimização do despacho elétrico	21
1.1.1.1	O problema do despacho ideal	21
1.1.2	A maldição da dimensionalidade e a explosão combinatória	26
1.1.3	A definição do problema	26
1.2	A UHE Jirau	27
1.2.1	Infraestrutura de dados	29
1.2.1.1	Previsão de dados hidrológicos	29
1.2.1.2	Informações de Campo - Sistemas SCADA em UHEs	31
1.2.1.3	Informações de manutenção - Sistema de Acompanhamento de Usinas (SAU)	31
1.2.2	O transporte de sedimentos no Rio Madeira	32
1.2.3	Perda de carga nas grades e seu impacto no rendimento hidráulico	33
1.2.4	Serviços auxiliares da UHE Jirau	35
1.2.4.1	Perdas no Gerador e seu rendimento	36
1.2.4.2	Perdas no transformador elevador e seu rendimento	37
1.3	Objetivos	38
1.4	Contribuições do trabalho	39
1.5	Organização do trabalho	40
2	REVISÃO TEÓRICA	41
2.1	Operação de centrais hidrelétricas	41
2.1.1	Arranjos para centrais hidrelétricas	41
2.1.2	Operação de UHEs com baixa queda	44
2.1.3	Operação de UHEs a fio d'água	45
2.1.4	Perdas de carga na operação de UHEs	47
2.2	Serviços auxiliares de UHEs	49
2.3	Turbinas tipo Bulbo	51
2.4	Otimização	53
2.4.1	Otimização de UHEs	59
2.4.2	Processos Decisórios de Markov - MDP	68
2.4.2.1	Solução de um MDP	71
2.4.2.2	Exemplo de um MDP	71
2.4.2.3	Processos Decisórios de Markov Parcialmente Observáveis (Partially Observable Markov Decision Process - POMDP)	74

2.4.2.4	Utilização de MDPs e POMDPs no setor de geração	75
2.4.3	Otimização por enxame de partículas - PSO	77
2.4.3.1	Utilização de PSOs no setor de geração	78
2.5	Discussão sobre o posicionamento do trabalho ante a literatura avaliada	80
3	DESENVOLVIMENTO DA ABORDAGEM	82
3.1	Visão geral	82
3.1.1	Materiais e métodos de medição	86
3.2	Modelagens de base para a metodologia	87
3.2.1	Coeficiente de obstrução das grades (K)	87
3.2.2	Cálculo do rendimento de uma UG	88
3.2.3	Rendimento da turbina	89
3.2.4	Rendimento do sistema hidráulico e previsão de atualização da perda de carga	90
3.2.5	Cálculo do consumo de serviços auxiliares	93
3.3	Primeira Fase - Cálculo da potência hidráulica disponível para a planta e as casas de força	95
3.3.1	Definição do despacho global e divisão de potência nas margens	95
3.3.2	Pré-tratamento dos dados e agrupamento de UGs em ilhas	102
3.4	Segunda Fase - O modelo MDP	103
3.4.1	Construção da Matriz de Transições	104
3.4.2	Identificação da melhor ação de impacto imediato	109
3.4.3	Construção da Matriz de Recompensas	112
3.4.4	Determinação da Política e escolha da Ação	116
3.5	Terceira Fase - Otimização em Ilhas (PSO)	116
3.5.1	Primeira etapa: Definição do número de modelos e divisão das partículas	117
3.5.2	Segunda etapa: Construção do modelo PSO - Criação das partículas	119
3.5.3	Terceira etapa: Exploração do modelo PSO - Movimentação das partículas	120
3.5.4	Quarta etapa: Análise do melhor resultado de cada modelo	122
3.5.5	Parâmetros de configuração utilizados para os modelos PSO	123
3.6	Quarta Fase - Otimização nas UGs das ilhas	124
4	RESULTADOS E DISCUSSÕES	126
4.1	Análise dos resultados do sistema de otimização	126
4.1.1	Comparativo com dados históricos	127
4.2	Trabalhos publicados e outras produções	142
5	CONCLUSÕES E TRABALHOS FUTUROS	145
5.1	Conclusões	145
5.2	Trabalhos Futuros	146

REFERÊNCIAS 148

1 Introdução

No cenário contemporâneo, onde são crescentes os debates sobre sustentabilidade e a gestão responsável dos recursos naturais, a eficiência na conversão de energia em usinas hidrelétricas torna-se um fator crítico não apenas para a maximização da produção energética, mas também para a conservação dos ativos de geração. Além disso, a otimização operacional visa reduzir as intervenções de manutenção, aumentar a disponibilidade das UGs e elevar a qualidade da energia gerada.

Dentro deste contexto, a operação de usinas hidrelétricas demanda a adoção de metodologias avançadas que possam quantificar e administrar as perdas inerentes ao processo de geração e transmissão de energia. Este esforço não só aprimora o planejamento e a execução operacional, como promove a obtenção do máximo rendimento possível de todos os componentes envolvidos na cadeia de geração, transformação e distribuição de energia elétrica.

No contexto de operação de UHEs dentro do sistema elétrico brasileiro, o Operador Nacional do Sistema (ONS) considera as atividades de operação em três diferentes classificações ([ONS, 2024](#)):

- Pré-operação: Envolve a consolidação das condições elétricas, energéticas e hidráulicas para a programação da operação. Nesta etapa, são detalhados os procedimentos operacionais e as ações que serão desenvolvidas durante a operação em tempo real, por meio do Programa Diário de Operação (PDO).
- Operação em tempo real: Envolve ações de coordenação, supervisão e controle de todo o processo operacional dos sistemas hidráulicos, energéticos e elétricos, incluindo o despacho de energia, realizadas em tempo real pelos centros de operação.
- Pós-operação: Consiste na apuração e triagem dos dados da operação, além de acompanhar, analisar e divulgar informações e resultados. Também envolve o tratamento estatístico dos resultados operacionais do sistema, com o objetivo de retroalimentar todos os processos da operação. A pós-operação abrange, ainda, o armazenamento dos dados resultantes dos processos operacionais, bem como dos documentos que os registram.

Em relação a pré-operação, embora a definição apresentada seja a definida pelo glossário do ONS, é importante ressaltar que outras atividades relacionadas ao planejamento de longo, médio e até mesmo de curto prazo, porém com horizonte maior que o próximo dia (que é o foco do PDO), também fazem parte das atividades desta etapa. No

entanto, tais atividades não serão discutidas em profundidade, pois não correspondem ao foco deste trabalho, que reside na otimização do despacho em tempo real.

Assim, ao realizar a otimização do despacho de energia em tempo real, esta deve ser estrategicamente projetada para integrar e sincronizar as variáveis e condicionantes operacionais, com o objetivo de minimizar as perdas no processo de geração e transmissão de energia e maximizar a eficiência das unidades geradoras. Este desafio é amplificado em usinas como a UHE Jirau, uma vez que ela possui 50 UGs e está instalada em um rio com elevados índices de transporte de sedimentos. A gestão desta infraestrutura sob tais condições se apresenta como um problema de otimização combinatória de extrema complexidade computacional, exigindo soluções inovadoras e eficientes para garantir a otimização do rendimento global da usina.

Diante dos desafios apresentados por este cenário, e sabendo-se que as ferramentas de otimização existentes demandam tempo de execução proporcional à complexidade do problema que se propõem a resolver, uma solução “perfeita” para o problema poderia ser alcançada caso houvesse tempo “infinito” para a resolução do problema de otimização. No entanto, as demandas da operação em tempo real impõem um limite de tempo significativo para a otimização, e assim, a utilização de técnicas avançadas de Inteligência Artificial (IA) se torna imperativa para desenvolver soluções viáveis que possam ser aplicadas em tempo real. Visando atender às restrições de tempo, a abordagem adotada propõe algumas simplificações para o cenário através da divisão da usina em 13 ilhas de geração, cada uma abrangendo até quatro unidades geradoras e os sistemas auxiliares necessários. Tal estratégia reduz significativamente a complexidade combinatória do problema, tornando a otimização mais gerenciável e permitindo a implementação de soluções eficazes e ágeis.

Assim, a estratégia de otimização proposta e aplicada à UHE Jirau se estabelece como um modelo de interesse no campo acadêmico relacionado à otimização de usinas hidrelétricas. A metodologia desenvolvida oferece um *framework* replicável e escalável que pode ser adaptado para outras usinas que enfrentam desafios semelhantes de complexidade operacional. Além disso, a abordagem proposta contribui para o avanço do conhecimento técnico e científico, promovendo novas investigações e desenvolvimentos no estudo de sistemas de otimização em grande escala. Dessa forma, o projeto não apenas atende às necessidades operacionais específicas de Jirau, mas também enriquece a literatura técnica e oferece novas perspectivas para a eficiência energética e sustentabilidade em projetos hidrelétricos globalmente.

1.1 Fundamentação do problema de pesquisa

Esta Seção é dedicada a apresentar o conceito central do estudo, explorando a natureza do problema de pesquisa, definindo claramente seus aspectos principais e deli-

neando desafios que emergem em seu contexto. Ao detalhar esses aspectos, estabelece-se uma compreensão clara do problema em análise, permitindo identificar como as peculiaridades deste influenciaram a direção da pesquisa e a formulação de estratégias para abordá-lo de forma eficaz, preparando o terreno para as investigações detalhadas nos capítulos subsequentes.

1.1.1 Operação de UHEs em tempo-real e a otimização do despacho elétrico

O ONS define em seu glossário (ONS, 2024) como ações de tempo real as ações de coordenação, supervisão, controle, comando e execução da operação adotadas pelas equipes de operação no sistema eletroenergético durante a realização da operação. Desta forma, o principal objetivo da operação em tempo-real de uma UHE inserida num sistema centralizado, como é o caso do SIN, é agir de acordo com as condições hidrológicas, da central hidrelétrica e do sistema, para garantir não somente o melhor despacho possível para a central ao longo da operação, como também as condições necessárias para tal.

Cabe aos operadores da central hidrelétrica o monitoramento constante das condições hidrológicas do rio e dos equipamentos da central, realizando os ajustes necessários para atender ao despacho planejado na pré-operação e agir para correção de eventuais desvios. Os operadores de tempo real da central também devem possuir canal de comunicação direto com os operadores do ONS que monitoram o SIN como um todo e solicitam ajustes e adequações às centrais de forma a garantir a estabilidade do sistema.

Para além de responder às eventuais ocorrências na central ou no sistema, a operação em tempo-real lida constantemente com dois desafios: o despacho de potência e a operação dos sistemas auxiliares que garantem o funcionamento adequado da usina para cumprir o despacho determinado.

1.1.1.1 O problema do despacho ideal

O desafio central na operação de uma UHE é o problema do despacho ideal, amplamente conhecido e discutido na literatura como *unit commitment problem*. Este problema envolve a determinação da combinação e configuração ótimas de UGs que devem estar operando em determinado momento, a fim de atender a demanda energética correspondente, com máxima eficiência e custo mínimo. A complexidade do problema surge da necessidade de balancear múltiplos fatores, incluindo a variabilidade na disponibilidade de recursos hídricos, flutuação nos padrões de demanda, restrições operacionais das UGs e os custos associados à geração e manutenção.

Torna-se claro que o aumento no número de unidades geradoras em uma UHE acarreta um crescimento correspondente nas possíveis combinações de operação que podem satisfazer a demanda de energia prevista. Assim, a solução para esse problema requer

abordagens sofisticadas de modelagem e otimização, frequentemente apoiadas por técnicas avançadas como a programação matemática, algoritmos genéticos e sistemas baseados em inteligência artificial, capazes de processar e analisar grandes volumes de dados em tempo real.

Há uma diversidade de estratégias para alcançar a distribuição ótima e o despacho entre as unidades geradoras em uma central hidrelétrica. Essas estratégias podem incluir, por exemplo, a distribuição equitativa de potência entre unidades presumivelmente idênticas - apesar de máquinas possuírem o mesmo projeto e características nominais, o que teoricamente as tornaria idênticas, na prática, diferenças naturais na fabricação dos componentes e na instalação dos equipamentos implicam que não existem máquinas perfeitamente idênticas. Outras estratégias incluem a utilização de curvas de eficiência previamente estabelecidas, conhecidas como diagrama de Colina, para otimizar a operação, ou ainda a medição em tempo real da eficiência das unidades. Alguns desses métodos são discutidos a seguir:

1. Despacho econômico clássico

[Bortoni, Bastos e Souza \(2007\)](#) demonstram que uma vez que a eficiência de cada UG varia em função da potência despachada por ela, então o desafio de otimização no despacho de uma usina hidrelétrica se configura na determinação da produção de cada unidade para maximizar a geração total ou, em termos alternativos, minimizar o custo de geração, respeitando-se as restrições do sistema, como a capacidade individual de cada máquina e a necessidade de se atender à determinada demanda. A expressão mais básica para o despacho econômico pode ser formalizada pela Equação 1.1

$$\min C_T(P_i), \text{ s.t. } \sum P_i = P_d \text{ e } P_{LI(i)} \leq P_i \leq P_{LS(i)} \quad (1.1)$$

Onde:

C_T representa a função de custo;

P_d é a potência total despachada pela usina;

P_i indica a potência despachada pela unidade geradora i ;

$P_{LI(i)}$ e $P_{LS(i)}$ são, respectivamente, os limites inferior e superior de potência que podem ser despachados pela UG_i

Estas restrições asseguram que a soma das potências geradas pelas unidades atenda à demanda dentro de limites operacionais estabelecidos. A ideia central de muitos métodos é transformar um problema de otimização restrito em um problema irrestrito. O mínimo de uma função irrestrita ocorre quando as derivadas parciais em

relação às suas variáveis são zero. Para a única restrição de igualdade $P_d - \sum P_i = 0$, considerando n geradores e uma variável adicional, λ , a função é expressa como:

$$L(P_i, \lambda) = C_T(P_i) + \lambda(P_d - \sum_{i=1}^n P_i) \quad (1.2)$$

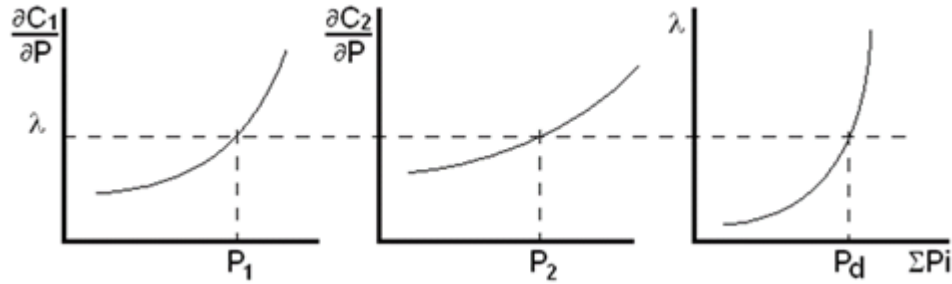
O mínimo da função restrita L é encontrado quando:

$$\frac{\delta L}{\delta \lambda} = 0 = P_d - \sum_{i=1}^n P_i \rightarrow P_d = \sum_{i=1}^n P_i \quad (1.3)$$

$$\frac{\delta L}{\delta P_i} = 0 = \frac{\delta C_T}{\delta P_i} - \lambda \rightarrow \frac{\delta C_T}{\delta P_i} = \lambda \quad (1.4)$$

A função L representa o problema resolvido em seu ponto mínimo; a Equação 1.3 reflete a restrição de igualdade imposta. A solução é alcançada quando todos os custos incrementais são nivelados e a demanda é plenamente atendida. A Figura 1 mostra um gráfico dos custos incrementais de duas unidades, indicando o ponto da solução.

Figura 1 – Despacho econômico simplificado baseado em custos marginais



Fonte: (BORTONI; BASTOS; SOUZA, 2007)

Esta formulação comprova que, em centrais onde as máquinas são consideradas iguais, com funções de custo e derivadas parciais similares, a potência despachada em cada unidade resultará da divisão da potência total despachada pelo número de máquinas disponíveis.

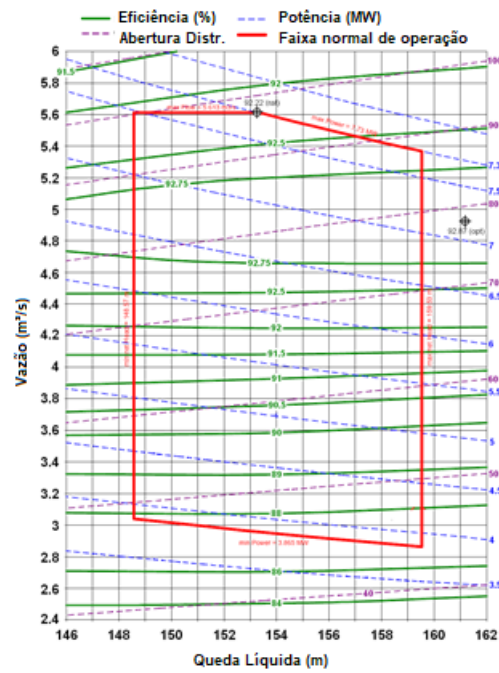
2. Despacho baseado em testes de eficiência

No entanto, mesmo entre máquinas produzidas pelo mesmo fabricante e com projetos similares, existem variações características que podem influenciar no custo de geração de cada unidade. Portanto, a busca por uma distribuição ótima de carga entre as UGs em uma central hidrelétrica pode começar com a adoção de uma distribuição equitativa de potência como uma solução próxima do ideal. A partir daí, pode-se desenvolver um método iterativo ancorado na eficiência de cada unidade, visando alcançar a máxima eficiência global da central.

Existem ensaios de campo que permitem a determinação da curva de eficiência de cada UG, que demonstra a variação da eficiência em função das diferentes condições operativas como queda vazão e potência despachada.

Bortoni et al. (2015) demonstram um exemplo de uma curva Colina de uma turbina hidráulica, obtida por meio de testes laboratoriais, apresentado na Figura 2. Essa curva demonstra como a eficiência da turbina varia de acordo com a vazão turbinada e a queda, resultando em um diagrama tridimensional que expõe o perfil de rendimento da unidade em qualquer condição operacional.

Figura 2 – Diagrama Colina de uma turbina hidrelétrica



Fonte: Traduzido de Bortoni et al. (2015)

É importante, no entanto, notar que esta curva de eficiência retrata apenas um momento específico no comportamento da máquina, sem que se leve em conta possíveis variações da máquina ou de seus parâmetros ao longo do tempo.

Uma vez conhecida a função de eficiência de cada unidade geradora, é viável alcançar uma solução que maximize a eficiência global da central. Este objetivo pode ser expresso pela seguinte Equação:

$$\max \eta_T, \text{ s.t } \sum P_i = P_d \text{ e } P_{LI(i)} \leq P_i \leq P_{LS(i)} \quad (1.5)$$

Nesta Equação, η_T representa o rendimento total da usina, sendo função da potência

despachada P_i e do rendimento de cada i -ésima unidade geradora, η_i :

$$\eta_T = \frac{\sum_{i=1}^n P_i}{\sum_{i=1}^n \frac{P_i}{\eta_i}} \quad (1.6)$$

Alternativamente, uma abordagem focada na minimização de perdas, em vez de maximizar a eficiência, também pode ser considerada. Neste caso, seria necessário levar em conta as perdas de carga no conduto forçado, e o nível do canal de fuga em função da vazão turbinada, pressupondo que estes fatores permanecem constantes e não sofrem influência do envelhecimento da máquina, variações de temperatura, entre outros aspectos.

3. Despacho baseado nas perdas hidráulicas

A eficácia na conversão de energia em uma usina hidrelétrica é mensurada pela proporção entre a energia gerada e a energia consumida. A Equação 1.7 ilustra essa relação, incorporando variáveis pertinentes ao processo.

$$\eta = \frac{P \cdot 10^{-3}}{\rho g Q H} \quad (1.7)$$

Aqui, P representa a potência elétrica gerada em quilowatts (kW), ρ é a massa específica do fluido em quilogramas por metro cúbico (kg/m^3), g indica a aceleração da gravidade em metros por segundo ao quadrado (m/s^2), Q refere-se à vazão turbinada em metros cúbicos por segundo (m^3/s) e H denota a queda líquida em metros (m), que é calculada a partir da diferença entre a queda bruta e as perdas hidráulicas totais.

Desta forma, conhecendo-se as perdas hidráulicas totais e à partir da vazão turbinada estimada e potência despachada é possível estimar o rendimento operacional de cada UG.

Visto que o rendimento total da planta é condicionado pelo rendimento de cada unidade operacional, a otimização da distribuição de carga entre as unidades disponíveis deve ser realizada conforme estabelecido pela Equação 1.5.

Neste trabalho optou-se por uma abordagem mista, utilizando conceitos do despacho baseado em testes de eficiência, uma vez que toda a estimação e cálculos para o despacho é realizada utilizando-se das curvas colinas das UGs, em conjunto com conceitos do despacho baseado em perdas hidráulicas, em função da necessidade de minimização das perdas causadas pelo acúmulo de sedimentos transportados pelo rio nas grades de proteção das tomadas d'água. Tal fenômeno de acúmulo apresenta implicações de segurança para a operação e, portanto, impacta significativamente a eficiência de operação das UGs.

1.1.2 A maldição da dimensionalidade e a explosão combinatória

O termo “Maldição da dimensionalidade” ou *Curse of dimensionality* foi definido em [Bellman \(2015\)](#), se referindo a vários fenômenos que ocorrem ao analisar dados em espaços multidimensionais e que não se repetem em espaços com menor número de dimensões. O ponto comum desses fenômenos ocorre pois, quando a dimensionalidade do problema aumenta, o volume do espaço de estados aumenta em ritmo tão acentuado que os dados se tornam esparsos, elevando significativamente a complexidade do tratamento de tais dados.

Um dos fenômenos mais comuns relacionados a maldição da dimensionalidade é conhecido como explosão combinatória e ocorre quando um problema tem múltiplas variáveis de interesse que podem assumir diferentes valores discretos, e cada combinação de valores entre as variáveis de interesse deve ser considerada individualmente. O aumento de dimensões e níveis de discretização das variáveis resulta no aumento exponencial no número de combinações possíveis, atingindo rapidamente um nível de combinações intratável dentro de um tempo hábil.

Para o caso da UHE Jirau com suas 50 UGs, ao discretizar os estados de cada UG utilizando apenas dois estados: ligada ou desligada, seriam obtidos 1.125.899.906.842.624 (ou 2^{50}) estados diferentes através das combinações possíveis entre máquinas ligadas e desligadas. Para este cenário, supondo que um algoritmo leve 1 nanossegundo para analisar cada estado, seriam necessárias em torno de 312 horas para finalizar a análise de todos os estados.

Se aumentarmos a discretização para 3 níveis: desligada, meia carga e carga-máxima, passamos a ter 3^{50} ou 717.897.987.691.852.588.770.249 estados, ou seja, aumentamos em mais de 637 milhões de vezes o número de estados.

Evidentemente, o despacho de cada UG não é realizado considerando-se apenas UGs ligadas, desligadas ou à meia carga. Na verdade cada unidade geradora pode ser despachada com qualquer potência dentro das suas faixas de operação, levando a um número virtualmente infinito de estados possíveis para o sistema.

Desta forma, as características de instalação da UHE Jirau exigem uma atenção especial às metodologias, técnicas e abordagens a serem adotadas, para que estas sejam capazes de mitigar os efeitos da maldição de dimensionalidade e assim, possibilitar a obtenção de resultados em tempo hábil para a operação da usina.

1.1.3 A definição do problema

No âmbito da presente pesquisa, o problema central se estabelece no desenvolvimento de uma abordagem de otimização para o despacho elétrico da UHE de Jirau. Esta necessidade surge diante dos desafios intrínsecos à operação da usina, que incluem o ge-

renciamento eficiente de um grande número de unidades geradoras e a complexa interação entre variáveis operacionais, ambientais e de manutenção. O desafio principal é conceber uma solução que supere as limitações impostas pela maldição da dimensionalidade, uma condição característica de sistemas com vasto número de variáveis operacionais, como é o caso desta usina.

A abordagem proposta deve ser capaz de integrar e processar eficientemente dados provenientes de diversas fontes, incluindo previsões hidrológicas, informações do campo operacional e registros de manutenção. Esta integração é crucial para a geração de um modelo de despacho que não apenas otimize a produção de energia, mas também minimize as perdas e ineficiências associadas ao acúmulo de sedimentos nas grades, um problema recorrente no leito do Rio Madeira que afeta direta e significativamente o rendimento hidráulico das turbinas. Além disso, a abordagem deve ser suficientemente ágil para suportar decisões de operação em tempo real, uma necessidade fundamental para a eficiência e sustentabilidade da usina em seu contexto operacional dinâmico. Portanto, o problema de pesquisa delineado se concentra na criação de um sistema de otimização robusto e multidimensional, que consiga lidar com a complexidade e escala das operações na UHE Jirau, proporcionando soluções otimizadas para o despacho elétrico.

1.2 A UHE Jirau

A UHE Jirau está instalada no Rio Madeira, há aproximadamente 120Km de Porto Velho, capital do estado de Rondônia, na região Norte. Faz parte da bacia do Rio Amazonas e, juntamente à usina de Santo Antônio, forma o Complexo Hidrelétrico do Rio Madeira. Sua barragem é do tipo enrocamento de terra na margem direita e de parte de núcleo asfáltico na margem esquerda.

A usina possui duas casas de força, a primeira com 28 UGs, localizada na margem direita do Rio Madeira e a segunda, na margem esquerda onde localizam-se mais 22 UGs, tendo como vértice a extremidade sul da Ilha do Padre ([Jirau Energia, 2024](#)).

Todas as 50 UGs são do tipo bulbo com quatro pás e potência unitária nominal de 75 MW, totalizando 3.750 MW de capacidade instalada, com garantia física de 2.211,6 MW médios. A usina fornece energia para o Sistema Interligado Nacional (SIN), e como tal tem sua geração regulada pelo Operador Nacional do Sistema (ONS), desde o dia 6 de setembro de 2013, quando a primeira UG entrou em operação comercial. Tais números fazem da UHE Jirau a quarta maior usina do Brasil em capacidade instalada, representando aproximadamente 3,7 % da potência hidrelétrica instalada no Brasil. Além disso, tal número de UGs - que também ocorre na UHE Santo Antônio, faz com que elas sejam as duas maiores usinas do mundo em número de unidades geradoras.

Embora sejam teoricamente iguais, as UGs de cada casa de força possuem fabri-

cantes diferentes: na CFMD foram fornecidas pelo Consórcio Fornecedor Jirau (CFJ) - formado por *Allstom*, *Voith* e *Andritz*, enquanto na CFME pela fabricante chinesa *Dongfang Electric Corporation* (DEC) o que implica em diferenças funcionais e na relação entre vazão, queda líquida e potência despachada.

A Figura 3 mostra uma visão aérea da usina com as suas duas casas de força ao longo da barragem.

Figura 3 – Vista Geral da UHE Jirau



Fonte: (Jirau Energia, 2024)

As UGs de cada casa de força são organizadas e instaladas em grupos de 04 (quatro) UGs que compartilham um transformador elevador, além de painéis e sistemas de serviços auxiliares. Tal grupo recebe o nome de “ilha de geração”, desta forma, na margem direita existem 07 (sete) ilhas, numeradas de ilha 1 a ilha 7, enquanto na margem esquerda apenas 06 (seis), numeradas de ilha 8 a ilha 13, sendo que a última ilha conta com apenas 02 (duas) máquinas. As UGs são identificadas de 1 a 50 iniciando-se pela primeira UG da ilha 1 da margem direita.

Para garantir que a solução alcance a máxima eficiência, é necessário que a metodologia de otimização da operação da usina deve seja capaz de considerar tanto as UGs de forma individual quanto as influências causadas pelo compartilhamento de dispositivos dentro das ilhas e seu posicionamento em relação ao leito do rio.

1.2.1 Infraestrutura de dados

Para a operação correta de uma UHE é necessária a utilização de diversos sistemas e equipamentos para o monitoramento e gestão de seus ativos e processos. Como consequência, por muitas vezes, os dados resultantes encontram-se espalhados em diversos tipos diferentes de base de dados.

Por exemplo: os dados de campo, provenientes do monitoramento dos diversos sensores e atuadores da usina, são direcionados para um sistema SCADA de modo que os operadores possam monitorar e atuar no sistema de forma remota, a partir de salas de controle ao longo dos prédios da usina, bem como acessar valores históricos para realizar análises de eventos de interesse.

No caso de uma usina interligada ao SIN, diversas operações e informações sobre a sua operação devem ser disponibilizadas ao ONS, e para tanto, é utilizado um sistema como o SAU. Entre as principais informações armazenadas no SAU, podem-se elencar: o livro de turno (onde são anotadas todas as intercorrências durante cada turno de trabalho), as informações hidrológicas registradas durante a operação, o estado operativo (disponibilidade e modo de operação das UGs conforme observado pelo ONS) e os dados de intervenções acordadas com o ONS.

Por outro lado, diferentes áreas da empresa podem necessitar de bases de dados específicas para concentrar os dados provenientes de suas atividades. Um exemplo é o setor de hidrologia, setor responsável pela realização de estudos sobre o comportamento da bacia hidrológica (níveis, vazões, condição da água, etc) e principalmente a previsão da vazão disponível para a geração em um horizonte de alguns dias. Tais dados de previsão são de grande interesse para as equipes de operação e manutenção, pois permitem o planejamento adequado das atividades com base na quantia de água que estará disponível.

Em uma usina com as dimensões da UHE Jirau - onde o número de subsistemas, equipamentos e bases de dados diferentes que devem ser analisadas para definir a operação adequada da usina é bastante elevado, é desejável que os sistemas desenvolvidos para auxiliar a operação sejam capazes de comunicar-se eficientemente com as diferentes bases, disponibilizando dados chaves para usuários e sistemas específicos cadastrados.

1.2.1.1 Previsão de dados hidrológicos

Os dados hidrológicos de uma UHE representam um conjunto de informações essenciais relativas às características e comportamentos da água na bacia hidrográfica onde a usina está instalada. Estes dados abrangem aspectos como o nível da água no reservatório, a vazão do rio e admitidas pelas turbinas, a precipitação na área, a temperatura e a qualidade da água. Incluem ainda análises de dados históricos e previsões meteorológicas, que são fundamentais para o monitoramento e a previsão das condições hidrológicas. A

acurácia destes dados é vital, pois eles desempenham um papel chave no dimensionamento e na operação da UHE, influenciando diretamente a eficiência da geração de energia.

Os dados são a base para a tomada de decisões estratégicas como o planejamento da manutenção das instalações e a gestão do reservatório, especialmente em períodos de variação hidrológica, como secas ou enchentes, permitindo o gerenciamento eficaz dos recursos hídricos e assegurando que a usina opere dentro de sua capacidade ótima de geração de energia. Assim, dentro de um contexto de operação de uma UHE, é fundamental possuir ferramentas que ajudem a prever os dados hidrológicos da bacia.

No caso da UHE Jirau o setor de hidrologia da usina utiliza diversos modelos de previsão durante a realização do planejamento diário de operação, para identificar quais serão as condições hidrológicas na barragem da usina, ou seja, qual o potencial hidráulico disponível para geração, para os próximos dias. Diariamente, o setor de hidrologia disponibiliza para a operação um resumo das condições para os próximos cinco dias. A Tabela 1 apresenta o modelo de resumo utilizando dados hipotéticos de previsão realizada na segunda-feira dia 15 de janeiro de 2024.

Tabela 1 – Resumo hipotético de condições hidrológicas para cinco dias - data 15/01/2024

Plan	Dia da semana	Data	Vazão Afluente (m^3/s)	Reservatório (m)	Vazão Defluente (m^3/s)	Montante Inicial (m)	Montante Final (m)	Jusante (m)	Queda Bruta (m)	Outras Estruturas (m^3/s)
D1	3a-feira	16/01/2024	20200	+0,50	19500	89,50	90,00	73,50	16,50	200
D2	4a-feira	17/01/2024	19200	0,00	19000	90,00	90,00	73,00	17,00	200
D3	5a-feira	18/01/2024	18200	-0,30	18500	90,00	89,70	73,00	16,70	200
D4	6a-feira	18/01/2024	19200	0,00	19000	89,70	89,70	73,00	16,70	200
D5	Sábado	19/01/2024	19200	0,00	19000	89,70	89,70	73,00	16,70	200

Onde:

Plan - Representa o dia de previsão

Vazão Afluente e *Vazão Defluente* - representam as médias diárias para as vazões afluente e defluente

Reservatório - a variação em metros realizada no nível do reservatório

Montante inicial e *Montante final* - São os níveis à montante da barragem, no início e fim do dia

Jusante - O nível à jusante da barragem

Queda bruta - Diferença entre níveis montante e jusante

Outras estruturas - corresponde ao valor de vazão vertida no vertedouro de troncos da usina

1.2.1.2 Informações de Campo - Sistemas SCADA em UHEs

Um Sistema de Controle e Aquisição de Dados (SCADA) é uma infraestrutura tecnológica integrada de software e hardware, projetada para monitoramento e controle de processos industriais de forma remota. Essencial em diversos setores, o SCADA permite a supervisão em tempo real e a coleta de dados através de uma rede de dispositivos de campo, como sensores e atuadores, conectados a Unidades Terminais Remotas (RTUs - *Remote Terminal Units*) ou Controladores Lógicos Programáveis (PLCs - *Programmable Logic Controllers*). Estes dados são transmitidos a uma estação de supervisão central, onde são processados, analisados e exibidos através de uma Interface Homem-Máquina (IHM), permitindo que operadores tomem decisões informadas e intervenham quando necessário.

Na aplicação em Usinas Hidrelétricas (UHEs), os sistemas SCADA assumem um papel crucial. Eles são fundamentais para a gestão eficiente dos recursos hídricos e para garantir uma operação otimizada e segura da usina. O SCADA permite o monitoramento contínuo de parâmetros críticos como nível de água, pressão, vazão e geração de energia, além de facilitar o controle automático de válvulas, disjuntores e outros componentes essenciais. Esta capacidade de monitoramento e controle em tempo real não só aumenta a eficiência operacional, mas também aprimora a segurança, detectando e respondendo rapidamente a condições anormais ou perigosas.

No contexto de otimização da eficiência operacional de uma UHE, os dados de campo coletados pelo sistema SCADA são inestimáveis. Dados como a vazão turbinada, níveis de água no reservatório, temperatura dos equipamentos, e o estado das turbinas e geradores fornecem informações detalhadas sobre o desempenho da usina. Esses dados permitem a análise de padrões operacionais e a identificação de áreas onde a eficiência pode ser melhorada, seja através de ajustes na operação das turbinas, seja na manutenção preventiva para evitar falhas. Além disso, o acompanhamento da evolução das condições de operação ao longo do tempo possibilita a implementação de estratégias de otimização baseadas em dados históricos e tendências, contribuindo significativamente para a melhoria contínua da eficiência e sustentabilidade da UHE.

1.2.1.3 Informações de manutenção - Sistema de Acompanhamento de Usinas (SAU)

Dentro do contexto de uma operação centralizada, como é o caso do SIN, a coordenação das atividades de manutenção dentro dos diversos agentes que o compõem é uma tarefa crucial realizada pelo ONS, para assegurar que a manutenção dos ativos de energia ocorra de forma ordenada e otimizada entre todos os agentes, evitando conflitos e interrupções no fornecimento de energia. Tal coordenação é vital para manter a estabilidade e a eficiência do sistema elétrico brasileiro, garantindo uma operação segura e contínua, com minimização dos riscos e maximização da disponibilidade dos ativos.

O Sistema de Acompanhamento de Usinas (SAU) utilizado na UHE Jirau é uma ferramenta estratégica nesse contexto. Conforme [JÚNIOR et al. \(2023\)](#) o SAU gerencia e registra detalhadamente as intervenções em diversos equipamentos da planta, incluindo o agendamento e a execução das atividades de manutenção. Mais do que isso, ele armazena informações valiosas sobre a disponibilidade de todas as UGs, registrando eventos de mudanças de estado operativo, condições operacionais e quaisquer restrições de potência devido à acumulação de sedimentos nas grades de proteção.

Além disso, as informações detalhadas de disponibilidade e operação das UGs fornecidas pelo SAU alimentam o SGI do ONS, permitindo que o ONS tenha uma visão transparente e atualizada da situação de cada UG da usina. Por outro lado, a relevância das informações de disponibilidade das UGs armazenadas no SAU vai além do planejamento de manutenção. Elas são fundamentais para o processo de otimização da eficiência operacional da UHE. Através desses dados, é possível identificar quais UGs estarão disponíveis para a utilização dentro de um determinado período, uma informação fundamental para o planejamento da operação da usina.

1.2.2 O transporte de sedimentos no Rio Madeira

A bacia do Rio Madeira, um dos principais afluentes do Rio Amazonas, abrange uma vasta área que se estende por territórios do Brasil, Bolívia e Peru. Esta bacia hidrográfica é notável por sua complexidade hidrológica e geomorfológica, destacando-se pela sua relevância tanto na biodiversidade da região Amazônica quanto na economia, principalmente no que tange à geração de energia elétrica e ao transporte hidroviário ([TUCCI, 2007](#)).

O transporte de sedimentos no Rio Madeira é um fenômeno de grande magnitude, afetado por uma variedade de fatores geológicos e climáticos. Esse rio transporta uma quantidade significativa de sedimentos, influenciada majoritariamente pelo aporte proveniente das regiões Andinas ([BERNINI et al., 2016](#)). A dinâmica fluvial do rio, incluindo a erosão, sedimentação e ressuspensão de materiais, varia sazonalmente, sendo ainda mais complexa durante as cheias, como destacado por [Adamy \(2016\)](#) na análise da grande inundação de 2014.

Essa intensa movimentação de sedimentos impacta diretamente a operação das usinas hidrelétricas instaladas na bacia, como as usinas de Jirau e Santo Antônio. O acúmulo de sedimentos nos reservatórios e nas áreas de entrada das turbinas afeta a eficiência da geração de energia. Conforme observado por [Buarque et al. \(2013\)](#) e [Meade et al. \(1979\)](#) existe grande variabilidade na carga de sedimentos transportados pelo leito dos rios nas bacias da região amazônica. Caso as usinas instaladas na região não sejam capazes de escoar adequadamente a carga de sedimentos, isso pode levar a reduções significativas na capacidade de geração de energia dessas usinas. Isso ocorre porque o acúmulo de

sedimentos nas grades de proteção das tomadas d'água, turbinas e nos condutos forçados pode restringir o fluxo de água e, consequentemente, a eficiência das turbinas hidrelétricas.

Além da eficiência na geração de energia, a manutenção dos ativos da usina também é impactada pelo transporte de sedimentos. A necessidade de manutenção regular e limpeza das grades de proteção e dos canais de adução, causada pelo acúmulo de sedimentos e materiais lenhosos, aumenta os custos operacionais e a complexidade do gerenciamento da usina. Isso é corroborado por [Rocha et al. \(2023\)](#) e [Caldatto et al. \(2024\)](#), que destacam o desafio adicional apresentado pelo transporte de troncos submersos, evidenciando a necessidade de estratégias eficazes de gerenciamento desses materiais.

Em suma, o transporte de sedimentos no Rio Madeira representa um desafio significativo para a operação eficiente e sustentável das usinas hidrelétricas na região. Os impactos variam desde a redução da eficiência na geração de energia até o aumento da necessidade de manutenção, exigindo uma abordagem integrada e adaptativa para a gestão desses fenômenos naturais e seus impactos.

1.2.3 Perda de carga nas grades e seu impacto no rendimento hidráulico

Instalada na bacia do Rio Madeira, a UHE Jirau enfrenta desafios operacionais devido ao fenômeno do transporte de sedimentos no leito do rio. Este fenômeno se manifesta de diversas formas, incluindo sedimentos particulados, como silte, além de macrófitas e troncos. O silte e outros sedimentos finos, carregados pelas águas, tendem a se acumular nas turbinas e nos canais de adução da usina, impactando diretamente a eficiência da geração de energia além de contribuir para a erosão dos ativos. As macrófitas e troncos, por outro lado, representam um risco mecânico, podendo causar danos às estruturas da usina e exigindo estratégias de manejo específicas para garantir a segurança e a continuidade operacional. Segundo dados da própria Jirau Energia, apresentados em [Santos \(2022\)](#), a usina tem que lidar com mais de 2 milhões de troncos ao ano.

Com um número tão grande de troncos e materiais, é evidente que a usina precisou desenvolver ferramentas para lidar com essa questão. Uma das ferramentas utilizadas é o “*Log boom*” uma estrutura flutuante que direciona o material transportado pelo rio para uma estrutura chamada vertedouro de troncos, por onde o material pode passar livremente. É possível observar a estrutura instalada em [ENGIE Brasil \(2023\)](#) e em operação em [Tudo Rondônia.com \(2018\)](#). No entanto, por mais eficiente que seja seu funcionamento, algum material ainda consegue passar por ele e se acumula nas grades de proteção das tomadas d'água. A Figura 4 apresenta o material acumulado nas grades de proteção da tomada d'água de uma UG, retirado em processo de limpeza.

Esse acúmulo acaba por criar obstruções para a passagem d'água, causando variações em sua velocidade e, consequentemente, perda de carga adicional no sistema hidráulico.

Figura 4 – Material removido no processo de limpeza das grades de proteção da tomada d'água de uma UG



Fonte: Jirau Energia, 2022

lico. JÚNIOR et al. (2023) apresenta a Equação 1.8 para determinar a perda de carga na grade em metros.

$$\Delta h_{grade} = K_{grade} \frac{Q^2}{2 g A_{grade}^2} \quad (1.8)$$

Onde:

Δh_{grade} é a perda de carga na grade em metros

K_{grade} é um coeficiente relativo ao formato de projeto das grades

A_{grade} é a área da Seção transversal da grade

g é o valor da aceleração da gravidade em m/s^2

Q é a vazão de entrada na turbina em m^3/s

A partir desta fórmula e conhecendo-se os parâmetros de projeto, qualquer variação de Δh_{grade} para uma mesma vazão Q pode ser interpretado como oriunda da obstrução nas grades, uma vez que os demais parâmetros permanecem constantes durante a operação.

Para fins de segurança das grades durante a operação e de identificação correta dos níveis de montante para o despacho, a perda de carga nas grades é monitorada através de

medições de nível antes da grade (medições de nível no barramento das UGs na barragem) e depois da grade (dentro da tomada d'água), conforme a Equação 1.9.

$$\Delta h_{grade} = H_{MonAG} - H_{MonDG} \quad (1.9)$$

Onde:

H_{MonAG} é o nível montante antes das grades

H_{MonDG} é o nível montante depois das grades

O critério de segurança durante a operação mencionado se deve ao fato de que junto ao aumento da perda de carga, o aumento da obstrução nas grades aumenta também as forças exercidas sobre elas. Em caso de força superior aos limites de projeto das grades, estas podem se romper e serem engolidas pelas turbinas juntamente com todo o material acumulado, resultando em danos significativos para o maquinário. No caso da UHE Jirau, o limite utilizado como referência para a operação é de 1,5 metros (esse valor é menor que o limite de projeto, mas definiu-se esse valor para a operação para garantir a segurança operacional).

É importante ressaltar que a perda de carga medida não é uma grandeza independente, ela depende diretamente da vazão turbinada, e a vazão turbinada é limitada pelos limites de segurança da perda de carga: sempre que uma determinada UG atinge o limite aceitável de perda de carga, ela tem seu despacho de potência reduzido, visando diminuição da vazão turbinada e consequentemente a diminuição da perda de carga medida (o que significa diminuição das forças exercidas sobre as grades).

Finalmente, sabendo que a perda de carga nas grades implica uma diminuição da queda líquida disponível para o despacho, e considerando o limite de segurança para a perda de carga em 1,5m e a queda nominal das UGs como 15m, tem-se que a perda de carga pode resultar em uma perda de até 10% da queda líquida disponível, afetando significativamente o ponto de operação das UGs.

1.2.4 Serviços auxiliares da UHE Jirau

Os serviços auxiliares em uma UHE referem-se ao conjunto de sistemas e equipamentos destinados a fornecer energia elétrica necessária para o funcionamento seguro e eficiente da usina. Eles incluem sistemas de transformação, manobra e distribuição de energia elétrica, que são essenciais para alimentar componentes críticos da usina. Estes serviços são responsáveis por suprir eletricidade a diversas cargas essenciais, como sistemas de refrigeração, unidades hidráulicas, circuitos de comando e controle, sistemas de

excitação, entre outros, garantindo a operação contínua e segura das UGs e de toda a infraestrutura da usina.

Dentro da UHE Jirau, além dos serviços auxiliares necessários para cada UG (como por exemplo: sistemas de lubrificação, proteção e controle local das UGs), existem também auxiliares que são compartilhados dentro do arranjo em ilhas da usina (transformador elevador, transformador de alimentação dos serviços auxiliares, sistemas de drenagem e esgotamento de águas da barragem, etc).

Dada a configuração física da UHE Jirau, com suas 50 UGs agrupadas em 13 ilhas de geração, é natural que o consumo dos serviços auxiliares seja um importante fator na otimização da operação, dado o volume total de perdas em sua decorrência. É, portanto, necessário compreender os padrões de consumo dos serviços auxiliares nas diferentes ilhas e até mesmo, em uma eventual análise ainda mais aprofundada, em cada UG.

Ainda sob a necessidade de análise das perdas visando a maior eficiência da otimização, serão consideradas como perdas em serviços auxiliares, as perdas nos geradores e nos transformadores elevadores.

1.2.4.1 Perdas no Gerador e seu rendimento

Normas internacionais como a IEC60034-2-2 (2010) e a IEEE-STD-115 (2010) são referências globais para o projeto, teste, especificação e determinação de perdas em geradores hidrelétricos, incluindo diversos procedimentos e metodologias para a determinação de perdas.

