



UNIVERSIDADE FEDERAL DO MARANHÃO  
CENTRO DE CIÊNCIAS EXATAS E TECNOLOGIA  
PROGRAMA DE PÓS-GRADUAÇÃO EM ENGENHARIA ELÉTRICA

**Despacho econômico dinâmico sob incertezas com inclusão de fontes de  
energia renovável**

ANDRÉ CARLOS DOS SANTOS CANTANHEDE

São Luís – MA  
2021

ANDRÉ CARLOS DOS SANTOS CANTANHEDE

**Despacho econômico dinâmico sob incertezas com inclusão de fontes de  
energia renovável**

Dissertação de Mestrado submetida à Coordenação do Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica (PPGEE) da Universidade Federal do Maranhão (UFMA) como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Elétrica na área de concentração de Sistemas de Energia Elétrica.

Orientador: Prof. Dr. Vicente Leonardo Paucar Casas  
Coorientador: Prof. Dr. Raimundo Nonato Diniz Costa Filho

São Luís – MA  
2021

Ficha gerada por meio do SIGAA/Biblioteca com dados fornecidos pelo(a) autor(a).

Diretoria Integrada de Bibliotecas/UFMA

CANTANHEDE, André Carlos dos Santos.

Despacho econômico dinâmico sob incertezas com inclusão de fontes de energia renovável / André Carlos dos Santos CANTANHEDE. - 2021.

66 p.

Coorientador(a): Raimundo Nonato Diniz Costa Filho.

Orientador(a): Vicente Leonardo Paucar Casas.

Dissertação (Mestrado) - Programa de Pós-graduação em Engenharia Elétrica/ccet, Universidade Federal do Maranhão, São Luís, 2021.

**Despacho econômico dinâmico sob incertezas com inclusão de fontes de energia renovável**

**ANDRÉ CARLOS DOS SANTOS CANTANHEDE**

Aprovada em 10 de dezembro de 2021

---

Prof. Dr. Vicente Leonardo Paucar Casas  
UFMA  
(Orientador)

---

Prof. Dr. Raimundo Nonato Diniz Costa Filho  
UFMA  
(Coorientador)

---

Prof. Dr. Tadeu da Mata Medeiros Branco  
UFPA  
(Membro da Banca Examinadora)

---

Prof. Dr. Denisson Queiroz Oliveira  
UFMA  
(Membro da Banca Examinadora)

Aos meus pais, Silvia Santos e Mario Cantanhede,  
a minha avó, Lenir dos Santos, e aos meus amigos  
por me dar apoio e direção sempre.

## **AGRADECIMENTOS**

Em primeiro lugar à Deus, pelo dom da vida e pelas bênçãos e graças que tem proporcionado em minha vida.

À minha mãe, Silvia Santos, verdadeira mulher, mãe guerreira que na sua luta diária tem sido a minha mestra da vida que sempre me impulsionou a realização dos meus objetivos com perseverança e muita fé.

Ao meu pai, Mario Cantanhede, que sempre me incentivou a continuar e a melhorar a cada dia.

Ao meu irmão, Anderson e demais familiares pelo apoio, carinho, incentivo e confiança.

À Universidade Federal do Maranhão, em especial ao Programa de Pós-Graduação em Engenharia Elétrica, juntamente com todos os docentes que compartilharam os seus conhecimentos, me provocando a ter uma reflexão crítica e ter desenvolvimento científico e profissional.

Aos meus orientadores, Dr. Leonardo Paucar e Dr. Raimundo Nonato por suas orientações e incisivas pontuações.

Aos professores presentes na banca examinadora pelos comentários e contribuições.

O presente trabalho foi realizado com apoio da Coordenação de Aperfeiçoamento de Pessoal de Nível Superior - Brasil (CAPES) - Código de Financiamento 001.

Aos meus amigos, sempre presentes pelo apoio e incentivo.

À todos aqueles que direta ou indiretamente colaboraram para o sucesso deste trabalho.