Respeitando-se as perdas estabelecidas em tais referências e considerando as características da UHE Jirau, decidiu-se por uma modelagem simplificada das principais perdas de gerador para a determinação das perdas totais no gerador ($Perdas_G$) e cálculo do rendimento no gerador para cada um dos 50 geradores da usina. Assim, as principais perdas consideradas foram modeladas da seguinte forma:

- Perdas no ferro: P_{Fe} . Essas perdas variam com a tensão, porém, durante a operação, as tensões variam em uma faixa estreita (0,95 a 1,05 pu) e, portanto, foram consideradas constantes segundo valor documentado no projeto da máquina (250 kW na tensão nominal de 13,8 kV).
- Perdas no cobre dos enrolamentos do estator: P_{Cu} em kW. Modeladas pelo quadrado da corrente (obtida a partir da variação da potência, uma vez que a tensão é constante, conforme Equação 1.10) e utilizando dados de projeto da máquina.

$$I = \frac{Pot_{UG}}{\sqrt{3} \cdot 0,9 \cdot 13,8 \cdot 1000} \quad (1.10)$$

Onde Pot_{UG} é a potência gerada pela UG.

$$P_{Cu} = \frac{I^2 \cdot 0,01136 \cdot 3 + 0,010818607 \cdot I^2}{1000} \quad [kW] \quad (1.11)$$

- Perdas no cobre dos enrolamentos de campo: P_{CR} , modelado através do quadrado da corrente de campo e dados de projeto da máquina.

$$P_{CR} = \frac{0,215 \cdot I_{campo}^2}{1000} \quad [kW] \quad (1.12)$$

- Perdas por atrito e ventilação (P_{av}), mancais (P_m) e sistema de excitação foram consideradas constantes, seguindo dados de projeto. $P_{av} = 271 \text{ kW}$, $P_m = 130 \text{ kW}$ e $P_{ex} = 29 \text{ kW}$

Desta forma, as perdas totais no gerador pode ser dada pela Equação 1.13.

$$Perdas_G = P_{Fe} + P_{Cu} + P_{CR} + P_{av} + P_m + P_{ex} \quad [kW] \quad (1.13)$$

Com a modelagem das perdas totais no gerador definida, o seu rendimento pode ser obtido a partir da Equação 1.14.

$$\eta_G = \frac{Pot_{eixo} - Perdas_G}{Pot_{eixo}} \quad (1.14)$$

1.2.4.2 Perdas no transformador elevador e seu rendimento

Uma abordagem semelhante à do gerador foi realizada para os transformadores elevadores da ilha, obtendo-se primeiramente um modelo representativo de suas perdas. Um transformador tem como principais perdas, as perdas no cobre dos seus enrolamentos e as perdas no ferro que foram modeladas da seguinte forma:

- Perdas no ferro: P_{Fe} . Foram consideradas constantes, pois variam com a tensão, porém esta varia numa faixa estreita (0,95 a 1,05 pu). $P_{Fe} = 148,503 \text{ kW}$ por UG ativa na ilha.
- Perdas no cobre P_{Cu} variando com o quadrado da potência elétrica transformada e dados de projeto.

$$P_{Cu} = \frac{89,3175 \cdot \sum_{UG=1}^4 Pot_{UG}}{1000} \quad (1.15)$$

Assim, as perdas totais no transformador elevador ($Perdas_{trafo}$) podem ser calculadas a partir da Equação 1.16.

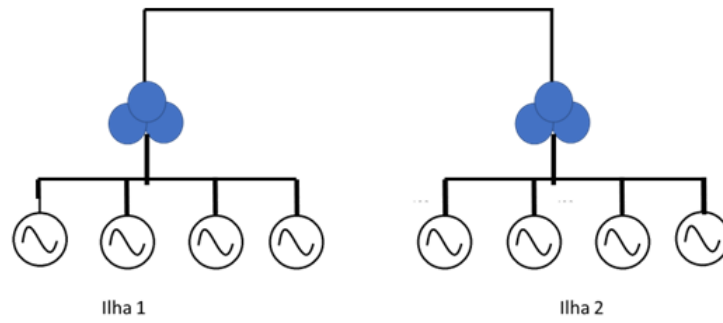
$$Perdas_T = P_{Fe} + P_{Cu} \quad [kW] \quad (1.16)$$

Com a modelagem das perdas totais no transformador elevador, a sua função de rendimento é obtida pela Equação 1.17.

$$\eta_T = \frac{Pot_{entrada} - Perdas_{trafo}}{Pot_{entrada}} \quad (1.17)$$

Onde $Pot_{entrada}$ é a potência nas derivações de entrada do transformador elevador, e pode ser representada pelo somatório das potências elétricas geradas pelos geradores síncronos da ilha. A Figura 5 apresenta o diagrama unifilar de duas ilhas de geração da UHE Jirau.

Figura 5 – Representação do diagrama unifilar para duas ilhas de geração da UHE Jirau



Fonte: O autor

1.3 Objetivos

O presente trabalho tem como objetivo principal desenvolver e implementar uma abordagem eficaz que integre os Processos Decisórios de Markov (MDP) e a Otimização por Enxame de Partículas (PSO) para otimizar o despacho de energia em usinas hidrelétricas, minimizando perdas e maximizando o rendimento das unidades geradoras (UGs). Essa metodologia foi projetada para lidar com a complexidade operacional de usinas com alto número de unidades geradoras, como é o caso da UHE Jirau, e aborda desafios específicos, como o impacto do acúmulo de sedimentos nas grades de proteção das tomadas d'água.

Com base nesse objetivo principal, os seguintes objetivos secundários foram definidos e alcançados ao longo da pesquisa:

- Fornecer uma ferramenta de suporte à tomada de decisão para operação de usinas hidrelétricas: Desenvolver uma solução que auxilie o agente operador da usina na alocação eficiente de potência entre as unidades geradoras, integrando dados operacionais em tempo real.

- Minimizar as perdas de geração causadas pelo acúmulo de sedimentos nas grades de proteção: Incorporar à metodologia aspectos que considerem a dinâmica do transporte de sedimentos e seu impacto nas condições operacionais das UGs, promovendo soluções otimizadas para reduzir perdas de carga.
- Otimizar o despacho energético da usina: Realizar a alocação da potência gerada de forma a maximizar a eficiência de conversão de energia, resultando na possibilidade de maior geração através do aproveitamento dos recursos hídrico, enquanto garantindo a sustentabilidade operacional.
- Minimizar os custos associados à operação dos serviços auxiliares: Reduzir o consumo de energia nos sistemas auxiliares, que representam uma parcela significativa das perdas em plantas de grande porte.

Ao final do estudo, a abordagem proposta foi validada através de comparações com dados históricos de despacho da usina, demonstrando sua eficácia na redução da vazão turbinada e no aumento do rendimento global da usina, confirmando a relevância dos objetivos estabelecidos.

1.4 Contribuições do trabalho

Este trabalho apresenta contribuições significativas para a área de otimização do despacho energético em usinas hidrelétricas, destacando-se pelos seguintes aspectos:

- Abordagem inovadora para o despacho energético utilizando MDPs: A metodologia desenvolvida permite lidar eficientemente com a "maldição da dimensionalidade" em usinas com um alto número de UGs, como a UHE Jirau, garantindo soluções otimizadas em tempo real.
- Integração com aplicações práticas de monitoramento e operação: O sistema desenvolvido integra dados em tempo real para suportar decisões operacionais, promovendo um despacho energético mais eficiente e adaptável às condições dinâmicas de operação da usina.
- Consideração dos impactos do transporte de sedimentos: A abordagem incorpora modelos que avaliam e mitigam as perdas de eficiência causadas pelo acúmulo de sedimentos, um problema recorrente em usinas localizadas em rios de alta carga sedimentar, como o Rio Madeira.
- Proposta de solução escalável e replicável: A metodologia desenvolvida pode ser aplicada a outras usinas hidrelétricas que enfrentam desafios semelhantes, promovendo eficiência operacional e sustentabilidade em larga escala.

- Contribuição para a sustentabilidade e eficiência energética: O trabalho não apenas atende às necessidades operacionais da UHE Jirau, mas também alinha-se aos objetivos globais de utilização eficiente dos recursos naturais e redução do impacto ambiental.

Os avanços técnicos e científicos alcançados neste trabalho proporcionam uma base sólida para novas abordagens na gestão de usinas hidrelétricas, promovendo uma operação mais eficiente, sustentável e alinhada às demandas do setor energético moderno.

1.5 Organização do trabalho

Este trabalho foi dividido em cinco capítulos: Introdução, Revisão teórica, Desenvolvimento da abordagem, Resultados parciais e discussões, e Conclusões parciais e trabalhos futuros.

A Introdução apresentou o trabalho de pesquisa, trazendo a fundamentação do problema de pesquisa, onde conceituou em detalhes os problemas de pesquisa que a abordagem pretende resolver, e apresentou os detalhes necessários para sua aplicação em uma UHE real e as particularidades dessa usina.

Na sequência, a Revisão Teórica apresenta o embasamento dos temas abordados neste trabalho, com base em revisão de trabalhos publicados, bem como o posicionamento destes em relação a este trabalho.

Em seguida, na Seção de Desenvolvimento da Abordagem, são apresentadas e discutidas as etapas envolvidas na elaboração da abordagem. A Seção Resultados e Discussões apresenta os resultados obtidos pela abordagem, discutindo seus significados e impactos para o sistema. Finalmente, no capítulo final são apresentadas as conclusões e discutidos trabalhos futuros que podem expandir os horizontes deste trabalho.

2 Revisão teórica

Nesta Seção é apresentada uma fundamentação teórica das técnicas que servirão de base para o desenvolvimento da metodologia, além de revisão da bibliografia disponível sobre os temas abordados, posicionando este trabalho em relação àqueles já publicados no tema.

2.1 Operação de centrais hidrelétricas

A operação de centrais hidrelétricas representa um desafio complexo que envolve a gestão eficaz dos recursos hídricos, a otimização da produção de energia e a manutenção de sua infraestrutura. As usinas hidrelétricas exigem alto grau de coordenação entre a disponibilidade de água, a demanda energética e as condições ambientais, e constituem a espinha dorsal do sistema energético brasileiro.

Tal coordenação é crucial para garantir não apenas a eficiência energética, mas também para minimizar os impactos ambientais associados à regulação dos fluxos de rios e reservatórios. Além disso, a integração das operações hidrelétricas com outras fontes de energia renováveis e sistemas de mercado torna a sua gestão ainda mais complexa, exigindo soluções avançadas de engenharia e decisões estratégicas baseadas em análises detalhadas e dados em tempo real.

2.1.1 Arranjos para centrais hidrelétricas

Na literatura, o termo “aproveitamento hidrelétrico” refere-se à utilização de recursos hídricos, principalmente rios, para a geração de energia elétrica através de usinas hidrelétricas. Esta modalidade de geração é fundamental para a sociedade moderna, pois oferece uma fonte de energia renovável e relativamente estável em comparação com outras fontes intermitentes, como solar e eólica. Segundo dados do SIGA - Sistema de Informações de Geração da ANEEL, as hidrelétricas correspondem a cerca de 60% da potência instalada no país ([ANEEL, 2024](#)).

A energia hidrelétrica desempenha um papel crucial na matriz energética de muitos países devido à sua capacidade de fornecer grandes quantidades de energia de maneira controlável, o que é essencial para atender à demanda constante e crescente por eletricidade. Além disso, os aproveitamentos hidrelétricos frequentemente contribuem para o desenvolvimento regional, oferecendo benefícios adicionais como controle de enchentes, fornecimento de água para irrigação e atividades recreativas, potencializando o desenvolvimento socioeconômico das regiões onde estão inseridos.

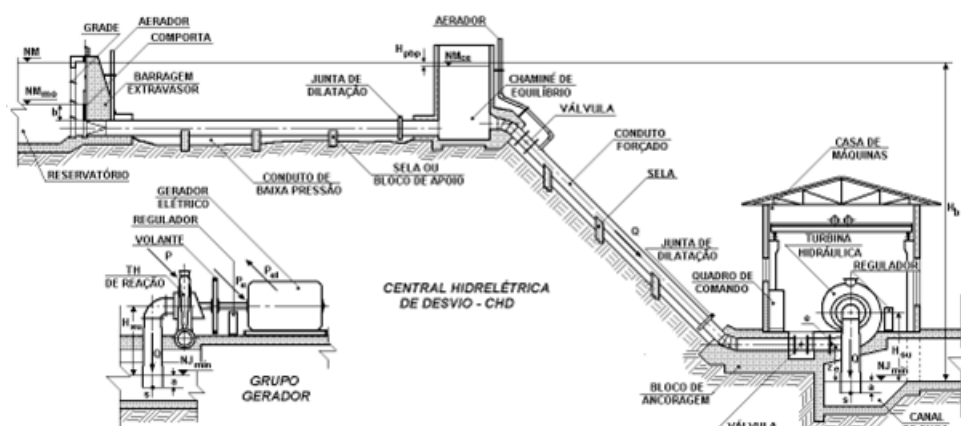
Em seu trabalho, [Pereira \(2015\)](#) apresenta as estruturas básicas de um aproveitamento hidrelétrico:

- Uma barragem, que fecha o rio para criar a carga hidráulica;
- Um vertedouro, para extravasar as vazões que excedem as que são turbinadas;
- Uma estrutura de tomada d'água, um conduto forçado e uma casa de força (que abriga o(s) conjunto(s) turbina-gerador);
- Um canal de fuga, pelo qual se restitui a água turbinada ao leito natural do rio, constituindo o circuito hidráulico de adução e geração.

À forma como essas estruturas são organizadas em conjunto dá-se o nome de Arranjo, e varia de central para central em função das condições topográficas e geológico-geotécnicas do local de implantação. De uma forma geral, os arranjos de usinas hidrelétricas comumente utilizados são os seguintes:

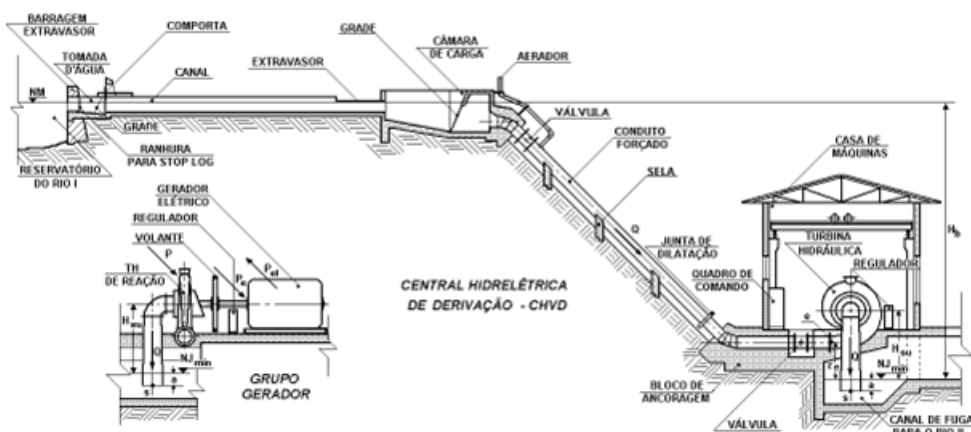
- Central Hidrelétrica de Desvio – CHD: As centrais hidrelétricas de desvio são estruturadas ao longo de extensões consideráveis de rios que apresentam uma inclinação favorável ([SOUZA; MOREIRA; COSTA, 2009](#)). Nesse contexto, o arranjo típico inclui uma barragem que integra um vertedouro, uma tomada d'água e, dependendo das condições geotécnicas, um sistema de baixa pressão formado por um canal, uma câmara de carga e um conduto de baixa pressão, que pode incluir uma chaminé de equilíbrio ou uma combinação desses elementos. Essa estrutura de baixa pressão conecta-se ao sistema de alta pressão, que é composto pelo conduto forçado e seus acessórios. A jusante deste, situa-se a casa de força e, subsequentemente, o canal de fuga, completando o circuito hidráulico necessário para a geração de energia. Um arranjo típico de uma CHD é apresentado na Figura 6.
- Central Hidrelétrica de Derivação – CHV: As centrais hidrelétricas de derivação são muito utilizadas e apresentam grande potencial no Brasil, sendo implantadas em locais com relevo altamente acidentado em rios que escoam em altitudes consideráveis em relação ao mar, como nas Serras Gaúcha, Catarinense e da Mantiqueira. O arranjo destas centrais é como o das CHDs, porém neste tipo, o reservatório é formado em um rio e os sistemas de adução conduzem as vazões para o turbinamento e posterior descarga em outro rio ([SOUZA; MOREIRA; COSTA, 2009](#)). Um arranjo típico de uma CHV é apresentado na Figura 7.
- Central Hidrelétrica de Represamento – CHR: As centrais hidrelétricas de represamento são típicas em casos em que há queda localizada. Este tipo de arranjo

Figura 6 – Central Hidrelétrica de Desvio



Fonte:(SOUZA; MOREIRA; COSTA, 2009)

Figura 7 – Central Hidrelétrica de Derivação

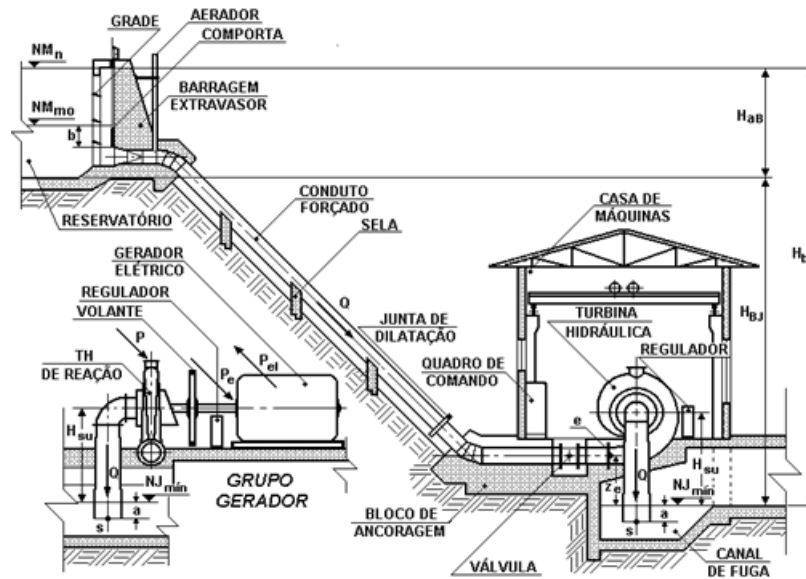


Fonte:([SOUZA; MOREIRA; COSTA, 2009](#))

é implantado num trecho do rio em que favoreça a ligação direta (SOUZA; MOREIRA; COSTA, 2009). Nesse tipo de arranjo a ligação da barragem e a casa de força acontece por meio do conduto forçado. Um arranjo típico de uma CHR é apresentado na Figura 8.

Entre outros benefícios das Centrais Hidrelétricas (CH) estão amenizar cheias, reduzir secas, promover a ictiofauna e navegabilidade, que mesmo de importância significativa, estão fora dos objetivos de estudo deste trabalho (SOUZA; MOREIRA; COSTA, 2009). Os autores indicam, ainda, um outro tipo de CH, denominado de baixa queda, definida como sendo uma CHR com um grupo gerador com características particulares. Este tipo de arranjo é apresentado nesta tese como sendo uma CH com casa de força no “pé” da barragem – CHCF.

Figura 8 – Central Hidrelétrica de Represamento



Fonte: (SOUZA; MOREIRA; COSTA, 2009)

2.1.2 Operação de UHEs com baixa queda

As centrais hidrelétricas instaladas na base das barragens são caracterizadas pela ausência de quedas naturais significativas no local. Este tipo de arranjo, comumente conhecido como de baixa queda, prioriza um alinhamento compacto das estruturas, evitando o escoamento forçado em regime transitório. A configuração típica dessas centrais inclui um sistema de adução que integra a tomada d'água diretamente à barragem e à casa de força, facilitando assim o processo de geração de energia.

O sistema de adução em uma UHE é composto por uma série de estruturas críticas que incluem a tomada d'água, grades, comportas principais e de emergência, além de canais, condutos forçados e de baixa pressão, e túneis. A tomada d'água, especificamente, desempenha um papel fundamental ao captar a água do reservatório para alimentar as turbinas hidráulicas. A configuração deste componente é diversificada e depende das condições topográficas e geológico-geotécnicas do local, o que determina a escolha dos tipos e componentes a serem implementados (ELETROBRAS, 2007).

Em usinas hidrelétricas de baixa queda, onde a casa de força se localiza ao pé da barragem e não há sistema de alta pressão, a adução é majoritariamente formada por tomadas d'água, grades e comportas. Tais usinas frequentemente utilizam turbinas do tipo Kaplan e bulbo, que, por suas características, demandam grandes vazões de adução em comparação às turbinas Francis. Consequentemente, usinas que operam com turbinas Kaplan ou bulbo necessitam de tomadas d'água com dimensões ampliadas para suportar tais vazões, mesmo que possuam a mesma capacidade instalada que usinas equipadas com turbinas Francis. Além disso, as grades na tomada d'água desempenham um papel crucial

na proteção do sistema de adução ao impedir a entrada de objetos que possam danificar as turbinas. Estas grades são responsáveis por uma parcela significativa das perdas de carga no sistema de adução, impactando diretamente no rendimento hidráulico da usina.

A região Amazônica é caracterizada por apresentar cursos de água com baixas declividades, o que influencia a concepção de projetos hidrelétricos na área. Embora as potenciais hidrelétricas da Amazônia tenham sido objeto de estudos desde meados do século XX, foi somente a partir da década de 1980 que alguns projetos começaram a ser efetivamente viabilizados. Neste período, destacam-se os projetos das usinas de Balbina, localizada no estado do Amazonas, e Samuel, no estado de Rondônia. Contudo, essas instalações inicialmente não foram integradas ao SIN, o que representava um desafio adicional para a distribuição de energia gerada nessas localidades.

A Usina Hidrelétrica de Tucuruí, situada sobre o rio Tocantins, foi inaugurada em 1984, marcando um momento significativo na história da geração de energia na Amazônia ao ser considerada a primeira grande usina da região. Inicialmente, a usina possuía uma capacidade de geração de 4.245 MW, distribuída em 12 turbinas. A expansão da usina começou em 1998, com a instalação de 12 máquinas adicionais, o que possibilitou um aumento significativo na geração de energia, alcançando mais 4.125 MW em abril de 2007. Atualmente, a capacidade total da usina alcança 8.370 MW, o que a consolida como a 3ª maior UHE do país.

No século XXI, as hidrelétricas de Santo Antônio e Jirau foram inauguradas em 2012 e 2013, respectivamente, seguindo-se pela usina de Belo Monte em 2017. Estes desenvolvimentos destacam-se dentro do contexto energético nacional, considerando que, das cinco maiores hidrelétricas do Brasil, quatro estão situadas na região amazônica, evidenciando a relevância estratégica desta região para a infraestrutura energética do país.

Embora os inventários hidrelétricos tenham sido estudados por mais de meio século, uma série de desafios ambientais, sociais, indígenas e geográficos têm imposto dificuldades significativas para a construção desses empreendimentos.

2.1.3 Operação de UHEs a fio d'água

De acordo com [Balat \(2006\)](#), as usinas a fio d'água são caracterizadas pela capacidade de gerar eletricidade aproveitando o fluxo natural dos rios sem a necessidade de grandes represamentos, como acontece nas plantas com grandes reservatórios. A vantagem principal desse tipo de usina é a menor interferência ambiental comparada às usinas tradicionais de grande porte, pois não requerem grandes barragens ou reservatórios extensos. Elas são particularmente úteis em áreas onde a alteração do ambiente natural precisa ser minimizada. Além disso, as usinas a fio d'água podem fornecer uma fonte de energia renovável constante, embora a quantidade de energia gerada possa variar com as estações

e as condições hidrológicas.

A literatura sobre a operação de hidrelétricas a fio d'água apresenta diversas linhas de discussão como otimização de design e capacidade, eficiência operacional, sustentabilidade e viabilidade econômica, impactos ambientais e sua mitigação.

No âmbito da otimização de design e capacidade, [Anagnostopoulos e Papantonis \(2007\)](#) ressaltam a importância do dimensionamento ótimo em usinas hidrelétricas de pequena escala a fio d'água. Através de métodos numéricos e algoritmos evolutivos, eles exploram configurações com diferentes tipos e tamanhos de turbinas para maximizar tanto a eficiência energética quanto a viabilidade econômica. Esse estudo evidencia a relevância de considerar múltiplas variáveis na fase de projeto para assegurar a rentabilidade e eficácia das usinas a fio d'água, que dependem diretamente das variações hidrológicas do rio.

Ademais, [Mamo et al. \(2018\)](#) apresentam um modelo matemático para determinar a configuração ideal de usinas a fio d'água, visando otimizar tanto os custos de construção quanto a eficiência energética. Este estudo sublinha a importância de um planejamento cuidadoso e de técnicas avançadas de engenharia para adequar a capacidade instalada e o número de turbinas às características fluviais específicas, assegurando uma operação econômica e eficiente.

Já no contexto da eficiência operacional e tecnologias de geração, [Tsuanyo et al. \(2023\)](#) discutem a viabilidade e as vantagens de usinas a fio d'água de menor escala, destacando como essas instalações requerem menor intervenção construtiva e apresentam menores impactos socioambientais. Ao mesmo tempo, a dependência dessas usinas às flutuações do fluxo de água resalta a necessidade de sistemas de gerenciamento avançados para garantir uma geração de energia constante e confiável.

Outro trabalho no contexto da eficiência operacional é [Bragalli, Micocci e Naldi \(2023\)](#), onde os autores exploram a influência das flutuações na queda líquida e eficiência sobre o desempenho de usinas hidrelétricas a fio d'água, destacando a intermitência da produção de energia devido à dependência da vazão dos rios onde estão instaladas. Eles introduzem um conceito de “Eficiência Global” para uma avaliação mais abrangente, que considera tanto as condições mecânicas quanto as variações ambientais a montante e a jusante. Através de um estudo de caso na usina de Cavaticcio, demonstram que análises detalhadas das variações de vazão e eficiência podem revelar insights significativos para otimizar a operação e o planejamento das usinas, sugerindo que tais avaliações detalhadas são fundamentais para entender completamente as capacidades e limitações operacionais das instalações desse tipo.

A sustentabilidade desses empreendimentos e sua viabilidade econômica são discutidas em trabalhos como [Egré e Milewski \(2002\)](#), onde os autores enfatizam que, por

não demandarem grandes represamentos, as usinas a fio d'água preservam mais integralmente o ambiente natural e o ecossistema fluvial. Apesar de sua flexibilidade limitada e da produção de energia variar com a sazonalidade do rio, tais usinas podem ser integradas estrategicamente a reservatórios situados rio acima para otimizar a regularidade e volume de produção energética, minimizando impactos ambientais e maximizando a eficiência operacional.

Por fim, os impactos ambientais e sua mitigação são amplamente discutidos na literatura. Trabalhos como [Kuriqi et al. \(2021\)](#) e [Anderson et al. \(2015\)](#) destacam a importância de avaliar e minimizar os efeitos adversos no regime de fluxo dos rios e na biodiversidade aquática, sugerindo práticas de gestão sustentável e desenvolvimento de fluxos ambientais adequados.

2.1.4 Perdas de carga na operação de UHEs

A perda de carga é um fenômeno que se refere à redução de energia hidráulica à medida que a água passa por diversos componentes do sistema, como tubulações, canais, comportas, e turbinas. Essas perdas ocorrem devido ao atrito e outras formas de resistência ao fluxo de água, e podem influenciar diretamente a eficiência da usina ao converter a energia potencial da água em energia elétrica.

Na prática, as perdas de carga resultam na diminuição da altura ou pressão da água disponível para gerar eletricidade, o que pode afetar a quantidade de energia que as turbinas são capazes de produzir. Sabe-se que a potência hidráulica disponível para geração (P_{hid}) é dada pela Equação 2.1.

$$P_{hid} = \rho \, g \, Q \, H_l \quad (2.1)$$

Onde:

H_l é a queda líquida

Q é a vazão a ser turbinada

ρ é a massa específica d'água

g é a aceleração da gravidade

No entanto, a queda líquida é dada pela Equação 2.2

$$H_L = H_{mon} - H_{jus} - \Delta h \quad (2.2)$$

Onde:

H_{mon} é o nível a montante da barragem

H_{jus} é o nível a jusante da barragem

Δh são as perdas de carga ao longo de todo o sistema hidráulico da turbina

A partir das equações, fica bastante evidente que as perdas de carga interferem diretamente no potencial hidráulico das turbinas, diminuindo a energia disponível para as turbinas, e assim impactando negativamente na operação das usinas.

Na literatura especializada, as investigações sobre perdas de carga em usinas hidrelétricas podem ser categorizadas em duas vertentes: as perdas decorrentes das características de projeto dos sistemas hidráulicos e as perdas resultantes do acúmulo de materiais nas tomadas de água.

Na primeira abordagem, os estudos focalizam a influência que o projeto físico dos componentes hidráulicos exerce sobre as perdas de carga. Em [Aguirre et al. \(2019\)](#), por exemplo, os autores detalham as perdas de carga em sistemas de trifurcação em condutos forçados, uma configuração comum em usinas hidrelétricas. Eles utilizam simulações de Dinâmica de Fluidos Computacional para analisar como a geometria dessas trifurcações e os coeficientes de perda variáveis afetam o desempenho das turbinas. O estudo revela que ajustes nos ângulos de ramificação e nas transições de expansão e contração podem reduzir significativamente as perdas de carga.

Já [Otuagoma, Ogujor e Kuale \(2016\)](#) discutem as implicações do diâmetro e da inclinação do conduto forçado nas perdas de carga. Eles afirmam que escolhas adequadas nesses parâmetros podem minimizar a fricção entre a água e as paredes internas do conduto, reduzindo as perdas e maximizando a queda hidráulica disponível para geração de energia.

As perdas de carga em túneis hidrelétricos são abordadas em [Bishwakarma \(2012\)](#), ressaltando a importância de escolher seções transversais que maximizem o raio hidráulico para minimizar as perdas por fricção. Ele detalha como a escolha da Seção transversal durante o planejamento e design pode ter um impacto substancial na eficiência econômica e operacional do projeto hidrelétrico.

Quanto à segunda perspectiva, [Alfredsen \(2015\)](#) investiga as perdas de carga devido a efeitos de gelo em entradas de usinas hidrelétricas em climas frios. A formação de gelo, como frazil ou gelo de ancoragem, pode obstruir as grades de detritos, aumentando as perdas de carga e afetando negativamente a produção de energia. O autor sugere que estudos aprofundados sobre os padrões de formação de gelo e suas implicações são cruciais para o desenvolvimento de estratégias eficazes de mitigação.

Já [Glazyrin, Tverdokhlebov e Kazantsev \(2015\)](#) apresentam um método para otimizar a distribuição de potência entre as unidades geradoras considerando as perdas de

carga nas grades de proteção de tomadas d'água. Eles desenvolvem uma função objetivo que integra essas perdas e propõem um algoritmo de otimização que ajusta a demanda energética entre as unidades de maneira mais eficiente.

Finalmente, no decorrer do projeto P&D ANEEL ao qual essa tese está relacionado, [Abreu et al. \(2022\)](#) desenvolveram um trabalho onde focam nas perdas de carga causadas por obstruções nas grades de tomada de água devido ao transporte de sedimentos no leito do rio, fenômeno frequentemente encontrado em usinas localizadas em rios de baixa declividade, como os da Bacia Amazônica. Eles destacam a importância de realizar manobras operacionais e limpezas periódicas para reduzir essas perdas e melhorar o desempenho energético da usina.

2.2 Serviços auxiliares de UHEs

Para assegurar a operação segura de uma usina hidrelétrica, é imperativo garantir o fornecimento adequado de energia a todos os equipamentos alimentados por eletricidade e outros consumidores internos. Os subsistemas para prover tal fornecimento são essenciais neste contexto, e devem atender critérios de qualidade, confiabilidade, sustentabilidade sem deixar de lado as análises de custo-benefício, sendo elementos fundamentais para o funcionamento ininterrupto e eficiente da usina.

Durante a fase de projeto básico de uma usina hidrelétrica, estabelece-se o número de UGs e os diagramas unifilares correspondentes, além de definir-se o sistema de serviços auxiliares elétricos. É crucial reconhecer que a confiabilidade desses serviços auxiliares não se baseia apenas na redundância de fontes e equipamentos, mas também está intrinsecamente ligada à qualidade dos componentes e equipamentos utilizados.

Os serviços auxiliares elétricos são compreendidos como o conjunto de sistemas responsáveis pela transformação, manobra e distribuição de energia, visando prover eletricidade de maneira qualitativa e confiável às cargas essenciais para a operação segura das UGs, bem como dos equipamentos e estruturas das instalações da usina e/ou subestação. A configuração desses sistemas auxiliares elétricos é determinada conforme a especificidade de cada empreendimento, levando em conta fatores técnicos, a facilidade de operação e manutenção, e os aspectos de segurança pessoal e das instalações. Consequentemente, a filosofia adotada para os serviços auxiliares elétricos influencia diretamente no custo total, no desempenho operacional e na longevidade do empreendimento ([CANÇADO, 2009](#))

Conforme [Lima et al. \(2002\)](#), a distribuição de energia dentro de uma central hidrelétrica ocorre por meio de um sistema interno, o qual pode ser estruturado de forma radial ou em anel. Embora frequentemente projetado como um sistema em anel, este normalmente opera em configuração radial. Isso é viabilizado através da disposição estratégica de chaves de distribuição, que permitem a alimentação de um mesmo ponto por diferentes

caminhos, realçando assim a confiabilidade do sistema no fornecimento de energia às UGs e outros pontos de consumo.

Os sistemas auxiliares nas centrais hidrelétricas alimentam circuitos cruciais para o funcionamento eficiente dos componentes principais, incluindo, mas não se limitando a, a refrigeração dos geradores e transformadores, sistemas de ar comprimido, unidades de óleo hidráulico, refrigeração de óleo de mancais e circuitos de comando e controle de sistemas térmicos e elétricos, além do sistema de excitação. Esses componentes constituem uma parte fundamental do conjunto eletromecânico de uma usina, englobando sistemas e equipamentos como turbinas hidráulicas, equipamentos hidromecânicos (tais como comportas, grades e válvulas de segurança), sistemas de levantamento (incluindo pontes rolantes e talhas), geradores, transformadores elevadores, sistemas de proteção, supervisão e controle, subestações, interligações entre gerador e transformador, aterramentos, linhas de transmissão e sistemas de telecomunicações. Os sistemas de serviço auxiliar, operando tanto em Corrente Alternada (CA) quanto em Corrente Contínua (CC), são indispensáveis para o processo operacional da usina e das UGs.

Os serviços auxiliares de CA em uma usina hidrelétrica abrangem todos os equipamentos de CA responsáveis pelo fornecimento de eletricidade aos componentes empregados na produção de energia, bem como a outros dispositivos auxiliares. Estes serviços são projetados para atender às necessidades energéticas de diversas cargas, incluindo motores, sistemas de iluminação, tomadas e conversores CA/CC. A estrutura desses sistemas auxiliares de CA é determinada com base no número de UGs da usina e nas características do sistema elétrico em que será implantada. Assim, o serviço auxiliar de CA constitui um conjunto de equipamentos e subsistemas que fornecem energia essencial para as operações das UGs, tanto em condições normais de geração quanto como compensadores síncronos, e em processos de iniciação e parada. Durante as perturbações, esses sistemas são cruciais para a recomposição da operação, fornecendo energia para cargas vitais que garantem a desativação segura das UGs. No início da operação, são eles que alimentam as cargas essenciais, como bombas, exaustores e o campo do gerador. Além das cargas fundamentais, o serviço auxiliar também pode alimentar cargas não essenciais, como ventiladores, sistemas de ar condicionado e iluminação (SOUZA, 2012)

Para cumprir seu propósito, os sistemas de serviço auxiliar em usinas hidrelétricas são equipados com diversas fontes de energia que podem alternar entre si, dependendo da disponibilidade. É essencial que os equipamentos auxiliares permitam operação independente, não dependendo exclusivamente de outras instalações externas, para garantir a confiabilidade operacional a longo prazo das UGs. Esses equipamentos fornecem energia a diversos componentes elétricos, como válvulas elétricas, eletrobombas, retificadores e disjuntores, constituindo assim os serviços auxiliares essenciais das UGs.

Por razões de confiabilidade, é comum que os sistemas auxiliares sejam alimentados

por duas fontes independentes. A primeira, sendo a fonte de energia normal, origina-se da saída do gerador e é conectada ao transformador auxiliar da UG, fornecendo energia para consumidores auxiliares e permitindo operações independentes de redes externas. A segunda fonte, designada como reserva para a UG, vem da subestação que alimenta consumidores de serviços gerais através de um transformador destinado a consumidores em geral. Este transformador é frequentemente empregado para operações de início (start-up), desligamento (shut-down), backup das UGs e fornecimento de auxiliares gerais, reforçando a independência e a eficiência operacional da usina (COSTINAŞ; GEORGESCU; OPRIŞ, 2014).

O serviço auxiliar em CC nas usinas hidrelétricas é um sistema essencial que tem como função fornecer energia de forma contínua e de alta qualidade a cargas de menor potência. Este sistema é fundamental para o suprimento de energia a componentes críticos, incluindo sistemas digitais de supervisão e controle, bobinas responsáveis pela abertura e fechamento de disjuntores, sistemas de iluminação de emergência, infraestruturas de telecomunicações e sistemas de proteção, entre outros elementos vitais para a operação segura e eficaz das UGs (SOUZA, 2012).

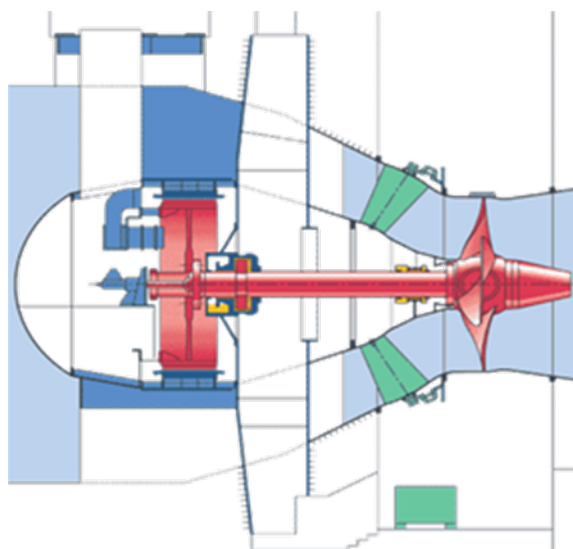
É imperativo adotar critérios apropriados e coerentes na definição da filosofia dos sistemas de serviço auxiliar elétrico em uma usina hidrelétrica. A escolha adequada desses sistemas é crucial, pois uma decisão inadequada pode resultar em custos elevados para o empreendimento, podendo até inviabilizá-lo. Além disso, é fundamental assegurar que a filosofia adotada não comprometa a confiabilidade da usina.

Conforme indicado por Cançado (2009), os custos associados aos serviços auxiliares elétricos representam entre 3% a 5% do desembolso total de um empreendimento, variando conforme suas características específicas. Essa proporção evidencia que o investimento em serviços auxiliares representa uma parcela relativamente pequena do custo total do empreendimento, apesar da sua relevância para o funcionamento eficiente e seguro da usina. Portanto, é essencial a aplicação de técnicas de engenharia avançadas para alcançar uma eficiência energética notável na geração, prevenindo que estes equipamentos se tornem um ônus no futuro da operação da usina (SANTOS et al., 2010).

2.3 Turbinas tipo Bulbo

As turbinas do tipo Bulbo representam uma categoria distinta de turbinas hidráulicas, caracterizando-se pela integração do gerador no bulbo situado na parte girante do arranjo, configurado com um eixo horizontal. Essa configuração é notoriamente adequada para aplicações em locais de baixa queda, isto é, onde a diferença de nível entre montante e jusante é pequena, mas a vazão é significativa. A Figura 9 apresenta a estrutura física de uma turbina tipo bulbo.

Figura 9 – Estrutura física de uma turbina Bulbo

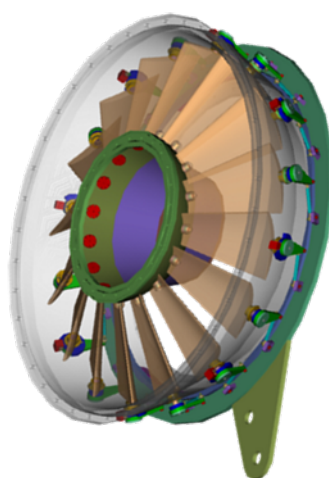


Fonte: ([BORTONI, 2024](#))

A estrutura física e o funcionamento das turbinas Kaplan e Bulbo permitem uma operação eficiente nessas condições, aproveitando ao máximo o potencial hidráulico disponível sem a necessidade de grandes barragens, minimizando os impactos ambientais associados à construção de grandes reservatórios ([MORAIS, 2011](#)).

Dentre as principais características das turbinas Bulbo está a capacidade de ajuste fino da vazão turbinada, que é controlada pelo ângulo das pás do distribuidor e do rotor, conforme ilustrado na Figura 10.

Figura 10 – Distribuidor de uma turbina Bulbo

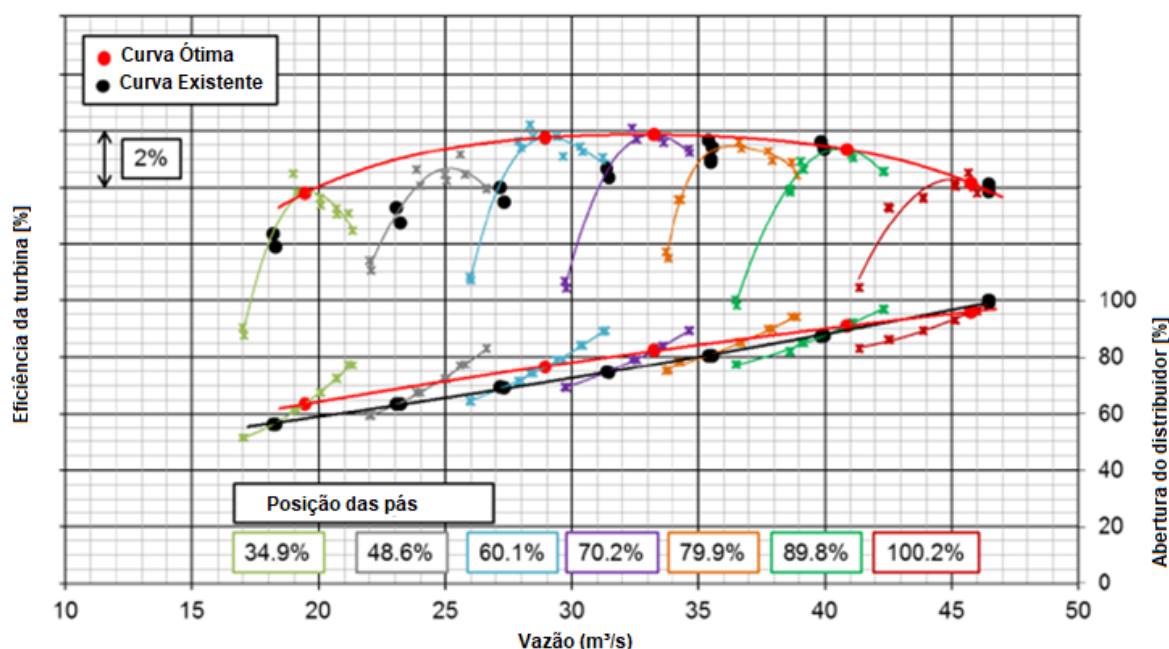


Fonte: ([BORTONI, 2024](#))

Este tipo de turbina é também denominado de dupla regulação, proporcionando flexibilidade operacional para otimizar o rendimento. O ajuste dos ângulos das pás é essencial para adaptar a operação da turbina às variações de vazão e queda, otimizando o desempenho energético e minimizando as perdas hidráulicas.

A determinação da curva de conjugação, realizada por meio de ensaios específicos, é fundamental para estabelecer a relação ótima entre os ângulos de abertura do distribuidor e da pá da turbina para cada condição de queda, garantindo assim o máximo de eficiência na geração de energia. Este processo é visualizado na Figura 11, que apresenta o ensaio para determinação da curva de conjugação.

Figura 11 – Ensaio de determinação da curva de conjugação



Fonte: Traduzido de [Bortoni \(2024\)](#)

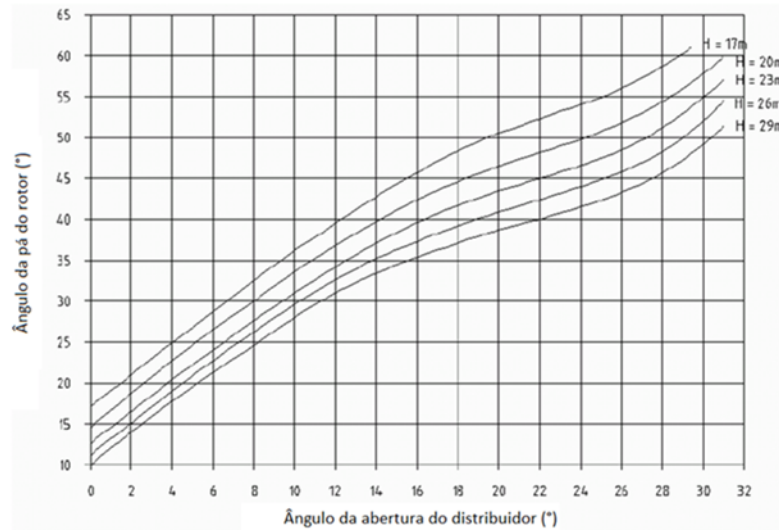
A curva de conjugação é determinada para diferentes quedas, como mostrado na Figura 12. Assim, para cada queda haverá uma relação, definida pela curva, entre o ângulo da abertura do distribuidor e o ângulo da pá da turbina.

Este tipo de turbina encontra aplicação ideal em projetos de usinas hidrelétricas a fio d'água, como é o caso da UHE Jirau, que se beneficia da tecnologia bulbo para maximizar a produção energética com minimalismo construtivo e adaptabilidade ambiental.

2.4 Otimização

Um problema de otimização pode ser definido como um processo de seleção da melhor alternativa dentre um conjunto de opções disponíveis. Os componentes funda-

Figura 12 – Curvas de conjugação para diferentes quedas



Fonte: (BORTONI, 2024)

mentais de um problema de otimização incluem as variáveis de decisão, a função objetivo e as restrições. A natureza da função objetivo, das variáveis de decisão e das restrições auxilia na classificação dos problemas de otimização, e frequentemente orienta a seleção da técnica mais apropriada para resolução do problema.

A formulação de um problema de otimização começa com a definição das variáveis de decisão, que são elementos controláveis dentro do modelo. Por exemplo, nas otimizações de despacho de usinas hidrelétricas, pode-se escolher entre a potência despachada por unidade geradora ou a vazão turbinada como variáveis de decisão. A função objetivo e as restrições do modelo de otimização são diretamente relacionadas às variáveis de decisão, como ilustrado na Equação 2.3 para a função objetivo e na Equação 2.4 para as restrições, onde

$$\min f(x) = ax_1 + bx_2 \quad (2.3)$$

$$st \quad cx_1 < d \quad (2.4)$$

Onde:

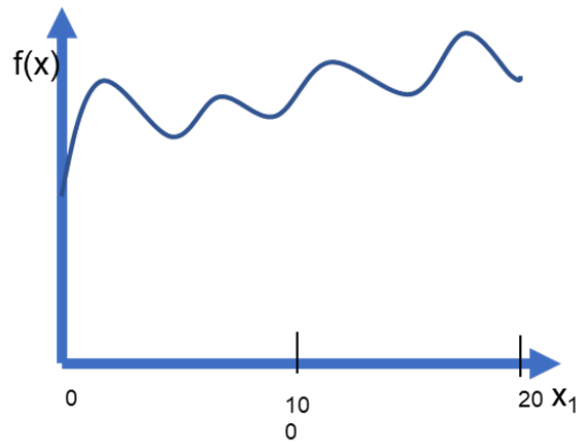
a , b , c e d são constantes

x_1 e x_2 são as variáveis de decisão

Quanto às características, as variáveis de decisão podem ser contínuas, semi-contínuas, discretas ou conjuntos. A Figura 13 ilustra uma variável de decisão contínua,

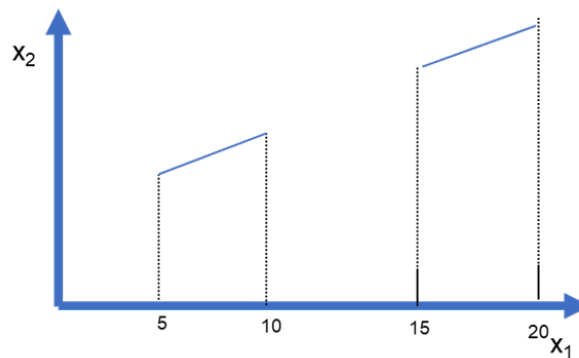
enquanto a Figura 14 mostra uma variável semi-contínua e a Figura 15 uma variável discreta. Estas figuras demonstram as distintas naturezas das variáveis que podem influenciar a metodologia de otimização adotada.

Figura 13 – Variável de decisão contínua



Fonte: O Autor

Figura 14 – Variável de decisão semi-contínua

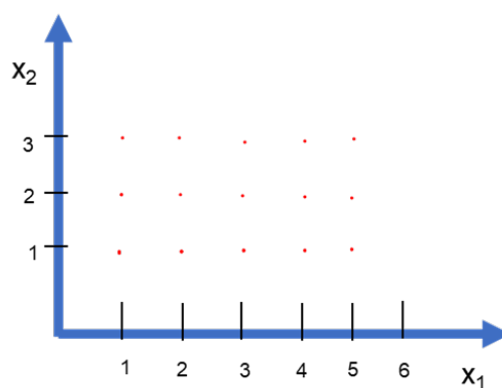


Fonte: O Autor

Ademais, problemas de otimização podem envolver variáveis que constituem conjuntos, como no exemplo clássico do problema de coloração de mapas, onde as variáveis de decisão são as cores disponíveis para pintura de países adjacentes sem cores repetidas. Nesse tipo de problema, conhecido como problema de viabilidade, a solução ótima não é única, pois não existe uma função objetivo explícita, sendo aceitáveis todas as soluções que satisfazem as restrições estabelecidas.

A função objetivo é um critério que correlaciona as variáveis de decisão com o objetivo de otimização, seja maximização ou minimização. A Figura 16 apresenta o espaço de solução, indicando todas as combinações possíveis das variáveis que satisfazem as restri-

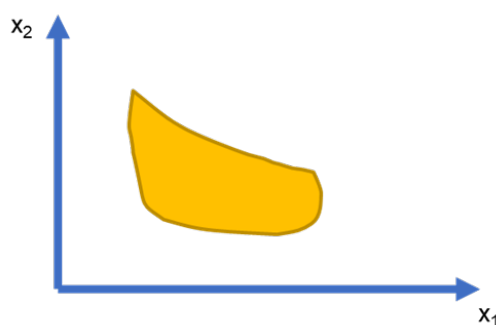
Figura 15 – Variável de decisão discreta



Fonte: O Autor

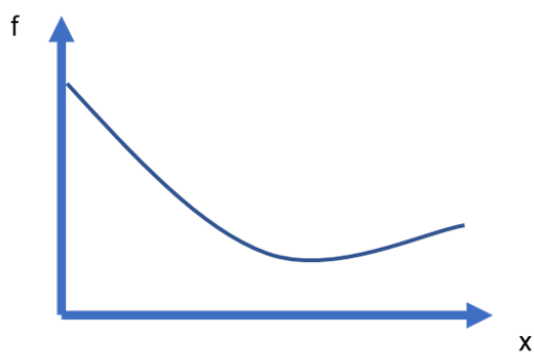
ções. A função objetivo pode ser contínua, como mostrado na Figura 17, ou descontínua, conforme ilustrado na Figura 18.

Figura 16 – Espaço de soluções



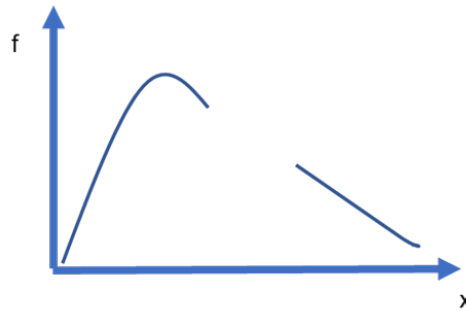
Fonte: O Autor

Figura 17 – função objetivo contínua



Fonte: O Autor

Figura 18 – função objetivo descontínua



Fonte: O Autor

Os problemas de otimização são modelados para maximizar ou minimizar as funções objetivo. Assim, a sua resposta será o máximo ou mínimo valor para a função objetivo que atenda as restrições da otimização.

Finalmente, as restrições de um modelo de otimização definem os limites dentro dos quais as soluções são consideradas aceitáveis. Restrições de desigualdade, como exemplificado na Equação 2.4, limitam os recursos disponíveis ou estabelecem condições mínimas ou máximas para as variáveis de decisão. Restrições de igualdade são usadas para definir relações precisas entre variáveis, embora possam restringir significativamente o espaço de soluções viáveis.

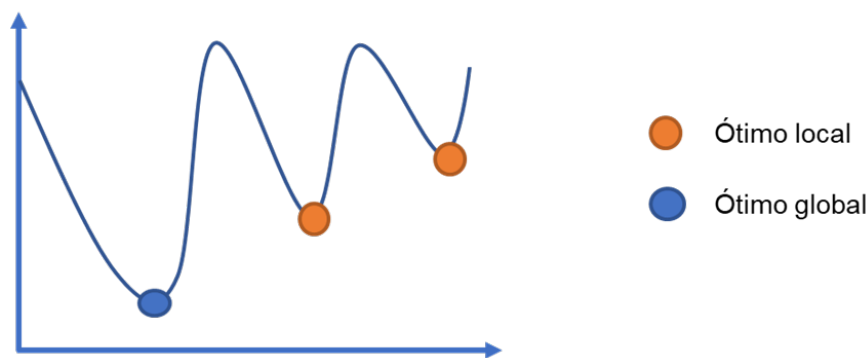
A categorização dos problemas de otimização é baseada nas características das variáveis de decisão, da função objetivo e das restrições. A classificação correta é essencial para a escolha adequada da técnica de otimização, influenciando diretamente na eficácia e eficiência da solução encontrada. Os problemas de otimização podem ser categorizados como:

- **Otimização linear:** Apresenta variáveis contínuas, função objetivo e restrições lineares. Não pode apresentar variáveis discretas, e função objetivo e restrições não lineares.
- **Otimização não linear:** Apresenta Variáveis contínuas, função objetivo linear e/ou restrições não lineares. Não pode conter variáveis discretas.
- **Otimização linear inteira:** Apresenta variáveis discretas, função objetivo linear e restrições lineares. Não pode conter variáveis contínuas e não linearidade na função objetivo e nas restrições.
- **Otimização linear inteira mista:** Apresenta variáveis contínuas e discretas, função objetivo e restrições lineares. Não pode apresentar não linearidades na função objetivo e nas restrições.

- **Otimização não linear inteira mista:** Apresenta variáveis contínuas e discretas, função objetivo e/ou restrições não lineares.

Um importante conceito sobre o resultado da otimização é a diferença entre ótimo global e ótimo local. Tomando como exemplo um problema de otimização de minimização, o ótimo local é definido como sendo o menor valor em torno de uma vizinhança. Podem haver vários ótimos locais em uma mesma função objetivo. Por outro lado, o ótimo global é o menor valor da função dentro de toda a região de possível solução. A Figura 19 ilustra pontos de ótimo locais e ótimo global dentro de uma mesma função objetivo.

Figura 19 – Ótimos locais e global em uma função objetivo



Fonte: O Autor

As técnicas de otimização são o processo matemático aplicado para encontrar os valores máximo ou mínimos da função objetivo dos problemas de otimização. Para garantir uma escolha adequada da técnica é necessário o conhecimento da categoria do problema de otimização, ou seja, se a otimização é linear, não linear, linear inteira, linear inteira mista, ou não linear inteira mista. As técnicas de otimização são classificadas de uma forma geral em três tipos:

- Técnicas de programação matemática
- Meta-Heurísticas
- Outras técnicas

As técnicas de programação matemática são baseadas em propriedade geométricas do problema de otimização. Algoritmo dos pontos interiores, algoritmo Simplex, método de Newton, Quase-newton, Branch & Bound, Cutting Planes são as técnicas de programação matemática mais conhecidas.

As Meta-Heurísticas consideram a otimização como um problema de otimização “caixa preta”, e a solução é buscada de uma forma eficiente dentro do espaço solução.

Alguns exemplos de meta-heurísticas são: Genetic Algorithm, Particle Swarm Optimization, Artificial Bee Colony, Differential Evolution, Teaching Learning Based Optimization entre outras.

Por fim, existem técnicas de otimização que não se enquadram como técnica de programação matemática e Meta-Heurísticas, como por exemplo, Método de Fibonacci, Simplex Search, Golden Section Method.

2.4.1 Otimização de UHEs

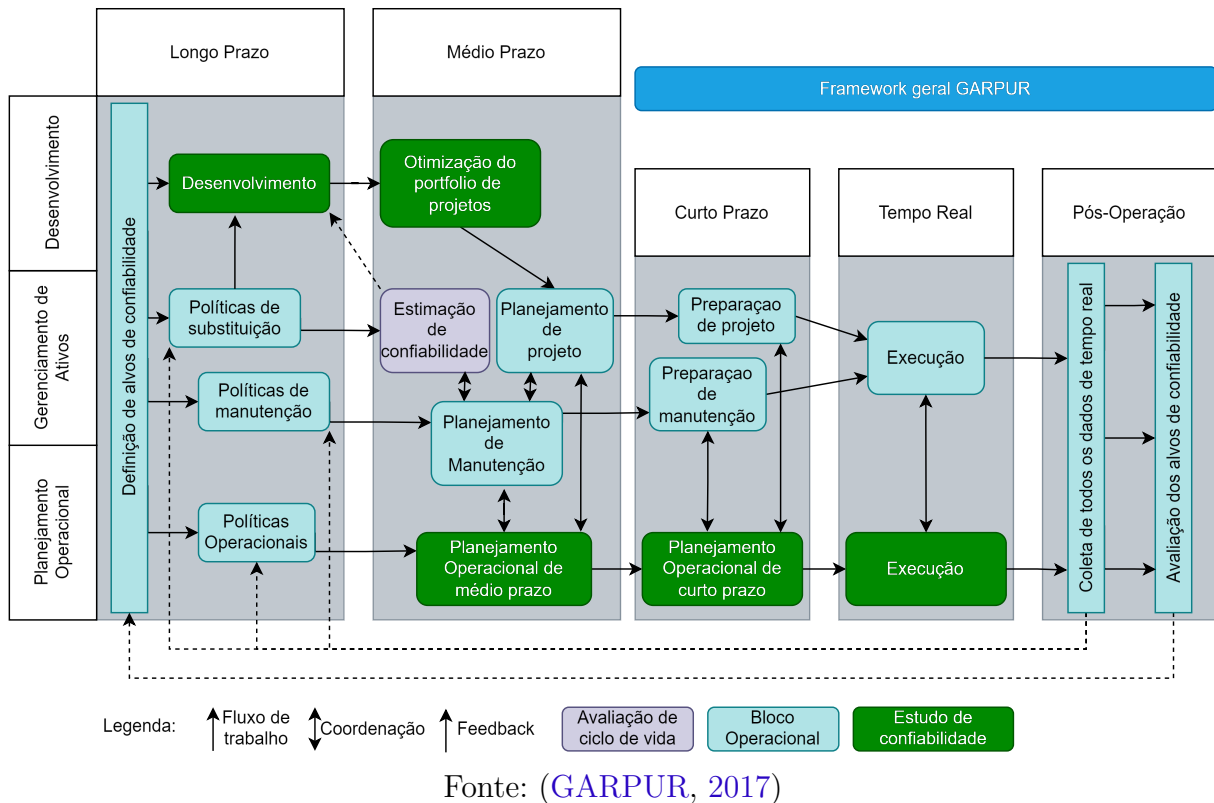
A otimização da operação de usinas hidrelétricas está intrinsecamente relacionada aos desafios do problema de *unit commitment* e ao gerenciamento eficiente dos reservatórios, como discutido na fundamentação do problema de pesquisa que origina esta tese. Aquela Seção evidenciou a complexidade de equacionar a produção energética diante das variáveis flutuantes, como demanda de energia, disponibilidade de água e regulamentações ambientais. As diferentes abordagens exploradas para o despacho ideal apontam para a necessidade de ferramentas de simulação e modelos matemáticos que permitem a otimização da operação das usinas hidrelétricas, maximizando a eficiência energética enquanto minimizam os impactos ao ambiente e os custos operacionais.

A busca por estratégias de operação que se alinhem com as exigências do mercado de energia e a sustentabilidade ambiental requer um aprofundamento na análise das práticas atuais e a proposição de inovações que possam superar os desafios presentes na gestão das UHEs. Portanto, os trabalhos desenvolvidos na linha da otimização de UHEs se voltam para a expansão desses conceitos ao explorar métodos avançados de otimização que integram critérios econômicos, técnicos e ambientais.

Com o aumento da demanda energética, a incerteza gerada pelas fontes de energia intermitentes, a crescente complexidade do sistema elétrico e a emergência de novos padrões de confiabilidade, torna-se imprescindível que os sistemas elétricos sejam administrados de maneira confiável e sistemática, buscando um equilíbrio aprimorado entre confiabilidade e custos. Isso se dá em um contexto onde os métodos existentes progressivamente vão se tornando obsoletos (GARPUR, 2017).

Neste contexto, o projeto GARPUR propôs um *framework* geral, ilustrado na Figura 20, que estrutura as etapas de planejamento operacional, gestão de ativos e desenvolvimento em escalas de tempo variadas: longo, médio e curto prazo, tempo real e pós-operação. A iniciativa deste projeto foca especialmente nas fases de curto prazo, tempo real e pós-operação, visando aprimorar a eficácia na gestão desses períodos críticos.

A metodologia desenvolvida resulta em uma técnica orientada pelo risco, que capacita os operadores de sistemas elétricos a tomar decisões com base nas probabilidades de falha dos componentes da rede elétrica, bem como nas consequências e nos custos so-

Figura 20 – *Framework* geral desenvolvido pelo projeto GARPUR (traduzido)

cioeconômicos associados a essas falhas. Essa abordagem foi intitulada como *Reliability Management Approach and Criterion* (RMAC), estabelecendo um critério inovador para a gestão da confiabilidade em sistemas elétricos.

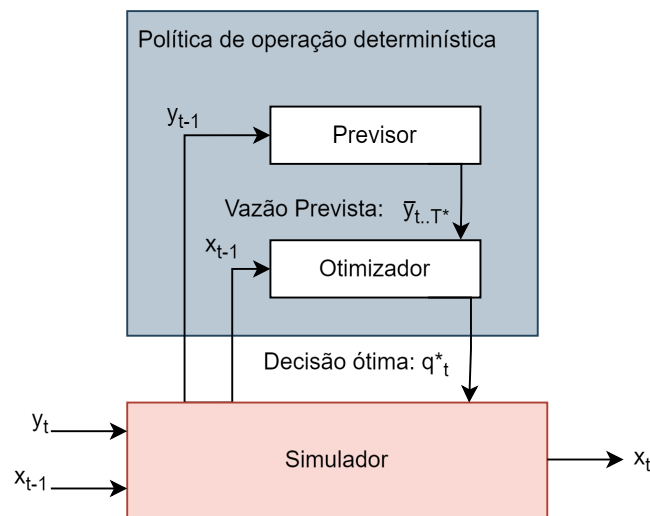
Zambelli et al. (2012) discute os impactos da programação de operação em grandes sistemas hidrelétricos, propondo a divisão de estratégias de operação em: programação hidrotérmica de longo prazo (*Long Term Hydrothermal Scheduling* - LTHS) e de curto prazo (*Short Term Hydrothermal Scheduling* - STHS). A LTHS consiste na geração mensal das decisões de programação para um período de vários anos, o objetivo primário neste caso é lidar com as incertezas associadas com o planejamento de longo prazo, especialmente sobre a vazão de entrada do sistema. Algumas simplificações podem ser utilizadas, como por exemplo, a utilização de valores médios de eficiência de turbogeradores para geração hidrelétrica em substituição de curva colina. Além disso, os resultados do LTHS guiam a operação de curto prazo, e as decisões de geração mensal são segregadas por semana estabelecendo um alvo para o modelo STHS.

O STHS visa determinar a geração térmica e hidrelétrica de energia, além do número de unidades despachadas em cada planta hidrelétrica, visando atender a demanda do sistema para cada hora da semana. É desenvolvido para aperfeiçoar algum critério de desempenho enquanto mantém os alvos de geração definidos pelo LTHS, respeitando as limitações operacionais para as plantas. Como neste cenário os aspectos hidrológicos

podem ser mais bem estimados, o desafio dessa etapa está nas não-linearidades do sistema e no atendimento dos limites de operação. As soluções propostas foram aplicadas ao sistema de geração hidrotérmica brasileiro.

A solução proposta para o LTHS baseia-se num *framework* de controle de malha aberta e é apresentado na Figura 21, onde num dado estágio t no horizonte de simulação, os níveis do reservatório x_{t-1} são utilizados como condições iniciais para o modelo de otimização determinística que deve resolver o problema LTHS para um horizonte T^* , as vazões de entrada do sistema são obtidas pelo módulo predictor com base em dados históricos. O módulo de otimização então fornece o despacho ótimo de cada planta para o horizonte de otimização, mas apenas o primeiro estágio q^*_t é enviado para o modelo de simulação, que calcula as consequências daquela decisão considerando a simulação de vazão de entrada e fazendo correções conforme necessárias. No próximo estágio $t+1$ o ciclo se repete. Este procedimento de “prever-otimizar-atualizar” repete-se até o fim do horizonte de planejamento T .

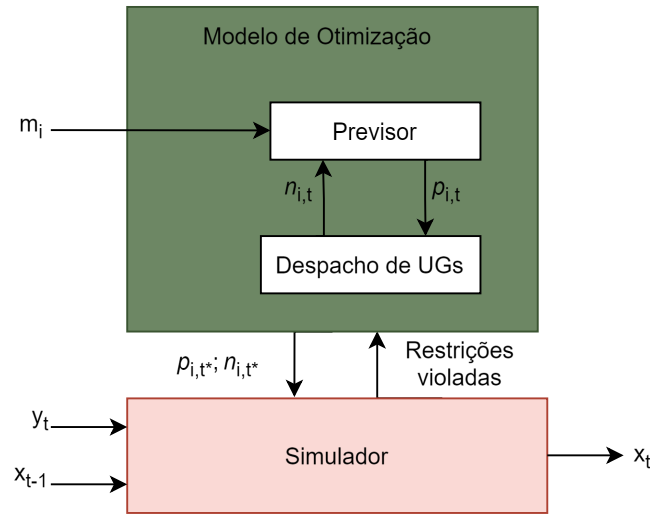
Figura 21 – Esquemático de controle preditivo proposto para solução do LTHS



Fonte: (ZAMBELLI et al., 2012)

A solução proposta para o STHS baseia-se em uma técnica de relaxamento baseada na decomposição otimização-simulação. O modelo de otimização determina o número de unidades geradoras em operação em cada planta hidrelétrica, bem como a geração em cada planta térmica, as metas de geração e limitações de operação. O resultado da otimização é simulado para identificar possíveis violações de restrições, e em caso de ocorrência destas, novos limitadores são incluídos no modelo de otimização para eliminá-las, e o procedimento se repete até que todos os limitadores sejam respeitados. O modelo de otimização pode ser dividido em duas etapas: uma para a programação da geração e outro para o comissionamento de unidades, com diferentes características entre si. A Figura 22 apresenta um esquemático da solução proposta.

Figura 22 – Esquemático de controle preditivo proposto para solução do STHS



Fonte: (ZAMBELLI et al., 2012)

A solução ainda aborda as previsões de vazão de entrada no sistema, comparando modelos de previsão mensais, anuais e semanais. Foram realizados estudos de caso com a comparação entre 2 cenários: otimista e pessimista, para a definição de estratégias tanto para o LTHS quanto para o STHS.

Em outro trabalho, uma análise geométrica da dinâmica de reservatórios em operação de plantas hidrelétricas é apresentada por Martins e Soares (2016). Baseando-se nos limites mínimos e máximos da liberação de água, é possível calcular os limites superiores da evolução dos níveis de reservatório dentro de um dado horizonte de planejamento. O *framework* resultante funciona como uma ferramenta para determinar a necessidade de representação de equações de continuidade de águas nos modelos de programação hidrelétrica de curto prazo. Uma aplicação numérica no sistema elétrico brasileiro é apresentada, e mostra que a maioria delas não necessita de tais equações na programação de curto-prazo, devido a sensibilidade insignificante dos níveis de elevação de reservatório em horizontes de um dia para suposições práticas.

No contexto de otimização da eficiência operacional das unidades geradoras e do problema do despacho ideal, existe uma grande variedade de trabalhos utilizando abordagens clássicas de otimização. Bortoni, Bastos e Souza (2007) apresenta, uma estratégia para a distribuição de carga entre unidades geradoras de plantas hidrelétricas, visando a máxima eficiência na conversão de energia de acordo com a potência de despacho, utilizando uma técnica de otimização combinatória baseada em heurística. Também propõem um equipamento para a obtenção online da eficiência de componentes do sistema, sem a necessidade de informações prévias de suas eficiências. As entradas do modelo proposto são a potência fornecida por cada unidade e a eficiência da conversão desta energia. A saída é um sinal para atuar como referência em cada controlador de velocidade. A oti-

mização é obtida através da aplicação de pequenos distúrbios controlados na potência gerada de cada unidade, de forma a descobrir a máxima eficiência geral.

A otimização parte de uma condição inicial considerando que todas as unidades têm a mesma função de custo, e conduzem um balanço de carga igualitário entre as unidades. Quando a geração possui grupos geradores diferentes entre si, uma condição operacional arbitrária obtida de acordo com o histórico de operação é utilizada. Os passos seguintes consistem na aplicação de pequenos degraus definidos na potência gerada por cada unidade, mantendo a geração total sempre igual a demanda total, de forma a encontrar a combinação de energia gerada por unidade que apresenta melhor eficiência. A Figura 23 apresenta um exemplo de tal processo:

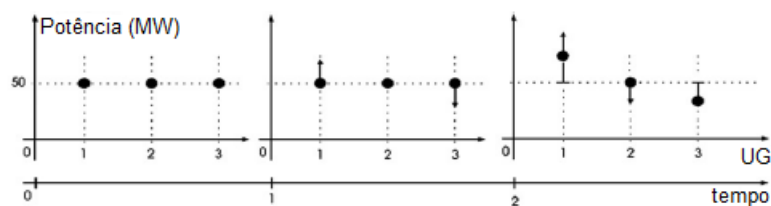


Figura 23 – Processo de busca de distribuição de carga entre três UGs

Fonte: (BORTONI; BASTOS; SOUZA, 2007)

O algoritmo de busca deve também possuir uma heurística capaz de direcionar a busca para a distribuição da potência entre as unidades que resulta na eficiência geral mais elevada. A heurística Steepest-Ascent Hill Climbing foi a escolhida para esta função. Por fim, estudos de casos para o balanço de carga entre 2, 3 e 10 unidades foram apresentados e discutidos.

Bastos et al. (2011) apresentam a proposta de otimização da operação de plantas hidrelétricas pela distribuição de carga nas unidades geradoras, comparando alguns algoritmos para a simulação e otimização da pequena hidrelétrica de Rio Bonito. As curvas de eficiência das unidades geradoras foram obtidas através de testes de campo.

Bortoni et al. (2015) propõem uma nova metodologia de operação de plantas hidrelétricas de comporta única, através da distribuição otimizada da potência de despacho entre as unidades geradoras disponíveis, visando a máxima eficiência de conversão de energia global da planta. O método proposto é online e utiliza um único medidor de pressão no fim da comporta da planta. Os resultados apresentados demonstraram um aumento da eficiência de operação sob variadas condições.

Uma meta-heurística híbrida para a otimização da operação de uma hipotética central hidrelétrica é apresentada por Bastos, SOUZA e Bortoni (2004) utilizando a alocação ótima de cargas nas unidades geradoras, visando a maximização do rendimento da conversão de energia hidráulica em elétrica. A meta heurística apresentada é a da Steepest-Ascent Hill Climbing combinada com a meta-heurística GRASP (Greedy Ran-

domized Adaptive Search Procedure) aplicada a otimização combinatória permutacional online.

[Finardi e Scuzziato \(2013\)](#) introduziram um modelo matemático complexo para o agendamento do compromisso e carga de unidades hidrelétricas, que foi resolvido através de uma estratégia de decomposição dual, mostrando eficiência na alocação de geração entre as unidades.

[Daadaa et al. \(2021\)](#) propuseram um modelo de otimização que visa maximizar a produção de energia por meio de pontos de eficiência, utilizando programação linear inteira mista. Este modelo foi testado em instalações no Canadá, onde demonstrou aumentar significativamente a geração de energia, enquanto respeitava os limites operacionais e ambientais.

[Santos et al. \(2023\)](#) exploraram a aplicação de programação inteira dinâmica dual acelerada (DDiP), que introduz uma decomposição multiperiódica e estratégias de sobreposição para resolver problemas de geração de energia em curto prazo de forma eficiente.

O estudo de [e Souza et al. \(2022\)](#), aborda o problema do despacho de unidades hidrelétricas utilizando um algoritmo baseado em programação linear inteira mista. Eles utilizaram uma abordagem de casco convexo para modelar regiões côncavas da função de produção, proporcionando uma solução rápida e precisa para a gestão otimizada das unidades geradoras.

No campo de modelagem de longo prazo, [Fredo et al. \(2021\)](#) introduziram técnicas para reduzir a dimensionalidade do problema por meio da agregação de influxos, o que provou ser eficaz na representação mais detalhada da função de produção hidrelétrica e na redução de custos operacionais.

Ainda utilizando abordagens mais clássicas de otimização, alguns trabalhos abordam problemas em sistemas de grande escala. No trabalho de [Barros et al. \(2003\)](#) foi desenvolvido um modelo prático de otimização mensal chamado SISOPT, específico para a gestão do sistema hidrelétrico brasileiro, que possui uma capacidade instalada de 69.375 MW. O modelo, que inicialmente usava programação linear (LP) e não linear (NLP), conseguiu orientar eficientemente as operações em tempo real, produzindo resultados que superaram os registros operacionais históricos.

Destacam-se ainda, dois trabalhos realizados na usina hidrelétrica de Santo Antônio, usina que também é instalada na bacia do rio Madeira, à jusante da UHE Jirau, e possui certo grau de similaridade na operação: a UHE Santo Antônio também possui 50 UGs e é afetada pelo transporte de sedimentos pelo rio, no entanto, as máquinas possuem projetos diferentes, e assim tem características nominais de operação diferentes em relação as de Jirau. O estudo de [Cardoso Filho, Finardi e Aquino \(2021\)](#) incorpora o fluxo de potência alternada (ACPF) em suas otimizações, apresentando um método de programação

quadrática inteira mista que minimiza as perdas de transmissão. Este estudo foi aplicado ao sistema hidrelétrico de Santo Antônio, demonstrando uma redução consistente nas perdas.

Já no estudo de [Brito et al. \(2022\)](#), os autores apresentam um sistema de recomendação para o despacho ótimo de carga em tempo real na Usina Hidrelétrica de Santo Antônio, baseado em programação linear inteira mista (MILP). A complexidade do problema advém da existência de 50 UGs com curvas de eficiência hidráulica distintas e variações de carga devido à localização das barragens das UGs. A metodologia proposta permite um controle mais eficiente e rápido do despacho de carga, resultando em melhorias significativas na produtividade da planta, alcançando um aumento de 9852,63 MWh na geração de energia no ano de 2019 em comparação com o método operacional anterior.

Por outro lado, os avanços em técnicas computacionais, bem como em metodologias e ferramentas baseadas em inteligência artificial, trazem novas possibilidades para enfrentar os desafios da operação de Usinas Hidrelétricas (UHEs). Estas plantas de geração de energia estão sujeitas a variações significativas em sua operação devido a flutuações no cenário hidrológico, além de envolverem um grande número de variáveis e grandezas. Esse contexto oferece um terreno fértil para a aplicação de técnicas de inteligência artificial na construção de modelos de otimização. Frequentemente, os modelos lineares e clássicos apresentam limitações, enquanto as abordagens baseadas em IA podem superar essas barreiras, proporcionando soluções mais eficientes e robustas para a operação dessas plantas.

A literatura disponível acerca da utilização de IA para a otimização da operação de usinas hidrelétricas é abundante. [Bernardes Jr et al. \(2022\)](#) demonstram através de uma revisão sistemática que as técnicas de ML foram aplicadas principalmente na previsão de vazão de rios e na otimização da operação de reservatórios, com o horizonte de programação de longo prazo sendo o mais comum nas aplicações avaliadas. As técnicas de aprendizado supervisionado, especialmente a aprendizagem profunda, emergiram como as mais utilizadas, devido à sua capacidade de modelar as complexidades associadas à geração de energia hidrelétrica.

Além disso, o trabalho indica que, apesar de ser um tema amplamente explorado, novas áreas apresentam oportunidades para pesquisas disruptivas utilizando as ferramentas de IA, tais como previsões de programação em tempo real, otimização de sistemas de usinas a fio d'água e operação de usinas hidrelétricas de baixa queda.

[Castelletti et al. \(2010\)](#) apresentaram um estudo no sistema hidrológico do Lago Como na Itália, utilizando técnicas de aprendizado por reforço e criando o método Fitted Q-iteration (FQI) para lidar com a chamada “maldição da dimensionalidade” de grandes sistemas hidrológicos em substituição às simplificações e aproximações utilizadas em modelos estocásticos para planejar políticas operacionais diárias.

Castelletti, Pianosi e Restelli (2013) abordaram a operação de sistemas hidrológicos de grande escala com objetivos conflitantes e não comparáveis entre si, quando normalmente é necessário comparar o tradeoff entre cada um deles. Esse processo é bastante exigente em termos computacionais. O estudo propõe uma adaptação do método de aprendizado por reforço desenvolvido em 2010 para trabalhar com enfoque multiobjetivo. O método é apresentado com uma aplicação no reservatório HoaBinh do rio Da no Vietnã, comparando os resultados do método com o uso reiterado de FQI e com um modelo de parametrização-simulação-otimização multiobjetivo.

Trabalhos como os de Chang e Chang (2009), Chang et al. (2010) e também o de Hakimi-Asiabar, Ghodsypour e Kerachian (2010) propuseram a operação multiobjetivo de sistemas reservatórios utilizando Algoritmos Genéticos (GA). Chang e Chang (2009) trataram da operação dos reservatórios Feitsui e Shihmen em Taiwan, em 2009, aplicando o GA de triagem não-dominada (NSGA-II) para demonstrar que diferentes estratégias operacionais reduziram os índices de escassez dos reservatórios.

Chang et al. (2010) utilizaram GA limitados para aperfeiçoar a estratégia de operação do reservatório Shihmen, e mostram que o método atinge resultados melhores que os observados historicamente.

Já o trabalho de Hakimi-Asiabar, Ghodsypour e Kerachian (2010) apresentou um GA com auto-aprendizado para otimizar a operação de um sistema multi-reservatório com três objetivos: suprir as demandas de água, geração hidrelétrica de energia e o controle da qualidade da água a jusante da usina. A aplicabilidade do método foi demonstrada gerando políticas de operação do sistema multi-reservatório Karoon-Dez no Irã.

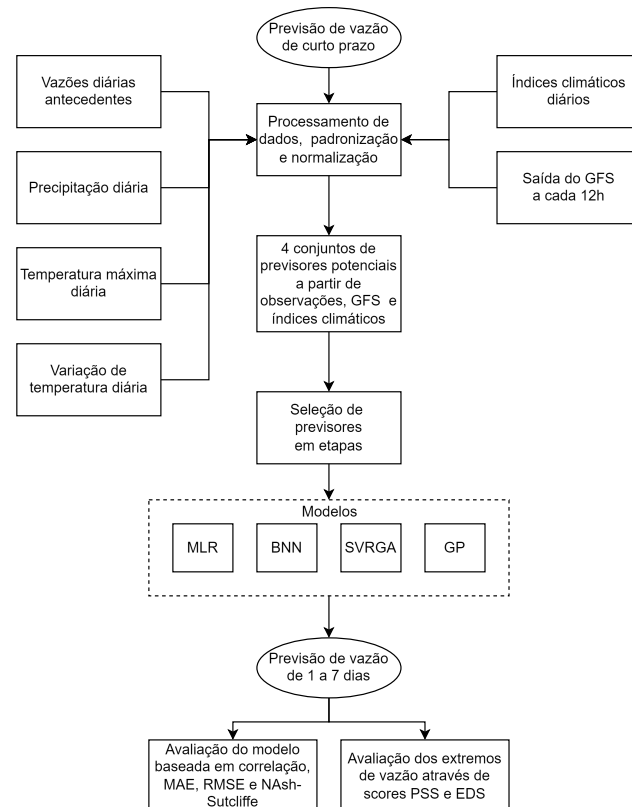
No caso de usinas hidrelétricas a fio d'água, devido à ausência de grandes reservatórios, as variações de cenários hidrológicos são ainda mais impactantes. Portanto, faz-se necessário identificar e prever tais mudanças, de forma a ajustar a operação para lidar adequadamente com os novos cenários, mantendo os resultados operacionais dentro dos patamares desejados.

Štravs e Brilly (2007) utilizaram técnicas de ML em dados de vazão de rios para criar um coeficiente relacionado à taxa de vazão de rios na qual a previsão semanal de baixa correnteza é realizada com a queda da vazão no dia anterior. O modelo foi aplicado em afluentes eslovenos do rio Sava, e os resultados mostram melhoria na acurácia das previsões e que a variação da vazão nas últimas 24 horas é mais importante para a vazão dos próximos sete dias do que a vazão no momento da previsão.

O método de Regressão Linear Múltipla (MLR) e três métodos de ML (Rede Neural Bayesiana - BNN, Regressão com Vetor Suporte - SVRGA e Processo Gaussiano - GP) foram comparados por Rasouli, Hsieh e Cannon (2012) para prever as vazões diárias de uma pequena bacia hidrográfica na Colúmbia Britânica, no Canadá, com prazos de 1

a 7 dias, utilizando dados de previsão do tempo do sistema de previsão global (Global Forecasting System - GFS), índices climáticos globais e observações meteo-hidrológicas locais. A Figura 24 apresenta o arquétipo do modelo de previsão desenvolvido.

Figura 24 – Sistema de previsão de vazões desenvolvido no trabalho



Fonte: (RASOULI; HSIEH; CANNON, 2012)

Para avaliação dos resultados, os autores analisaram a correlação entre valores previstos e observados, erro médio absoluto (MAE), raiz quadrada do erro médio (RSME) e o coeficiente de Nash-Sutcliffe. As vazões extremas são avaliadas através das metodologias Peirce Skill Score (PSS) e Extreme Dependency Score (EDS). Como resultados foram apresentadas as melhores variáveis de predição para cada prazo e notou-se que a BNN apresenta melhores resultados que as outras metodologias

Segundo Yilmaz e Muttil (2014), a previsão de escoamento a curto e longo prazo são vitais para o gerenciamento adequado e sustentável dos recursos hídricos. Por este motivo, aplicaram técnicas de IA como Redes Neurais Feed-Forward (FFNN), Adaptative Neuro Fuzzy Inference System (ANFIS) e Algoritmos Genéticos para prever a vazão de rios. Os métodos foram aplicados em três sub-bacias (superior, intermediária e inferior) da bacia do rio Eufrates na Turquia. Como resultado, verificou-se que os métodos ANFIS e FFNN foram os melhores para as sub-bacias superior e inferior, enquanto que para a sub-bacia intermediária os melhores métodos foram GP e ANFIS. O modelo também foi capaz de preencher adequadamente lacunas de dados (causados, por exemplo, por mau

funcionamento ou inexistência de medidores).

Além das aplicações hidrológicas, também existem trabalhos abordando a operação das usinas hidrelétricas propriamente ditas. [Lucifredi, Mazzieri e Rossi \(2000\)](#) apresentaram uma comparação entre três métodos para o sistema de monitoramento da manutenção preditiva de sistemas hidrelétricos de potência: a Regressão Linear Múltipla (MLR), a técnica Kriging, que é uma variante da MLR em que a variável linear é uma combinação linear das variáveis de processo, de forma a minimizar a variância do erro de estimativa, e o terceiro método consiste na aplicação de uma Rede Neural Artificial (ANN). Notou-se que a MLR e ANN exigem uma grande quantidade de dados para a afinação de sua operação (treinamento e validação no caso da ANN, e o plano otimizado da MLR) e tais processos ainda devem ser repetidos toda vez que há uma mudança no sistema (substituição de um equipamento, por exemplo), ao passo que a técnica de Kriging não apresenta tal dificuldade. Por fim, os autores argumentaram que uma técnica mista entre Kriging e ANN poderia gerar melhores resultados.

O trabalho de [Molina et al. \(2000\)](#) apresenta o uso de ANNs em uma arquitetura para o gerenciamento de plantas hidrelétricas através do monitoramento de um grande número de parâmetros da planta. A arquitetura foi composta por um sistema especialista e dois módulos com ANNs: previsão acústica (NNAP) – baseada em redes Kohonen com vetor de quantização de aprendizado de (LVQ) ouvindo os sons gerados pelos equipamentos elétricos, e manutenção preditiva (NNPM) – que usa um ART-MAP para identificar comportamentos anormais das variáveis da planta para evitar futuros mau-funcionamentos.

O sistema foi implementado no módulo preditivo da planta hidrelétrica de Villalcampo I em Zamora, na Espanha, passando por um período de verificação de desempenho com supervisão estrita da equipe técnica e considerado adequado para funcionamento, tendo se tornado uma importante ferramenta de suporte a tomada de decisão na planta.

2.4.2 Processos Decisórios de Markov - MDP

Situações em que o processo decisório é realizado por meio de uma sequência de decisões podem ser modeladas matematicamente como Processos de Decisão de Markov (MDP). Segundo [Pellegrini e Wainer \(2007\)](#), os MDPs são comumente usados para formular tomadas de decisões em sequência, considerando ambientes com incertezas tanto em relação ao resultado das ações executadas quanto ao próprio estado atual do ambiente.

Dadas as probabilidades resultantes da sequência de decisões, é possível determinar uma política que maximize o valor esperado. Um problema modelado como um MDP envolve: 1) um conjunto de estados; 2) um conjunto de ações, que podem modificar o estado atual do sistema; e 3) a possibilidade de observar, ainda que indiretamente, o resultado de cada ação tomada. Dada a descrição do problema, sua resolução busca encontrar uma

política ótima que determine, a cada estado, qual ação deve ser tomada para maximizar uma determinada recompensa ou minimizar o custo.

MDPs modelam processos estocásticos, onde a transição entre cada par de estados é probabilística. É possível observar o estado atual e interferir no processo periodicamente por meio das ações, o que é conhecido como épocas de decisão. Para cada estado/ação há recompensas ou custos associados. Alternativamente, é possível definir recompensas apenas por estado. Em um MDP, o resultado de uma ação em um estado depende apenas da ação e do estado em si, não importando como o processo chegou àquele estado. Os MDPs permitem que um tomador de decisões (agente) interfira periodicamente no sistema por meio do conjunto de ações que podem ser executadas. Formalmente, um MDP é definido por uma tupla (S, A, T, R) , sendo:

S : o conjunto de estados possíveis;

A : o conjunto de ações que podem ser executadas. A_s é o conjunto de ações possíveis a partir do estado s ;

$T(s, a, s')$: função de transição que resulta na probabilidade condicional $P(s'|s, a)$ de o sistema transitar do estado s para o estado s' ao executar a ação a ;

$R(s, a)$: função de reforço (positivo ou negativo) ao se tomar a decisão a estando no estado s . O reforço pode ser constante $R(s)$, ou pode considerar a probabilidade de se alcançar o estado s' $R(s, a, s')$.

O número de épocas disponíveis para a tomada de decisões é chamado de horizonte do MDP, denotado pela letra z . Horizontes podem ser finitos, infinitos ou indefinidos. Um horizonte finito limita o número de decisões a um valor fixo. Em horizontes infinitos a tomada de decisão é feita repetidamente, sem possibilidade de parada. É indefinido o horizonte onde a tomada de decisão é feita repetidamente, porém com possibilidade do processo parar ao alcançar ações ou estados definidos como finais.

Um MDP define também regras de decisão para escolher as ações a serem executadas em um determinado tempo de decisão. As regras de decisão podem ser, por exemplo, um mapeamento direto dos estados em ações. O conjunto de todas as regras é chamado de política (π). Geralmente, o objetivo é encontrar uma política que otimize um determinado critério de desempenho.

As políticas podem ser totais ou parciais. Em uma política total, cada uma das suas regras de decisão é definida para todos os estados do MDP. Uma política é parcial quando alguma de suas regras de decisão é definida para apenas alguns estados do MDP.

No que se refere às épocas de decisão, uma política pode ser estacionária ou não estacionária. Uma política é estacionária quando as ações tomadas não dependem da época

de decisão. Em relação ao mapeamento estado ação, as políticas podem ser determinísticas (cada estado é relacionado a uma única ação) ou não determinísticas (cada estado pode ser relacionado a um conjunto de ações). Em relação a quantos estados depende a escolha de uma ação, as políticas podem ser Markovianas (depende apenas do estado atual) ou não Markovianas (depende do histórico de ações e estados).

Quando em funcionamento, o tomador de decisões de um MDP observa o estado atual do sistema, consulta uma política e, em seguida, executa uma ação que pode modificar o estado atual. O tomador de decisões verifica o novo estado dando sequência ao processo, conforme o horizonte definido. A cada época de decisão, o tomador de decisões recebe recompensas. Duas políticas só podem ser comparadas se forem definidos critérios de desempenho.

Dada uma determinada política, é possível calcular o ganho total esperado de uma sequência de ações. A Equação 2.5 demonstra a formulação para o ganho total esperado considerando a recompensa imediata r para um horizonte finito z .

$$E \left[\sum_{k=0}^{z-1} r_k \right] \quad (2.5)$$

Também é possível aplicar um fator de desconto nessas decisões de forma a valorizar diferentemente as ações em função da época de decisão dentro do horizonte. O fator de desconto é representado por γ , de forma que $\gamma \in]0, 1[$, para garantir um valor limitado no caso de um horizonte infinito.

$$E \left[\sum_{k=0}^{z-1} \gamma^k r_k \right] \quad (2.6)$$

$$E \left[\lim_{z \rightarrow \infty} \sum_{k=0}^{z-1} \gamma^k r_k \right] \quad (2.7)$$

Assim, hipoteticamente, o valor 0 não considera as recompensas futuras, valorizando apenas o maior ganho imediato (o que é costumeiramente chamado de comportamento guloso), enquanto o valor 1 não aplica nenhum desconto para as decisões futuras, de forma que todas as decisões tem o mesmo peso.

Uma política ótima acontece quando a recompensa total esperada é maximizada para todos os estados. A função de valor $V^*(s)$ permite calcular a recompensa total esperada para a política ótima π^* .

$$V^*(s) = \max_{a \in A} \left[R(s, a) + \gamma \sum_{s' \in S} T(s'|s, a) V^*(s') \right] \quad (2.8)$$

A função ação-valor $Q^\pi(s, a)$ de uma dada política π define o valor da ação a tomada no estado s , considerando a recompensa imediata da execução desta ação neste estado e a recompensa total posterior esperada.

$$Q^\pi(s, a) = R(s, a) + \gamma \sum_{s' \in S} T(s'|s, a) V^\pi(s') \quad (2.9)$$

A política ótima π^* define as ações que retornam os máximos valores de Q para cada estado s :

$$\pi^*(s) = \arg \max_{a \in A} Q^*(s, a) \quad (2.10)$$

2.4.2.1 Solução de um MDP

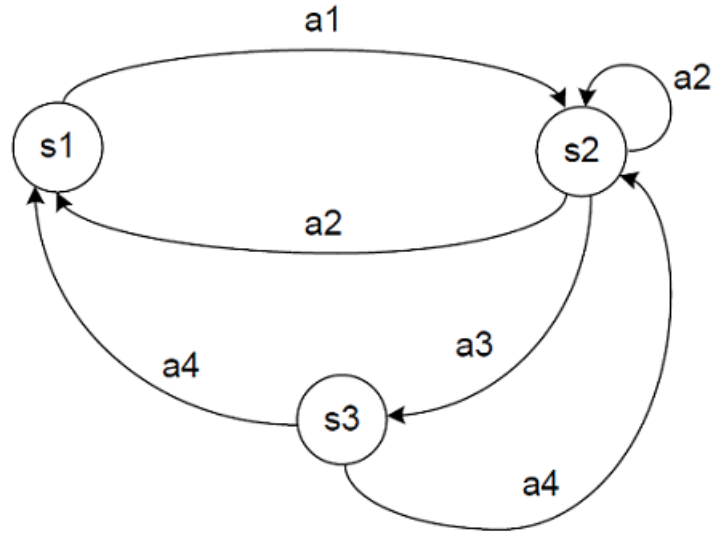
A técnica chamada Iteração de Valor, desenvolvida por [Bellman \(1966\)](#), é comumente utilizada para encontrar a política ótima de um MDP. O algoritmo de Iteração de Valor inicializa determinando os valores de V para todos os estados, usando o máximo retorno obtido das ações disponíveis. Conforme o algoritmo itera, o valor de cada estado é atualizado com base na soma do retorno esperado e do valor esperado dos estados futuros, descontado por um fator γ . O critério de parada do algoritmo, conhecido como Erro de Bellman, ocorre quando a mudança nos valores de estado entre iterações é inferior a um limite ϵ ajustado.