*“Se você não é teimoso, abandonará experimentos cedo demais. E se você não é flexível, baterá a cabeça contra a parede e não verá uma solução diferente para o problema que está tentando resolver.”*

(Jeff Bezos)

## Resumo

Com o aumento de geração de energia renováveis, surgem diversos desafios para o despacho econômico e mudanças nos mercados de eletricidade. O despacho econômico dinâmico (DED) é um problema de otimização complexo usado para determinar o programa de geração entre as unidades do sistema, de forma que garanta o atendimento da demanda de maneira segura e confiável dentro de um horizonte de tempo. O despacho econômico tem como objetivo a diminuição dos custos marginais de geração sob restrição de operação, rampas e segurança das unidades e do sistema de transmissão. A adição de fontes de energia renováveis e sistemas interligados cada vez maior, os problemas de despacho econômico tem se tornado cada vez mais complexos. Assim, estudos têm analisado novas formas de técnicas de otimização para diferentes formas do problema, com o objetivo de melhorar o ponto de convergência e o tempo computacional. Este trabalho tem como objetivo analisar os efeitos da inserção da energia eólica no despacho econômico dinâmico. Para isso, foi empregada a meta-heurística Otimização por Enxames de Partículas Quânticas (QPSO) e calculado o custo de usinas eólicas baseado no seu modelo analítico probabilístico de produção. A metodologia proposta foi empregada em um sistema com 10 geradores e uma usina eólica com dados meteorológicos de Parnaíba-PI. Para o estudo foram analisados diferentes cenários no qual o sistema teste é atrelado a diferentes usinas eólicas, com geração concentrada em uma barra e dividida em duas barras. Nesse estudo percebe-se a influência da energia eólica no custo de operação do sistema. Além disso, a incerteza da energia eólica gera custos atrelados à previsão de geração esperada do parque eólico combinado à realocação dessa carga no sistema. E, finalmente, a eficiência do algoritmo QPSO no problema DED formulado.

**Palavras- chave:** despacho econômico dinâmico; energia eólica; QPSO; PSO; mercado elétrico.

## **Abstract**

With the increase in renewable energy generation, several challenges arise for economic dispatch and changes in electricity markets. Dynamic economic dispatch is a complex optimization problem used to determine the generation schedule between the system's units, in a way that ensures the demand is met safely and reliably within a time horizon. The purpose of economic dispatch is to reduce marginal generation costs under restriction of operation, ramps and security of the units and the transmission system. With the addition of renewable energy sources and increasingly interconnected systems, economic dispatch problems have become increasingly complex. Thus, studies have analyzed new forms of optimization techniques for different forms of the problem, with the aim of improving the convergence point and computational time. This work aims to analyze the effects of the insertion of wind energy in dynamic economic dispatch. For this, the Quantum Particle Swarm Optimization (QPSO) meta-heuristic was used and the cost of wind farms was calculated based on its analytical probabilistic production model. The proposed methodology was used in a system with 10 generators and a wind farm with meteorological data from Parnaíba-PI. For the study, different scenarios were analyzed in which the test system is linked to different wind farms, with generation concentrated in one bus and divided into two buses. In this study it is seen the influence of wind energy on the cost of operating the system. Furthermore, the uncertainty of wind energy generates costs linked to the forecast of expected generation of the wind farm combined with the reallocation of this load in the system. And finally the efficiency of the QPSO algorithm in the formulated DED problem.

Key-words: dynamic economic dispatch; wind energy; QPSO; PSO; electric market

## LISTA DE FIGURAS

Figura 2.1 Programa Mensal de Operação (PMO)/ Outubro 2019.....	7
Figura 2.2 Mudanças no setor elétrico brasileiro.....	8
Figura 2.3 Estrutura do sistema elétrico brasileiro .....	9
Figura 2.4 Estrutura do sistema elétrico brasileiro .....	10
Figura 3.1 Modelo Jensen .....	22
Figura 3.2 PDF da geração da fazenda eólica .....	26
Figura 3.3 Diagrama do algoritmo PSO .....	30
Figura 3.4 Algoritmo QPSO.....	33
Figura 4.1 Curva de previsão da velocidade do vento.....	38