Este método é eficaz para problemas com espaço de estado gerenciável, mas enfrenta desafios significativos, como a maldição da dimensionalidade, em cenários com muitos agentes ou estados, onde o espaço de estado aumenta exponencialmente. Em tais casos, outras abordagens, como a Iteração de Política - técnica desenvolvida por [Howard \(1960\)](#), podem ser consideradas, alternando entre a determinação do valor para a política atual e a melhoria da política para aumentar o retorno esperado. Esta alternância continua até que a política se estabilize e não produza mais melhorias significativas.

2.4.2.2 Exemplo de um MDP

Para apresentar a construção e solução de um MDP, considere o seguinte exemplo traduzido do trabalho [Bastos \(2010\)](#): Um MDP de três estados é apresentado na Figura 25, enquanto as tabelas 2 e 3 apresentam as probabilidades de transição e as recompensas, respectivamente. O problema será resolvido considerando $\gamma = 0,9$ e $\gamma = 0,3$.

Figura 25 – Exemplo de um MDP de três estados.



Fonte: (BASTOS, 2010)

Tabela 2 – Probabilidades de transição

-	a_1	a_2	a_3	a_4
s_1	$(s_2; 1)$	-	-	-
s_2	-	$(s_1; 0, 9); (s_2; 0, 1)$	$(s_3; 1)$	-
s_3	-	-	-	$(s_1; 0, 4); (s_2; 0, 6)$

Tabela 3 – Recompensas

-	a_1	a_2	a_3	a_4
s_1	10	-	-	-
s_2	-	5	7	-
s_3	-	-	-	4

Os valores iniciais de cada estado são dados por:

$$\begin{aligned}
 V_0(s_1) &= 10 \\
 V_0(s_2) &= 7 \\
 V_0(s_3) &= 4
 \end{aligned}
 \tag{2.11}$$

O problema será resolvido utilizando o método de iteração de valor, e os primeiros

passos consistem em calcular as primeiras iterações com $\gamma = 0,9$.

$$Q_1(s_1, a_1) = R(s_1, a_1) + 0,9[T(s_2|s_1, a_1)V_0(s_2)]$$

$$Q_1(s_1, a_1) = 10 + 0,9 * 7 = 16,3$$

$$V_1(s_1) = Q_1(s_1, a_1) = 16,3$$

$$Q_1(s_2, a_2) = R(s_2, a_2) + 0,9[T(s_1|s_2, a_2)V_0(s_1) + T(s_2|s_2, a_2)V_0(s_2)]$$

$$Q_1(s_2, a_2) = 5 + 0,9(0,9 * 10 + 0,1 * 5) = 13,6$$

$$Q_1(s_2, a_3) = R(s_2, a_3) + 0,9[T(s_3|s_2, a_3)V_0(s_3)]$$

$$Q_1(s_2, a_3) = 7 + 0,9 * (4) = 10,6$$

(2.12)

$$V_1(s_2) = \max[Q_1(s_2, a_2), Q_1(s_2, a_3)]$$

$$V_1(s_2) = 13,6$$

$$Q_1(s_3, a_4) = R(s_3, a_4) + 0,9[T(s_1|s_3, a_4)V_0(s_1) + T(s_2|s_3, a_4)V_0(s_2)]$$

$$Q_1(s_3, a_4) = 4 + 0,9(0,4 * 10 + 0,6 * 7) = 11,4$$

$$V_1(s_3) = Q_1(s_3, a_4)$$

$$V_1(s_3) = 11,4$$

$$Q_2(s_1, a_1) = R(s_1, a_1) + 0,9[T(s_2|s_1, a_1)V_1(s_2)]$$

$$Q_2(s_1, a_1) = 22,3$$

$$V_2(s_1) = Q_2(s_1, a_1) = 22,3$$

$$Q_2(s_2, a_2) = R(s_2, a_2) + 0,9[T(s_1|s_2, a_2)V_1(s_1) + T(s_2|s_2, a_2)V_1(s_2)]$$

$$Q_2(s_2, a_2) = 19,4$$

$$Q_2(s_2, a_3) = R(s_2, a_3) + 0,9[T(s_3|s_2, a_3)V_1(s_3)]$$

(2.13)

$$Q_2(s_2, a_3) = 17,3$$

$$V_2(s_2) = \max[Q_2(s_2, a_2), Q_2(s_2, a_3)] = 19,4$$

$$Q_2(s_3, a_4) = R(s_3, a_4) + 0,9[T(s_1|s_3, a_4)V_1(s_1) + T(s_2|s_3, a_4)V_1(s_2)]$$

$$Q_2(s_3, a_4) = 17,3$$

$$V_2(s_3) = Q_2(s_3, a_4) = 17,3$$

Os resultados após as iterações convergirem para $\epsilon = 0,001$ são apresentados nas tabelas 4 e 5, para $\gamma = 0,9$. Para $\gamma = 0,3$ os resultados são apresentados nas tabelas 6 e 7

Tabela 4 – Política para $\gamma = 0,9$

Estado	V(s)	Ação
s_1	75,1	a_1
s_2	72,4	a_2
s_3	70,1	a_4

Tabela 5 – $Q(s, a)$ para $\gamma = 0,9$

-	a_1	a_2	a_3	a_4
s_1	75,1	-	-	-
s_2	-	72,4	70,1	-
s_3	-	-	-	70,1

Tabela 6 – Política para $\gamma = 0,3$

Estado	V(s)	Ação
s_1	12,7	a_1
s_2	9,2	a_3
s_3	7,2	a_4

Tabela 7 – $Q(s, a)$ para $\gamma = 0,3$

-	a_1	a_2	a_3	a_4
s_1	12,7	-	-	-
s_2	-	8,7	9,2	-
s_3	-	-	-	7,2

É possível observar os efeitos do fator de desconto na decisão sobre o estado s_2 . Para $\gamma = 0,3$, o maior ganho acumulado é obtido ao escolher a ação a_3 , visto que a recompensa imediata desta ação é maior. No entanto, ao considerar $\gamma = 0,9$, o agente passa a valorizar mais os ganhos futuros e portanto a ação a_2 passa a ser a ação de maior ganho acumulado para o estado, ou seja, torna-se mais vantajosa para o tomador de decisão.

2.4.2.3 Processos Decisórios de Markov Parcialmente Observáveis (Partially Observable Markov Decision Process - POMDP)

Há cenários onde o estado atual de um sistema pode não ser totalmente conhecido. Para esses casos, é possível utilizar uma generalização do MDP conhecida como Processos de Decisão de Markov Parcialmente Observável (POMDP). Caso não seja possível observar o estado atual, a tomada de decisões se baseia no histórico de ações executadas e observações realizadas ao longo do tempo. Ao invés de manter um estado atual, mantém-se uma distribuição de probabilidades sobre os estados enquanto as decisões são tomadas. POMDPs são mais difíceis de resolver, contudo são mais expressivos que MDPs. POMDPs são utilizados em diversas áreas, como visão computacional, navegação de robôs,

modelagem de comportamento em ecossistemas, aplicações militares, diagnóstico médico, educação, etc.

Formalmente, um POMDP é definido por uma tupla (S, A, T, R, Ω, O) , sendo:

$S, A, T(s, a, s'), R(s, a)$: igual aos MDPs;

$\Omega = \{o_1, o_2, \dots, o_k\}$: um conjunto de observações realizadas;

$O(s', a, o)$: função que resulta na probabilidade condicional $P(o|s', a)$ de observar o , dado o estado s' e a última ação a executada.

Quando em funcionamento, o tomador de decisões de um POMDP verifica, a cada época de decisão, o estado de informação atual I_k (I_k representa o conhecimento sobre o sistema na época de decisão k), a última ação executada, e a última observação obtida. Então, um estimador de estados de informação determina um novo estado de informação para ser usado como entrada para uma política, a qual determina a próxima ação a a ser executada (LITTMAN, 2009). A execução de a tem efeito sobre o ambiente, que resulta em uma observação o . Na época de decisão seguinte, o e a serão utilizadas a fim de determinar o próximo estado de informação.

2.4.2.4 Utilização de MDPs e POMDPs no setor de geração

O acervo de trabalhos que utilizam MDPs ou POMDPs no setor de geração de energia é vasto. No entanto, poucos trabalhos foram realizados utilizando tais técnicas diretamente na otimização da operação como este trabalho propõe, e em sua maioria utilizam-nas em problemas de precificação da energia, visando maximizar os lucros. Alguns trabalhos utilizando MDPs/POMDPs no setor elétrico são apresentados a seguir:

Cervone et al. (2016) fizeram uma análise dos benefícios da adoção de sistemas de armazenamento para reduzir os custos de desequilíbrio associados às fontes de energia renováveis. Para isso, foram utilizados dados históricos de 20 anos para gerar uma série de irradiância e calcular a produção de energia fotovoltaica por meio de uma cadeia de Markov em tempo discreto. Os parâmetros de simulação de Markov foram profundamente estudados, a fim de serem otimizados e obter dados sintéticos confiáveis de irradiância no solo. Esses dados foram então utilizados como entrada de um modelo híbrido de energia fotovoltaica e armazenamento, permitindo obter resultados econômicos e técnicos realistas, resultando em melhorias em comparação aos métodos baseados em simulações probabilísticas de clima. Ainda neste artigo foi utilizada uma cadeia de Markov para a otimização do tamanho da bateria que seria utilizada neste sistema híbrido.

Apostolopoulou, Grève e McCulloch (2018) também utilizaram uma cadeia de Markov para a realização de previsões probabilísticas. Essas previsões podem ser usadas

como entrada para processos de tomada de decisão sob incerteza. Neste trabalho foi sugerida a maximização da energia elétrica por metro cúbico de água no sistema hidrelétrico em cascata, por um esquema ótimo de despacho, levando em consideração a incerteza da geração renovável acoplada à cascata.

[Zhou et al. \(2017\)](#) discutiram a importância do planejamento para a Geração de Médio Prazo em usinas hidrelétricas. Neste trabalho os autores afirmam que o problema de planejamento da geração hidrelétrica pode ser generalizado em um MDP em vários estágios. As decisões são tomadas de acordo com o estado inicial do reservatório e a previsão futura da entrada. Como o número combinatório de estados e decisões é enorme durante um período de programação, a combinação ideal de decisões foi encontrada por meio da Programação Dinâmica Determinística.

Uma aplicação comum de MDPs é a previsão do mercado de energia. [Shardin e Wunderlich \(2017\)](#) estudaram a avaliação de uma instalação de armazenamento de energia na presença de preços estocásticos de energia, como ocorre no caso de uma estação de bomba hidrelétrica. O problema consiste em maximizar o lucro esperado das instalações de armazenamento de energia a partir da escolha das taxas de carga e descarga. Para isso é usado um modelo de mudança de regime em que o preço da energia é um processo cujo desvio depende de uma cadeia de Markov com estados não observáveis (uma cadeia de Markov oculta).

Ainda referente a previsão do mercado financeiro, [Boukas et al. \(2018\)](#) modelaram o comércio de energia como um POMDP. O agente comercial deve selecionar dinamicamente os pedidos que maximizam seus benefícios em todo o horizonte. A dinâmica do sistema de armazenamento e as especificações do mercado durante o dia são modeladas. Devido à alta dimensionalidade e ao tamanho dinâmico da carteira de pedidos, foi motivada uma representação de estado equivalente e o uso de ações de alto nível. O objetivo das ações selecionadas é a identificação do custo de oportunidade da negociação. O problema de negociação durante o dia de um dispositivo de armazenamento foi resolvido usando técnicas de aprendizado por reforço, mais especificamente a Deep Q-Network.

Outra aplicação importante e de interesse para este projeto é a utilização de MDP para o auxílio na tomada de decisão em manutenção. Neste contexto [Fan e Zhang \(2016\)](#) propuseram um modelo de manutenção preventiva baseado no processo de decisão semi-Markoviano parcialmente observável (POSMDP), para avaliação da confiabilidade do sistema de energia. Um processo semi-Markoviano pode ser visto como um processo cujas sucessivas transições de estados são governadas pelas probabilidades de transição do processo Markoviano, mas sua permanência em qualquer estado é descrita por uma variável aleatória que depende do estado atual ocupado e do estado em que a próxima transição será feita. Neste trabalho é utilizado um modelo que considera que os componentes podem sofrer falhas de causas aleatórias e de envelhecimento. Desta forma, são executadas polí-

ticas de manutenção e inspeção ideais para evitar as falhas de envelhecimento, sendo que as manutenções devem ser evitadas ao máximo e sua duração deve ser a menor possível.

Uma proposta semelhante foi desenvolvida por [Byon e Ding \(2010\)](#) que utilizaram uma POMDP para manutenções ideais em turbinas eólicas. Assim como no trabalho de [Fan e Zhang \(2016\)](#) este sistema estava sujeito a deterioração e a falhas de diversos modos. A modelagem foi feita levando em consideração vários fatores críticos, especialmente as condições climáticas dinâmicas, que podem afetar a viabilidade da manutenção, tornando a política resultante dependente da estação do ano.

2.4.3 Otimização por enxame de partículas - PSO

Originada nos estudos de comportamento social de animais, como pássaros e peixes, a otimização por enxame de partículas (*Particle Swarm Optimization* - PSO) foi formalmente introduzida por [Kennedy e Eberhart \(1995\)](#), e é inspirada pela dinâmica social e capacidade coletiva desses animais de encontrar caminhos ótimos para recursos como alimentação. Este fenômeno natural foi abstraído em um modelo computacional que simula esse comportamento social, adaptando-o para a resolução de problemas matemáticos.

A aplicação da técnica PSO envolve inicialmente a criação de um “enxame” de partículas, onde cada partícula representa uma solução potencial no espaço multidimensional do problema. Cada partícula ajusta sua posição no espaço de busca baseada em sua própria experiência e na experiência das vizinhas, movendo-se em direção às posições de melhor desempenho que conhece, conhecidas como pbest (melhor posição da própria partícula) e gbest (melhor posição encontrada pelo enxame).

Para criar um algoritmo de PSO, inicializa-se com a definição de um conjunto de partículas com posições e velocidades aleatórias (existem casos onde tais parâmetros podem ser não aleatórios). A posição de cada partícula é ajustada iterativamente através da combinação de três componentes principais: a posição anterior, a melhor posição pessoal (pbest) e a melhor posição global (gbest) conhecida pelo enxame. A velocidade de cada partícula é atualizada em cada iteração levando em consideração tanto a informação pessoal quanto a social, reguladas por coeficientes que definem a influência relativa dessas informações. A essência da atualização da velocidade é guiada pela Equação:

$$v_i(t) = w \cdot v_i(t) + c_1 \cdot rand_1 \cdot (pbest_i - x_i(t)) + c_2 \cdot rand_2 \cdot (gbest - x_i(t)) \quad (2.14)$$

Onde:

$v_i(t)$ é a velocidade atual da partícula i

w é o coeficiente de inércia que controla o impacto da velocidade anterior na nova velocidade

c_1 e c_2 são coeficientes que representam a cognição pessoal e o aprendizado social, respectivamente

$rand_1$ e $rand_2$ são números aleatórios entre 0 e 1

$pbest_i$ é a melhor posição local da partícula i

$gbest$ é a melhor posição global encontrada pelo enxame

$x_i(t)$ é a posição atual da partícula i

Este algoritmo é iterado até que uma condição de término seja satisfeita, que pode ser um número máximo de iterações ou um limiar de erro mínimo. Através deste processo, o enxame de partículas tende a convergir para a melhor solução possível, explorando o espaço de busca de maneira eficiente e eficaz. Este método é particularmente útil em problemas onde as derivadas das funções objetivo não estão disponíveis ou são difíceis de calcular.

2.4.3.1 Utilização de PSOs no setor de geração

Diversos estudos empregam PSO para otimizar operações em usinas hidrelétricas e sistemas de reservatórios, enfrentando desafios como a maximização da produção de energia, a eficiência no uso da água e a minimização de custos. Cada artigo analisado oferece uma perspectiva diferente sobre como o PSO pode ser adaptado e melhorado para atender às necessidades específicas dos sistemas hidrelétricos em diferentes contextos geográficos e operacionais.

[Ye et al. \(2023\)](#) apresentam uma abordagem inovadora para o controle preditivo em tempo real em usinas hidrelétricas, utilizando um modelo acoplado baseado em dados e física. Eles empregam o PSO para otimizar a operação, reduzindo significativamente o tempo necessário para a otimização. Este estudo demonstra uma redução média de 83% no tempo de otimização, o que é crucial para a regulação em tempo real das usinas, especialmente sob condições operacionais variáveis.

[Niu et al. \(2018\)](#) exploram o PSO em um contexto multiobjetivo para a operação de reservatórios hidrelétricos em cascata no sudoeste da China. O uso de um modelo de PSO paralelo permite uma melhor convergência e qualidade das soluções, reduzindo a variabilidade na geração de energia. Este estudo ressalta como a paralelização do PSO pode aprimorar a tomada de decisões estratégicas em sistemas hidrelétricos de grande escala.

Yuan, Wang e Yuan (2008) desenvolvem uma versão aprimorada do PSO, a Enhanced PSO (EPSO), para otimizar a programação diária de geração em sistemas hidrelétricos. A EPSO inclui inovações como a introdução de repulsores para evitar soluções subótimas e o uso de sequências caóticas para melhorar a precisão e a velocidade de convergência. Este método mostrou-se superior aos convencionais, evidenciando a eficácia do EPSO na otimização da utilização de recursos hídricos.

Rahi, Chandel e Sharma (2012) utilizam o PSO para otimizar a relação custo-benefício no projeto de usinas hidrelétricas, demonstrando como a técnica pode ajustar parâmetros com eficácia para maximizar a viabilidade econômica. Os resultados obtidos sublinham a superioridade do PSO em comparação com outras técnicas, oferecendo soluções economicamente justificáveis.

Hammid e Sulaiman (2018) aplicam o PSO combinado com o algoritmo Firefly para otimizar a programação de geração de hidroeletricidade a longo prazo. A combinação dessas técnicas ajuda a escapar de ótimos locais, melhorando a busca por soluções ótimas globais e acelerando a convergência. Este estudo destaca a robustez e eficiência do método proposto, provando ser uma ferramenta valiosa na otimização complexa de sistemas de energia.

Al-Aqeeli e Agha (2020) investigam o uso do PSO para maximizar a produção anual de energia em um sistema multi-reservatório. A técnica é aplicada para desenvolver políticas ótimas de operação em tempo real, considerando as funções variadas dos reservatórios na gestão de riscos de enchentes. Este estudo ilustra a versatilidade do PSO em contextos energéticos complexos, contribuindo significativamente para a rede elétrica nacional com energia limpa e sustentável.

Yuan e Yuan (2010) apresentam uma abordagem aprimorada do PSO para alocar de forma econômica a geração de energia em usinas hidrelétricas em cascata em curto prazo. Eles propõem modificações na fórmula de atualização da velocidade das partículas, para superar a convergência prematura e manter a diversidade no enxame ao longo do processo de otimização. Os resultados destacam a eficácia da abordagem aprimorada, tornando-a um método promissor para a operação econômica de usinas hidrelétricas em cascata.

Moreno e Kaviski (2015) introduzem uma versão modificada do PSO para o despacho diário de pequenas usinas hidrelétricas. Ajustes no fator de inércia e a incorporação de métodos de busca local e global melhoram a capacidade do algoritmo de escapar de ótimos locais e acelerar a convergência para soluções de alta qualidade. Este estudo prova que a abordagem modificada é superior em comparação com outras heurísticas, oferecendo soluções mais eficientes para o gerenciamento diário das usinas.

Kiruthiga e Amudha (2019) exploram a otimização da geração de energia hidre-

létrica usando PSO, com foco na represa de Aliyar, na Índia. A técnica é aplicada para maximizar a geração de energia hidrelétrica definindo políticas ótimas de liberação de água da represa, superando métodos tradicionais e melhorando significativamente a capacidade de aproveitar o potencial hidrelétrico da represa.

Zhang e Huang (2020) utilizam o PSO em um contexto de big data para otimizar a alocação de recursos hídricos em reservatórios do rio Jinsha. A estratégia de paralelização do PSO, integrada a técnicas de big data, acelera o processo de otimização e proporciona soluções mais robustas e eficazes para o gerenciamento de recursos hídricos em grandes sistemas de reservatórios, mostrando melhorias significativas no desempenho e na capacidade de encontrar soluções ótimas.

2.5 Discussão sobre o posicionamento do trabalho ante a literatura avaliada

O problema de pesquisa que motivou este trabalho engloba uma grande variedade de desafios desde os mais comuns aos empreendimentos hidrelétricos, como o problema do despacho otimizado de unidades geradoras e o consumo dos serviços auxiliares, até os desafios específicos enfrentados pela UHE Jirau devido às suas características, como o problema do transporte de sedimentos no rio e seu impacto na perda de carga, e a complexidade decorrente do grande número de unidades geradoras. A revisão realizada sobre estes tópicos demonstra essa complexidade, e um cenário único englobando todos esses desafios impossibilita a aplicação de técnicas triviais para a sua solução.

Assim, a complexidade do problema é ampliada pela necessidade de integrar diferentes áreas de conhecimento, desde aspectos hidrológicos até a inteligência artificial, incluindo a automação de processos, a otimização por enxame de partículas (PSO), e os processos decisórios de Markov (MDP). O conhecimento nessas áreas se faz essencial para enfrentar as peculiaridades operacionais e as variáveis ambientais que impactam a operação da usina e sua eficiência operacional.

Em relação à literatura existente, o método proposto neste trabalho distingue-se significativamente pelas técnicas empregadas em conjunto, e pelos objetivos específicos que busca alcançar. Enquanto a maioria dos estudos foca em modelos teóricos de otimização ou em aplicativos genéricos de gestão energética, este trabalho incorpora uma abordagem prática e adaptada às condições específicas da UHE Jirau.

Em particular, os estudos de Glazyrin, Tverdokhlebov e Kazantsev (2015), Cardoso Filho, Finardi e Aquino (2021), Brito et al. (2022) são aqueles que possuem características que, em certa extensão, mais se assemelham às características do problema de pesquisa abordado por este trabalho, porém as abordagens adotadas em tais trabalhos divergem

bastante daquelas adotadas neste trabalho.

Os autores, em [Glazyrin, Tverdokhlebov e Kazantsev \(2015\)](#), propuseram, pela primeira vez, uma abordagem centrada nos efeitos das perdas de carga nas tomadas d'água de forma individualizada por unidade geradora. No entanto a aplicação limitou-se a uma pequena usina com apenas 3 UGs.

Por outro lado, os trabalhos de [Cardoso Filho, Finardi e Aquino \(2021\)](#) e [Brito et al. \(2022\)](#) foram desenvolvidos com base na UHE Santo Antônio, uma usina hidrelétrica que pode ser considerada uma gêmea não idêntica da UHE Jirau, pois também está instalada na bacia do Rio Madeira e conta com 50 UGs de 71,6 MW totalizando uma capacidade instalada ligeiramente menor que Jirau (3565 MW). Ao desenvolver seus modelos para uma usina que opera em condições próximas àquela que motiva este trabalho, é natural que os desafios enfrentados pelas usinas sejam semelhantes. Os trabalhos citados tentam resolver o problema sem a segregação em fases, utilizando métodos matemáticos e ferramentas clássicas de otimização para a simplificação e resolução do problema.

Este trabalho se posiciona de forma inovadora na literatura ao integrar a complexidade da gestão de sedimentos no tempo com a otimização do despacho energético em uma usina com grande número de UGs, aspectos que são frequentemente tratados de forma isolada nos estudos anteriores. A abordagem adotada aqui está diretamente alinhada com as necessidades operacionais da UHE Jirau, oferecendo soluções que não apenas otimizam o uso de recursos hídricos e energéticos, mas também contribuem para a sustentabilidade ambiental e econômica da usina. Este é um diferencial marcante, pois alia a teoria à prática operacional, em um contexto de alta relevância técnica e ambiental.

Portanto, a contribuição deste trabalho para a literatura pode ser considerada substancial, pois fornece uma metodologia refinada que pode ser adaptada para outras usinas que enfrentam problemas análogos. Os aspectos inovadores do trabalho, incluindo a aplicação prática de modelos teóricos em um contexto operacional real e complexo, dividindo o processo de otimização em fases distintas para redução de complexidade computacional, não resultam apenas em avanços no conhecimento acadêmico, mas também proporcionam ferramentas diretamente aplicáveis para a melhoria da eficiência e sustentabilidade das usinas hidrelétricas modernas.

3 Desenvolvimento da abordagem

3.1 Visão geral

Para resolver o problema da UHE Jirau, um problema bastante complexo devido ao grande número de unidades geradoras da usina, definiu-se a divisão do problema em partes menores e sequenciais, levando a uma solução satisfatória dentro de um horizonte de tempo adequado às necessidades da operação em tempo-real. Dadas as características físicas da usina, o problema foi dividido por margem, visto que cada uma delas possui uma casa de força diferente.

Visando diminuir ainda mais a complexidade computacional, foi feito um tratamento por ilhas de geração aproveitando-se da configuração física das casas de força da usina. Desta forma o algoritmo de otimização opera em fases sequenciais tratando as duas casas de força como usinas praticamente independentes entre si.

A primeira fase da otimização consiste na determinação da potência a despachar na usina toda, com base na vazão e queda bruta, observando-se o nível de reservatório atual e o esperado para o fim do dia. Assim pode-se decidir pelo despacho de maior ou menor vazão (e conseqüentemente maior ou menor potência) de acordo com a necessidade de movimentação do reservatório.

Após a determinação da potência total a ser despachada, a potência é dividida entre as margens com base nos níveis médios de obstrução (e por consequência na eficiência de despacho) das unidades geradoras de cada margem. Nessa fase são realizados tratamentos e pré-análises das UGs, para o agrupamento em máquinas médias que representam as ilhas e em relação ao nível de obstrução de cada unidade.

A potência por margem é então enviada para a fase dois do algoritmo, onde serão analisados os níveis de obstrução atuais e suas taxas de variações, o cenário hidrológico para cada unidade geradora e será determinado qual a melhor combinação de ilhas deve ser utilizada para despachar a potência demandada para a margem, observando-se todas as eventuais restrições operacionais. Para realizar tal operação, foram utilizadas as técnicas de processos decisórios de Markov, para computar corretamente as características estocásticas do sistema, na escolha da melhor combinação de ilhas para o despacho.

A terceira fase de otimização consiste em definir como será feita a distribuição real da potência entre as ilhas escolhidas. É utilizado um modelo de otimização por enxame de partículas para determinar a distribuição adequada de potência nas ilhas, para obter o ponto ótimo de operação no cenário apresentado.

Finalmente a quarta e última fase consiste na otimização da distribuição das potências alocadas para cada ilha entre as unidades geradoras disponíveis em cada uma delas.

Os algoritmos foram desenvolvidas em linguagem “M”, utilizando o ambiente e pacotes de funcionalidades do Octave. Para o cálculo do MDP foi utilizado o toolbox para MDP do Matlab, adaptado para o ambiente do Octave.

Para facilitar uma visão geral do leitor, serão listados os dados de entrada e saída do sistema.

Dados de entrada do otimizador via medições de campo:

- Máxima potência disponível para despacho por UG em função de sua queda líquida;
- Disponibilidade atual de cada UG (Disponível ou Indisponível);
- Disponibilidade futura de cada UG (Disponível ou Indisponível) - Após 30 minutos;
- Vazão total de entrada disponível para despacho;
- Queda bruta, considerando os pontos de referência da barragem;
- Perda de carga nas grades, considerando o valor médio ao longo da barragem;
- Rendimento global da usina no momento atual;
- Nível atual do reservatório;
- Máxima potência disponível para despacho, considerando a queda bruta;
- Queda líquida de cada UG;
- Valor atual do coeficiente de obstrução (K);
- Tendência de evolução do coeficiente de obstrução (K');
- Potência atual despachada em cada UG;
- Corrente de campo para a excitação da turbina de cada UG.

É importante ressaltar que a metodologia foi desenvolvida para ser utilizada na operação da UHE Jirau, e que durante a operação diária da usina existem situações que não podem ser previstas e exigem ações específicas e fora do padrão normal da operação, como por exemplo:

- Exigência por parte do ONS de um despacho de potência menor que o disponível em função da vazão;

- Um número mínimo de UGs ativas em cada margem de modo a sustentar as linhas de transmissão do subsistema norte do SIN;
- Alguma indisponibilidade ou restrição de utilização de UGs por motivos diversos;
- Regras que desestimulem a desativação de determinadas UGs. Um cenário possível é o caso de uma UG que está em operação mas apresenta problemas no processo de partida, sendo assim, não é interessante parar tal UG, pois ela pode apresentar falha no caso de uma eventual nova partida, ficando assim indisponível para utilização.

Para lidar adequadamente com tais situações, são necessários dados de entrada através de uma interface de usuário, em adição aos dados provenientes de medições de campo.

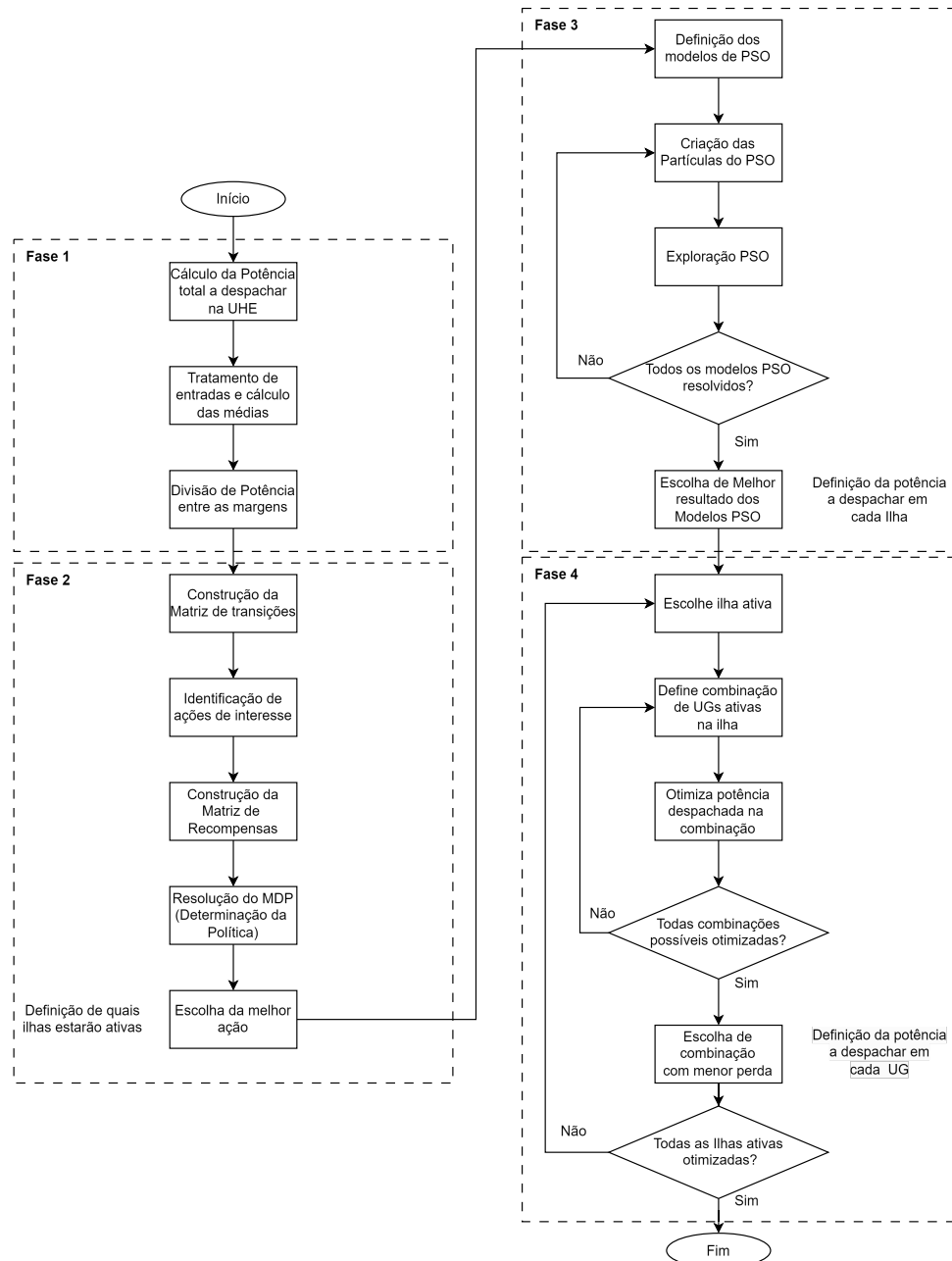
- Potência de despacho solicitada pelo ONS - em caso de restrições no sistema de transmissão ou necessidade de manobras no SIN;
- Nível de reservatório esperado para o fim do dia;
- Número mínimo de UGs ativas em cada margem;
- Restrições de determinadas UGs em relação à potência máxima despachável;
- Indisponibilidade forçada de UGs;
- Regras para o não-desligamento de UGs.

Finalmente, após a execução de toda a metodologia, são esperados os seguintes dados como saída do otimizador:

- Potência total a despachar na usina;
- Vazão a ser vertida;
- Potência a ser alocada em cada margem;
- Potência a despachar em cada UG;
- Queda líquida esperada por UG;
- Rendimento estimado pelo otimizador para cada UG;
- Rendimento global estimado pelo otimizador;
- Vazão turbinada por UG estimada pelo otimizador;
- Vazão turbinada total estimada pelo otimizador.

A Figura 26 apresenta um fluxograma geral da metodologia, ilustrando a divisão de fases proposta. Ressalta-se que as fases 02, 03 e 04 são executadas para ambas as margens, uma de cada vez e de forma sequencial.

Figura 26 – Fluxograma geral da metodologia



Fonte: O autor

As metodologias de coleta e tratamento dos dados, modelagem e cálculos de cada uma dessas fases serão apresentadas nas subseções seguintes.

3.1.1 Materiais e métodos de medição

Para o desenvolvimento da metodologia, foi necessário obter dados de campo que refletissem as condições reais de operação da UHE Jirau. Essa coleta foi realizada por meio de sistemas de monitoramento instalados na usina, aliados a técnicas de processamento e análise de dados. Os principais materiais e métodos utilizados são descritos a seguir:

- **Instrumentação e Sensores:**

Sensores de nível instalados na tomada d'água e no barramento forneceram medições de nível antes e após a grade (permitindo o cálculo da perda de carga em cada unidade geradora). Seus dados são enviados para o sistema SCADA da Usina

- **Sistema SCADA (Supervisory Control and Data Acquisition):**

O sistema SCADA foi responsável pelo monitoramento em tempo real de variáveis críticas como níveis de montante e jusante, vazão turbinada, potência gerada e corrente de excitação das UGs. Esses dados foram registrados a cada atualização de valor e armazenados em servidores para análise posterior.

- **Sistema de Acompanhamento de Usinas (SAU):**

Informações relacionadas à disponibilidade das unidades geradoras, intervenções de manutenção e registros operacionais foram extraídas do SAU, que consolida os dados operacionais e históricos da usina.

- **Modelos de Previsão Hidrológica:**

Dados hidrológicos, como previsão de vazão para os próximos dias, foram fornecidos pelo setor de hidrologia da UHE Jirau. Estes modelos utilizam diferentes algoritmos, considerando históricos e previsões climáticas. A previsão consolidada foi enviada diariamente para a metodologia através de relatório por e-mail.

- **PI System:**

Todos os dados temporais obtidos pelos sistemas da usina foram centralizados no PI System e coletados periodicamente a cada 30 (trinta) minutos através de média dos valores no período.

- **Dados de Projeto das UGs:**

Informações sobre o rendimento hidráulico e elétrico das unidades geradoras foram extraídas a partir dos documentos de ensaios de modelo reduzidos realizados pelos fabricantes, fornecendo as bases para a análise das curvas colina e modelagens subsequentes.

- Tratamento de Dados:

Os dados brutos coletados foram processados em ambiente Octave para remover inconsistências, preencher lacunas de medição e realizar as análises necessárias para o desenvolvimento e validação da abordagem.

Essa abordagem integrada garantiu a confiabilidade dos dados empregados no desenvolvimento e na validação da metodologia proposta, alinhando-a às condições específicas de operação da UHE Jirau.

3.2 Modelagens de base para a metodologia

Para o desenvolvimento dos algoritmos, foi necessário modelar o comportamento de alguns sistemas e fenômenos intrínsecos à operação da usina, tais como a curva colina das UGs, o comportamento da perda de carga ante uma variação da vazão turbinada para um mesmo nível de obstrução da grade, e a variação do consumo energético dos serviços auxiliares nas ilhas de geração, conforme a utilização das UGs daquela ilha.

Tais modelos, apresentados a seguir serão utilizados ao longo das diferentes fases de otimização, visando permitir que o algoritmo consiga chegar a um resultado mais preciso do rendimento esperado otimizado, garantindo a operação segura e eficiente dos sistemas da usina.

3.2.1 Coeficiente de obstrução das grades (K)

Na fundamentação do problema de pesquisa, Subseção 1.2.3, foi debatido o impacto significativo da perda de carga nas grades devido à obstrução sobre a eficiência de operação das UGs e a influência do transporte de sedimentos no aumento da perda de carga, então toda a modelagem da metodologia foi realizada para se levar em conta esse aspecto, para além da complexidade computacional.

Retomando a Equação 1.8, tem-se:

$$\Delta h_{grade} = K_{grade} \cdot \frac{Q^2}{2 g A_{grade}^2} \quad (3.1)$$

Foi discutido também que a variação dos valores de Δh_{grade} para um mesmo valor de vazão pode ser atribuída ao nível de obstrução das grades, uma vez que K_{grade} , A_{grade} e g permanecem sempre constantes. Assim, a Equação pode ser simplificada, em função de um novo coeficiente K , conforme a Equação 3.2.

$$K = \frac{\Delta h_{grade}}{Q^2} \quad (3.2)$$

Onde:

Δh_{grade} é calculado a partir das medidas de nível antes e após a grade (1.9)

Q é a vazão turbinada na UG, estimada a partir da potência despachada e rendimento previsto para o otimizador

É importante ressaltar que este novo coeficiente K não mais apresenta um único valor em função do projeto da grade, como era o caso do K_{grade} , mas incorpora todos os valores constantes e também a variação da obstrução, permitindo assim, quantificar e relativizar a obstrução das grades de diferentes UGs a partir da análise de seus coeficientes K .

Para além do valor absoluto do coeficiente K , a metodologia utiliza-se de técnicas baseadas em estados, e portanto, os valores de K podem ser discretizados em níveis, dando origem aos níveis (estados) de obstrução (que terão sua utilidade detalhada nas próximas seções deste capítulo).

3.2.2 Cálculo do rendimento de uma UG

Em uma UHE, a parte principal do processo de geração consiste basicamente em sistema hidráulico de adução, turbina e gerador. A potência hidráulica (P_h) representa a energia disponível líquida de todo o sistema hidráulico da tomada d'água até a saída do tubo de sucção. No sistema hidráulico, ocorrem duas principais perdas: perdas na grade e no conduto forçado. A partir da vazão injetada pelos distribuidores, a potência hidráulica é transformada pelo rotor da turbina em Potência interna (P_i). Dentro da turbina ocorrem perdas internas, de dois tipos principais: perdas hidráulicas (ocorrem em função do atrito desde a entrada da caixa espiral até a sucção) e perdas volumétricas (ocorrem devido as vazões de fuga nos labirintos e juntas de vedação), além de outras perdas como as causadas por vibração e cavitação, diminuindo a potência interna e resultando na Potência efetiva (P_{ef}), também chamada de Potência de eixo (P_{eixo}). A potência de eixo é a potência de entrada para o gerador onde é transformada em Potência elétrica (P_G). No gerador síncrono as principais perdas são as que ocorrem no cobre, no ferro (histerese e Foucault) e as rotacionais.

Com isso, algumas correlações entre potências e rendimentos envolvidos nos processos de conversão de uma UHE podem ser derivadas:

$$\eta_{SH} = \frac{H_l}{H_b}; \quad \eta_T = \frac{P_{eixo}}{P_h}; \quad \eta_G = \frac{P_G}{P_{eixo}}; \quad \eta_{Total} = \frac{P_G}{P_h} \quad (3.3)$$

Sendo:

H_l queda líquida

H_b queda bruta

η_{SH} rendimento do sistema hidráulico da turbina;

η_T rendimento da turbina;

η_G rendimento do Gerador;

η_{Total} rendimento total.

Para o caso específico da UHE Jirau, o cálculo de η_{Total} também deve considerar o rendimento do transformador elevador da ilha e as perdas nos serviços auxiliares. Desta forma, o η_{Total} será o alvo da modelagem apresentada nas próximas subseções. Ele representa o rendimento total de uma UG da UHE Jirau e é utilizado em todas as fases da metodologia desenvolvida.

3.2.3 Rendimento da turbina

O problema do despacho elétrico consiste em determinar a alocação de potência ideal para cada UG a ser despachada considerando determinadas condições hídricas e o despacho total a ser realizado na usina. Para realizar essa tarefa é necessário, então conhecer as condições momentâneas do rio e dos sistemas da usina. Os sistemas instalados nas usinas, normalmente oferecem observações coletadas pelos diferentes sensores para: os níveis de montante (antes e depois das grades de proteção) e jusante da barragem, e portanto, as quedas bruta e líquida disponíveis para as turbinas, bem como as informações elétricas como potências, tensão, corrente, frequência, fator de potência, entre outros dados. Desta forma, torna-se interessante para os operadores que eles sejam capazes de determinar o rendimento esperado do conjunto gerador dada uma certa potência de despacho, a partir de informações como a vazão esperada do rio e níveis de queda disponíveis para as turbinas.

Durante as fases de projeto, fabricação e comissionamento das turbinas, os fabricantes realizam ensaios a fim de determinar a eficiência da turbina, e a partir dos dados destes ensaios é construída uma curva tridimensional, denominada curva colina, relacionando vazão turbinada, potência gerada, queda líquida e rendimento. É conveniente ressaltar que, por mais que várias turbinas tenham um mesmo projeto, suas curvas colinas podem apresentar pequenas variações entre si, dado o processo de fabricação e instalação física das mesmas. Desta forma, para maior exatidão na otimização, o ideal seria a realização de exames de eficiência em cada turbina a fim de determinar a curva colina individual de cada uma delas.

Para o caso da UHE Jirau, tal procedimento não foi realizado durante o comissionamento da usina para cada uma das UGs individualmente. Ao invés disso, foram realizados ensaios de eficiência em modelo reduzido para cada um dos projetos de turbina, isto é, um para a margem direita e outro para a margem esquerda, e consequentemente uma curva colina independente por margem

Considerando os dados disponíveis nas medições realizadas na usina, e o objetivo de determinar a melhor potência a ser alocada para cada UG, de forma a atender o despacho total da usina, decidiu-se realizar uma regressão não-linear multivariável para determinação do rendimento esperado a partir das observações de potência e queda, utilizando um polinômio de terceira ordem.

$$\eta_T(P, H) = aP^3 + bH^3 + cP^2H + dPH^2 + eP^2 + fH^2 + gPH + hP + iH + j \quad (3.4)$$

Assim, a Equação 3.4 apresenta o polinômio para regressão do rendimento em valor percentual a partir da potência despachada e queda líquida disponível, onde a , b , c , ..., i , j são os coeficientes a serem obtidos, e P e H correspondem a P_G em megawatts e a H_l em metros na tomada d'água respectivamente. A regressão foi realizada utilizando os dados de construção das curva colinas das UGs de cada margem e as equações 3.5 e 3.6 apresentam os polinômios obtidos para a margem direita e esquerda, respectivamente.

$$\begin{aligned} \eta_T(P, H) = & 59,13P^3 + 6,439H^3 - 0,2444P^2H - 0,5865PH^2 \\ & + 0,1357P^2 - 0,01426H^2 + 0,01535PH \\ & - 0,004254P + 2,106E^{-5}H + 4,289E^{-5} \end{aligned} \quad (3.5)$$

$$\begin{aligned} \eta_T(P, H) = & 41,46P^3 + 7,847H^3 + 0,349P^2H - 0,6109PH^2 \\ & + 0,09195P^2 - 0,01789H^2 + 0,01484PH \\ & - 0,003083P + 2,2069E^{-5}H + 6,333E^{-5} \end{aligned} \quad (3.6)$$

3.2.4 Rendimento do sistema hidráulico e previsão de atualização da perda de carga

O comportamento da perda de carga, causada pelo acúmulo de sedimentos nas grades de proteção, está intimamente relacionado à quantidade de material acumulado nas grades e à vazão turbinada, isto é, para uma mesma vazão turbinada em uma UG, a perda de carga será maior quanto maior for o acúmulo de materiais na grade. De maneira análoga, a mesma quantidade de material acumulado na grade produzirá perdas de carga maiores quanto maiores forem as vazões turbinadas. Esse comportamento deve ser observado com bastante atenção ao se realizar alterações de despacho, pois a variação

da vazão turbinada resultante da mudança implica em alteração no valor em metros da perda de carga na grade para um mesmo cenário de obstrução, levando a uma queda líquida diferente, e portanto, resultando na operação da UG em condições diferentes do esperado.

O MDP desenvolvido busca lidar com as variações na quantidade de material acumulado, no entanto, suas ferramentas não lidam diretamente com o impacto que será causado pela variação da vazão turbinada, conforme as sugestões de mudança no despacho elétrico de uma mesma UG. Desta forma, foi preciso modelar uma maneira de prever o novo nível de perda carga para a nova vazão turbinada calculada em função da potência a despachar.

Para a previsão da atualização da perda de carga, o algoritmo usará o valor do coeficiente de obstrução das grades (coeficiente K) atualizado para cada UG conforme definido na Subseção 1.2.3, e o valor de queda bruta observado na tomada d'água da turbina.

Sabe-se que a queda líquida disponível para uma turbina é dada pela Equação 2.2. No entanto, as perdas de carga podem ser divididas entre as perdas no circuito de adução e as perdas causada por acúmulo de materiais nas grades de proteção das tomadas d'água. Dessa forma, a queda líquida também pode ser dada pela Equação 3.7, enquanto a potência elétrica a ser gerada por uma turbina pode ser dada pela Equação 3.8.

$$H_l = H_b - \Delta h_{grade} - \Delta h_{adu} \quad (3.7)$$

$$P = \rho \, g \, Q_{turb} \, H_l \, \eta_T \quad (3.8)$$

Onde:

H_l = queda líquida na entrada da tubina;

H_b = queda bruta, dada pela diferença entre níveis montante e jusante;

Δh_{grade} = perda de carga em metros na grade;

Δh_{adu} = perda de carga no circuito de adução,

P = potência elétrica;

Q_{turb} = vazão turbinada;

g = aceleração da gravidade;

ρ = massa específica da água;

η_T = rendimento do conjunto gerador.

Utilizando-se a Equação 3.2, e sabendo-se o valor atual do coeficiente K , é possível determinar o novo valor de perda de carga nas grades para um novo valor de potência a despachar.

$$\Delta h_{grade} = K Q_{turb}^2 \quad (3.9)$$

Assim, sempre que a potência de despacho de uma UG for atribuída pelo algoritmo, é necessário adotar o seguinte procedimento para atualizar corretamente o valor da perda de carga e chegar ao rendimento esperado:

1. Utilizando a queda líquida atual e a potência a ser atribuída o rendimento é calculado através da Equação 3.5 ou 3.6, de acordo com a casa de força a que a UG pertence;
2. Com o rendimento encontrado, calcula-se a vazão turbinada a partir da Equação 3.8;
3. A partir da vazão turbinada encontrada e das equações 3.9, calcula-se a nova perda de carga nas grades e no circuito de adução, ambas em metros;
4. Caso o valor da perda de carga em metros encontrado no passo 3 seja maior que o valor limite de segurança adotado para a usina (usualmente 1,5m), um fator de $1E^{-3}$ é aplicado para penalizar o rendimento neste cenário. Caso o valor seja menor que o limite de segurança, o fator de penalidade tem valor 1.
5. Atualiza-se o valor da queda líquida através da Equação 3.7 utilizando os valores de perda obtidos pelo passo 3;
6. É realizada a verificação se a diferença entre o novo valor de queda líquida e o valor anterior é menor que um parâmetro de tolerância definido ($1E^{-3}$);
7. Caso a diferença seja maior que o critério de tolerância, repete-se o procedimento a partir do passo 1, utilizando o novo valor de queda líquida encontrado. Quando a diferença for menor que o critério de tolerância, o rendimento hidráulico é então calculado, considerando a relação entre queda líquida encontrada e a queda bruta, multiplicado pelo fator de penalidade.

Desta forma, é possível considerar adequadamente a variação da perda de carga em função da vazão turbinada, resultante da alteração do despacho, chegando assim a uma previsão mais adequada do rendimento do sistema hidráulico a ser observado pela turbina com o novo despacho.

3.2.5 Cálculo do consumo de serviços auxiliares

O consumo do serviço auxiliar normalmente é da ordem de 1% da potência instalada da usina, ou seja, para uma usina do porte da UHE Jirau, o consumo do serviço auxiliar é significativo, e no âmbito de um estudo de otimização não pode ser desprezado.

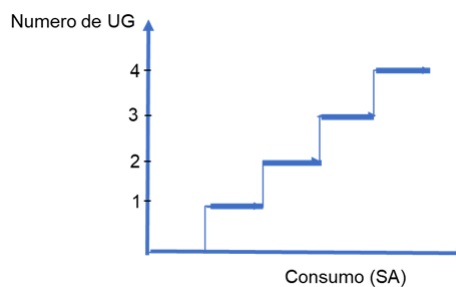
Desta forma, considerando que a UHE Jirau tem basicamente “um conjunto de subsistemas do serviço auxiliar por ilha de geração”, a modelagem tem como objetivo extrair um padrão ou função de consumo do serviço auxiliar para cada uma das 13 ilhas de geração. Essa abordagem busca identificar potenciais ilhas com maior consumo de energia, o que deve ser levado em conta pelo otimizador na hora de definir o despacho ótimo.

A Tabela 8 apresenta os valores de referência que os operadores tinham para cada ilha, enquanto a Figura 27 ilustra o comportamento aproximado do consumo nas ilhas de geração. Observa-se que eles consideram os mesmos valores para todas as ilhas, desconsiderando eventuais diferenças de instalação e ineficiências de dispositivos.

Tabela 8 – Valores de referência (em kilowatt) para o consumo dos serviços auxiliares por número de UGs ativas por ilha de geração, obtidos junto aos operadores

UGs na Ilha	1 UG	2 UGs	3 UGs	4 UGs
Consumo	800	1200	1600	2000

Figura 27 – Comportamento do consumo nos serviços auxiliares por número de UGs ativas em uma ilha



Fonte: O autor

A partir da análise da Tabela 8 e da Figura 27, observa-se que o consumo se dá em degraus, e é possível determinar que há um valor em kilowatt referente à partida de uma ilha, isto é, existe um conjunto de sistemas que deve estar funcionando para que a ilha possa ser capaz de gerar independente de quantas UGs estejam em operação. Além disso, há ainda conjuntos de subsistemas necessários para a entrada de cada UG em operação. É possível observar que os operadores esperam um consumo de 400 kW pela utilização da ilha e então um consumo adicional de 400 kW por UG ativa na ilha.

No entanto, para aumentar a precisão da modelagem, foi realizado um estudo estatístico dos consumos. A partir dos dados dos medidores de consumo de energia dos serviços auxiliares instaladas na usina, foi criado um banco de dados com os consumos por ilha de geração. A análise estatística desses dados permitiu a criação de um modelo capaz de inferir o consumo médio dos serviços auxiliares de acordo com o número de UGs ativas na ilha. A Tabela 9 apresenta os resultados encontrados para o consumo.

Tabela 9 – Valores em kW obtidos em estudo estatístico do consumo dos serviços auxiliares por número de UGs ativas por ilha de geração

Ilha	1 UG	2 UGs	3 UGs	4 UGs
1	684,69	1042,49	1243,22	1653,71
2	498,37	754,49	988,64	1233,69
3	520,01	682,49	925,33	1016,59
4	451,79	664,49	925,00	1128,68
5	549,03	787,53	1029,71	1288,27
6	562,22	748,11	1016,18	1263,02
7	577,08	833,10	1079,87	1433,95
8	664,82	946,13	1333,95	1801,84
9	506,77	790,37	1324,31	1613,41
10	598,47	952,25	1244,05	1576,92
11	735,79	1052,17	1372,77	1627,84
12	499,15	845,06	1190,30	1430,41
13	643,10	917,20	—	—

A partir dos resultados do estudo é possível observar que o comportamento de consumo dos serviços auxiliares realmente ocorre em degraus, no entanto, os valores obtidos neste estudo são bem diferentes dos valores de referência informados pelos operadores. Considerando apenas os valores médios, observa-se que o consumo inicial pela utilização da ilha se aproxima de 294 kW, enquanto o consumo adicional por UG é de cerca de 282 kW. No entanto, ao aprofundar a análise, é possível ver que há diferenças significativas no comportamento por ilha. Por exemplo, as ilhas 1 e 11 apresentam um comportamento significativo de maior consumo com 1 UG ativa em relação as outras, ao passo que as ilhas 2, 4 e 12 tem menor consumo. Os resultados permitem notar que há diferenças significativas no comportamento por margem em relação ao panorama geral.

A Tabela 10 apresenta um comparativo entre o consumo por utilização da ilha e o adicional por UG ativa de para as casas de força da margem direita e esquerda, e o total da usina.

Tabela 10 – Comparativo do padrão de consumo (médio) entre as margens

Casa de Força	Utilização de ilha	Adicional por UG ativa
Geral	294,22	282,04
Margem Direita	302,61	246,42
Margem Esquerda	273,99	334,02

3.3 Primeira Fase - Cálculo da potência hidráulica disponível para a planta e as casas de força

A primeira fase de otimização consiste no tratamento dos dados de entrada, para realizar o agrupamento das informações das UGs em ilhas de geração, levando em consideração o nível de obstrução das grades de cada UG. O agrupamento em ilhas visa lidar com a maldição da dimensionalidade, enquanto o nível de obstrução das grades é de fundamental importância para a otimização devido ao seu grande impacto no rendimento do sistema hidráulico, conforme discussão na Seção 1.2.3.

O setor de hidrologia da usina determina qual deve ser o nível do reservatório ao final do dia. Diante desta restrição, determinam-se a vazão a ser turbinada, a vazão a ser vertida, caso não seja possível turbinar toda a vazão disponível, e a potência a ser despachada na usina, com base na potência disponível nas UGs.

3.3.1 Definição do despacho global e divisão de potência nas margens

Na operação de uma usina hidrelétrica, o seu reservatório possui uma vazão de entrada, que corresponde a vazão do rio e seus afluentes, e uma vazão de saída, que é a soma das vazões turbinadas e vertida. O nível do reservatório é controlado pela relação entre as vazões de entrada e saída. Se forem iguais, o nível de reservatório permanecerá constante, caso a vazão de entrada seja maior que a de saída, haverá acúmulo d'água e elevação do nível de reservatório, e caso contrário, haverá deplecionamento d'água e redução do nível.

As usinas hidrelétricas não tem controle da vazão de entrada em seu barramento, sendo esta dependente exclusivamente das vazões dos rios e seus afluentes, influenciadas por seus respectivos ciclos hidrológicos. Desta forma, quando a usina deseja atuar no nível de reservatório, ela só pode atuar nas vazões vertidas e turbinadas, e do ponto de vista econômico, verter água significa desperdiçar recurso, portanto, as usinas tem a preferência de acumular tanta água nos reservatórios quanto for possível, conforme as características de projeto.

Assim, o primeiro passo de uma otimização é definir a potência a despachar, o que na prática significa definir qual a vazão a ser turbinada pelas UGs, de modo a atender o controle de nível esperado, isto é, turbinar o máximo da vazão de entrada de forma

a efetuar as manobras de nível de reservatório necessárias. Na aplicação desenvolvida para a usina, decidiu-se por utilizar como vazão de entrada a vazão turbinada naquele momento, uma vez que não ocorrem variações abruptas (ou em degraus) da vazão dentro do intervalo de tempo entre otimizações. Para tal foi criada uma malha de controle PID (Proporcional, Integral e Derivativo) para cálculo de um acréscimo ou decréscimo da vazão a ser turbinada, de forma a executar o controle do nível de reservatório. No entanto, a metodologia apresentada não é focada no controle de nível, e sim na otimização em tempo real da vazão a ser despachada. Desta forma, para o desenvolvimento deste trabalho, consideraremos como vazão de entrada a vazão definida para o despacho, já com a variação necessária para a manobra do reservatório.

Conhecendo a vazão de entrada e o rendimento atual da usina, é possível determinar, através da Equação 3.8, qual a potência máxima possível de ser gerada caso toda a vazão de entrada seja turbinada, ou seja, a potência hidráulica disponível para despacho dada a vazão de entrada. Por outro lado, conhecendo-se os limites máximos de geração de cada UG com base nas suas condições de operação (queda líquida na tomada d'água, eventuais restrições operacionais diversas, entre outras), é possível determinar a máxima potência que a usina poderia turbinar. A partir daí existem duas possibilidades:

1. Se a potência hidráulica disponível para a vazão de entrada, dada pela Equação 2.1, é menor ou igual a potência disponível nas UGs, o despacho da usina será igual a potência hidráulica disponível e as UGs não operarão em carga total, havendo a possibilidade de excedente de UGs que não serão utilizadas, ainda que disponíveis.
2. Caso a potência hidráulica seja maior que a potência disponível nas UGs, o despacho será toda a potência da usina, isto é, utilizando todas as UGs à disposição e em carga máxima, e a vazão que não será turbinada nesse caso, deve ser vertida através dos vertedouros.

Para o cálculo da vazão a ser vertida, tem-se o seguinte procedimento:

1. Calcula-se a potência hidráulica excedente, isto é, subtrai-se dela o somatório de potências disponíveis por UG;
2. Através da manipulação da Equação 3.8, e utilizando como entrada a potência hidráulica excedente, calcula-se a vazão a ser vertida.

Até aqui, foram calculados a potência a ser despachada e a eventual vazão a ser vertida, restando definir qual potência alocar em cada uma das margens. É importante lembrar que, embora sejam projetos semelhantes e com mesmos valores nominais, as turbinas de cada casa de força são diferentes, e possuem, inclusive, equacionamentos de

eficiência diferentes, conforme demonstram as equações 3.5 e 3.6. Além disso, ainda que desconsideremos eventuais diferenças de eficiência provenientes da instalação, as turbinas estarão submetidas à subsistemas e quedas líquidas, tanto em função do leito do rio, quanto em função de seus níveis de obstrução, levando a disponibilidades diferentes. Isso tudo sem mencionar, ainda, as próprias diferenças da instalação física das casas de força, uma vez que o número de UGs é diferente entre elas.

Todos esses fatores devem ser considerados para a divisão de potência entre as margens, desta forma, decidiu-se utilizar a mesma técnica de agrupamento realizada para as ilhas, mas considerando as casas de força, resultando em uma máquina equivalente para cada margem. A partir desta simplificação, é realizada uma otimização simples entre as duas máquinas. Ao tratar as casas de força como uma única UG, com os parâmetros médios de todas as UGs da referida casa de força, deve ser utilizada a curva colina correspondente.

Uma vez que as máquinas médias equivalentes por margem possuem as mesmas limitações operacionais que as UGs individuais, ou seja, operam entre 23 e 75 MW, é evidente que ao utilizar as máquinas médias, não seria possível o despacho de toda a potência disponível entre essas 2 únicas UGs, então deve-se fazer um ajuste da potência a despachar para um valor coerente com o “hipotético despacho em 2 UGs” conforme a Equação 3.10. Esse ajuste é obtido através da divisão da potência total a despachar por um determinado fator, e variar esse fator implica em variar o número de máquinas utilizadas. Desta forma, é necessário encontrar os valores máximos e mínimos para o fator, através das equações 3.11 e 3.12, respectivamente.

$$Pot_{ajust} = \frac{Pot_D}{fator} \quad (3.10)$$

$$Fator_{min} = \frac{Pot_D}{Pot_{max}} \quad (3.11)$$

$$Fator_{max} = \frac{Pot_D}{Pot_{min}} \quad (3.12)$$

Sendo Pot_{ajust} a potência a despachar ajustada para o cenário de uma UG média por margem, Pot_D a potência original a despachar na usina, $fator$ o valor de ajuste, Pot_{max} a média de potência despachável por máquina disponível na usina (Equação 3.13) e Pot_{min} o despacho mínimo das UGs de cada margem.

$$Pot_{max} = \frac{\sum_{n=1}^{28} Pmax_n \times Disp_n}{\sum_{n=1}^{28} Disp_n} + \frac{\sum_{n=29}^{50} Pmax_n \times Disp_n}{\sum_{n=29}^{50} Disp_n} \quad (3.13)$$

Onde:

$Pmax_n$ é potência máxima despachável na UG n

$Disp_n$ é uma variável binária que identifica a disponibilidade da UG n (0 para UG indisponível e 1 para UG disponível)

Sabendo que o primeiro termo corresponde à média de potência despachável para as UGs disponíveis na margem direita, e o segundo termo às UGs disponíveis na margem esquerda, pode-se reescrever a expressão com a Equação 3.14

$$Pot_{max} = Pmedia_{MD} + Pmedia_{ME} \quad (3.14)$$

Assim, é possível encontrar uma faixa de valores para o fator, proporcional ao número de máquinas disponíveis para despacho. De acordo com a variação no número de UGs utilizadas, varia-se também, por consequência, a potência de despacho que deve ser alocada em cada UG. A Figura 11 demonstra que o rendimento de uma turbina bulbo produz uma curva concava para baixo a partir da variação da potência de despacho para uma mesma queda, o que implica na existência de um ponto de máximo rendimento.

Assumindo que a existência desse pico no rendimento também ocorre para o rendimento global, considerando as 2 UGs médias, para definir o valor de fator que permite o melhor despacho, basta fazer a otimização entre as 2 UGs (Tratando a usina como uma ilha de geração com apenas 2 UGs e utilizando a otimização descrita na Seção 3.6), variando-se o valor de fator para encontrar a potência ajustada a despachar entre as 2 UGs.

Para exemplificar a técnica utilizada, considere um cenário com:

$Pdesp_{MD} = 648,28$ - é potência total despachável na Margem Direita;

$UGsDisp_{MD} = 15$ - é o total de UGs disponíveis para despacho na Margem Direita;

$Pdesp_{ME} = 340,84$ - é potência total despachável na Margem Esquerda;

$UGsDisp_{ME} = 8$ - é o total de UGs disponíveis para despacho na Margem Esquerda;

$Pot_D = 628$ - é a potência total a despachar na usina toda.

Partindo da Equação 3.14, tem-se:

$$Pot_{max} = \frac{Pdesp_{MD}}{UGsDisp_{MD}} + \frac{Pdesp_{ME}}{UGsDisp_{ME}} = \frac{648,28}{15} + \frac{340,84}{8} = 85,824 \text{ MW} \quad (3.15)$$

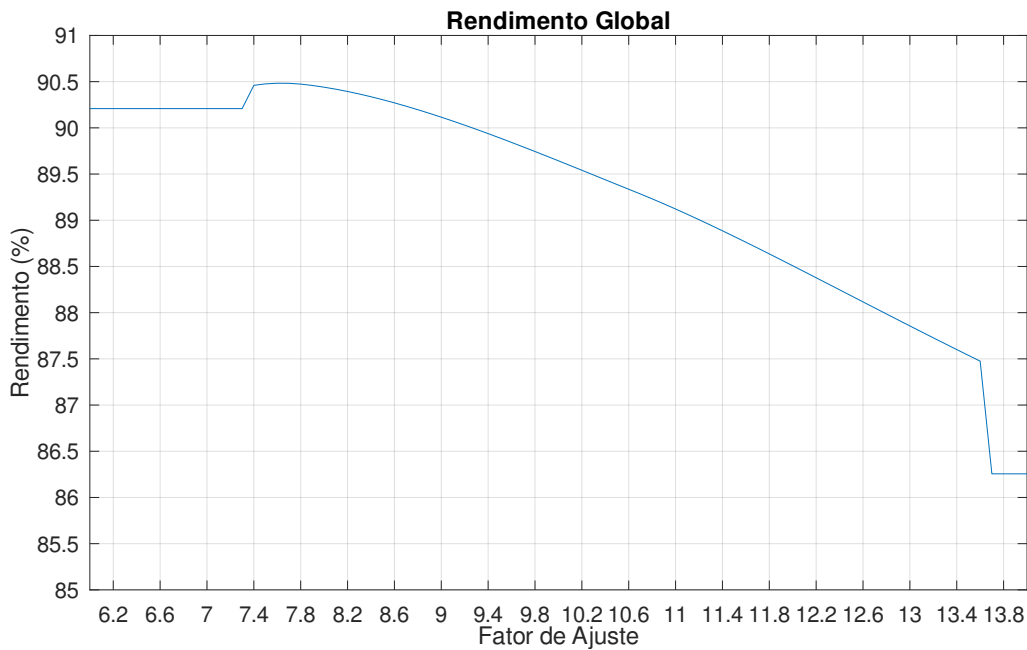
Sabe-se que a potência mínima de operação de cada UGs é igual a 23 MW, portanto, considerando as 2 UGs $Pot_{min} = 46 \text{ MW}$. Assim, é possível encontrar fatorMax e o fatorMin através de suas respectivas equações 3.12 e 3.11.

$$Fator_{min} = \frac{Pot_D}{Pot_{max}} = \frac{628}{85,824} = 7,4 \quad (3.16)$$

$$Fator_{max} = \frac{Pot_D}{Pot_{min}} = \frac{628}{46} = 13,6 \quad (3.17)$$

Assim, observa-se que o fator de ajuste da potência a despachar pode variar entre 7,4 e 13,6. Para a busca do melhor fator de ajuste, decidiu-se variar o valor do fator em passos de 0,1. Após realizado o ajuste da potência, é realizada a otimização entre as ilhas, e encontrado o rendimento global para o cenário com cada potência ajustada. Apenas para fins de demonstração, foi realizado o procedimento de otimização variando-se o fator para além dos limites encontrados, entre 6 e 14 e passando por todos os passos de 0,1, e o resultado é apresentado na Figura 28.

Figura 28 – Rendimento global em função do fator de ajuste



Fonte: O autor

A partir da análise do gráfico, observa-se que há uma descontinuidade do rendimento para além dos limites calculados, e conhecendo-se o comportamento da curva colina das UGs, sabe-se que isso não seria possível. Desta forma, os fatores para além dos limites podem ser descartados.

Por outro lado, para a região dentro dos limites calculados, observa-se o comportamento esperado de uma curva com concavidade para baixo, cujo ponto de máximo rendimento encontra-se entre os valores de 7,4 a 7,8 do fator.

O comportamento do rendimento global foi observado também em outros cenários, portanto, foi desenvolvido um algoritmo buscando a varredura acelerada dos valores possíveis para o fator de ajuste, seguindo os passos descritos a seguir:

1. Após os cálculos dos fatores, define-se um passo longo ($longStep = 0,5$) e um passo curto ($shortStep = 0,1$)
2. O procedimento de varredura inicia-se com $fator = Fator_{min}$
3. Calcula-se a potência ajustada de despacho
4. Realiza-se a otimização da potência ajustada de despacho entre as UGs médias para as casas de força
5. Registra-se o rendimento obtido
6. Soma-se o passo longo ao valor de fator ($fator = fator + longStep$)
7. Repetem-se os passos 3 a 6 enquanto o rendimento obtido for maior que o rendimento anterior, ou o fator ainda for menor que $Fator_{max}$
8. Uma vez que o rendimento obtido for menor que o anterior, inicia-se um novo loop entre o valor atual e o valor anterior do fator
9. Atribui-se o valor anterior de fator para uma nova variável ($Fator_{curto}$)
10. Soma-se o passo curto à nova variável ($Fator_{curto} = Fator_{curto} + shortStep$)
11. Calcula-se a potência ajustada de despacho, registrando-a em um vetor de despachos
12. Realiza-se a otimização da potência de despacho ajustada entre as UGs médias para as casas de força
13. Registram-se todos os resultados obtidos em vetores (potência a despachar por UG - representando a potência a despachar por margem, rendimento e perdas)
14. Repetem-se os passos 10 a 13 enquanto a nova variável for menor que o último valor de fator calculado com o passo longo (até que $Fator_{curto} > fator$)
15. Finalmente, identifica-se o registro com o maior rendimento, e atribui-se o valor de $Fator_{curto}$ como valor definitivo para o fator de ajuste

Com o valor do fator de ajuste definido, basta calcular a proporção da potência original a dividir para as margens, utilizando a proporção de UGs disponíveis em cada margem através, das equações 3.18 e 3.19.

$$Pot_{MD} = Pot_{ajusMD} \cdot \frac{UGsDisp_{MD}}{UGsDisp_{Usina}} \quad (3.18)$$

$$Pot_{ME} = Pot_{ajusME} \cdot \frac{UGsDisp_{ME}}{UGsDisp_{Usina}} \quad (3.19)$$

Sendo:

Pot_{MD} e Pot_{ME} as potências a despachar na margem direita e esquerda;

Pot_{ajusMD} e Pot_{ajusME} as potências otimizadas para cada margem, considerando a potência total a despachar ajustada;

$UGsDisp$ são correspondentes às UGs disponíveis em cada margem e na usina toda.

Para o cenário dado, tem-se:

$$Pot_{MD} = Pot_{ajusMD} \cdot \frac{UGsDisp_{MD}}{UGsDisp_{Usina}} = 37,1 \cdot \frac{15}{23} = 382 \quad (3.20)$$

$$Pot_{ME} = Pot_{ajusME} \cdot \frac{UGsDisp_{ME}}{UGsDisp_{Usina}} = 42,4 \cdot \frac{8}{23} = 233 \quad (3.21)$$

Ao somar as potências encontradas, tem-se 615 MW obtidos do cálculo ante os 628 MW necessários a despachar. Essa diferença é então dividida entre as margens, ponderada pela potência ainda disponível e que não foi despachada em cada margem, conforme as equações 3.22 e 3.23.

$$Pacres_{MD} = Pot_R \cdot \frac{Pdesp_{MD}}{Pdesp_{MD} + Pdesp_{ME}} = (628 - 615) \cdot \frac{648,28}{648,28 + 340,84} = 9 \quad (3.22)$$

$$Pacres_{ME} = Pot_R \cdot \frac{Pdesp_{ME}}{Pdesp_{MD} + Pdesp_{ME}} = (628 - 615) \cdot \frac{340,84}{648,28 + 340,84} = 4 \quad (3.23)$$

Finalmente, basta somar Pot_{MX} com $Pacres_{MX}$ ($X = D$ ou E), e obtém-se a potência final total de 628 MW, conforme esperado, sendo 391 MW para a margem direita e 237 mW para a margem esquerda.

3.3.2 Pré-tratamento dos dados e agrupamento de UGs em ilhas

O alto número de dispositivos na usina exige a utilização de técnicas e tratamentos diferenciados para lidar com a maldição de dimensionalidade, desta forma, foi decidido pelo tratamento das UGs de forma agrupada pelas ilhas de geração. Assim, foi necessário o desenvolvimento de uma metodologia que transforma as UGs pertencentes a ilha em uma “única UG virtual” que representa todas as suas unidades e suas condições de operação. Para atingir tal objetivo, criou-se uma máquina média por ilha que agrupe as condições das UGs da ilha. Em resumo, assim como uma UG real, a máquina média possuirá as seguintes informações: queda líquida, valor do coeficiente obstrução (K) e sua tendência de evolução (K'), potência despachável, além dos dados de disponibilidade e restrições.

Além disso, o fato de sua operação ser realizada em baixa queda implica que os impactos da perda de carga, causada pelo acúmulo de materiais na tomada d'água, sejam muito grandes no rendimento do sistema hidráulico, então, observa-se a necessidade do sistema evitar tanto quanto possível a utilização de UGs que estejam com elevados índices de obstrução (indicado por um alto valor do coeficiente K). Na prática, observa-se que as máquinas mais limpas devem ser priorizadas, porém, existem casos em que pode ser mais vantajosa a utilização de uma máquina com maior índice de obstrução ao invés de outra máquina menos obstruída que pertença a uma ilha ainda não utilizada, devido ao consumo adicional dos serviços auxiliares em função da operação desta nova ilha.

Uma análise inicial pode sugerir que ao partir as n UGs com menor índice de obstrução e suficientes para turbinar toda a vazão de entrada, obtém-se o melhor despacho para a condição, no entanto, ao adotar tal abordagem, toma-se a decisão sem se considerar a evolução da obstrução ao longo do tempo. Uma . O que justifica o desenvolvimento desta metodologia é a análise que pode evidenciar que a escolha por UGs mais sujas em determinados cenários, pode resultar em ganhos operacionais ao longo do tempo.

Para fazer o agrupamento e evitar a utilização das UGs mais obstruídas para cada ilha, são calculadas 4 condições, utilizando sempre as UGs mais limpas, desta forma:

- Para 1 UG, escolhe-se a UG mais limpa;
- Para 2 UGs ou 3 UGs, calcula-se os valores médios de todos os parâmetros considerando-se as UGs mais limpas;
- Para 4 UGs, calcula-se os valores médios, considerando todas as UGs.

Esses valores são calculados e armazenados em vetores para uso posterior, ao longo das fases de otimização. Logo, o resultado da primeira fase é o condicionamento das variáveis de entrada, transformando as ilhas em UGs virtuais que agrupam suas informações

para serem utilizadas na fase 02, além da definição da vazão a ser vertida e da potência a ser despachada na usina dividida entre as margens esquerda e direita.

3.4 Segunda Fase - O modelo MDP

Após a determinação da potência a ser despachada em cada margem da UHE Jirau, surge o desafio de selecionar quais UGs e ilhas deverão ser acionadas para o despacho. Levando em consideração as peculiaridades do rio Madeira, bem como os impactos observados e relatados do acúmulo de sedimentos nas grades de tomada d'água, que resultam em perda de carga, tornou-se imperativo desenvolver uma metodologia de otimização que contemplasse não apenas o estado atual dessa perda de carga nas UGs, mas também sua evolução dinâmica, além de fatores como condições de queda líquida, disponibilidade e consumo de serviços auxiliares.

Neste contexto, foi concebido um modelo decisório baseado em Processos Decisórios de Markov (MDP) para abordar essa problemática. O modelo enfoca a questão por margem, subdividindo-as em ilhas, com o objetivo de limitar o número de combinações possíveis, uma questão abordada na Seção 1.1.2 deste documento como o problema da explosão combinatória, e assim possibilitar o cálculo de soluções em um tempo viável para operações em tempo real.

Para a formulação do MDP, definiu-se que os estados do sistema seriam representados pelo nível médio de obstrução das grades em cada ilha, com valores inteiros variando de 0 a 2, determinados com base no valor da coeficiente de obstrução K . Consequentemente, são 2187 e 729 estados possíveis para as margens direita e esquerda, respectivamente. Os valores limites definidos para K são apresentados na Tabela 11.

Tabela 11 – Limites definidos para o valor do coeficiente K

Nível de obstrução	Limite inferior	Limite superior
0	0	$1E^{-6}$
1	$1E^{-6}$	$4E^{-6}$
2	$4E^{-6}$	—

As ações possíveis foram simplificadas para os valores 0, representando a ilha desligada, e 1 a ilha ligada, totalizando, assim, 128 e 64 ações possíveis para as margens direita e esquerda, respectivamente.

Com os estados e ações definidos, prossegue-se para a elaboração da matriz de transições de estados e de recompensa para as ações, elementos cruciais para o funcionamento efetivo do modelo.

3.4.1 Construção da Matriz de Transições

A matriz de transição é o elemento do MDP que determina a probabilidade de o sistema sair de um estado inicial para um estado destino de acordo com a ação executada, ou seja, possui três dimensões. Essa probabilidade é calculada levando em consideração a taxa de variação da constante K , isto é, a sua derivada K' , e o número de estados futuros alcançáveis para aquela ação, considerando o estado inicial. Assumiu-se que as ilhas ligadas afetariam somente a si mesmas, e as mudanças de estado aconteceriam em uma ilha por vez, isto é, uma ilha ligada não causa a mudança de estado de outras ilhas e se existirem duas ou mais ilhas ativas, somente uma delas irá sofrer incremento do índice de obstrução, na transição do estado atual para o estado futuro. Desta forma, para cada estado (combinação dos níveis de obstrução das N ilhas da margem), é possível alcançar no máximo $N+1$ estados futuros, pois é possível que não ocorra evolução do nível de obstrução do sistema, mantendo-se assim no estado inicial.

Dadas as características onde a usina foi construída, em determinadas épocas do ano, no auge do período seco, a usina chega a ser despachada com menos de 10 UGs. Por outro lado, durante o período chuvoso, a vazão é tão grande que é necessário usar os vertedouros para escoar o excedente da vazão de entrada e não pode ser utilizada imediatamente na geração energética, e nem armazenada pois trata-se de usina a fio d'água.

Sendo assim, cada máquina indisponibilizada para manutenção no período chuvoso implica em desperdício de recurso hídrico. Logo, antes do início do período chuvoso, é realizada uma campanha de limpeza das tomadas d'água, quando é retirado todo o material que obstrui as grades de proteção ao longo da barragem. Quando as grades encontram-se totalmente desobstruídas, o índice de obstrução K tende a zero e, portanto, a discretização em estados resulta no estado 0 para aquela UG.

Considerou-se que não há redução do nível de obstrução em função do despacho das ilhas, de modo que o valor de K somente diminui através do procedimento de parada para operação de limpeza.

Logo, a probabilidade $P(S- > S'|A)$ de transição de um estado S para o estado S' , caso o sistema execute a ação A , é calculada de acordo com o número X de estados futuros possíveis ($1 + I_{on}$, onde I_{on} corresponde ao número de ilhas ligadas na ação cujo valor do nível de obstrução não é 2 para o estado inicial).

- Caso não seja possível ao sistema evoluir de estado, só existe um estado futuro possível e, portanto, a probabilidade é 100% de se permanecer no mesmo estado. Isso ocorre quando a ação tem todas as ilhas desligadas, ou caso todas as ilhas estejam com o nível máximo de obstrução.

- Caso somente uma ilha com nível de obstrução menor que o máximo esteja ligada, é atribuída a probabilidade de 80% do sistema permanecer no mesmo estado, e 20% de que aquela ilha avance um nível de obstrução no estado de destino.
- Para os demais casos tem-se:
 - Probabilidade $P_{S_i S_i}$ de permanecer no mesmo estado;
 - Probabilidade $P_{S_i S_n}$ do sistema sair do estado inicial S_i para um dado estado de destino possível S_n

Onde:

$$P_{S_i S_i} = \frac{1}{X - 1} \quad (3.24)$$

$$P_{S_i S_n} = \frac{K'_n}{\sum_{n=1}^{X-1} K'_n} \cdot (1 - P_{S_i S_i}) \quad (3.25)$$

OBS.: X é o número de estados de destino possíveis.

Para exemplificar o cálculo das probabilidades através das equações 3.24 e 3.25, considere uma UHE hipotética, com apenas três ilhas de geração cada uma delas, podendo assumir três estados: 0 - limpo, 1 - parcialmente obstruído e 2 - obstruído, em relação ao nível de obstrução.

- Exemplo 1: Três ilhas limpas. $K'_{Ilha1} = 10$, $K'_{Ilha2} = 2$ e $K'_{Ilha3} = 5$, ação = 111 (Ligar as 3 ilhas)

Como a ação em análise envolve ligar as três ilhas, e todas encontram-se limpas e podem evoluir nos níveis de obstrução. A Tabela 12 apresenta o estado inicial do sistema e todos os possíveis estados futuros, a partir da ação de ligar todas as ilhas. A execução desta ação neste estado inicial faz com que todos os outros estados do sistema não sejam alcançáveis.

Tabela 12 – Estados atuais e possíveis estados futuros do exemplo 1

Estado	Ilha 1	Ilha 2	Ilha 3	Sistema
Inicial (S_i)	0	0	0	000
Possível destino 0 (S_i)	0	0	0	000
Possível destino 1 (S_1)	1	0	0	100
Possível destino 2 (S_2)	0	1	0	010
Possível destino 3 (S_3)	0	0	1	001

É possível observar que dadas as regras de transição do sistema, para a ação 111, $X = 4$, pois existem 4 estados futuros possíveis, sendo que o primeiro deles representa a manutenção do sistema no estado inicial, sendo representado da mesma maneira que o estado inicial S_i .

A probabilidade de manutenção do sistema no mesmo estado é calculada conforme a Equação 3.26:

$$P_{S_i S_i} = \frac{1}{4 - 1} \rightarrow P_{S_i S_i} \approx 33,4\% \quad (3.26)$$

Os cálculos das probabilidades de transição dos estados de destino com evolução do nível de obstrução é apresentado na Tabela 13:

Tabela 13 – Cálculo das probabilidades de transição para os estados de destino possíveis para o exemplo 1

Estado	Ilha 1 - S_1	Ilha 2 - S_2	Ilha 3 - S_3	Σ
K'	10	2	5	17
$K' / \Sigma K'$	0,588	0,118	0,294	1,000
$1 - P_{S_i S_i}$	—	—	—	0,666
$P_{S_i S_n}$	0,392	0,178	0,196	0,666

Todos os outros estados de destino recebem probabilidade igual a 0, uma vez que não podem ser alcançados partindo do estado inicial e adotando-se a ação definida.

- Exemplo 2: Três ilhas limpas. $K'_{Ilha1} = 10$, $K'_{Ilha2} = 2$ e $K'_{Ilha3} = 5$, ação = 011 (Ligar somente as ilhas 2 e 3)

Neste exemplo, o sistema encontra-se no mesmo estado, porém outra ação é analisada. Como a ilha 1 não será ativada, ela não pode evoluir quanto ao nível de obstrução, somente as ilhas 2 e 3 tem essa possibilidade. A Tabela 14 apresenta o estado atual e os estados futuros possíveis, dada a ação de ligar somente as ilhas 2 e 3. Todos os demais estados do sistema não podem ser alcançados a partir da adoção desta ação neste estado inicial.

Tabela 14 – Estados atuais e possíveis estados futuros do exemplo 2

Estado	Ilha 1	Ilha 2	Ilha 3	Sistema
Inicial (S_i)	0	0	0	000
Possível destino 0 (S_i)	0	0	0	000
Possível destino 1 (S_1)	0	1	0	010
Possível destino 2 (S_2)	0	0	1	001

Para a ação em análise, temos $X = 3$, pois existem apenas 3 estados futuros possíveis. Novamente, o primeiro deles representa a manutenção do sistema no estado inicial, sendo representado da mesma maneira que o estado inicial S_i .

A probabilidade de manutenção do sistema no mesmo estado é calculada conforme a Equação 3.27:

$$P_{S_i S_i} = \frac{1}{3 - 1} \rightarrow P_{S_i S_i} = 50\% \quad (3.27)$$

Os cálculos das probabilidades de transição dos estados de destino com evolução do nível de obstrução é apresentado na Tabela 15:

Tabela 15 – Cálculo das probabilidades de transição para os estados de destino possíveis para o exemplo 2

Estado	Ilha 2 - S_1	Ilha 3 - S_2	Σ
K'	2	5	7
$K'/\Sigma K'$	0,286	0,714	1,000
$1 - P_{S_i S_i}$	—	—	0,500
$P_{S_i S_n}$	0,143	0,357	0,500

A probabilidade de transição para os demais estados recebe o valor zero para todos os estados inalcançáveis.

- Exemplo 3: Ilha 1 obstruída, Ilha 2 parcialmente obstruída e Ilha 3 limpa, ação = 111 (ligar as três ilhas) $K'_{Ilha1} = 10$, $K'_{Ilha2} = 2$ e $K'_{Ilha3} = 5$.

Desta vez o sistema possui uma ilha (Ilha 1) no estado que representa o nível máximo de obstrução, desta forma, ainda que essa ilha seja ativada na ação, ela não pode mais evoluir no nível de obstrução. Apenas as ilhas 2 e 3 podem evoluir. Todos os outros estados do sistema são inalcançáveis a partir da adoção desta ação para este estado inicial. A Tabela 16 apresenta o estado inicial do sistema e todos os estados de destino possíveis a partir da ação.

Tabela 16 – Estados atuais e possíveis estados futuros do exemplo 2

Estado	Ilha 1	Ilha 2	Ilha 3	Sistema
Inicial (S_i)	2	1	0	210
Possível destino 0 (S_i)	2	1	0	210
Possível destino 1 (S_1)	2	2	0	220
Possível destino 2 (S_2)	2	1	1	211

Assim como no exemplo 2, existem apenas três estados de destino possíveis, portanto $X = 3$, sendo um deles a manutenção do sistema em seu estado inicial. A probabilidade de manutenção do sistema no mesmo estado é calculada conforme a Equação 3.28:

$$P_{S_i S_i} = \frac{1}{3-1} \rightarrow P_{S_i S_i} = 50\% \quad (3.28)$$

Para este caso, como novamente o sistema só pode evoluir em nível para as ilhas 2 e 3, e escolheu-se a utilização dos mesmos valores de K' , as probabilidades de transição de estados são as mesmas calculadas na Tabela 15. Todos os estados inalcançáveis, recebem zero como valor da probabilidade de transição.

Com os exemplos acima, demonstra-se o procedimento para a determinação das probabilidades de transição de estados. No entanto, é importante notar que, nos exemplos, nenhuma verificação quanto às potências disponíveis e necessárias para o despacho foi realizada. Basicamente, tal verificação consiste em comparar a potência total alocada para a margem com a potência total disponível nas ilhas a serem despachadas, conforme a ação.

As ações são numeradas de 1 a 128 para a margem direita e de 1 a 64 para a margem esquerda. Cada ilha é representada por um dígito, sendo 0 para ilha desligada e 1 para ilha ligada, de forma que as combinações dos 7 dígitos da MD e os 6 da ME resultam nas respectivas ações, indicando facilmente as ilhas ativas na ação.

Desta forma o algoritmo para a construção da matriz de transição da margem direita é apresentado abaixo.

1. Inicia-se pela ação 1, ('0000000'_b) e o procedimento é repetido para toda ação, até a 128 ('1111111'_b);
2. Soma-se a potência disponível de cada ilha ativa na ação, obtendo-se a potência disponível na margem;
3. Considera-se que o número de estados possíveis para a ação inicia-se em zero;
4. Caso a potência disponível na margem para a ação seja menor que a potência a despachar na margem, atribui-se 0 para as probabilidades de transição para toda a Tabela, independentemente de estado inicial ou de destino, pois nenhum deles satisfaz a condição de despacho;
5. Se na margem houver disponibilidade de potência suficiente para atender o despacho, utilizando as ilhas ativas na ação, considerando um estado de origem, verifica-se entre as ilhas ativas, quantas ainda podem evoluir de nível, ou seja, quantas ilhas não estão no nível máximo de obstrução;
6. Para cada ilha que pode evoluir, incrementa-se em uma unidade o número de estados de destino possíveis;
7. O número de estados de destino possíveis é acrescido em uma unidade, referente a manutenção do sistema no mesmo estado;
8. Calculam-se as probabilidades de transição para os estados de destino possíveis, considerando o estado de origem utilizado no passo 5 através das equações 3.24 e 3.25;
9. Atribui-se o valor 0 para a probabilidade de transição para todos os outros estados do sistema, em relação ao estado de origem determinado no passo 5

10. A linha referente ao estado de origem utilizado é preenchida com os valores determinados nos passos 8 e 9;
11. Repetem-se os passos 5 a 10, considerando o próximo estado de origem, repetindo-os para todos os estados de origem possíveis no sistema, isto é, de $'0000000'_{base3}$ a $'2222222'_{base3}$.

O algoritmo de cálculo da matriz de transição foi paralelizado para maior eficiência computacional. Dessa forma, cada núcleo de processamento calcula um elemento da matriz por vez, representando a construção de uma matriz bidimensional relacionando estado de origem com estado de destino ($S \times S'$) para uma determinada ação, até que todos os elementos tenham sido calculados. Na sequência, o algoritmo de paralelismo do Octave monta a matriz tridimensional ($S \times S' \times A$) resultante com os valores calculados. Cada célula da matriz representa, portanto, a probabilidade do sistema transitar do estado de origem S , para o estado de origem S' dada a adoção da ação A .

Cabe ressaltar que o cálculo dessas probabilidades pode ser aprimorado com o maior conhecimento e o avanço dos estudos sobre o tema, ou ainda, através da aplicação de ferramentas de aprendizado de máquina (Machine Learning), conforme a base de dados históricos for aumentando. Essas possibilidades constituem uma relevante oportunidade de novas pesquisas e melhorias do projeto.

3.4.2 Identificação da melhor ação de impacto imediato

Em uma UHE de operação a fio d'água, onde a operação do reservatório é limitada e controlada pelos órgãos reguladores, há uma preocupação constante em sempre gerar o máximo de energia possível turbinando o máximo da vazão que chega à barragem, visto que não é possível acumular recurso hídrico no reservatório, conforme interesse do agente operador (as concessionárias das UHEs). Tal estratégia considera apenas o cenário atual, não levando em conta a dinâmica de evolução da obstrução das tomadas d'água. É importante frisar que a forma de operação pode influenciar o acúmulo de material nas grades das tomadas d'água, aumentando a obstrução, e consequentemente a perda de carga nas grades, impactando negativamente no rendimento hidráulico do sistema.

A diminuição do rendimento de determinadas UGs pode levar a indisponibilidade de UGs e manobras de partida e parada que poderiam ser evitadas, caso o despacho analisasse também as condições futuras. Esse é o grande benefício oferecido pelo MDP, uma vez que a técnica que permite ponderar a evolução do sistema em comparação com o cenário atual. Para reforçar a importância do despacho máximo instantâneo, foi criada uma metodologia para identificar quais seriam as máquinas usadas nesse despacho instantâneo, para então alimentar a construção das recompensas do MDP, considerando tal configuração.

O algoritmo para fazer esse levantamento em cada margem considera que as UGs seriam despachadas no ponto ótimo, isto é, o ponto de maior rendimento, e busca identificar até três configurações de despacho (número de UGs utilizadas por ilha) e as ações que possibilitam tais configurações, ou seja, as ações que utilizam as ilhas escolhidas.

A primeira configuração consiste naquela que turbinaria uma vazão ligeiramente menor que a vazão necessária. Caso essa ação seja a escolhida para o sistema, a vazão que sobra seria remanejada entre as ilhas ativas, aumentando ligeiramente o seu despacho.

Já a segunda configuração acrescenta uma UG a mais na primeira, não importando se ela pertence a uma ilha que ainda não estava ativa. Nesta configuração, se todas as UGs fossem despachadas no ponto de melhor rendimento, a vazão turbinada seria ligeiramente maior que a vazão que chega para a margem, neste caso, o despacho nas ilhas, seria levemente reduzido para balancear as vazões.

Por fim, a terceira configuração também acrescenta uma UG à primeira, no entanto, ela prioriza as ilhas já ativas, buscando dentro delas pela UG mais limpa disponível e não utilizada. É evidente que podem existir cenários em que a primeira configuração encontrada já utilize todas as UGs disponíveis dentro das ilhas ativas, neste caso, então a terceira irá permanecer igual a primeira.