## LISTA DE TABELAS

Tabela 3.1 Altura referente para cada terreno .....	20
Tabela 4.1 Configuração do computador .....	35
Tabela 4.2 Constantes das unidades térmicas .....	36
Tabela 4.3 Cargas do Sistema.....	36
Tabela 4.4 Dados da usina eólica .....	37
Tabela 4.5 Custo Operacional do Sistema encontrado para o atrator (3.46).....	39
Tabela 4.6 Custos operacionais para usinas eólicas distribuídas (caso 1) .....	40
Tabela 4.7 Custo operacional do sistema encontrado para o atrator (3.47) .....	40
Tabela 4.8 Custos operacionais para usinas eólicas distribuídas (caso 2) .....	41

## **Lista de Abreviaturas, Siglas e Símbolos**

QPSO	:Otimização por enxames de partículas quânticas
PROEÓLICO	:Programa de desenvolvimento da cadeia produtiva geradora de energia eólica
PRODEEM	:Programa de desenvolvimento energético dos estados e municípios
PROINFA	:Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica
SIN	:Sistema Integrado Nacional
DED	:Despacho Econômico Dinâmico
IA	:Inteligência Artificial
PSO	:Otimização por enxame de partículas
BFA	:Algoritmo de Forrageamento Bacteriano
SEB	:Sistema Elétrico Brasileiro
ANEEL	:Agência Nacional de Energia Elétrica
MME	:Ministério das Minas e Energia
ONS	:Operador Nacional do Sistema Elétrico
RESEB	:Projeto de Reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro
CCEE	:Câmara de Comercialização de Energia Elétrica
MAE	:Mercado Atacadista de Energia
EPE	:Empresa de Pesquisa Energética
CMSE	:Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico

ACR	:Ambiente de Contratação Regulada
ACL	:Ambiente de Contratação Livre
T	:período estudado de forma fixa
N	:número de períodos
n	:número de geradores a serem despachados
t	:número de linhas de transmissão no sistema
$P_{ti}$	:potência gerada da unidade i no período t
$C_i(P_{ti})$	:custo de geração para produzir $P_{ti}$ no período t na unidade i
$D_t$	:demanda no tempo t
$u_i^t$	:variável de controle da mudança de velocidade da unidade i no tempo t
$UR_i$	:variável de aceleração da unidade i
$DR_i$	:variável de desaceleração da unidade i
$P_i^{min}$	:capacidade mínima da unidade i
$P_i^{max}$	:capacidade máxima da unidade de i
$S_i^t$	:contribuição da reserva girante da unidade i durante o intervalo de tempo t
$SR^t$	:requerimento da reserva girante do sistema para o tempo t;
$F_i^t$	:potência ativa que é transmitida pela linha i durante o intervalo t;
$F_i^{max}$	:limite máximo da potência ativa na linha i.
$a_i, b_i, c_i$	:são constantes positivas do gerador i

$e_i e f_i$	:são coeficientes d o efeito de ponto de válvula
$\alpha_d$ e $\alpha_g$	:são constantes que dependem do nível de confiabilidade do sistema
$B_{ij}$	:ij elemento da matrix quadrada do coeficiente de perda
$B_{i0}$	:elemento i do vetor do coeficiente de perda
$B_{00}$	:constante de perda
$\rho_{l,i}$	:são os fatores de distribuição de geração
$n_i$	:número de zonas proibitivas na unidade i
$\theta$	:grupo de unidades que possuem a zona proibitiva
$P_{i,j}^l, P_{i,j}^u$	:são os limites inferiores e superiores da zona proibitiva j.
M	:é o número de restrições de desigualdade
x	:é o vetor de tamanho N
$\lambda_i$ e $\mu_j$	:são os multiplicadores de Lagrange.
KKT	:Equações Karush -Kuhn-Tuker
$L(x, \mu)$	:função Lagrange
$X_i$	:população inicial
n	:o número de variáveis de decisão de um indivíduo.
$N_p$	:tamanho da população
$x_{i,j}^0$	:valor inicial da variável j da população i
U	:distribuição uniforme das variáveis variando em $[x_j^{min}, x_j^{max}]$ .