O algoritmo para encontrar as ações, constrói um vetor (2x3), onde cada coluna corresponde a uma das ações encontradas, a primeira linha contém o valor decimal correspondente a ação, e a segunda linha um vetor com a quantidade de UGs por ilha. Tal algoritmo consiste em:

1. Define-se uma variável “*Outflow*” para a vazão total turbinada, iniciando-a com o valor 0;
2. Define-se uma variável “*Inflow*” para a vazão a ser turbinada, recebendo o valor de vazão a ser turbinada em toda a usina, calculada na primeira fase;
3. Um vetor “*config1*” de dimensões $[Num_{Ilhas} \times Num_{UGs}]$ é criado, inicialmente com todos os elementos igual a 0, para indicar quais UGs serão utilizadas, sendo que estas receberão o valor 1 em passos posteriores, onde Num_{Ilhas} é o número de ilhas na margem e Num_{UGs} é o número de UGs por ilha. A ilha 13 possui apenas 2 UGs, mas para fins computacionais considera-se que ela tem 4 UGs, sendo que as 2 últimas, representadas pelos endereços 3 e 4 da ilha recebem sempre o valor 0;
4. Define-se uma variável “*numUGs*” para receber o número de UGs a ser utilizado no melhor despacho;
5. Atribui-se um valor muito grande (infinito) para o coeficiente de obstrução das UGs que estão indisponíveis;

6. Calcula-se o limite de UGs que podem ser utilizadas, somando-se o número de UGs disponíveis;
7. Ordena-se as UGs em um vetor, em função do coeficiente de obstrução, do menor para o maior;
8. Enquanto “*Outflow*” for menor que “*Inflow*” incrementa-se “*numUGs*”:
 - a) Escolhe-se a UG de menor coeficiente K ainda não utilizada;
 - b) Identifica-se qual a sua ilha e seu endereço na ilha;
 - c) Encontra-se o rendimento máximo da UG, considerando a queda disponível e o valor do coeficiente;
 - d) Para o rendimento máximo, encontra-se a vazão turbinada na UG “*qUG*”;
 - e) Soma-se “*qUG*” a “*Outflow*”;
 - f) Verifica-se se “*Outflow*” ainda é menor que “*Inflow*”:
 - Caso sim, preenche-se a posição correspondente de Ilha e UG do vetor “*config1*” com o valor 1;
 - Caso contrário, copia-se o conteúdo de “*config1*” para um novo vetor “*config2*”, e preenche-se a posição correspondente de ilha e UG do novo vetor com o valor 1;
9. Copia-se o conteúdo de “*config1*” para um novo vetor “*config3*”;
10. Sabendo o número de UGs utilizadas na primeira configuração 1, é realizada uma varredura do restante das UGs ordenadas, novamente partindo do menor coeficiente K , ainda não utilizado, até a última UG;
11. Para cada UG, identifica-se se a ilha a que ela pertence e verifica-se se a Ilha está ativa:
 - Caso a ilha esteja ativa, preenche-se a posição correspondente de ilha e UG de “*config3*” com o valor 1 e termina o loop;
 - Caso a ilha não esteja ativa, a varredura do vetor segue para a próxima UG.
12. Com as 3 configurações conhecidas, são calculados os totais de UGs por ilha;
13. Também são identificados os códigos da ação de cada configuração;
14. Os valores calculados nos passos 12 e 13 são armazenados no vetor de saída.

O vetor contendo as ações encontradas será utilizado na próxima etapa da segunda fase do algoritmo de otimização, durante a construção da matriz de recompensas.

3.4.3 Construção da Matriz de Recompensas

A matriz de recompensas foi modelada para relacionar as ações com os estados iniciais. Desta forma, é uma matriz bidimensional em que cada posição traz o valor estimado das perdas totais acumuladas para a ação a partir do estado. Para o cálculo das perdas totais, são utilizadas as metodologias de cálculos de perda e rendimento apresentadas na Subseção 3.2.

A primeira etapa consiste em verificar se a ação é capaz de despachar a potência necessária, isto é, se há nas ilhas ligadas para a ação, máquinas com potência disponível suficiente para o despacho. Todas as ações incapazes de cumprir o despacho necessário recebem recompensa muito negativa, representando uma perda significativa, correspondente a 500MW de perda.

É importante ressaltar que existem alguns pontos de restrição para as ações. Na margem direita, ao menos uma das ilhas 01 e 02 deve estar ligada em todos os momentos, e o mesmo vale para as ilhas 08 e 10 na margem esquerda. Tal restrição se deve as características de alimentação dos serviços auxiliares das casas de força. Existem ainda, cenários em que o despacho deve atender um número mínimo de UGs por casa de força. As ações que não conseguem atender ambas as restrições simultaneamente também recebem a recompensa muito negativa.

Por outro lado, para as ações válidas, é necessário encontrar a melhor configuração considerando as ilhas a serem ativadas, e então calcular as perdas totais para se obter o valor da recompensa. Para realizar isso, existem 2 hipóteses baseadas nas ações válidas: a primeira para as ações de melhor impacto imediato encontradas conforme explicado em 3.4.2, e a segunda para as demais ações. A diferença entre elas é que na primeira hipótese, sabe-se qual o número ideal de máquinas para alcançar o melhor rendimento, enquanto que para a segunda hipótese, é necessário variar a quantidade de UGs para encontrar o melhor rendimento para as ilhas.

Na Subseção 3.2.2 demonstrou-se como encontrar o rendimento esperado para uma UG a partir da potência de despacho e de suas condições operacionais, através das equações 3.5 e 3.6. Além disso, utilizando a técnica descrita na Subseção 3.3.2, é possível representar cada uma das ilhas através de uma máquina média de acordo com o número de UGs utilizadas na ilha. Considera-se então, que todas as máquinas a serem utilizadas dentro de uma ilha são idênticas à UG média.

A potência a ser despachada por ilha ($Pot_{Ilha\ n}$) é calculada considerando uma divisão média da potência a despachar ponderada pela potência disponível em cada ilha ativa, conforme a Equação 3.29. É importante ressaltar que tal potência é utilizada apenas para o cálculo dos rendimentos na construção da matriz de recompensa, e após a definição das ilhas ativas, há uma etapa da metodologia que faz uma otimização em ilhas, definindo,

de fato, a potência a ser despachada em cada ilha.

$$Pot_{Ilha\ n} = Pot_{Margem} \cdot \frac{Pot_{Ilha\ n}^{max}}{\sum_{i=1}^{Num_{ilhas}} Pot_{Ilha\ i}^{max}} \quad (3.29)$$

Sendo:

Pot_{Margem} - potência alocada para a margem;

$Pot_{Ilha\ n}^{max}$ - potência máxima despachável na ilha n (Obs.: 0 para ilhas inativas);

Num_{ilhas} - número de ilhas na margem.

Assim, tem-se a potência a ser considerada por ilha, restando definir o número de UGs a serem utilizadas nas ilhas. Para as ações previamente identificadas como ações de maior benefício imediato, conforme Subseção 3.4.2, basta utilizar os números de UGs por ilha indicados no vetor resultante do algoritmo identificador de ação.

Por outro lado, para as demais ações válidas, é necessário variar o número de UGs na ilha para encontrar o número que resulta em maior rendimento da ilha. Neste caso, são utilizados os valores médios para os atributos de queda líquida, perda de carga, e potência disponível nas ilhas ativas, de acordo com o número de UGs utilizadas na ilha.

Como presume-se que as máquinas são idênticas e iguais à máquina média, estando sob as mesmas condições, sabe-se que o melhor despacho possível entre elas corresponde ao despacho igualitário, conforme Bortoni, Bastos e Souza (2007). Assim, para encontrar a potência por UG, que permite a determinação do rendimento utilizando a regressão das equações de colina (equações 3.5 e 3.6), basta dividir igualmente a potência a ser alocada na ilha entre as UGs utilizadas.

Com a potência alocada por UG, basta utilizar a regressão e encontrar o rendimento esperado pela UG. Nesta premissa de máquinas e condições idênticas para todas as máquinas da mesma ilha, o rendimento encontrado para uma UG é também o rendimento da ilha como um todo. A regressão é realizada uma única vez para as ações pré-identificadas, e de 1 a 4 vezes para as demais ações. Nos casos em que a regressão é calculada mais de uma vez, seleciona-se apenas a configuração que apresenta o maior rendimento.

A partir da potência ponderada para as ilhas e do rendimento encontrado para cada uma delas, aplicados à Equação 3.30, é possível determinar qual a perda esperada

para aquela ilha na configuração escolhida ($Perdas_{Hid_{Ilha\ n}}$), em megawatts.

$$\begin{aligned} Pot_{Hid_{Ilha\ n}} &= Pot_{Ilha\ n} + Perdas_{Hid_{Ilha\ n}} \\ Perdas_{Hid_{Ilha\ n}} &= Pot_{Hid_{Ilha\ n}} - Pot_{Ilha\ n} \\ Perdas_{Hid_{Ilha\ n}} &= \frac{Pot_{Ilha\ n}}{\eta_{Ilha\ n}} - Pot_{Ilha\ n} \end{aligned} \quad (3.30)$$

Onde:

$Pot_{Ilha\ n}$ é a potência a ser turbinada na ilha n ;

$Pot_{Hid_{Ilha\ n}}$ é a potência hidráulica disponível na ilha n , dada a queda esperada para o despacho da potência turbinada;

$\eta_{Ilha\ n}$ é o rendimento esperado para a ilha com o despacho da potência turbinada.

Além disso, com a definição da potência alocada por ilha e os dados de entrada para as correntes de campo das máquinas médias, é possível calcular as perdas no gerador e no transformador a partir das equações 1.14 e 1.17. Sabendo-se o número de UGs utilizadas na configuração, é possível determinar o consumo esperado para os serviços auxiliares, conforme tabelas 8 ou 9.

Finalmente, de posse das perdas hidráulicas, no gerador, transformador e serviços auxiliares de cada ilha, é possível determinar a perda total da configuração, que nada mais é do que um somatório de todas essas perdas. O valor total da perda em MW é então atribuído para a posição da matriz correspondente ao estado inicial e ação analisada, com sinal negativo, uma vez que trata-se de perda e não de geração. Esse valor pode ser interpretado como a recompensa de adotar aquela determinada ação, dado que o sistema encontra-se naquele estado inicial.

Esse procedimento é repetido para cada estado e ação do sistema, resultando na construção da matriz de recompensas do MDP. O algoritmo para a margem direita (com 7 ilhas de geração) consiste em:

1. Inicia no estado 1 ('0000000'_{base3}) e ação 1 ('0000000'_b);
2. Identifica a viabilidade da ação verificando simultaneamente:
 - Se o somatório da potência disponível por ilha é igual ou a maior a potência a despachar na casa de força;
 - Se o somatório do número de UGs disponíveis por ilha é igual ou maior que o número mínimo de UGs ativas na casa de força;
 - Se ao menos uma das ilhas obrigatórias está ativa (ilhas 1 ou 2 na CFMD e 8 ou 10 na CFME);

3. Caso uma das verificações do passo 2 falhe a ação é considerada impossível e um valor muito negativo (-500 MW) é atribuído para a célula [ação, estado] da matriz e pula para o passo 6
4. Caso todas as verificações sejam verdadeiras, encontra-se o rendimento global para a casa de força de uma das seguintes maneiras:
 - Hipotése 1: ação corresponde a uma ação identificada como de melhor impacto imediato
 - a) Calcula-se a potência por ilha usando a Equação 3.29;
 - b) Utiliza-se o número de UGs por ilha encontrado conforme seção 3.4.2;
 - c) Com o número de UGs, encontra-se a potência a despachar nas UGs de cada ilha (considera-se UGs iguais);
 - d) Calcula-se o rendimento e as perdas por ilha;
 - e) Os passos anteriores são repetidos para cada uma das ilhas ativas as demais ilhas recebem o valor 0 (zero);
 - f) Calcula-se o rendimento global da margem bem como as perdas totais;
 - Hipotése 2: ação diferente daquelas identificadas como de melhor impacto imediato
 - a) Calcula-se a potência por ilha usando a Equação 3.29;
 - b) Verifica-se se a ilha consegue despachar a potência definida com 1, 2, 3 ou 4 UGs, conforme disponibilidade;
 - c) Para cada configuração possível encontra-se a potência a despachar nas UGs e calcula-se o rendimento;
 - d) A configuração com melhor rendimento é escolhida e calcula-se as perdas por ilha;
 - e) Os passos anteriores são repetidos para cada uma das ilhas ativas as demais ilhas recebem o valor 0 (zero);
 - f) Com todas as ilhas com seu rendimento e perdas definidos, calcula-se o rendimento global da margem bem como as perdas totais.
5. O valor correspondente as perdas totais é atribuído para a célula [ação, estado] da matriz;
6. Passa para a próxima ação até a ação 128 ($'1111111'_b$). Caso a próxima ação seja 129, pula para o passo 7, e caso contrário, retorna para o passo 2;
7. Caso o próximo estado seja 2188 pula para passo 8, caso contrário, atribui ação 1 e passa para o próximo estado até 2187 ($'2222222'_{base3}$), retornando ao passo 2;

8. A matriz está finalizada e é retornada para a determinação da política do sistema e escolha da ação e continuidade da metodologia. Este algoritmo é encerrado.

3.4.4 Determinação da Política e escolha da Ação

Com ambas as matrizes calculadas, é possível aplicar os métodos de resolução de MDPs para calcular os ganhos esperados acumulados e assim, identificar a política do sistema. O método de cálculo adotado foi a iteração de valores, com o objetivo de maximizar o valor dos ganhos para a matriz Q . Desta forma é determinada a política do MDP, atribuindo para cada estado do sistema uma ação ótima, de acordo com os ganhos esperados.

A partir dos valores para o coeficiente de obstrução (K) obtidos para cada ilha, é possível determinar o estado do sistema no instante de execução do otimizador (combinação dos estados para os níveis de obstrução observados para cada ilha), e então identificar a ação que gera maior ganho acumulado, segundo a política, e que, portanto, será a ação indicada para as próximas fases.

3.5 Terceira Fase - Otimização em Ilhas (PSO)

Durante a execução da fase 02 do otimizador, o MDP possibilitou a escolha da ação que o sistema deve tomar de forma a obter o maior ganho acumulado, considerando-se o cenário hidrológico disponível, a dinâmica de evolução da perda de carga nas UGs e a disponibilidade das máquinas para operação. Tal ação corresponderá a quais ilhas devem ser operadas para o despacho da potência disponível. Conhecendo-se as ilhas que devem ser operadas, a fase 03 executa uma otimização baseada em PSO para cada margem, com o objetivo de definir a potência a ser despachada em cada ilha.

A otimização da distribuição de potência entre as ilhas da UHE Jirau foi realizada utilizando a técnica de Otimização por Enxame de Partículas (PSO). Essa técnica foi escolhida por sua capacidade de explorar grandes espaços de busca e encontrar soluções globais para problemas complexos e de alta dimensionalidade, características intrínsecas do sistema de geração da UHE Jirau, que conta com 50 unidades geradoras distribuídas em 13 ilhas de geração.

Toda a implementação foi desenvolvida do zero, em linguagem “.m” no ambiente Octave, garantindo a compatibilidade com as ferramentas utilizadas nas demais fases da metodologia. O PSO foi adaptado de sua forma clássica para atender às necessidades específicas da operação da UHE Jirau, levando em consideração as restrições operacionais, o impacto do acúmulo de sedimentos, e, principalmente, a maldição da dimensionalidade. Essa última representa um desafio crítico em sistemas com elevado número de variáveis interdependentes, como o problema de despacho em tempo real na UHE Jirau.

A adaptação do algoritmo PSO visou reduzir a complexidade computacional, permitindo que soluções otimizadas fossem encontradas dentro dos limites de tempo impostos pela operação em tempo real. Modificações específicas foram feitas nos seguintes aspectos:

- Representação do espaço de busca: O espaço de soluções foi particionado em subespaços correspondentes às ilhas, permitindo uma abordagem escalável e mais eficiente.
- Função de custo personalizada: A função objetivo foi formulada para maximizar o rendimento hidráulico e elétrico, enquanto minimiza as perdas de carga e vazão turbinada.
- Parâmetros adaptativos: Foram introduzidos ajustes dinâmicos no fator de inércia, que regula a velocidade de exploração do espaço de busca e a capacidade de troca do número de UGs ativas entre as ilhas (Mantendo-se o número de total de UGs constante), garantindo uma convergência robusta mesmo em cenários de alta dimensionalidade.

A ideia central é lançar as partículas, que representam as possíveis configurações de despacho (número de UGs e potência despachada) nas ilhas sobre o espaço de soluções, que representa a curva de rendimento global do modelo. Desta forma, ao realizar a exploração do modelo, a variação dos parâmetros (potência alocada por ilha ou a distribuição de UGs entre as ilhas) de cada configuração modifica o rendimento esperado para a configuração e por consequência o posicionamento esperado para as partículas no espaço de soluções. É importante salientar que, nessa etapa da metodologia, o sistema ainda trabalha com o conceito de UGs médias, considerando então uma UG por ilha, equivalente a média das UGs ativas naquela ilha.

Assim funcionamento desta fase pode ser dividido em quatro etapas: definição do número de modelos PSO e seu número de partículas, construção das partículas, exploração do modelo e análise dos modelos.

3.5.1 Primeira etapa: Definição do número de modelos e divisão das partículas

Ao chegar nessa etapa da metodologia, o sistema já conhece quais ilhas deve utilizar e qual deve ser a potência otimizada dentre essas ilhas, no entanto, não se sabe ainda quantas máquinas devem ser utilizadas por ilha, e tampouco quais devem ser as UGs. Em um primeiro momento, tentou-se trabalhar com um único modelo de PSO, variando o número de UGs por ilha durante a exploração, mas isso se provou uma análise complexa. Ao variar o número de UGs por ilhas, pode-se mudar completamente o ponto de operação das UGs, ocasionando uma mudança radical do posicionamento da partícula

no espaço de soluções, e assim dificultando uma convergência em torno de uma solução ótima. Assim, decidiu-se utilizar uma estratégia de segmentação do modelo PSO, criando um modelo diferente para cada número total de UGs despachadas na margem, utilizando uma distribuição estatística normal.

O primeiro passo dessa estratégia é identificar qual o número máximo e mínimo de UGs necessários para despachar a potência alocada à margem. O máximo é encontrado dividindo-se a potência a despachar pelo valor mínimo de potência despachável (arredondado para o próximo inteiro, pois não existe “UG parcial” e não é possível ultrapassar a potência máxima), enquanto o mínimo é encontrado dividindo-se a potência alocada pelo valor de potência máximo despachável (arredondado para o inteiro anterior, pois não existe “UG parcial” e não é possível ultrapassar a potência mínima). Por exemplo, sabe-se que para as condições nominais da UHE Jirau, a potência despachável por UG é 75 MW e a potência mínima despachável por UG é 23 MW. Se considerarmos que a potência alocada à margem direita é de 400 MW, tem-se:

$$\min UGs_{MD} = \frac{400}{75} = 5,33 \rightarrow \min UGs_{MD} = 6 \quad (3.31)$$

$$\max UGs_{MD} = \frac{400}{23} = 17,319 \rightarrow \max UGs_{MD} = 17 \quad (3.32)$$

A partir das equações 3.31 e 3.32 temos os valores de referência para o número mínimo e máximo de UGs, respectivamente. É evidente que o número máximo é limitado pela disponibilidade de UGs. Conhecendo-se os limites para o número de UGs, o próximo passo é encontrar um número de UGs que possibilite o despacho em um ponto mais próximo possível do ponto de melhor rendimento, e para isso, considera-se uma média global das máquinas disponíveis e é executada uma rápida otimização para encontrar a potência de maior rendimento. Para esta otimização, é utilizada a mesma técnica de otimização que será explicada na Seção 3.6, porém sem a restrição de potência total a despachar - o interesse é apenas encontrar o maior rendimento possível e a respectiva potência despachada para as condições de queda e obstrução das grades. Com a potência de maior rendimento encontrada a partir da UG média, sabe-se que o despacho com essa potência produzirá um rendimento global próximo ao rendimento ótimo com alguma distorção dada as diferenças de condição entre as UGs e as ilhas. Assim, o número ótimo de UGs será dado pela divisão da potência a despachar pela potência “ótima” encontrada.

Com os parâmetros para os números máximo e mínimo, e também o melhor número de UGs para despacho, é então criada uma distribuição normal entre os limites utilizando o melhor número como média. Os valores de probabilidade obtidos para cada número total de UGs despachadas e o número total de partículas são utilizados para definir o número de partículas ideal para cada modelo. Essa estratégia permite a criação de um

número maior de partículas nos modelos que utilizam uma quantidade de UGs onde é mais provável de se obter o melhor rendimento.

3.5.2 Segunda etapa: Construção do modelo PSO - Criação das partículas

Uma vez definidos a quantidade de modelos a serem criados, assim como a quantidade de partículas em cada um deles, a criação das partículas é definida pela distribuição probabilística, sendo que cada uma delas vai receber uma combinação do número de UGs por ilha que atenda o número total de UGs do modelo.

Definido o número n de UGs a despachar por ilha, são utilizados os atributos médios calculados na Seção 3.3.2 referentes ao número de n . Isso pode ser feito pois o comportamento da otimização inteira-mista da fase 04 garante a utilização de tais máquinas, devido ao rendimento esperado para esse cenário. Em outras palavras: o rendimento das UGs mais limpas sempre será melhor que o das com níveis mais elevados de obstrução, desta forma o despacho sempre prioriza as UGs mais limpas.

Como cada partícula representa uma configuração de despacho a ser explorada, cada partícula consiste em um conjunto de valores ou vetores de 1 dimensão e tamanho correspondente ao número de ilhas de cada margem, assim, possui tamanho 7 para a margem direita e 6 para a esquerda. A Tabela 17 apresenta os parâmetros variáveis de cada partícula. Além dos parâmetros variáveis, cada partícula possui também parâmetros internos que armazenam os dados do melhor resultado já obtido por aquela partícula. Tais parâmetros são apresentados na Tabela 18.

Tabela 17 – Parâmetros variáveis de cada partícula dos modelos PSO

Parâmetro	Tipo de dado	Descrição
Num_{UGs}	vetor	Número de UGs despachado em cada ilha
Potencias		Potência despachada em cada ilha ativa
Pot_{max}		Máxima potência despachável em cada ilha (dado de entrada)
Pot_{avg}		Potência alocada nas UGs da ilha ($Potencias/Num_{UGs}$)
Reps	valor	Número de repetições sem melhoria no rendimento
Rendimento		Rendimento global estimado para a configuração

Tabela 18 – Parâmetros de melhor resultado de cada partícula dos modelos PSO

Parâmetro	Tipo de dado	Descrição
Melhor Rendimento	valor	Melhor rendimento global estimado já obtido por esta partícula
Melhor iteracao		Iteração onde foi encontrada a configuração
Melhor Num_{UGs}	vetor	Número de UGs despachado em cada ilha na melhor iteração
Melhor Potencias		Potência despachada em cada ilha ativa na melhor iteração
Melhor Pot_{avg}		Potência alocada nas UGs da ilha ($Potencias/Num_{UGs}$) na melhor iteração

As partículas são criadas com um número aleatório de UGs ativas por ilha, sempre respeitando-se a disponibilidade de cada ilha e o número total de UGs do modelo, determinado na 1ª etapa. Para a primeira partícula, é atribuída uma potência igualitária entre todas as UGs, isto é, divide-se a potência a despachar na margem pelo número de UGs, e para encontrar a potência de cada ilha, multiplica-se a potência igualitária pelo número de UGs ativas na ilha. As demais ilhas recebem potências aleatórias, mantendo-se os limites operacionais de suas UGs e a condição de despacho, isto é, o somatório da potência despachada nas ilhas é igual à potência a despachar na margem.

Assim, com o número de UGs por ilha definido e os dados da UG média correspondente, é calculado o rendimento otimizado esperado, a partir da fórmula de rendimento global dada pela Equação 1.6, para a solução formada pela partícula, utilizando um algoritmo de otimização sequencial quadrática, o mesmo utilizado na fase 4, porém considerando as máquinas médias das ilhas como uma UG.

O procedimento é repetido para cada uma das partículas do modelo, e ao final da criação de todas as partículas, identifica-se aquela que obteve o melhor rendimento e armazena-se todos os dados da melhor partícula para utilização na etapa de exploração do modelo.

3.5.3 Terceira etapa: Exploração do modelo PSO - Movimentação das partículas

Depois que todas as partículas foram criadas e aquela de melhor desempenho teve seus parâmetros registrados, começa a fase de busca do otimizador PSO, onde a cada iteração, cada partícula tenta caminhar em direção a melhor partícula conhecida, isto é, a solução que apresentou o melhor rendimento esperado a partir da otimização. Essa movimentação é feita variando-se a distribuição de potência ou a combinação de máquinas em cada ilha em direção a solução de melhor resultado, e um novo rendimento é encontrado para cada partícula, garantindo assim a exploração do espaço de soluções.

No contexto geral dos modelos de otimização PSO, é comum a movimentação das partículas no espaço de solução através de um equacionamento, que representa a velocidade da partícula em função da distância da solução representada pela partícula para as melhores soluções e de algumas constantes paramétricas do modelo. No entanto, para os modelos desta solução, decidiu-se pela utilização de um valor constante e um fator de atenuação, de forma que a cada iteração, o deslocamento das partículas seja menor que na iteração anterior. O valor base (V_{base}) para a movimentação foi definido como 2 MW, e o fator de atenuação (w) como 0.99. Assim, para cada i -ésima iteração, temos o valor

do passo de deslocamento, conforme a Equação 3.33.

$$V_{step} = V_{base} \cdot w^{(i-1)} \quad (3.33)$$

Além do tamanho da variação, também é necessário determinar como será a variação dos parâmetros, em outras palavras, quais ilhas terão sua potência de despacho atualizadas. Como a potência total dividida entre as ilhas deve permanecer igual em todas as iterações, ao se aumentar o despacho de uma ilha, obrigatoriamente o despacho de outra ilha deve ser diminuído em igual proporção. Desta forma, o método consiste em comparar a configuração atual da partícula com a melhor configuração já observada, e então identificar quais ilhas devem receber acréscimo ou decréscimo de potência, de forma a se aproximar das potências alocadas na melhor configuração. O ajuste é feito considerando sempre a potência média das UGs na ilha.

Dentre aquelas que podem receber acréscimo, uma é sorteada para receber o ajuste. A potência média das UGs recebe o valor de passo calculado, desta forma, o total acrescentado à ilha é calculado pela multiplicação do número de UGs na ilha pelo valor do passo, e é retirado de uma das ilhas, também sorteada, que pode ter decréscimo de potência. É importante ressaltar que, caso sejam necessários ajustes, os limites de despacho possíveis devem ser observados para cada uma das ilhas.

Por outro lado, também existem casos em que existem mais de uma possibilidade de se atender ao número total de UGs a despachar (definido na primeira etapa), variando-se o número de UGs entre as ilhas. Por exemplo, em um cenário hipotético para a margem direita, em que todas as ilhas tem todas as UGs disponíveis, todas devem estar ativas e devem ser despachadas um total de 8 UGs, existem 7 possibilidades: em 6 ilhas existe 1 UG ativa e apenas em uma ilha tem 2 ativas.

Desta forma, é interessante criar mecanismos que possibilitem também a variação do número de UGs na ilha ao invés da potência alocada às UGs. A mesma estratégia utilizada para a potência é adotada para o número de UGs: calcula-se a diferença entre o número de UGs da configuração atual da partícula e da melhor configuração conhecida, e identifica-se as ilhas com número maior ou menor, que representam aquelas que podem ter o número de UGs ajustado para mais ou para menos. Escolhe-se aleatoriamente uma ilha para reduzir o número de UGs e outra para aumentar.

As potências são ajustadas dividindo-se igualmente as potências alocadas nas duas ilhas pelo número de máquinas de tais ilhas. Para ilustrar o mecanismo de atualização do número de UGs em cada ilha de uma partícula, considere o cenário descrito na Tabela 19.

Neste cenário a configuração atual da partícula é comparada com a da melhor solução conhecida até o momento. Assim, após o ajuste, a Ilha 01 passa de 2 UGs da configuração atual para 3 UGs, conforme a melhor solução, enquanto a Ilha 02 passará a

Tabela 19 – Cenário hipotético de ajuste do número de UGs em duas ilhas de uma partícula

Ilha	Partícula pré-ajuste		Melhor Solução		Partícula pós-ajuste	
	# UGs	Potência	# UGs	Potência	# UGs	Potência
Ilha 01	2	102	3	160	3	162
Ilha 02	3	168	2	110	2	108
Ilha 03	1	53	1	53	1	53

ter 2 ao invés das 3 iniciais. Como a Ilha 03 não mudará o seu número de UGs, sua potência permanecerá inalterada em 53 MW, ainda que seja diferente da potência observada na melhor solução conhecida. A potência total alocada entre as Ilhas 01 e 02 é 270 MW, e são 5 UGs no total, logo, ao atualizar o número de UGs das ilhas, cada UG deve ter potência alocada igual a 54 MW, e portanto a Ilha 01 despachará 162 MW, enquanto a Ilha 02 despachará 108 MW.

Estas são as duas hipóteses possíveis para a movimentação, e a cada iteração, todas as partículas passam por ao menos uma delas. Após a movimentação o rendimento é atualizado com a nova configuração, e os resultados são comparados com o melhor resultado da partícula e o melhor resultado de todo o modelo. A cada iteração, o modelo trata partícula por partícula, começando pela atualização de potência enquanto o rendimento da partícula estiver melhorando. A cada vez que o novo rendimento não é melhor que o rendimento anterior da própria partícula o parâmetro *Reps*, apresentado na Tabela 17, é incrementado. O parâmetro é resetado toda vez que o novo rendimento é melhor que o anterior. Se o parâmetro atingir determinado valor configurado, por exemplo 5, isto é, se houver tal número de iterações consecutivas em que a partícula não foi capaz de melhorar o seu resultado, então executa-se o ajuste do número de UGs.

O procedimento é repetido até que todas as iterações tenham sido executadas.

3.5.4 Quarta etapa: Análise do melhor resultado de cada modelo

Finalizadas as iterações, o melhor resultado do modelo (combinação de UGs por ilha, potência a ser despachada por ilha e rendimento global) é armazenado e o algoritmo de otimização parte para o próximo modelo PSO, a mesma sequência de operações é realizada para a criação de partículas e exploração do modelo, até encontrar o melhor resultado do segundo modelo. O processo se repete até que o modelo PSO com o maior número possível de máquinas seja executado e tenha o melhor rendimento possível calculado. Com os melhores resultados de cada modelo conhecidos, basta escolher o melhor deles e a solução correspondente será a solução indicada para a continuação da otimização na fase subsequente.

3.5.5 Parâmetros de configuração utilizados para os modelos PSO

Para validar a abordagem desenvolvida e garantir a eficácia do modelo de Otimização por Enxame de Partículas (PSO) aplicado à UHE Jirau, foram definidos os seguintes parâmetros de configuração durante os testes:

- Número total de partículas

O espaço de busca foi explorado por um total de 5000 partículas, que serão distribuídas entre os diferentes modelos PSOs identificados para o cenário. Esse número foi escolhido para balancear a capacidade exploratória do modelo com a viabilidade computacional, considerando as restrições de tempo impostas pela operação em tempo real.

- Número de iterações

Cada modelo foi configurado para executar até 100 iterações, permitindo uma exploração suficiente do espaço de busca e garantindo que o modelo convergisse para uma solução otimizada dentro do horizonte operacional.

- Fator de decaimento (w)

Para controlar a movimentação das partículas e promover a convergência, foi utilizado um fator de decaimento constante de 0,99. Esse parâmetro ajusta dinamicamente o deslocamento das partículas, reduzindo gradualmente a amplitude de busca nas iterações subsequentes e favorecendo a exploração em direção às melhores soluções identificadas.

- Passo inicial de potência

O valor inicial para o ajuste de potência das partículas foi configurado como 3 MW, garantindo uma movimentação inicial significativa, capaz de explorar o espaço de solução de forma eficiente nas primeiras iterações.

- : Critério de parada por iterações consecutivas sem melhoria no rendimento

Caso o modelo não apresentasse melhorias no rendimento global por um período de 10 iterações consecutivas, o processo de otimização era finalizado. Esse critério foi estabelecido para evitar a realização de cálculos desnecessários e reduzir o tempo computacional em cenários de convergência precoce.

Esses parâmetros foram ajustados para atender às características específicas do problema da UHE Jirau, considerando a alta dimensionalidade e as restrições computacionais do sistema. Os valores escolhidos foram validados através de testes preliminares e mostraram-se adequados para alcançar soluções otimizadas em tempo hábil.

3.6 Quarta Fase - Otimização nas UGs das ilhas

Com o término da fase 03, o otimizador sabe quais as potências a serem despachadas em cada ilha, então, na fase 04, o otimizador lida com a otimização dentro das ilhas de geração. Assim, deve-se determinar o despacho de cada uma das quatro UGs de forma a atender a demanda da ilha, que é definida previamente nas fases anteriores (dados de entrada da fase 4). Para tal finalidade, foi aplicada uma modelagem por variáveis inteiras e contínuas para esse problema de otimização. As variáveis inteiras indicam se a UG está ligada ou desligada, e as contínuas, a potência que deve ser despachada pela UG.

Seja:

U_n - Variável inteira que representa o estado da UG n ($0 =$ desligada e $1 =$ ligada);

P_n - Variável contínua que representa a potência ativa a ser atribuída à UG;

P_i - Potência a ser despachada na ilha i ;

i - Índice da ilha em análise, variando de 1 a 13;

n - Índice da UG dentro da ilha de geração i , variando de 1 a 4;

η_i - Rendimento global da ilha i ;

η_n - Rendimento da UG n ;

P_{LI} - Limite inferior de potência despachável por UG (definido em 23 MW);

P_{LS} - Limite superior de potência despachável, calculado a partir da curva colina, considerando a queda líquida disponível e eventuais restrições técnicas.

O problema de otimização consiste em maximizar o rendimento global da ilha i (η_i), e é apresentado na Equação 3.34. O problema é sujeito às restrições dadas pelas equações 3.35 e 3.36:

$$\eta_i = \max_{U,P} \frac{\sum_{n=1}^4 U_n P_n}{\sum_{n=1}^4 U_n \frac{P_n}{\eta_n}} \quad (3.34)$$

$$P_i = \sum_{n=1}^4 U_n P_n \quad (3.35)$$

$$P_{LI} \leq P_n \leq P_{LS}, \quad \text{para } n = 1, 2, 3, 4 \quad (3.36)$$

Para o cálculo da otimização, foi utilizado o pacote de programação sequencial quadrática do Octave. Esse pacote consegue variar parâmetros de entrada buscando a solução ótima de um problema de otimização sujeito a restrições de igualdade e desigualdade, e assim adequando-se à modelagem realizada. No caso deste problema, o modelo

Octave vai variar as potências P_1 , P_2 , P_3 e P_4 buscando a maximização de η_i , dentro dos limites de operação definidos pela potência mínima despachável (dado estático definido pela usina, com base no projeto das UGs) e a potência máxima despachável (dado variável definido com base na curva colina, em função da queda líquida disponível ou de eventuais restrições técnicas nos subsistemas da usina).

Além de identificar a melhor distribuição de potência para uma determinada potência da ilha e para uma determinada combinação de UGs ativas, também é necessário variar essa combinação para encontrar a configuração que garante o melhor rendimento. E para isso, decidiu-se pela construção de algoritmo que realiza uma varredura de todas as combinações de UGs - como cada ilha tem 4 UGs, o número de combinações existentes é $2^4 = 16$ -, realizando a otimização para todas aquelas que forem possíveis, isto é, em que há disponibilidade das máquinas e a potência disponível nas UGs ativas garante o despacho alocado para as ilhas. Adicionalmente, as combinações de UGs possíveis são comparadas com a configuração atual da usina, penalizando o rendimento daquelas que desligam UGs que devem permanecer ligadas e bonificando o resultado da configuração idêntica à atual. O rendimento global otimizado de cada ilha, com bonificação ou penalidade, é armazenado.

A bonificação do rendimento da configuração atual tem como objetivo proteger o sistema contra mudanças repetitivas na configuração das UGs, pois, considerando a dinâmica da perda de carga nas tomadas d'água, é plausível que configurações com diferentes UGs ativas possam alternar marginalmente como a configuração de melhor rendimento. Se essa alternância for implementada no despacho, implicará na repetição do processo de partida e parada de uma ou mais UGs, o que é sabido ser indesejável devido ao impacto negativo na vida útil dos equipamentos.

Por fim, os resultados de todas as configurações são comparados, e aquele de maior rendimento é escolhido como a configuração de despacho da ilha. O procedimento é realizado então para as demais ilhas, até que se obtenha a configuração de despacho para todas as ilhas da usina, e por consequência, tenha-se o despacho final da UHE, a ser indicado para os operadores.

4 Resultados e Discussões

Este capítulo é dedicado à exposição e à avaliação crítica do modelo e das análises efetuadas. Foi empregada uma abordagem metódica, relacionando os resultados obtidos aos objetivos e hipóteses definidos no início do estudo.

O problema do despacho ótimo na UHE Jirau apresenta dois grandes desafios simultâneos: o elevado número de unidades geradoras, que traz a maldição de dimensionalidade para as eventuais soluções, e os impactos dinâmicos do transporte de sedimentos no Rio Madeira. Ambos os problemas são bastante complexos por si mesmos, resultando em alta complexidade para as suas análises, caso fossem estudados individualmente. Assim, ao apresentá-los simultaneamente, o caso da UHE Jirau tem complexidade elevadíssima.

Neste contexto, a solução proposta utiliza-se de uma abordagem de otimização “*Near Optimal*” (quase ótima), isto é, trata-se de um método que busca soluções que, embora não seja possível garantir que elas sejam as melhores em absoluto, estão muito próximas disso em termos de eficiência ou eficácia. Tal abordagem é bastante utilizada em problemas complexos de otimização, onde encontrar a solução ótima pode ser extremamente desafiador, devido à complexidade computacional, limitações de tempo, ou outras restrições práticas, sendo uma alternativa viável, oferecendo soluções que, embora não sejam perfeitas, são suficientemente boas para o propósito pretendido.

Em outras palavras, pode se dizer que uma solução utilizando a abordagem “*Near Optimal*” busca o equilíbrio entre a qualidade da solução e os recursos necessários para alcançá-la, como tempo de computação e capacidade de processamento.

Desta forma, a metodologia proposta nesse trabalho não visa garantir a solução perfeita para o despacho, mas soluções viáveis e alcançáveis em tempo hábil que resultem em uma operação otimizada do sistema.

4.1 Análise dos resultados do sistema de otimização

Nesta Seção é apresentada uma avaliação da ferramenta desenvolvida com o objetivo de otimizar o despacho elétrico da Usina Hidrelétrica de Jirau. A essência dessa ferramenta é fornecer uma solução capaz de oferecer sugestões operacionais precisas e eficientes. Assim, a validade e eficácia da ferramenta são definidas por sua capacidade de gerar sugestões válidas do ponto de vista dos operadores e os impactos de sua operação.

Para a análise, foi adotada uma abordagem comparativa, utilizando dados históricos da operação da usina como referencial. Este método consiste em alinhar as sugestões de operação geradas pela ferramenta com os registros históricos, permitindo uma análise

detalhada sobre a congruência entre as operações recomendadas e as que foram efetivamente realizadas no passado. Essa abordagem fornece uma base sólida para avaliar a precisão das previsões da ferramenta e sua adaptabilidade às condições reais e variáveis da usina. Ao correlacionar os resultados gerados pela ferramenta com os dados históricos, é possível ilustrar claramente a eficiência e a aplicabilidade prática da metodologia desenvolvida, ressaltando sua contribuição para a melhoria contínua da gestão de operações na UHE Jirau.

4.1.1 Comparativo com dados históricos

Para avaliar as soluções apresentadas pela metodologia desenvolvida, foi realizado um estudo comparativo entre o despacho realizado normalmente pela equipe de operação, isto é, sem a utilização do sistema, com os resultados esperados pela simulação da operação com o despacho sugerido pela metodologia. Para este fim, foram usados dados históricos de diferentes períodos do ano de 2022.

Assim, foram selecionados os dados de uma semana de cada um dos doze meses do ano, de forma a obter um panorama do sistema nos diferentes cenários hidrológicos observados no decorrer do ano, para fins de comprovação da efetividade do otimizador e análise do projeto. O modelo foi projetado para ser executado na usina uma vez a cada 30 minutos, e portanto, 48 vezes ao longo de um dia.

Desta forma, é possível determinar quantos cenários foram executados ao longo de todo esse período. A Tabela 20 apresenta o número de execuções realizadas segmentadas por mês, e o percentual em relação às execuções esperadas (em geral, 336 por mês, uma vez que tratam-se dos dados de uma semana por mês).

Tabela 20 – Resumo do número de execuções realizadas pela metodologia

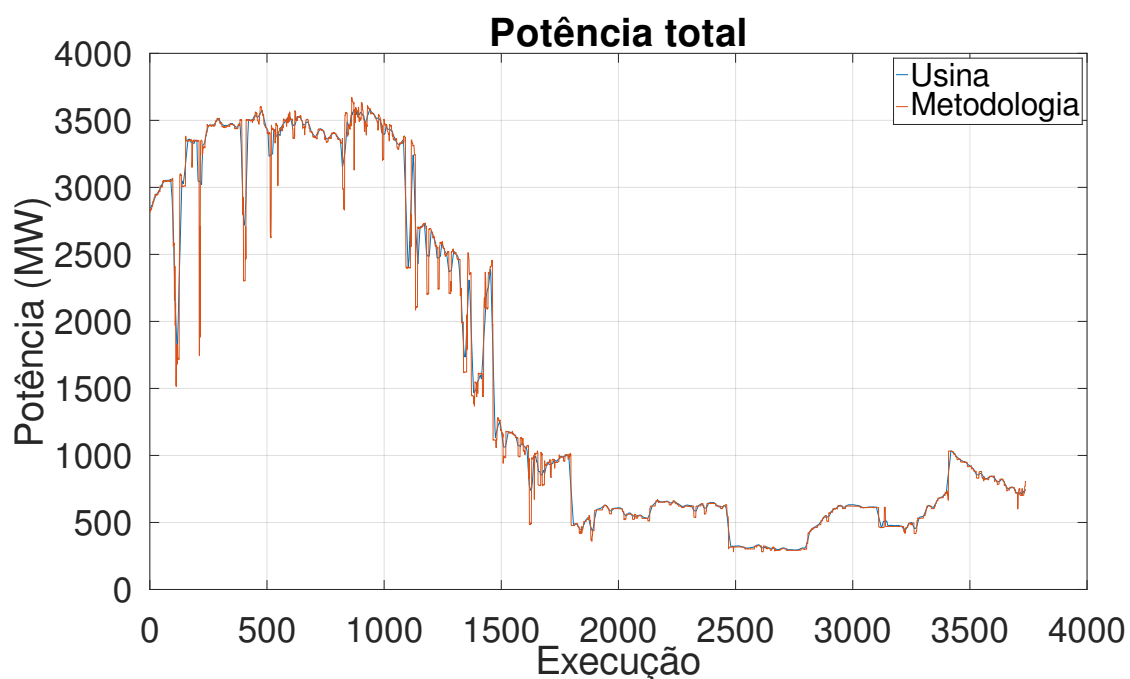
Mês	Execuções	Mês	Execuções
Janeiro*	152 (79,17%)	Julho	336 (100%)
Fevereiro	334 (99,40%)	Agosto	336 (100%)
Março	336 (100%)	Setembro	334 (99,40%)
Abril	311 (92,56%)	Outubro	336 (100%)
Maio	331 (98,51%)	Novembro*	269 (93,40%)
Junho	336 (100%)	Dezembro	330 (98,21%)

*No mês de janeiro foi realizada uma adequação nos medidores da usina e, portanto, os dados de apenas 4 dias da última semana estavam disponíveis para uso, totalizando assim um máximo de 192 execuções possíveis ao invés das 336. Além disso, no mês de novembro, ocorreram problemas no armazenamento de dados da usina, limitando a disponibilidade de dados para o referido mês em 1 semana com 6 dias de dados, totalizando 288 execuções possíveis.

Assim, foram realizadas 3741 execuções dentro de um horizonte de 3840 execuções possíveis (totalizando 97,42% de aproveitamento). A diferença no número de execuções realizadas se deve a falhas na execução em alguma das fases da metodologia. O número de execuções diminui quando acontecem falhas pois foi projetado de forma a interromper a execução e reiniciar uma nova tentativa de execução até que o algoritmo tenha sido executado com sucesso, quando então aguarda o intervalo de 30 minutos desde o início da última execução bem sucedida para iniciar uma nova execução.

As figuras 29, 30 e 31 apresentam comparativos entre os resultados obtidos pela operação da usina, sem a utilização da metodologia proposta neste trabalho e os esperados pelo otimizador para a potência despachada, vazão turbinada e o rendimento global da usina, respectivamente. É possível notar que tanto para a potência despachada quanto para a vazão turbinada, os resultados estiveram bastante próximos dos obtidos pela despacho realizado normalmente pela equipe de operação da usina. Para o rendimento, no entanto, observou-se pequena variação no comportamento, de acordo com o período do ciclo hidrológico: durante o período de altas vazões (AV), compreendido entre novembro a maio, o rendimento médio esperado foi bastante próximo, ou ligeiramente menor ao obtido pela operação, enquanto durante o período de baixas vazões (BV), compreendido entre junho e outubro, o otimizador apresentou um rendimento médio esperado ligeiramente maior que o resultado obtido na operação.

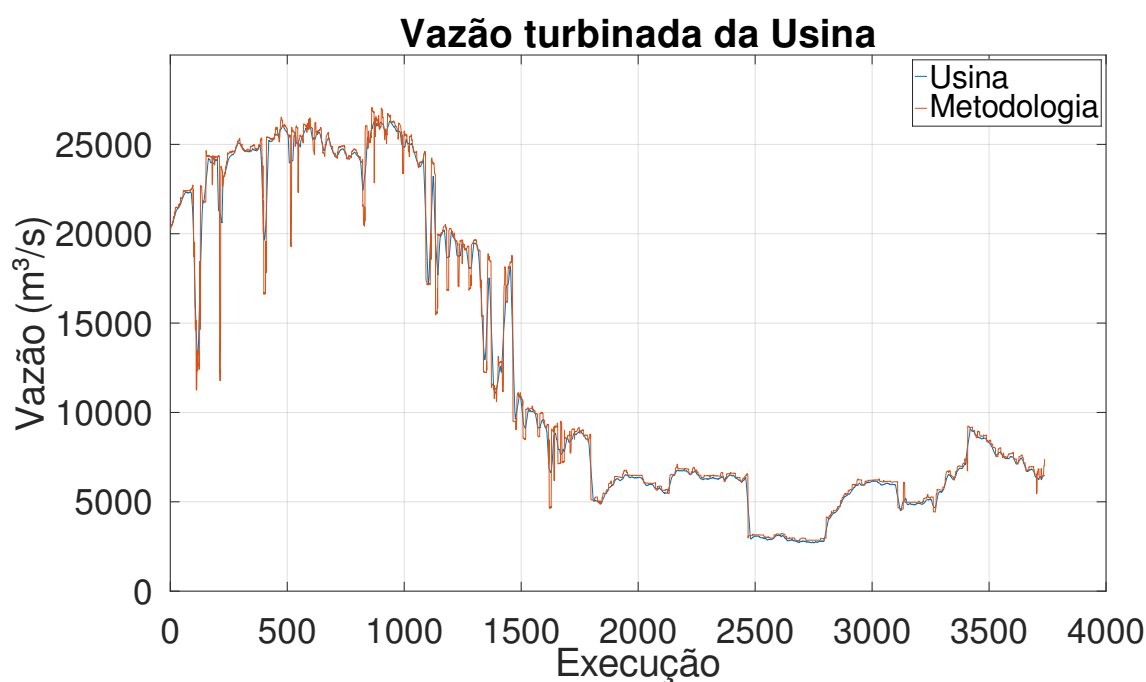
Figura 29 – Comparativo entre a potência despachada pela usina e a sugerida pela metodologia



Fonte: O autor

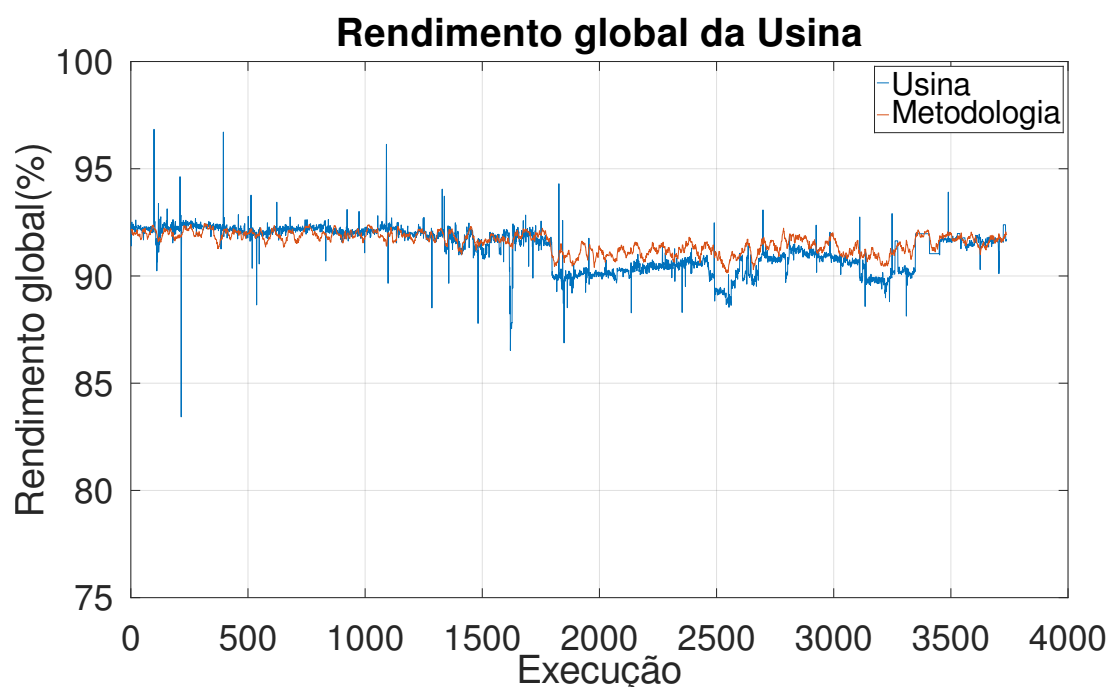
Este comportamento é esperado e justificado por se tratar de uma usina a fio

Figura 30 – Comparativo entre a vazão turbinada pela usina e a previsão da metodologia



Fonte: O autor

Figura 31 – Comparativo entre o rendimento obtido pela usina e o esperado pela metodologia



Fonte: O autor

d'água, isto é, durante os períodos de alta vazão, quando a vazão do rio excede a máxima vazão turbinável pela usina, a usina deve operar turbinando a máxima vazão possível, sem

tanta margem para a otimização, reduzindo as margens de ganho da otimização. Já no período de baixas vazões, há maior flexibilidade no despacho, permitindo assim alcançar ganhos maiores no rendimento. A Tabela 21 apresenta uma comparação entre as médias obtidas pela operação e esperadas pelo otimizador, considerando os dados utilizados.

Tabela 21 – Comparativo dos resultados obtidos pela metodologia com os da operação

Resultado	Potência despachada	Vazão turbinada	Rendimento global	Energia gerada
Usina	1591,1 MW	$12639 \text{ m}^3/\text{s}$	91,28%	2973.68 GWh
Metodologia	1596,6 MW	$12524 \text{ m}^3/\text{s}$	91,58%	2983.78 GWh
Ganho absoluto	5,5 MW	$-114 \text{ m}^3/\text{s}$	0,30%	10.1 GWh
Ganho relativo	0,35 %	-0,90 %	0,33%	0,34%

Para além da análise do resultado global, também é importante observar o comportamento do otimizador em relação às configurações de despacho, isto é, se as soluções encontradas pelo otimizador são válidas (por exemplo, ele não pode sugerir nenhuma potência fora dos limites operacionais das unidades geradoras) e factíveis (o procedimento de partida e parada de unidades geradoras é custoso, e se realizado em frequências elevadas, impacta negativamente na vida útil do ativo, desta forma, não é desejável que ocorram muitas trocas de unidades de geradoras com o objetivo de um ganho ínfimo de desempenho). Nas figuras 32 a 44 podemos observar o comportamento de cada uma das 13 ilhas de geração da usina.

É interessante notar que, em todos os casos, o comportamento do otimizador se assemelhou bastante ao comportamento observado na prática, sofrendo apenas ajustes na potência. Este comportamento é esperado, uma vez que a metodologia utiliza a condição de despacho atual da usina como parâmetro de entrada, e a manobra de ilhas inteiras (desligamento de uma ilha e a partida de outra em substituição) constitui num grande impacto para o sistema e, portanto, é uma condição de despacho a ser evitada.

Além disso, observa-se que durante todos os períodos avaliados, ao menos uma entre as ilhas 1 e 2 da margem direita e 8 e 10 da margem esquerda estiveram ligadas, respeitando-se a condição necessária estabelecida para garantir o funcionamento adequado dos sistemas de serviços auxiliares da usina.

Finalmente, é necessário ainda observar o comportamento individualizado das UGs para garantir que não há despacho intermitente (sugerir partidas e paradas de uma mesma UG de forma cíclica em execuções subsequentes do otimizador). A Figura 45 apresenta os resultados de simulações do início de desenvolvimento do otimizador, quando ainda não haviam sido implementadas estratégias para evitar tal comportamento de repetitivas partidas e paradas. É possível observar o comportamento indesejado no destaque da Figura. Seria inviável apresentar em um documento o comportamento de cada uma das 50 UGs para todos os períodos observados. Desta forma, foram selecionados os dados de uma ilha

Figura 32 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 1 e a sugestão da metodologia

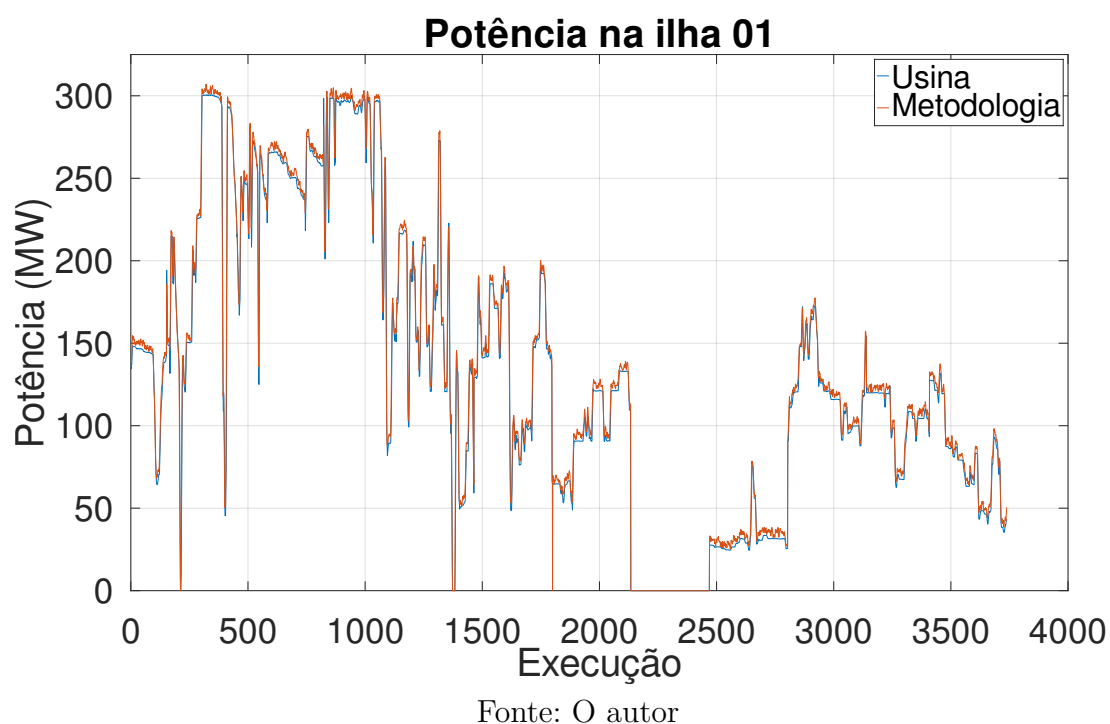
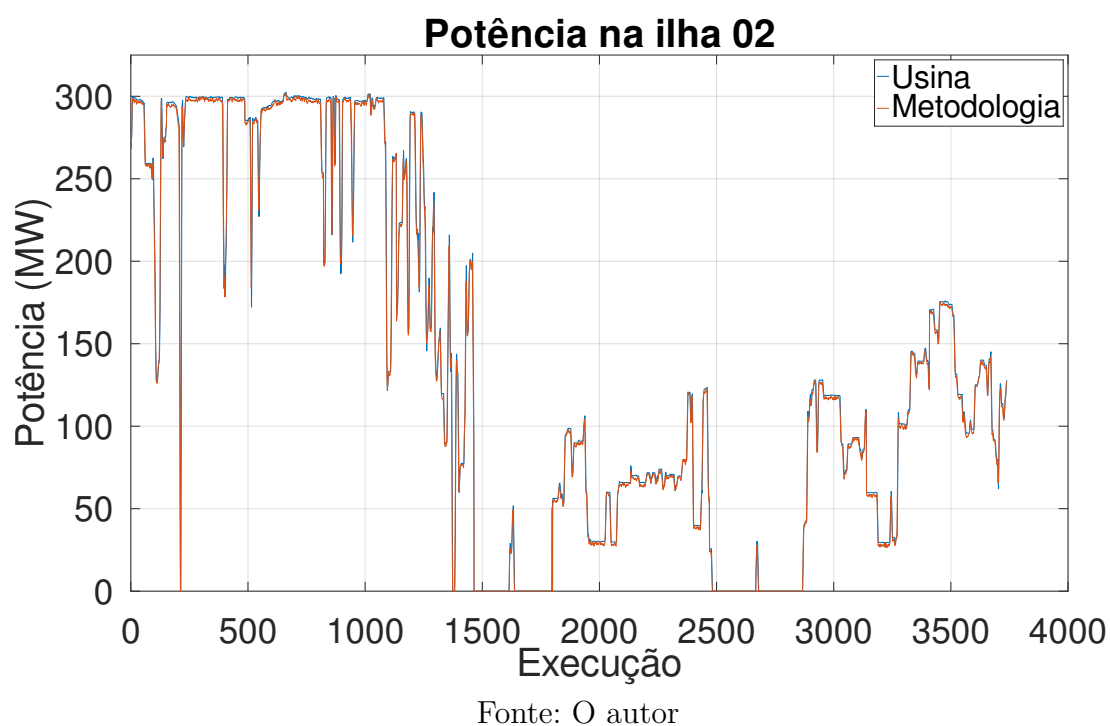
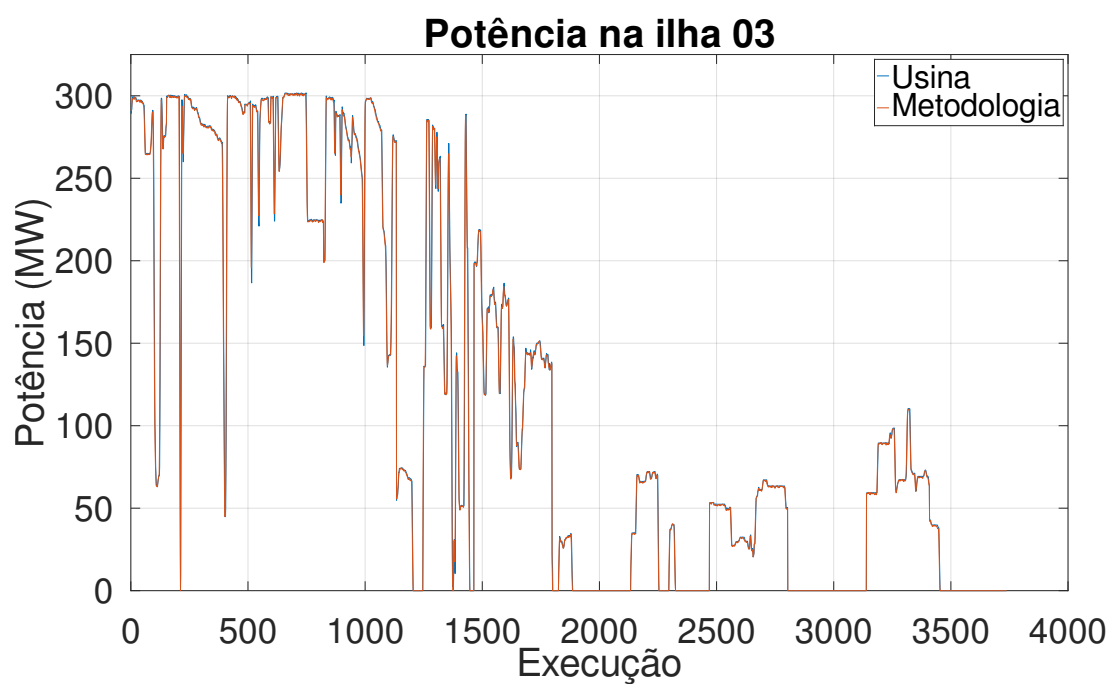


Figura 33 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 2 e a sugestão da metodologia



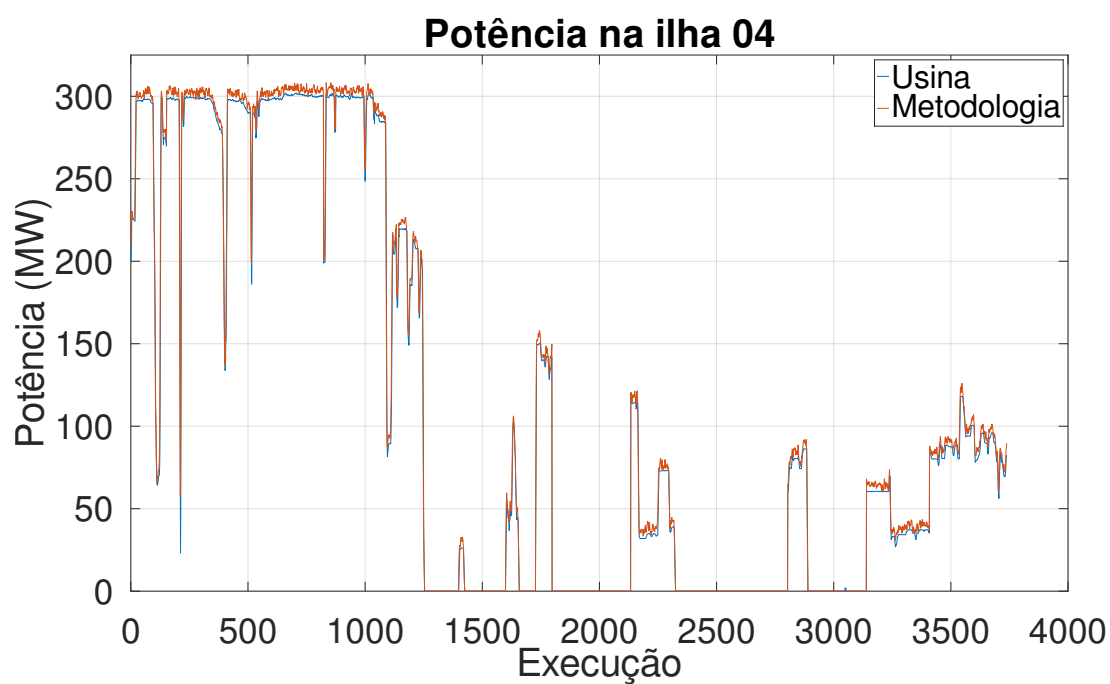
de cada margem, em dois meses distintos, um durante o período de altas vazões e outro

Figura 34 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 3 e a sugestão da metodologia



Fonte: O autor

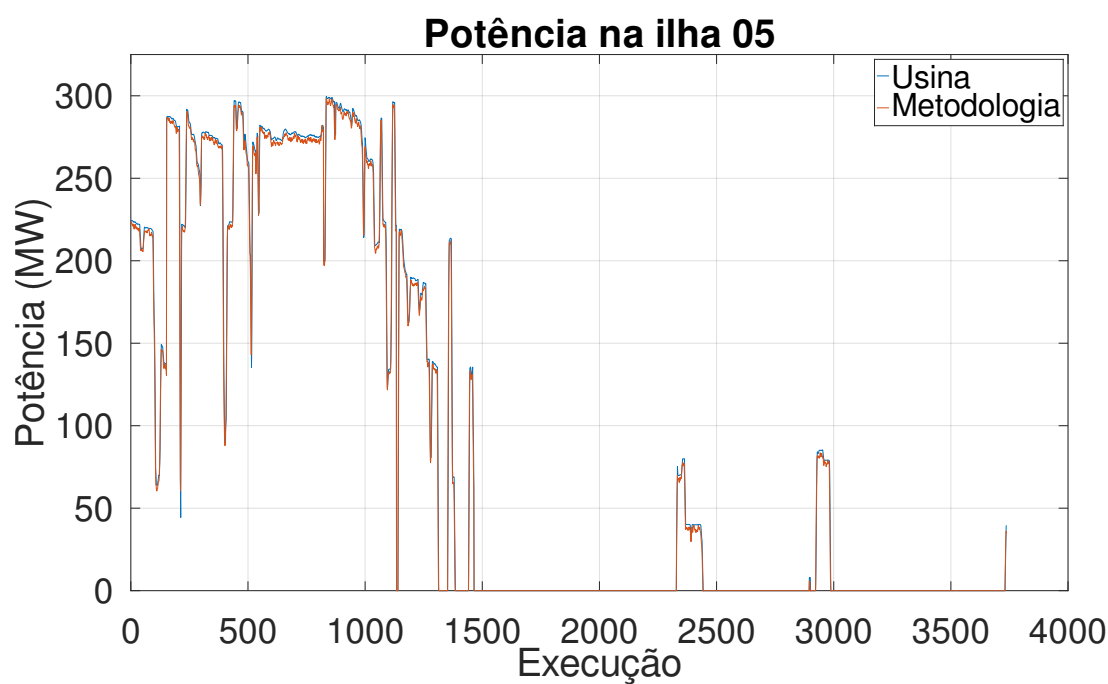
Figura 35 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 4 e a sugestão da metodologia



Fonte: O autor

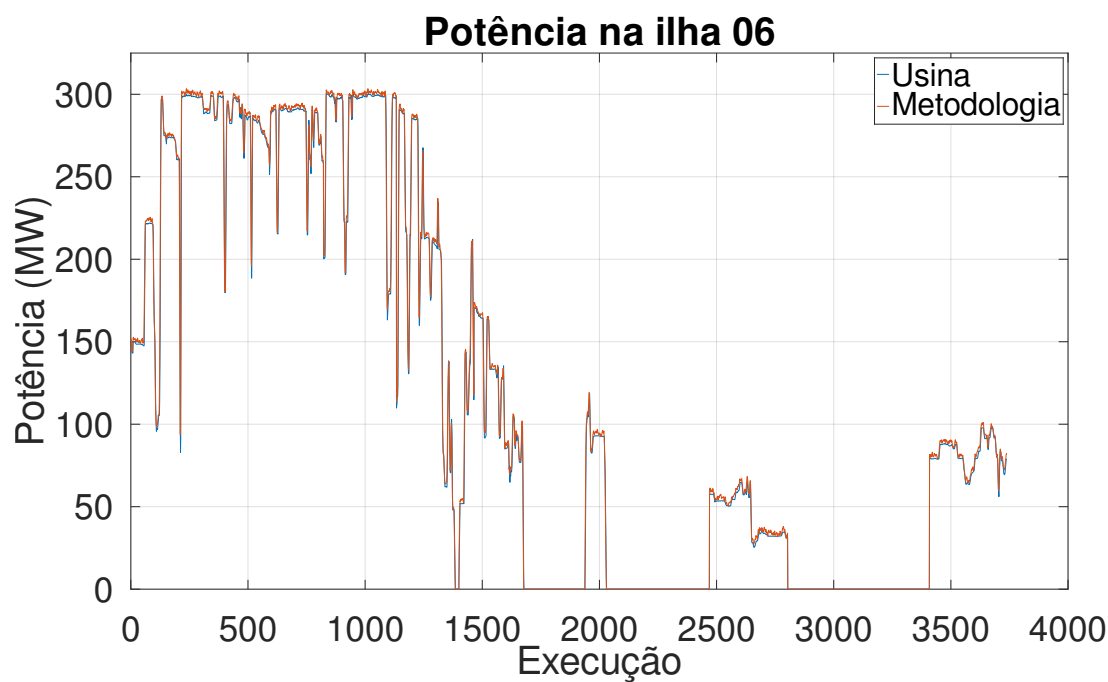
durante os períodos de baixas vazões.

Figura 36 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 5 e a sugestão da metodologia



Fonte: O autor

Figura 37 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 6 e a sugestão da metodologia



Fonte: O autor

Para a margem direita, escolheu-se analisar o comportamento da ilha 03. A Fi-

Figura 38 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 7 e a sugestão da metodologia

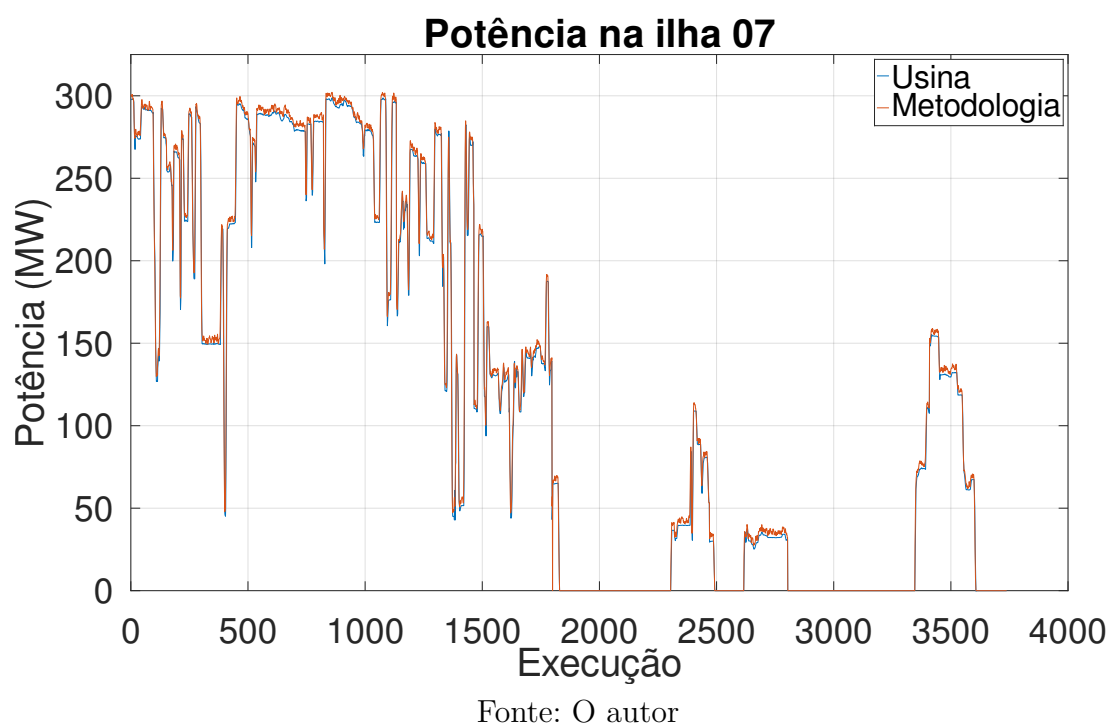
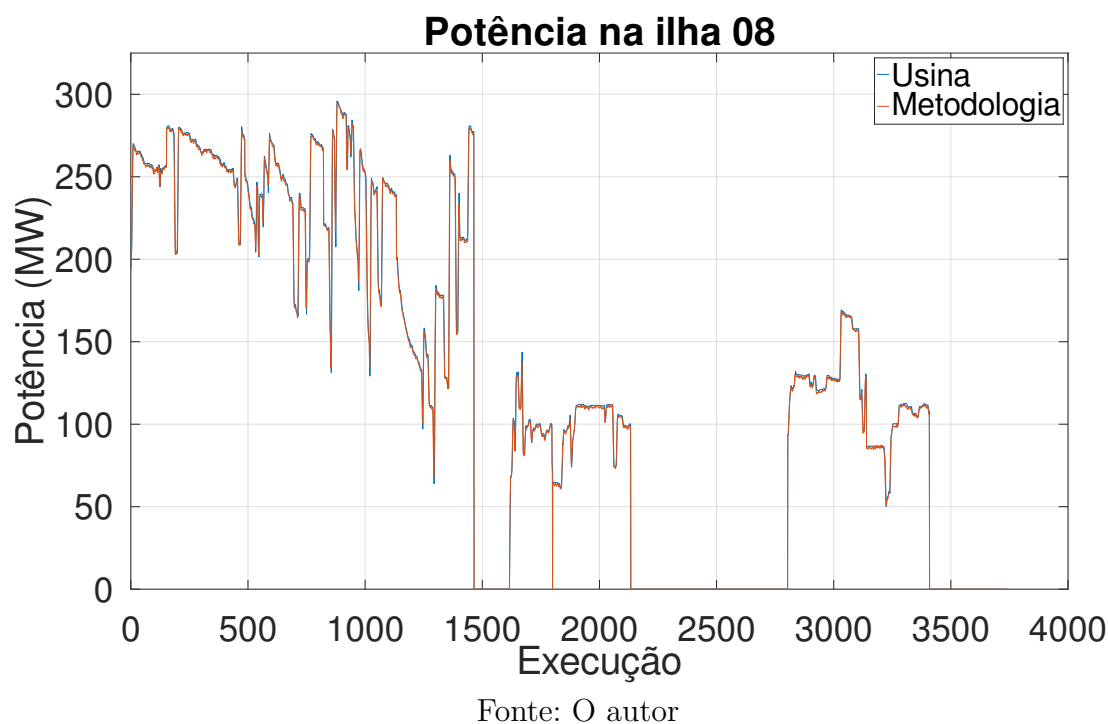
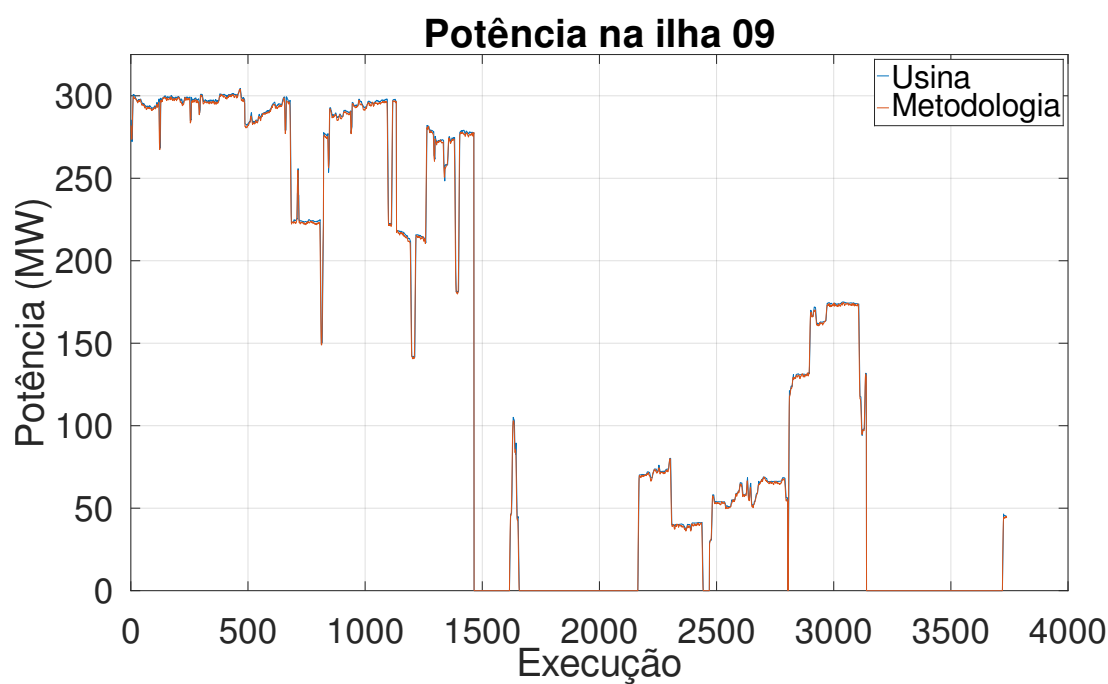


Figura 39 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 8 e a sugestão da metodologia



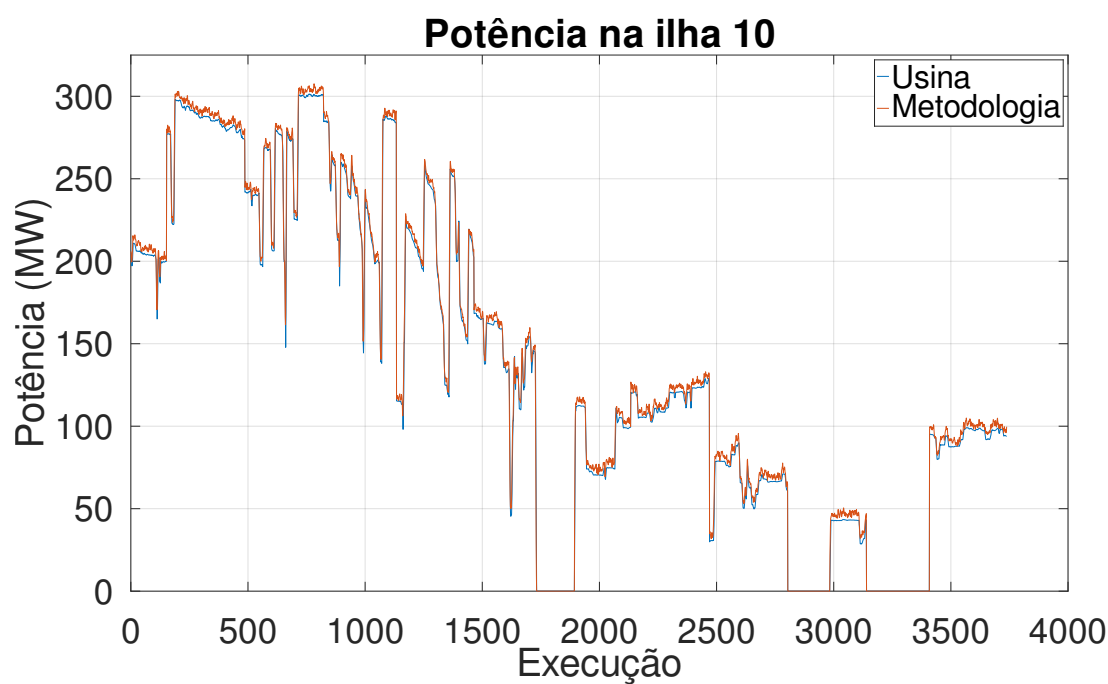
gura 46 apresenta o comportamento da ilha 03 durante os meses de abril (período de altas

Figura 40 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 9 e a sugestão da metodologia



Fonte: O autor

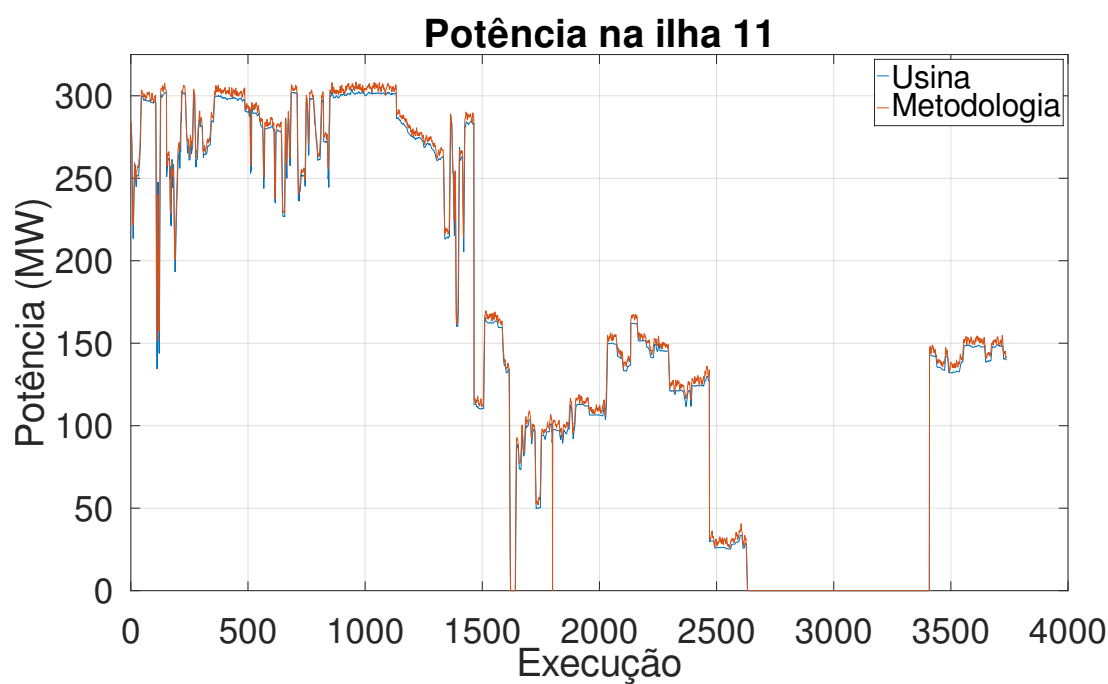
Figura 41 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 10 e a sugestão da metodologia



Fonte: O autor

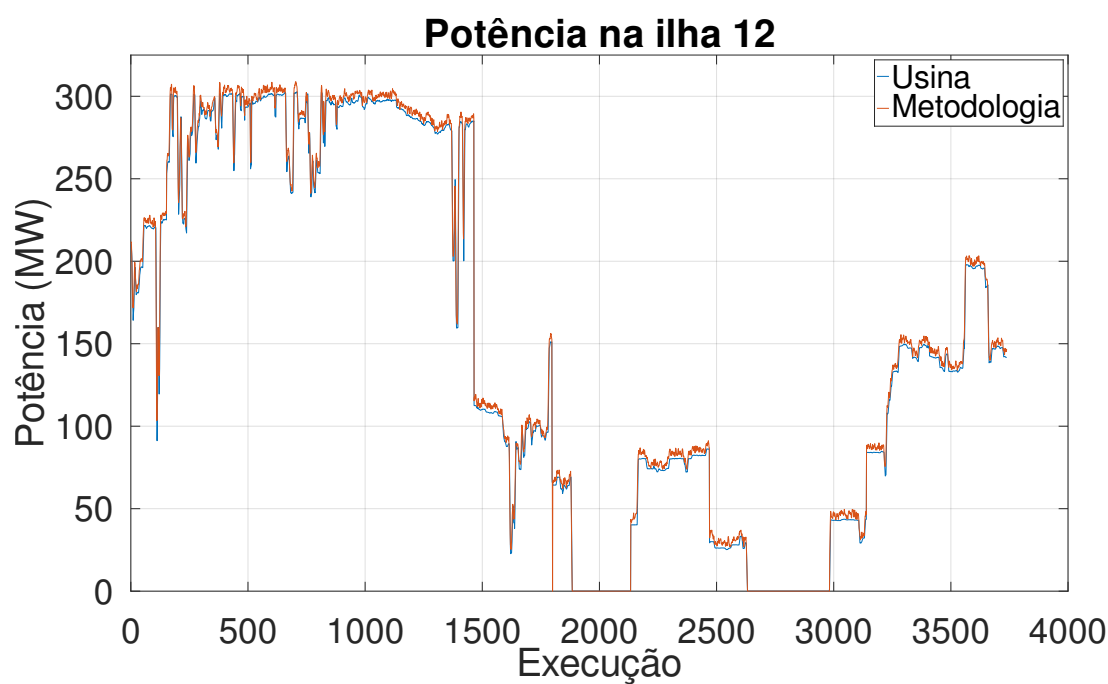
vazões) e setembro (período de baixas vazões), respectivamente.

Figura 42 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 11 e a sugestão da metodologia



Fonte: O autor

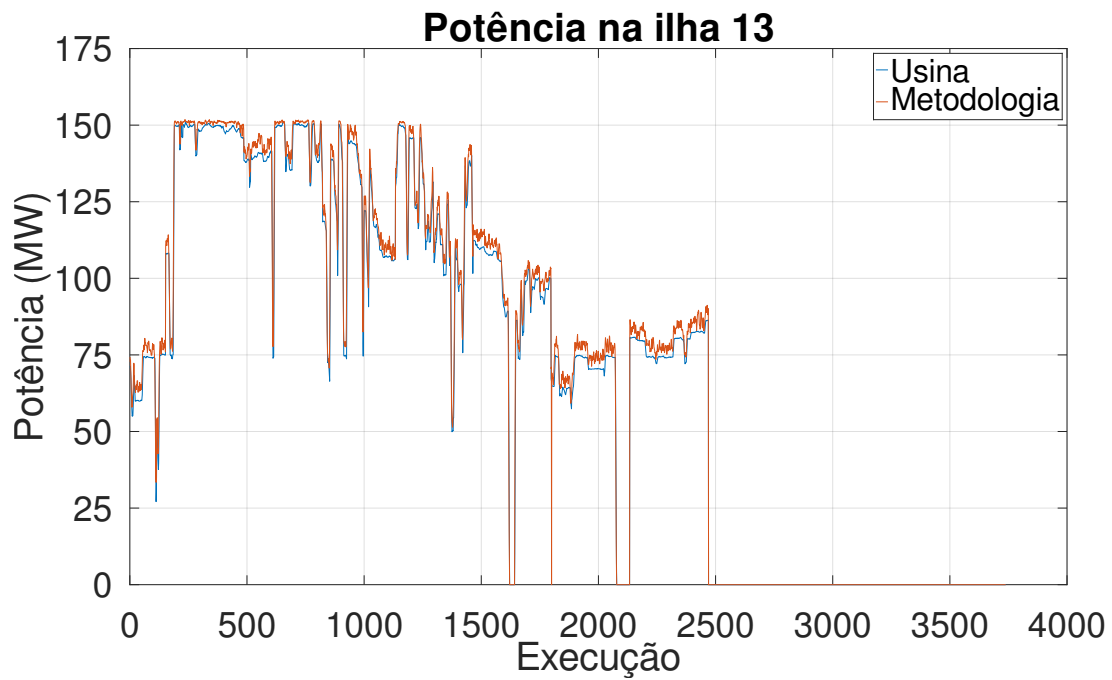
Figura 43 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 12 e a sugestão da metodologia



Fonte: O autor

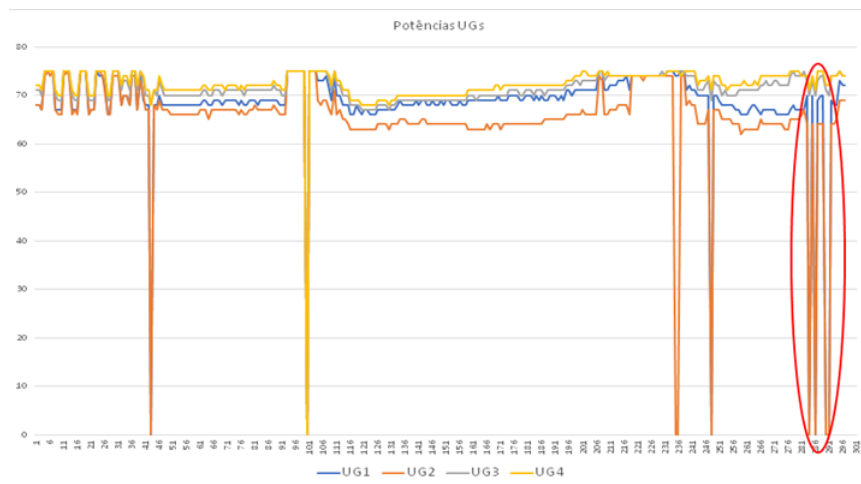
Pode-se observar que para a ilha 3, nos períodos indicados, o otimizador sugeriu

Figura 44 – Comparativo entre a potência despachada na ilha 13 e a sugestão da metodologia



Fonte: O autor

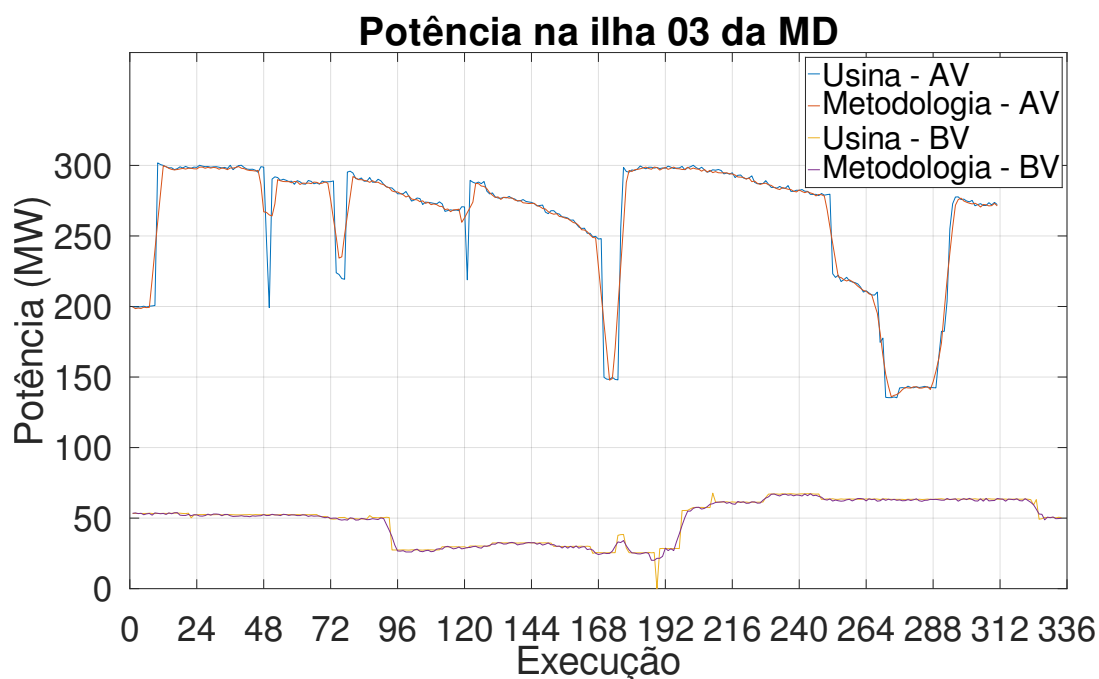
Figura 45 – Comportamento indesejado de repetitivas partidas e paradas observado no início do desenvolvimento do sistema



Fonte: O autor

potências ligeiramente menores para as UGs da ilha do que aquilo que foi alocado pela equipe de operação, o que indica que as UGs desta ilha provavelmente estavam sofrendo mais com problemas de obstrução das grades do que as outras ilhas da margem. Desta forma, o otimizador tenta diminuir o despacho nesta ilha e aumentar nas ilhas com menos problemas de obstrução, ao passo que, no despacho convencional da equipe de operação, as UGs de todas as ilhas usualmente são despachadas com o mesmo valor de potência.

Figura 46 – Comparativo entre as potências despachadas na ilha 03 e as sugestões da metodologia em períodos de altas vazões (“AV”) e baixas vazões (“BV”)



Aprofundando a análise, deve-se observar o comportamento de cada uma das UGs da ilha. A Figura 47 apresenta a potência despachada pela usina nas UGs da ilha 3 durante os meses de abril e setembro, enquanto a Figura 48 apresenta as sugestões da metodologia para tais UGs nos mesmos períodos.

É possível notar que, no período de altas vazões, não há grandes diferenças entre o despacho realizado pela usina e o sugerido pelo otimizador. Isso acontece pois, durante as altas vazões, usualmente há a necessidade de se despachar toda a potência disponível em função da vazão. As diminuições gradativas de potência observadas nas UGs 11 e 12 são provocadas pelo aumento da perda de carga em função do acúmulo de material nas grades de proteção.

No entanto, para o período de baixas vazões, acontecem mais divergências entre os despachos realizados pela usina e o sugerido pelo otimizador, uma vez que com as baixas vazões, ocorre maior flexibilidade de manipulação do despacho, de acordo com a disponibilidade de UGs, uma vez que se aproveita o período de baixas vazões para a realização de manutenções, já que não seria possível despachar todas as máquinas simultaneamente.