$U(z_r)$	: velocidade numa altura de referência $z_r$ ,
$U(z)$	: velocidade numa altura de desejada $z$
$z_0$	: altura equivalente da superfície de rugosidade.
$v$	: média da velocidade do vento em m/s
$\lambda$	: coeficiente escalar em m/s da distribuição de Weibull
$k$	: coeficiente de forma da distribuição de Weibull
$v_{ci}$	: velocidade mínima de operação do vento (m/s)
$v_{co}$	: velocidade máxima de operação do vento (m/s)
$P_{wtr}$	: potência nominal ativa de uma única turbina eólica (MW)
$\rho$	: densidade do ar
$R_{wake}(x)$	: o raio de arrasto (m)
$v_{wake}(x)$	: velocidade do vento no ponto $x$ (m/s)
$R_{wt}$	: raio de entrada do vento na turbina (m)
$v_{wt}$	: velocidade do vento sobre a turbina
$v_1$	: é a velocidade natural do vento (m/s)
$\xi_T$	: o coeficiente de impulso da turbina eólica
$k_{wake}$	: constante de arrasto
$\sigma_{wake}$	: média quadrática do desvio da turbulência gerada pela turbina eólica
$\sigma_0$	: média quadrática do desvio da turbulência natural
$\xi_x$	: coeficiente de atenuação do efeito de esteira

$m_{row}$	:número de linhas na usina eólica
$m_{col}$	:número de colunas no layout da usina eólica
$d_{row}$	:um espaçamento de entre as linhas da usina eólica
$\xi_w$	:coeficiente do efeito de arrasto da usina eólica
$P_w$	:potência de saída da fazenda eólica,
k	:parâmetro de forma do modelo de distribuição de Weibull
c	:parâmetro de escala do modelo de distribuição de Weibull
$\delta_w$	:coeficiente de atenuação do efeito de esteira
$v_r$	:velocidade nominal do vento na turbina
PDF	:Função Densidade de Probabilidade
$P_{wfs}$	:potência planejada para a usina eólica
$P_w$	:potência ativa gerada pela usina eólica
$C_w(P_{wfs})$	:custo total de geração das usinas eólicas
$C_{w-(P_{wfs})}$	:custo para a falta de energia eólica
$C_{w+(P_{wfs})}$	:custo da potência extra gerada pela fazenda eólica
gbest	:melhor posição atingida de todas as partículas
pbest	:melhor solução atingida de cada partícula da população
$v_{id}$	:velocidade atual da partícula
$x_{id}$	:posição da partícula
$c_1$	:constante do componente cognitivo da velocidade da partícula

$c_2$	:constante do componente social da velocidade da partícula
$r$	:função aleatória que varia dentro de $[0,1]$
$w$	:variável responsável pelo ajuste dinâmico da velocidade das partículas da função peso
$iter_{max}$	:número máximo de iterações
Iter	:número atual de iterações
$w_{min}$	:peso inicial
$w_{max}$	:peso final
$S_{id}$	:posição ótima de uma partícula
$x_i$	:vetor posição
$v_i$	:vetor velocidade
CPSO	:PSO clássico
$\Psi(x, t)$	:função onda
$u$	:número uniformemente aleatório
$t$	:iteração corrente
$C$	:média dos $p_{best}$ de todas as partículas
$\alpha$	:parâmetro conhecido como coeficiente de contração-expansão
$p_{ij}$	:vetor denominado de atrator local
$\varphi, c_1$ e $c_2$	:números uniformemente aleatórios

# SUMÁRIO

<b>Capítulo 1 - Introdução</b> .....	<b>1</b>
1.1 Generalidades.....	1
1.2 Justificativa .....	3
1.3 Objetivos.....	4
1.3.1    Objetivo Geral .....	4
1.3.2    Objetivos Específicos .....	4
1.4 Metodologia .....	5
1.5 Estrutura do trabalho.....	5
<b>Capítulo 2 – Mercados Elétricos</b> .....	<b>6</b>
2.1 Mercado elétrico brasileiro .....	6
<b>Capítulo 3 - Despacho Econômico Dinâmico</b> .....	<b>12</b>
3.1 Formulação do Despacho Econômico Dinâmico.....	12
3.1.1 Função Objetivo .....	12
3.1.2 Restrições .....	14
3.1.3 Métodos de Otimização.....	16
3.2 Modelo de Energia Eólica no DED .....	20
3.2.1 Extrapolação vertical da velocidade do vento.....	20
3.2.2 Modelo de custo de energia eólica .....	21
3.3 Otimização por enxame de partículas (PSO).....	28
3.4 QPSO .....	31
3.5 Metodologia Proposta .....	34
<b>Capítulo 4 – Simulações Computacionais e Resultados</b> .....	<b>35</b>
4.1 Introdução .....	35
4.1.1 Sistema teste.....	36
4.2 Simulações Computacionais .....	39
4.2.1 Caso 1.....	39
4.2.2 Caso 2.....	40
4.3 Comentários das Simulações .....	42
<b>Capítulo 5 - Conclusão</b> .....	<b>43</b>
5.1 Conclusão.....	43

5.2 Trabalhos publicados .....	44
5.3 Trabalhos Futuros .....	44
<b>Referências .....</b>	<b>45</b>

## Capítulo 1 - Introdução

### 1.1 Generalidades

O Brasil possui abundância de recursos naturais e é exemplo em produção de energia limpa possuindo uma oferta de energia hidráulica de 64,9% (EPE, 2020), sendo a fonte de energia majoritária dentro do país. Apesar disso, o Brasil ainda importa parte da eletricidade e sua demanda energética deve aumentar com o tempo.

Segundo Hunt et. al (2018), o Brasil tem sofrido de crises de energias com uma frequência de ocorrência de 10 a 15 anos. Essas crises têm ocorrido devido a problemas sistemáticos e climáticos que podem ser resolvidos com várias medidas para evitar crises futuras. Uma das soluções apresentadas por Hunt et. al (2018), foi a diversificação das fontes de geração para diminuir a volatilidade dos preços gerados pela dependência de apenas uma fonte majoritária.

Para Silva (2013), as pesquisas relevantes sobre o assunto apontam para um desenvolvimento tecnológico com viabilidade técnica e econômica a partir da década de 2030. Para tanto, a tendência é que as energias renováveis e alternativas superarão as fontes não-renováveis (de Faria Jr, 2017). O desenvolvimento de sistemas de geração renováveis tem se avançado de forma lenta, mas constante no Brasil. Muitos fatores têm contribuído para a implementação das fontes de energia renováveis, tais como: incentivos fiscais, desenvolvimento tecnológico, condições favoráveis de instalação, períodos de implementação e retorno menores.

Desde 2008, leilões de tecnologia específicas têm sido promovidos pelo sistema regulador e, isso, tem se tornado o principal mecanismo de expansão da energia eólica no país. Em 2009, um total de 1800 MW de capacidade foram contratados projetos eólicos com um valor competitivo de US\$ 77/MWh (de Faria Jr, 2017). Segundo a Associação Brasileira de Energia Eólica (2021), o Brasil bateu a marca de 20 GW de capacidade instalada com pouco mais de R\$ 187,1 bilhões, em valores atuais já investidos na matriz eólica na última década (PODER 360, 2021).

No Brasil, existem programas de desenvolvimento de estados e municípios como o Programa de Desenvolvimento da Cadeia Produtiva Geradora de Energia Eólica

(PROEÓLICO) que promoveu energia eólica de emergência entre os anos de 2001 a 2004 e o Programa de Desenvolvimento Energético dos Estados e Municípios (PRODEEM) que promoveu o uso de energia fotovoltaica em áreas rurais entre 1994 e 2001.

Além disso, o potencial eólico brasileiro tem sido explorado desde os anos de 1970. Dessa forma, com a instalação de estações meteorológicas na década de 1980, foram conduzidos mapeamentos eólicos nos estados brasileiros. A partir da criação do Programa de Incentivo às Fontes Alternativas de Energia Elétrica (PROINFA), em 2002 houve o aumento do incentivo público para a participação da energia eólica produzida por produtores independentes. Observou-se que a contratação de 1,8 GW de energia eólica no Leilão de Energia de Reserva, em 2009 gerou ânimo no mercado e intensificou o crescimento da fonte eólica.