Pode-se observar que as sugestões do otimizador mantém-se próximas ao despacho realizado pela usina, no entanto, ocorrem algumas variações: logo no início do período analisado, há a sugestão de troca da UG10 pela UG11, e já mais próximo do final, quando somente as UGs 09 e 10 estão ativas, há sugestões de mudança nas potências de despacho

Figura 47 – Comparativo entre as potências despachadas pela usina nas UGs da ilha 03 em períodos de altas vazões (“AV”) e baixas vazões (“BV”)

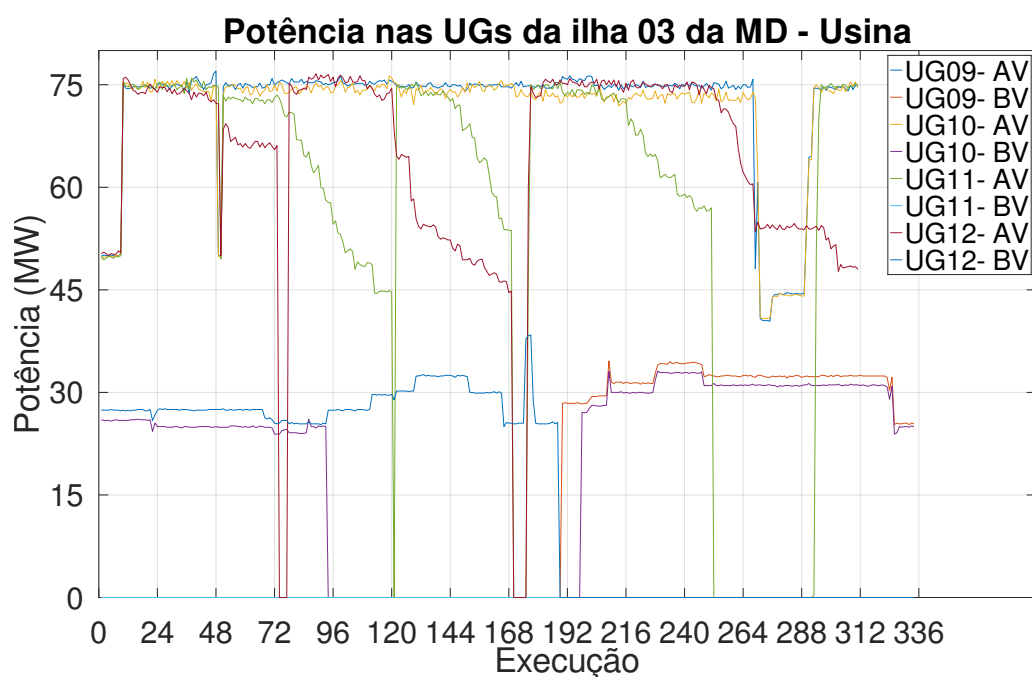
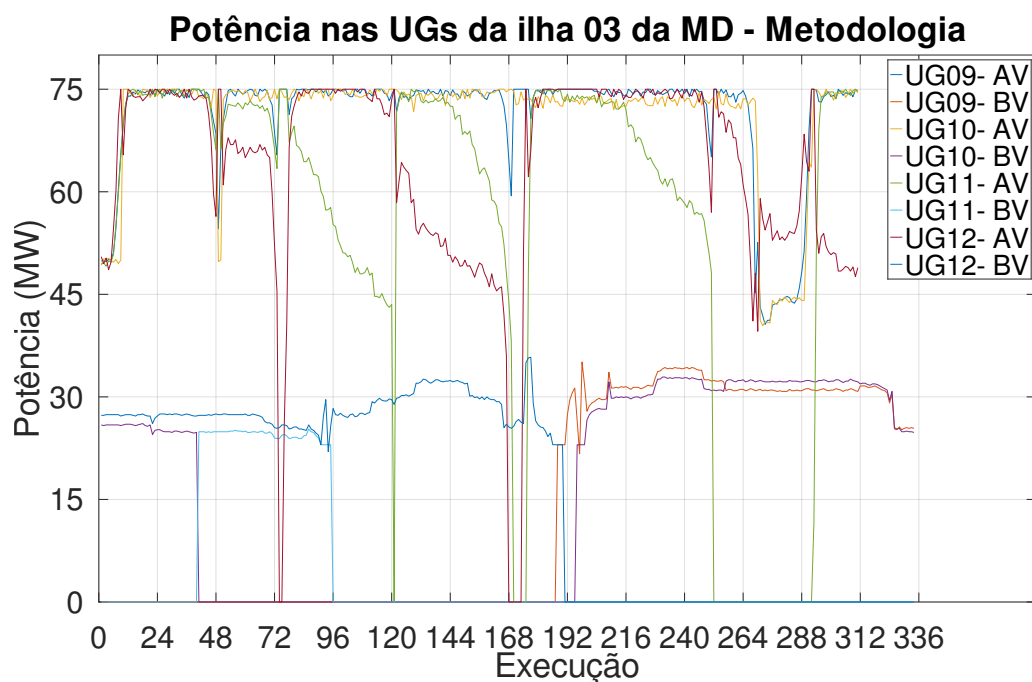


Figura 48 – Comparativo entre as potências sugeridas pela metodologia para as UGs da ilha 03 em períodos de altas vazões (“AV”) e baixas vazões (“BV”)

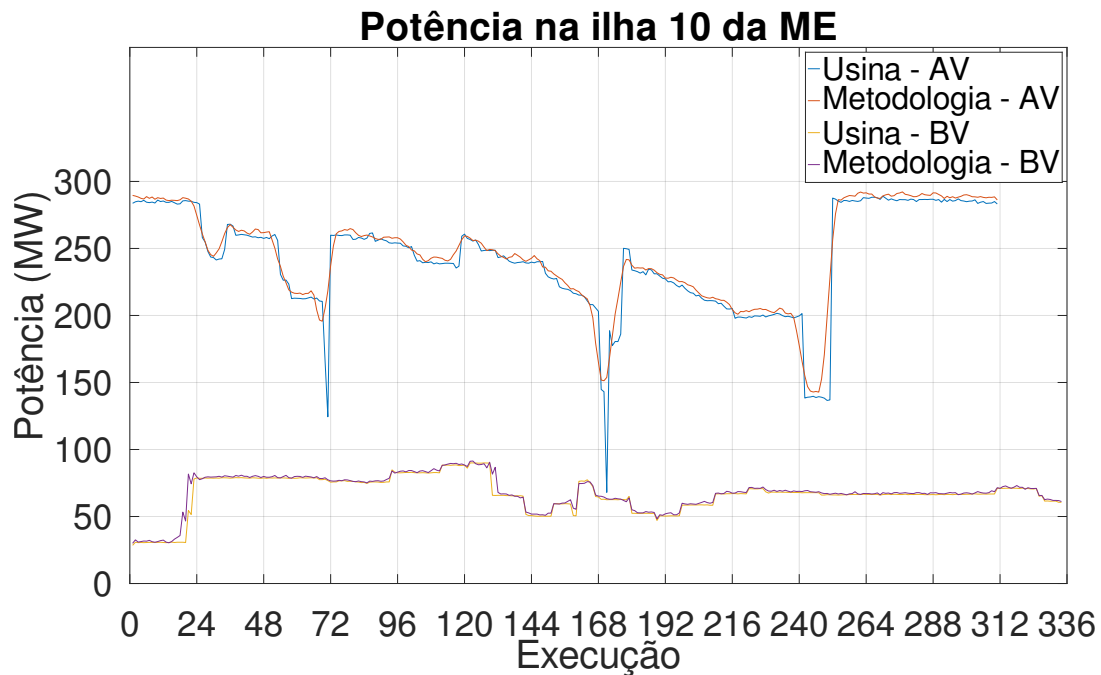


de cada uma, mas mantendo-se constante a potência total despachada na ilha.

É importante ressaltar que, para os dois períodos, não há comportamento intermitente, isto é, não há sugestão de alternar o estado de uma UG entre ligada e desligada entre ciclos de execuções do otimizador. Assim, ainda que o otimizador tenha sugerido mudanças do despacho convencional, trata-se de uma solução plausível e aceitável e, como as sugestões para todas as ilhas do otimizador atendem esses critérios de plausibilidade, a solução do otimizador para a margem direita é considerada válida.

Para demonstrar as análises para a margem esquerda, repetiu-se o mesmo procedimento, escolhendo uma das ilhas da margem esquerda, a ilha 10, e analisando o seu despacho em um mês do período de altas vazões e outro para baixas vazões. O comportamento da ilha 10 para os meses de abril e setembro é apresentado na Figura 49.

Figura 49 – Comparativo entre as potências despachadas na ilha 10 e as sugestões da metodologia em períodos de altas vazões (“AV”) e baixas vazões (“BV”)

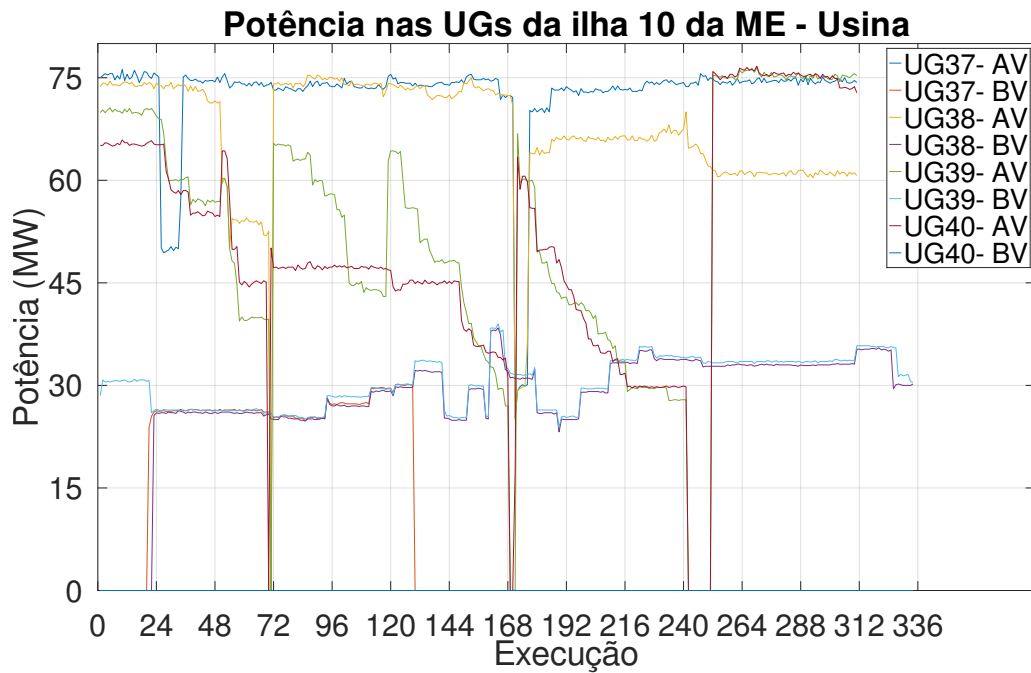


Fonte: O autor

Para o caso desta ilha, o otimizador sugeriu potências ligeiramente maiores para as UGs do que aquilo que foi alocado pela equipe de operação, o que indica que as UGs desta ilha provavelmente estavam sofrendo menos com problemas de entupimento das grades do que as outras ilhas da margem. Desta forma, o otimizador tenta aumentar o despacho nesta ilha às custas da diminuição nas ilhas com mais problemas de entupimento. A Figura 50 apresenta a potência despachada pela usina nas UGs da ilha 10 para os dois períodos, enquanto a Figura 51 apresenta as sugestões da metodologia para tais UGs.

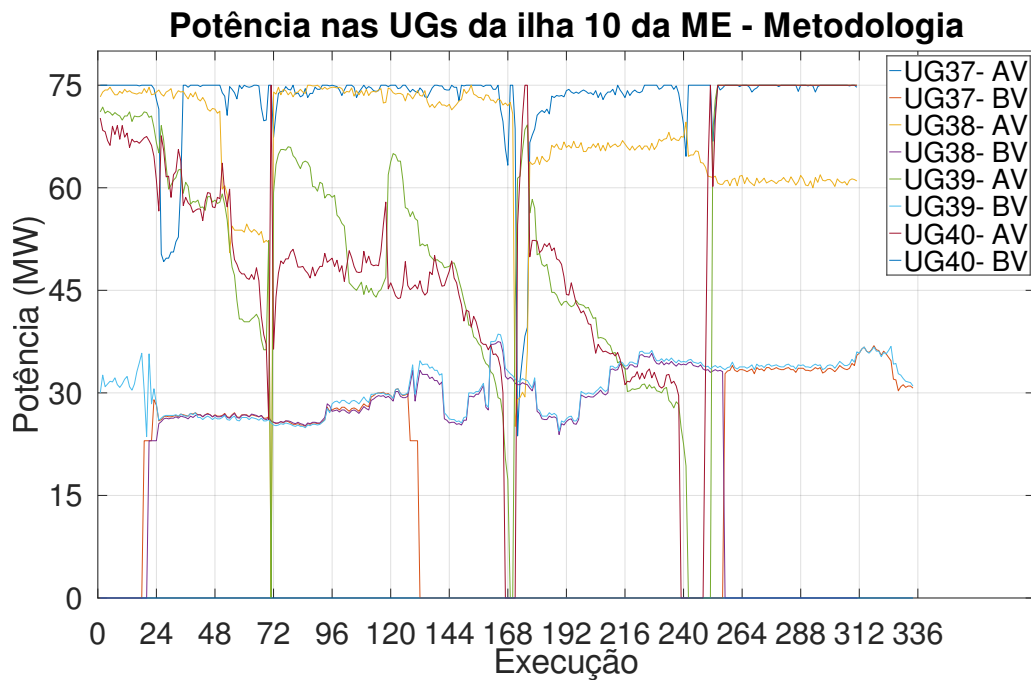
Assim como na margem direita, as sugestões do otimizador para a margem esquerda, seguiram a tendência do despacho realizado pela usina devido a necessidade de

Figura 50 – Comparativo entre as potências despachadas pela usina nas UGs da ilha 10 em períodos de altas vazões (“AV”) e baixas vazões (“BV”)



Fonte: O autor

Figura 51 – Comparativo entre as potências sugeridas pela metodologia para as UGs da ilha 10 em períodos de altas vazões (“AV”) e baixas vazões (“BV”)



produção máxima disponível durante os períodos de altas vazões, e as diminuições progressivas na geração das UGs devem-se à perda de carga causada pelo acúmulo de materiais

nas grades de proteção das tomadas d'água.

Finalmente, para o período de baixas vazões, as UGs da margem esquerda também não apresentaram comportamentos indesejados, ou seja, sugestões fora dos limites de operações ou comportamento intermitente entre execuções do otimizador. No caso específico da ilha escolhida para ilustrar a análise, nota-se que as sugestões foram parecidas com o despacho realizado pela equipe de operação da usina, porém com maior oscilação das potências individuais de cada UG.

Tal comportamento estendeu-se para todas as ilhas da margem esquerda, assim, como as diferenças entre as sugestões do otimizador e o realizado pela usina não são significativas e nem resultam em despachos fora dos limites de operação das UGs, o despacho sugerido para a margem esquerda pode também ser considerado plausível e satisfatório. Dessa forma, as sugestões do otimizador são consideradas válidas e indicam a possibilidade de um ganho marginal de eficiência na operação da UHE, conforme os índices apresentados na Tabela 21.

4.2 Trabalhos publicados e outras produções

Para além da metodologia proposta, durante a execução da pesquisa, uma série de investigações e descobertas progressivas foram fundamentais para moldar e enriquecer o seu desenvolvimento. A Tabela 22 apresenta, em ordem cronológica, os artigos desenvolvidos e publicados (ou em processo de publicação, já tendo o aceite), oferecendo uma visão clara da trajetória e evolução do projeto de pesquisa. Cada trabalho listado na Tabela será brevemente descrito, destacando os principais achados, metodologias adotadas e como cada um deles contribuiu para o avanço do projeto global. Esta análise refletirá a interconexão entre os trabalhos individuais e o objetivo maior da tese, sublinhando o progresso incremental e a profundidade da investigação realizada em torno da tese.

O primeiro artigo publicado, “*Hydropower Operation Optimization Using Machine Learning: A Systematic Review*”, consiste em uma revisão sistemática analisando na literatura o estado da arte da utilização de ferramentas de *machine learning* e inteligência artificial na otimização da operação de usinas hidrelétricas. O trabalho indicou que, na maioria dos casos, tais ferramentas são empregadas no planejamento de pré-operação envolvendo os dados de reservatório das usinas.

Os trabalhos “*Integração do sistema de gerenciamento de informações da pré-operação com DESSEM utilizando o PI System: o caso da UHE Jirau*” e “*Ferramenta para a detecção e monitoramento automáticos de estados operativos de unidades geradoras de usinas hidrelétricas*” apresentam desenvolvimentos de funcionalidades da aplicação desenvolvida para a UHE Jirau, visando possibilitar a otimização da operação da usina. O primeiro apresenta como os dados de previsão hidrológica da usina foram integrados

Tabela 22 – Artigos publicados durante as investigações da pesquisa

Título	Tipo de Publicação	Publicação	Fator de Impacto	Organização	Ano
Hydropower Operation Optimization Using Machine Learning: A Systematic Review	Periódico	AI Systems: Theory and Applications	3.1	MDPI	2022
Integração do sistema de gerenciamento de informações da pré-operação com DESSEM utilizando o PI System: o caso da UHE Jirau	Conferência	XV SEPOPE - Simpósio de especialistas em planejamento da operação e expansão de sistemas de energia elétrica	-	CIGRE	2022
Ferramenta para detecção e monitoramento automáticos de estados operativos de unidades geradoras de usinas hidrelétricas	Conferência	XV SEPOPE - Simpósio de especialistas em planejamento da operação e expansão de sistemas de energia elétrica	-	CIGRE	2022
Redução de dimensionalidade via Análise de Componentes Principais de Variáveis Inerentes à geração de energia hidrelétrica	Conferência	XXIV CBA - Congresso Brasileiro de Automática	-	SBA	2022
IT/OT Integration at Jirau Hydropower Plant: Real-time operational intelligence using the PI System	Conferência	13th International Conference on hydraulic efficiency measurement	-	IGHEM	2022
Plataforma de convergência tecnológica para operação otimizada da UHE Jirau	Conferência	X SBSE - Simpósio brasileiro de sistemas elétricos	-	SBA	2023
Forecast of operational downtime of the generating units for sediment cleaning in the water intakes: A case of the Jirau hydropower plant	Periódico	Energies	3.2	MDPI	2023
A Markov Decision Process and Adapted Particle Swarm Optimization based approach for the hydropower dispatch problem - Jirau hydropower plant case study	Periódico	Energies	3.2	MDPI	2025*

ao planejamento diário de operação, enquanto o segundo apresenta uma ferramenta para identificar automaticamente a disponibilidade das UGs, conforme classificação exigida pelo ONS. Ambas as funcionalidades são importantes para a formatação dos dados de entrada da ferramenta de otimização do despacho em desenvolvimento.

Durante a análise dos serviços auxiliares da usina, verificou-se que a complexidade do desafio imposto pela quantidade de variáveis era bastante elevado e, portanto, seriam necessárias ferramentas que pudessem viabilizar a análise. Assim, o artigo “*Redução de dimensionalidade via Análise de Componentes Principais de Variáveis Inerentes à geração de energia hidrelétrica*” propõe a utilização de técnicas de redução de dimensionalidade, garantindo a manutenção da significância dos dados dentro deste contexto.

Os artigos “*IT/OT Integration at Jirau Hydropower Plant: Real-time operational intelligence using the PI System*” e “*Plataforma de convergência tecnológica para a operação otimizada da UHE Jirau*” apresentam a plataforma completa desenvolvida para a operação da UHE Jirau, com todas as suas funcionalidades e subsistemas. Além disso, também discutem as relações e impactos entre os diferentes módulos. A ferramenta de otimização do despacho em desenvolvimento nesta tese é uma das funcionalidades da plataforma.

O trabalho “*Forecast of operational downtime of the generating units for sediment cleaning in the water intakes: A case of the Jirau hydropower plant*” apresenta a utilização de técnicas de Modelos Ocultos de Markov e Redes Bayesianas para elaborar uma estimativa do tempo de parada necessário para a diminuição dos níveis de acúmulo de sedimentos nas grades de proteção da tomada d’água, ou seja, da perda de carga na grade. Estas estimativas constituem dados de entrada que podem afetar diretamente a disponibilidade das UGs para o modelo de otimização.

Finalmente o artigo “*A Markov Decision Process and Adapted Particle Swarm Optimization based approach for the hydropower dispatch problem - Jirau hydropower plant case study*” apresenta os resultados do desenvolvimento da pesquisa à comunidade abordando a metodologia de otimização baseada em MDPs e na nova implementação de PSOs. O artigo foi aceito e está com o processo de publicação em andamento (será publicado em 2025).

Além da produção de artigos acadêmicos, que enriqueceram substancialmente as pesquisas sobre a otimização da operação de Usinas Hidrelétricas (UHEs), foram realizadas iniciativas educacionais significativas para disseminação do conhecimento adquirido. Um minicurso intitulado “*Otimização da operação de UHEs: Tempo-real, pré e pós-operação*”, com duração de quatro horas, foi conduzido pelo Prof. Dr. Guilherme Bastos no SBSE 2023, realizado em Manaus. Este curso proporcionou uma visão abrangente e aprofundada sobre as diferentes fases de otimização operacional em UHEs.

Além disso, um curso de extensão universitária de quarenta horas denominado “*Operação e otimização de Usinas Hidrelétricas*” foi ministrado pela equipe do projeto de pesquisa. Este curso foi elaborado para abordar amplamente os aspectos práticos e teóricos da operação e otimização em UHEs, enfocando a minimização das perdas no processo de geração. Em ambos os cursos foram discutidas as técnicas aplicadas no desenvolvimento da metodologia proposta.

5 Conclusões e Trabalhos Futuros

Neste capítulo são apresentadas as principais conclusões e *insights* derivados das análises dos resultados obtidos, bem como os caminhos prospectivos para a continuidade e expansão desta pesquisa.

A primeira seção consolida as conclusões, destacando os avanços alcançados, os desafios superados e as implicações dos resultados para a otimização do despacho elétrico na Usina Hidrelétrica de Jirau. A segunda seção delineia os trabalhos futuros, explorando possibilidades de investigação e aplicações que excedem o escopo deste estudo.

5.1 Conclusões

Os avanços alcançados permitem confirmar a relevância e a eficácia da metodologia desenvolvida para a otimização do despacho energético da Usina Hidrelétrica de Jirau, alinhando os resultados obtidos aos objetivos propostos inicialmente.

A metodologia proposta demonstrou ser uma ferramenta valiosa para o agente operador da UHE Jirau, oferecendo suporte à tomada de decisão com base em dados e análises. A abordagem de otimização *Near Optimal* foi eficaz em lidar com a complexidade e as variações do despacho energético, abordando o desafio da maldição da dimensionalidade. Os resultados indicaram que a ferramenta é capaz de propor operações que respeitam os limites operacionais das UGs e otimizam o uso dos recursos hídricos disponíveis, mesmo diante das incertezas causadas pelo transporte de sedimentos.

Além disso, a ferramenta mostrou-se capaz de minimizar as perdas de geração devido ao acúmulo de sedimentos nas grades de proteção da tomada d'água. As análises, por meio de comparações com dados históricos de operação, mostraram que ao seguir as sugestões da metodologia pode haver uma melhoria no rendimento operacional, principalmente em períodos de baixa vazão, quando as decisões de despacho podem ser mais flexíveis e estrategicamente otimizadas.

A metodologia desenvolvida considera adequadamente o consumo nos serviços auxiliares no processo de tomada de decisão, permitindo alcançar uma redução efetiva das perdas de geração por meio da escolha das configurações ótimas. Essa abordagem promove uma operação mais econômica e sustentável, com uma gestão eficiente do despacho energético e do uso da infraestrutura disponível.

A característica modular adotada no desenvolvimento da metodologia permite a incorporação e utilização de avanços obtidos em diferentes fases do processo. Por exemplo, atualizações nas características operativas das UGs, como a revisão das curvas Colina

ou de conjugação, além de melhorias nas medições, podem ser facilmente integradas ao sistema. Essa flexibilidade assegura que a metodologia continue evoluindo e se mantenha alinhada às inovações tecnológicas e operacionais, aumentando ainda mais sua robustez e aplicabilidade.

Desta forma, é possível dizer que a metodologia completa proporciona uma plataforma robusta para otimizações contínuas e respostas rápidas às condições fluviais e operacionais em constante mudança, em um cenário como o da UHE Jirau. Os resultados comprovam que a metodologia pode atender não somente às necessidades operacionais imediatas da usina, mas também contribuir para a literatura acadêmica e prática com novas abordagens para o despacho energético de UHEs, especialmente em cenários complexos impulsionados por fatores ambientais e operacionais.

5.2 Trabalhos futuros

O problema de pesquisa, caracterizado pela sua complexidade devido à maldição da dimensionalidade e às perdas de carga ocasionadas pela obstrução das grades das tomadas d'água, é identificado como um vasto terreno para investigações futuras no campo da otimização em usinas hidrelétricas.

A primeira oportunidade a ser discutida corresponde à comparação do desempenho da abordagem utilizando diferentes linguagens de programação e ferramentas de otimização. A implementação da metodologia proposta em ambientes distintos, como Python, MATLAB e C++, bem como o uso de diferentes solvers de otimização, como Gurobi, CPLEX e IPOPT, pode oferecer uma análise mais aprofundada sobre a eficiência computacional e a escalabilidade da abordagem desenvolvida. Essa investigação se justifica pelo interesse em compreender como diferentes infraestruturas de software impactam a velocidade de convergência, a robustez da solução e a viabilidade da aplicação em cenários de operação em tempo real. Além disso, a comparação pode fornecer insights sobre *trade-offs* entre precisão, tempo de execução e consumo de recursos computacionais, elementos críticos para a implementação de soluções de tempo-real em usinas hidrelétricas onde demandam resposta rápida e otimização eficiente.

Uma das áreas promissoras de pesquisa é a otimização direta em cenários com um número limitado de unidades geradoras disponíveis. Esta abordagem pode proporcionar soluções mais eficazes para situações específicas, onde a gestão de um número reduzido de unidades abre a oportunidade de utilização de métodos de otimização já estabelecidos. O desafio consistiria no desenvolvimento de uma metodologia para identificar quais seriam os melhores momentos para se utilizar uma abordagem mais clássica e em quais utilizar a metodologia desenvolvida.

Além disso, a adoção de técnicas de aprendizado de máquina na definição das

probabilidades do Processo de Decisão de Markov (MDP) representa uma oportunidade significativa para aprimorar a modelagem e a tomada de decisões no sistema, permitindo uma resposta mais adaptativa e inteligente às variáveis operacionais da usina.

Outra linha de investigação importante é focada na melhoria dos métodos de previsão do coeficiente de obstrução das tomadas d'água (K) e na análise detalhada da perda de carga devido a essas obstruções. O desenvolvimento de previsões mais precisas é essencial para otimizar continuamente as operações da usina, influenciando diretamente na eficiência e na sustentabilidade do sistema.

Assim, as diretrizes para futuras pesquisas apresentadas nesta Subseção não somente ampliam o escopo do estudo atual, mas também traçam oportunidades para avanços significativos no campo da otimização de sistemas em usinas hidrelétricas, abordando desafios complexos e contribuindo para um futuro mais eficiente e sustentável na geração de energia.

Referências

- ABREU, T. M. d. et al. Perdas hidráulicas no sistema de adução de usinas amazônicas. In: *I Simpósio Nacional de Mecânica dos Fluidos e Hidráulica*. Ouro Preto/MG: [s.n.], 2022. 49
- ADAMY, A. Dinâmica fluvial do rio madeira. In: . Temática; Edufro, 2016. Disponível em: <<http://rigeo.cprm.gov.br/bitstream/doc/17138/1/Dinamica%20fluvial%20do%20Rio%20Madeira.pdf>>. 32
- AGUIRRE, C. A. et al. Numerical analysis for detecting head losses in trifurcations of high head in hydropower plants. *Renewable energy*, Elsevier, v. 131, p. 197–207, 2019. 48
- AL-AQEELI, Y. H.; AGHA, O. M. M. Optimal operation of multi-reservoir system for hydropower production using particle swarm optimization algorithm. *Water Resources Management*, Springer, v. 34, p. 3099–3112, 2020. 79
- ALFREDSEN, K. Modelling ice effects on head loss at hydropower intakes. In: *18th Workshop on the Hydraulics of Ice Covered Rivers. Quebec City, Quebec, Canada, Committee on River Ice Processes and the Environment*. [S.l.: s.n.], 2015. 48
- ANAGNOSTOPOULOS, J. S.; PAPANTONIS, D. E. Optimal sizing of a run-of-river small hydropower plant. *Energy conversion and management*, Elsevier, v. 48, n. 10, p. 2663–2670, 2007. 46
- ANDERSON, D. et al. The impacts of ‘run-of-river’ hydropower on the physical and ecological condition of rivers. *Water and Environment Journal*, Wiley Online Library, v. 29, n. 2, p. 268–276, 2015. 47
- ANEEL, A. N. de E. E. *Dados Abertos Aneel - SIGA*. 2024. Disponível em: <<https://bit.ly/49IZehI>>. 41
- APOSTOLOPOULOU, D.; GRÈVE, Z. D.; MCCULLOCH, M. Robust optimization for hydroelectric system operation under uncertainty. *IEEE Transactions on Power Systems*, IEEE, v. 33, n. 3, p. 3337–3348, 2018. 75
- BALAT, M. Hydropower systems and hydropower potential in the european union countries. *Energy Sources, Part A*, Taylor & Francis, v. 28, n. 10, p. 965–978, 2006. 45
- BARROS, M. T. et al. Optimization of large-scale hydropower system operations. *Journal of water resources planning and management*, American Society of Civil Engineers, v. 129, n. 3, p. 178–188, 2003. 64
- BASTOS, G. S. Methods for truck dispatching in open-pit mining. 2010. 71, 72
- BASTOS, G. S. et al. Hydro power plants operation optimization using an on-offline approach. In: *54th POWID Annual ISA Symposium*. [S.l.: s.n.], 2011. 63
- BASTOS, G. S.; SOUZA, L. E. D.; BORTONI, E. D. C. Uma meta-heurística híbrida para otimização combinatória permutacional on-line aplicada na operação de centrais hidrelétricas. In: *CONGRESSO BRASILEIRO DE AUTOMÁTICA*. [S.l.: s.n.], 2004. v. 15. 63

- BELLMAN, R. Dynamic programming. *science*, American Association for the Advancement of Science, v. 153, n. 3731, p. 34–37, 1966. 71
- BELLMAN, R. E. *Adaptive Control Processes: A Guided Tour*. Princeton University Press, 2015. ISBN 9781400874668. Disponível em: <<https://doi.org/10.1515/9781400874668>>. 26
- BERNARDES JR, J. et al. Hydropower operation optimization using machine learning: A systematic review. *AI*, MDPI, v. 3, n. 1, p. 78–99, 2022. 65
- BERNINI, H. et al. Descarga sólida em suspensão e dinâmica fluvial na bacia do rio madeira: um perfil no período de cheia hidrológica. CEGOT; Universidade do Minho, 2016. 32
- BISHWAKARMA, M. B. Computation of head losses in hydro power tunnels. *Dam Engineering*, v. 23, n. 2, p. 71, 2012. 48
- BORTONI, E. C. *Geração de Energia*. 2024. Notas de aula. 52, 53, 54
- BORTONI, E. C. et al. Online optimal power distribution between units of a hydro power plant. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 75, p. 30–36, 2015. 24, 63
- BORTONI, E. C.; BASTOS, G. S.; SOUZA, L. E. Optimal load distribution between units in a power plant. *ISA transactions*, Elsevier, v. 46, n. 4, p. 533–539, 2007. 22, 23, 62, 63, 113
- BOUKAS, I. et al. Intra-day bidding strategies for storage devices using deep reinforcement learning. In: *15th international conference on the European energy market*. [S.l.: s.n.], 2018. 76
- BRAGALLI, C.; MICOCCHI, D.; NALDI, G. On the influence of net head and efficiency fluctuations over the performance of existing run-of-river hydropower plants. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 206, p. 1170–1179, 2023. 46
- BRITO, B. H. et al. Real-time optimal load dispatch recommendation system for the santo antônio hydroelectric power plant. *Journal of Control, Automation and Electrical Systems*, Springer, v. 33, p. 268–281, 2022. 65, 80, 81
- BUARQUE, D. et al. Modelagem da produção e do transporte de sedimentos da bacia do rio madeira. *Anais do XX Simpósio Brasileiro de Recursos Hídricos*, 2013. 32
- BYON, E.; DING, Y. Season-dependent condition-based maintenance for a wind turbine using a partially observed markov decision process. *IEEE Transactions on Power Systems*, IEEE, v. 25, n. 4, p. 1823–1834, 2010. 77
- CALDATTO, I. R. et al. Caracterização do transporte de material lenhoso no rio madeira na usina hidrelétrica jirau: um estudo utilizando um modelo tridimensional de partículas. *RBRH*, SciELO Brasil, v. 29, p. e8, 2024. 33
- CANÇADO, Á. B. e. a. Confiabilidade e economia em sistemas de serviços auxiliares técnicos de pchs. In: CIGRÉ BRASIL. *Anais do XX SNPTEE - Seminário Nacional de Produção e Transmissão de Energia Elétrica*. Recife/PE, 2009. 49, 51

- CARDOSO FILHO, D. P.; FINARDI, E. C.; AQUINO, A. F. Real-time dispatch for multi-unit hydroelectric plants with ac optimal power flow: the case of the santo antonio system. *IEEE Access*, IEEE, v. 9, p. 149322–149337, 2021. 64, 80, 81
- CASTELLETTI, A. et al. Tree-based reinforcement learning for optimal water reservoir operation. *Water Resources Research*, Wiley Online Library, v. 46, n. 9, 2010. 65
- CASTELLETTI, A.; PIANOSI, F.; RESTELLI, M. A multiobjective reinforcement learning approach to water resources systems operation: Pareto frontier approximation in a single run. *Water Resources Research*, Wiley Online Library, v. 49, n. 6, p. 3476–3486, 2013. 66
- CERVONE, A. et al. Optimization of the battery size for pv systems under regulatory rules using a markov-chains approach. *Renewable Energy*, Elsevier, v. 85, p. 657–665, 2016. 75
- CHANG, L.-C.; CHANG, F.-J. Multi-objective evolutionary algorithm for operating parallel reservoir system. *Journal of hydrology*, Elsevier, v. 377, n. 1-2, p. 12–20, 2009. 66
- CHANG, L.-C. et al. Constrained genetic algorithms for optimizing multi-use reservoir operation. *Journal of Hydrology*, Elsevier, v. 390, n. 1-2, p. 66–74, 2010. 66
- COSTINAŞ, S.; GEORGESCU, S.-C.; OPRIS, I. Smart solutions for the auxiliary power supplies schemes in hydropower plants. *University “Politehnica” of Bucharest Scientific Bulletin, Series C: Electrical Engineering*, v. 76, n. 3, p. 245–253, 2014. 51
- DAADAA, M. et al. An optimization model to maximize energy generation in short-term hydropower unit commitment using efficiency points. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Elsevier, v. 125, p. 106419, 2021. 64
- E SOUZA, H. G. et al. Partitioning approach based on convex hull and multiple choice for solving hydro unit-commitment problems. *Electric Power Systems Research*, Elsevier, v. 211, p. 108285, 2022. 64
- EGRÉ, D.; MILEWSKI, J. C. The diversity of hydropower projects. *Energy policy*, Elsevier, v. 30, n. 14, p. 1225–1230, 2002. 46
- ELETROBRAS. *Manual de Inventario Hidroelétrico de Bacias Hidrográficas*. [S.l.]: ELETROBRAS, 2007. 44
- ENGIE BRASIL, A. *Novo ‘log boom’ entra em operação em Jirau*. 2023. Disponível em: <<https://www.alemdaenergia.engie.com.br/newsletters/novo-log-boom-entra-em-operacao-em-jirau/>>. 33
- FAN, Y.; ZHANG, D. Reliability evaluation of power systems incorporating maintenance policy with partial information. In: IEEE. *2016 International Conference on Probabilistic Methods Applied to Power Systems (PMAPS)*. [S.l.], 2016. p. 1–5. 76, 77
- FINARDI, E. C.; SCUZZIATO, M. R. Hydro unit commitment and loading problem for day-ahead operation planning problem. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Elsevier, v. 44, n. 1, p. 7–16, 2013. 64

- FREDO, G. L. M. et al. Inflow aggregation and run-of-the-river inflow energy for reducing dimensionality in the long-term generation scheduling problem. *IEEE Access*, IEEE, v. 9, p. 98542–98560, 2021. 64
- GARPUR, P. *GARPUR Brochure*. 2017. Disponível em: <<https://www.sintef.no/globalassets/project/garpur/deliverables/garpur-brochure.pdf>>. 59, 60
- GLAZYRIN, G.; TVERDOKHLEBOV, N.; KAZANTSEV, Y. Optimal power distribution among hydropower units taking into account head loss in units' trash screens. *Applied Mechanics and Materials*, Trans Tech Publ, v. 698, p. 774–779, 2015. 48, 80, 81
- HAKIMI-ASIABAR, M.; GHODSYPOUR, S. H.; KERACHIAN, R. Deriving operating policies for multi-objective reservoir systems: application of self-learning genetic algorithm. *Applied Soft Computing*, Elsevier, v. 10, n. 4, p. 1151–1163, 2010. 66
- HAMMID, A. T.; SULAIMAN, M. H. B. Series division method based on pso and fa to optimize long-term hydro generation scheduling. *Sustainable Energy Technologies and Assessments*, Elsevier, v. 29, p. 106–118, 2018. 79
- HOWARD, R. A. Dynamic programming and markov processes. John Wiley, 1960. 71
- IEC60034-2-2. Rotating electrical machines. part 2-2: Specific methods for determining separate losses of large machines from tests—supplement to iec 60034-2-1. *IEC Standard*, v. 60, p. 034–2, 2010. 36
- IEEE-STD-115. Ieee guide for test procedures for synchronous machines part i—acceptance and performance testing part ii—test procedures and parameter determination for dynamic analysis. *IEEE Std 115-2009 (Revision of IEEE Std 115-1995)*, p. 1–219, 2010. 36
- Jirau Energia. *Conheça a UHE - Jirau Energia*. 2024. Disponível em: <<https://www.jirauenergia.com.br/conheca-a-uhe/>>. 27, 28
- JÚNIOR, L. O. P. et al. Previsão do tempo de parada para decantação de sedimentos e limpeza das grades de proteção das unidades geradoras em usinas hidrelétricas utilizando modelos ocultos de markov e redes bayesianas. Universidade Federal de Itajubá, 2023. 32, 34
- KENNEDY, J.; EBERHART, R. Particle swarm optimization. In: IEEE. *Proceedings of ICNN'95-international conference on neural networks*. [S.l.], 1995. v. 4, p. 1942–1948. 77
- KIRUTHIGA, D.; AMUDHA, T. Hydropower generation optimization and forecasting using pso. In: SPRINGER. *Computational Intelligence in Data Mining: Proceedings of the International Conference on CIDM 2017*. [S.l.], 2019. p. 411–421. 79
- KURIQI, A. et al. Ecological impacts of run-of-river hydropower plants—current status and future prospects on the brink of energy transition. *Renewable and Sustainable Energy Reviews*, Elsevier, v. 142, p. 110833, 2021. 47
- LIMA, R. d. S. et al. Padronização de projetos elétricos de pequenas centrais hidrelétricas. Universidade Federal de Itajubá, 2002. 49

- LITTMAN, M. L. A tutorial on partially observable markov decision processes. *Journal of Mathematical Psychology*, Elsevier, v. 53, n. 3, p. 119–125, 2009. 75
- LUCIFREDI, A.; MAZZIERI, C.; ROSSI, M. Application of multiregressive linear models, dynamic kriging models and neural network models to predictive maintenance of hydroelectric power systems. *Mechanical systems and signal processing*, Elsevier, v. 14, n. 3, p. 471–494, 2000. 68
- MAMO, G. E. et al. Optimization of run-of-river hydropower plant capacity. *Int. Water Power and Dam Construction*, 2018. 46
- MARTINS, L.; SOARES, S. Insights on short-term hydropower scheduling: On the representation of water continuity equations. In: IEEE. *2016 Power Systems Computation Conference (PSCC)*. [S.l.], 2016. p. 1–6. 62
- MEADE, R. H. et al. Transporte de sedimentos no rio amazonas. *Acta amazonica*, SciELO Brasil, v. 9, p. 543–547, 1979. 32
- MOLINA, J. M. et al. Hydroelectric power plant management relying on neural networks and expert system integration. *Engineering Applications of Artificial Intelligence*, Elsevier, v. 13, n. 3, p. 357–369, 2000. 68
- MORAIS, E. J. P. d. Modelo de turbinas do tipo bulbo para estudos de estabilidade eletromecânica de sistemas elétricos de potência. 2011. 52
- MORENO, S. R.; KAVISKI, E. Daily scheduling of small hydro power plants dispatch with modified particles swarm optimization. *Pesquisa Operacional*, SciELO Brasil, v. 35, p. 25–37, 2015. 79
- NIU, W.-j. et al. A parallel multi-objective particle swarm optimization for cascade hydropower reservoir operation in southwest china. *Applied Soft Computing*, Elsevier, v. 70, p. 562–575, 2018. 78
- ONS. *Glossário*. 2024. Disponível em: <<https://www.jirauenergia.com.br/conheca-a-uhe/>>. 19, 21
- OTUAGOMA, S.; OGUJOR, E.; KUALE, P. Determination of head for small hydropower development: A case study of river ethiope at umutu. *Nigerian Journal of Technology*, v. 35, n. 1, p. 190–195, 2016. 48
- PELLEGRINI, J.; WAINER, J. Processos de decisão de markov: um tutorial. *Revista de Informática Teórica e Aplicada*, v. 14, n. 2, p. 133–179, 2007. 68
- PEREIRA, G. M. *Projeto de Usinas Hidrelétricas: passo a passo*. [S.l.]: Oficina de Textos, 2015. 42
- RAHI, O.; CHANDEL, A.; SHARMA, M. Optimization of hydro power plant design by particle swarm optimization (pso). *Procedia Engineering*, Elsevier, v. 30, p. 418–425, 2012. 79
- RASOULI, K.; HSIEH, W. W.; CANNON, A. J. Daily streamflow forecasting by machine learning methods with weather and climate inputs. *Journal of Hydrology*, Elsevier, v. 414, p. 284–293, 2012. 66, 67

- ROCHA, B. et al. Caracterização do transporte de troncos submersos pelo rio madeira na catenária do antigo log boom uhe jirau. *Natural Resources*, v. 13, n. 1, p. 96–108, 2023. 33
- SANTOS, A. S. d. Acesso remoto a dados de sonar: monitoramento de ictiofauna no setor hidrelétrico. 2022. 33
- SANTOS, K. V. d. et al. Accelerated dual dynamic integer programming applied to short-term power generation scheduling. *International Journal of Electrical Power & Energy Systems*, Elsevier, v. 145, p. 108689, 2023. 64
- SANTOS, R. M. et al. *Eficiência energética no serviço auxiliar de uma pequena central hidrelétrica*. Tese (Doutorado) — UNIVERSIDADE DE SÃO PAULO, 2010. 51
- SHARDIN, A. A.; WUNDERLICH, R. Partially observable stochastic optimal control problems for an energy storage. *Stochastics*, Taylor & Francis, v. 89, n. 1, p. 280–310, 2017. 76
- SOUZA, J. A. de. Testes reais de recomposição em usinas hidrelétricas. Universidade Federal de Minas Gerais, 2012. 50, 51
- SOUZA, Z. d.; MOREIRA, S.; COSTA, B. da. Centrais hidrelétricas: implantação e comissionamento. *Rio de Janeiro: Interciência*, 2009. 42, 43, 44
- ŠTRAVS, L.; BRILLY, M. Development of a low-flow forecasting model using the m5 machine learning method. *Hydrological sciences journal*, Taylor & Francis, v. 52, n. 3, p. 466–477, 2007. 66
- TSUANYO, D. et al. Design models for small run-of-river hydropower plants: a review. *Sustainable Energy Research*, Springer, v. 10, n. 1, p. 3, 2023. 46
- TUCCI, C. E. Análises dos estudos ambientais dos empreendimentos do rio madeira. *Instituto Brasileiro de Meio Ambiente–IBAMA*, 2007. 32
- Tudo Rondônia.com. *Jornal Eletrônico independente Conheça a UHE - Jirau Energia*. 2018. Disponível em: <<https://encurtador.com.br/dzMT4>>. 33
- YE, S. et al. Real-time model predictive control study of run-of-river hydropower plants with data-driven and physics-based coupled model. *Journal of Hydrology*, Elsevier, v. 617, p. 128942, 2023. 78
- YILMAZ, A. G.; MUTTIL, N. Runoff estimation by machine learning methods and application to the euphrates basin in turkey. *Journal of Hydrologic Engineering*, American Society of Civil Engineers, v. 19, n. 5, p. 1015–1025, 2014. 67
- YUAN, X.; WANG, L.; YUAN, Y. Application of enhanced pso approach to optimal scheduling of hydro system. *Energy Conversion and Management*, Elsevier, v. 49, n. 11, p. 2966–2972, 2008. 79
- YUAN, Y.; YUAN, X. An improved pso approach to short-term economic dispatch of cascaded hydropower plants. *Kybernetes*, Emerald Group Publishing Limited, v. 39, n. 8, p. 1359–1365, 2010. 79

- ZAMBELLI, M. et al. Hydropower scheduling in large scale power systems. In: *Hydropower-Practice and Application*. [S.l.]: IntechOpen, 2012. p. 201–226. [60](#), [61](#), [62](#)
- ZHANG, W.; HUANG, Y. Using big data computing framework and parallelized pso algorithm to construct the reservoir dispatching rule optimization. *Soft Computing*, Springer, v. 24, n. 11, p. 8113–8124, 2020. [80](#)
- ZHOU, J. et al. Medium-term hydro generation scheduling (mthgs) with chance constrained model (ccm) and dynamic control model (dcm). *Water Resources Management*, Springer, v. 31, p. 3543–3555, 2017. [76](#)