Frente aos incentivos de produção da energia eólica, as usinas eólicas passam a ganhar destaque junto ao Sistema Integrado Nacional (SIN). No entanto, a energia eólica possui uma característica inerente de incerteza, dificultando assim o despacho do sistema.

O Despacho Econômico Dinâmico (DED) é um problema de alocação das demandas que, geralmente, tem como objetivo minimizar os custos operacionais. Por usar a previsão de carga para a geração ótima com uma demanda variável de carga, o DED é capaz de se adaptar as demandas futuras mantendo a segurança e confiabilidade do sistema. Devido a essas características a solução do DED é determinante no controle de sistemas de geração real.

Com os problemas de DED ficando cada vez mais complexos, a partir da adição de fontes de energia renováveis e sistemas maiores, a sua formulação têm se tornado cada vez mais desafiadora para ser otimizada. A solução desse problema baseia-se em técnicas de otimização (ferramentas matemáticas que comparam soluções de forma iterativa).

As técnicas de otimização podem ser classificadas de muitas formas, Xia (2010) as classifica em três tipos: matemáticas, inteligência artificial (IA) e híbridas. As técnicas de otimização por IA utilizam técnicas baseadas em redes neurais artificiais e métodos de otimização estocástica. A exemplo, a otimização por enxame de partículas (PSO por *Particle Swarm Optimization*), cuja técnica é baseada no comportamento de bando de animais, como o movimento de um indivíduo em uma revoada de pássaros ou em um cardume de peixes.

O PSO é uma ferramenta meta-heurística muito utilizada em problemas de despacho econômico que não se conhece o algoritmo eficiente, apesar de possuir melhores resultados em problemas com função objetivo com forma convexa. A partir do PSO, criou-se uma variação chamada QPSO (*Quantum PSO*), ou, seja, otimização por enxame de partículas quânticas, que utiliza o comportamento quântico nas partículas.

Portanto, este trabalho apresenta um problema de DED com o custo das usinas eólicas, utilizando um modelo analítico probabilístico considerando o efeito de esteira. Para solucionar o problema foi usado o algoritmo QPSO. Por fim, foi feita uma comparação dos resultados para avaliar o algoritmo e o estudo proposto com a usina eólica.

## 1.2 Justificativa

A importância econômica do despacho é evidente, pois, ela sempre ocupou grande importância no mercado elétrico, principalmente após a crise em combustíveis fósseis em 1973, no qual aumentou substancialmente os custos na geração de energia oriundas das usinas termoeletricas (Wood, 2013). Além disso, a introdução de fontes de energia renováveis que estão penetrando cada vez mais no mercado elétrico, torna o estudo do problema do despacho econômico ainda mais necessário, devido à complexidade e incertezas que trazem as usinas eólicas (Nanjundappan, 2016), estas, por serem dependentes das correntes de ar, e as fontes fotovoltaicas, que dependem da irradiação solar, a potência gerada deve ser controlada para evitar o efeito da flutuação de potência (Capizzi, 2018). Além disso, as energias renováveis podem gerar um ganho econômico e ecológico (Zang et al., 2016) ao serem despachados de forma segura e confiável junto às fontes de energia mais tradicionais. Para realizar estas tomadas de decisão, a disponibilidade estatística da potência produzida e consumida nos permitiu uma administração avançada da energia, melhorando consideravelmente as soluções através de uma confiabilidade maior (CAPIZZI, 2018).

Nota-se que com a estrutura do sistema elétrico se tornando cada vez mais interligado e robusto, com regulações no mercado, os problemas de alocação estão se tornando cada dia mais complexos. Ao introduzir as fontes de energias renováveis, o mercado elétrico está se movendo para um caminho mais sustentável e limpo, além de se tornar menos dependente de combustíveis fósseis e suas variações de mercado. No entanto, a inserção dessas fontes no sistema interligado gera incertezas devido à imprevisibilidade de geração comprometendo a entrega de energia, à demanda exigida, caso seja feito um despacho robusto.

Este cenário de mudanças, gerou um novo desafio para o despacho econômico pois, apesar da energia eólica trazer grandes benefícios econômicos, ela traz consigo uma insegurança em sua geração. Para resolver esse problema, algumas técnicas de IA são aplicadas.

Para solucionar o despacho econômico dinâmico DED, Lee (2011) utilizou um algoritmo genético com características quânticas. No entanto, os custos de operação das usinas eólicas não foram levados em conta. Farhate El-Hawary (2010) utilizou o Algoritmo de Forrageamento Bacteriano (BFA por *bacterial foraging algorithm*), um algoritmo adaptativo baseado em bactérias para solucionar o despacho econômico com parques eólicos, mas a carga do sistema utilizado não varia com o tempo e os parques eólicos são modelados somente no balanço de carga e por meio de sua disponibilidade.

Nesta mesma perspectiva, Liang et al. 2018, aplicou um despacho econômico estático com energia eólica cuja resolução baseia-se por um algoritmo de meta-heurística dos morcegos, mapas caóticos e no conceito de buraco negro, entretanto não foram considerados os efeitos dos pontos de válvula na função custo dos geradores térmicos.

Daí, a importância do estudo do despacho econômico dinâmico para garantir a segurança e confiabilidade ao inserir essas novas formas de geração permitindo uma maior viabilidade econômica para as energias renováveis. Este estudo foi feito através da análise de técnicas de otimização na implementação do problema contribuindo ao estudo de DED com a inclusão do custo da incerteza gerada pela energia eólica.

### **1.3 Objetivos**

#### **1.3.1 Objetivo Geral**

O objetivo geral da pesquisa é analisar o problema do despacho econômico dinâmico com adição de usinas eólicas utilizando o algoritmo QPSO.

#### **1.3.2 Objetivos Específicos**

- Estudar o estado da arte do mercado elétrico, com suas regulações e competitividade de diferentes fontes renováveis;
- Estudar as incertezas inerentes à fonte eólica;
- Realizar o despacho econômico dinâmico de usinas térmicas e usinas eólicas;
- Analisar os benefícios econômicos e ecológicos ao inserir as fontes renováveis.

## **1.4 Metodologia**

Para o desenvolvimento da presente pesquisa proposta, foi adotada a metodologia de pesquisa científica.

Inicialmente, foram feitas pesquisas bibliográficas em livros, teses, dissertações e artigos. As pesquisas focaram como o setor elétrico funciona e suas mudanças com o tempo, destacando o despacho de energia elétrica e a penetração da energia eólica. Após estudar sobre o setor elétrico brasileiro e compreender as principais mudanças como a sua importância econômica, iniciou-se o estudo do problema de despacho econômico, para realizar a formulação aplicada a sistemas elétricos com usinas térmicas e fazendas eólicas. Além disso, foram aplicados a teoria de métodos de otimização com destaque nas técnicas PSO e QPSO, com o objetivo de realização da comparação dos métodos através dos resultados. Para isso, foram propostos dois cenários possíveis, no qual o primeiro o problema é resolvido com um sistema de geração térmica e o segundo, a concessionária combina fontes de energia térmica e eólica operando simultaneamente. Esses cenários foram formulados e solucionados utilizando o MATLAB.

## **1.5 Estrutura do trabalho**

Este trabalho contém seis capítulos, incluindo a introdução, sendo organizados da seguinte maneira:

Capítulo 2: apresenta conceitos relativos ao mercado elétrico. Oferecendo um panorama nos marcos das mudanças no mercado elétrico brasileiro e o aumento da geração de energia renovável.

Capítulo 3: mostra a formulação do problema de despacho econômico dinâmico. Com a apresentação de formulação de custo para despacho de fazendas eólicas, e técnicas de otimização.

Capítulo 4: neste capítulo são apresentados os parâmetros utilizados para a análise assim como o sistema-teste. Ademais, são mostrados e discutidos os resultados das simulações computacionais

Capítulo 5: a conclusão do trabalho é discutida, além das perspectivas e propostas de trabalhos futuros.

## Capítulo 2 – Mercados Elétricos

### 2.1 Mercado elétrico brasileiro

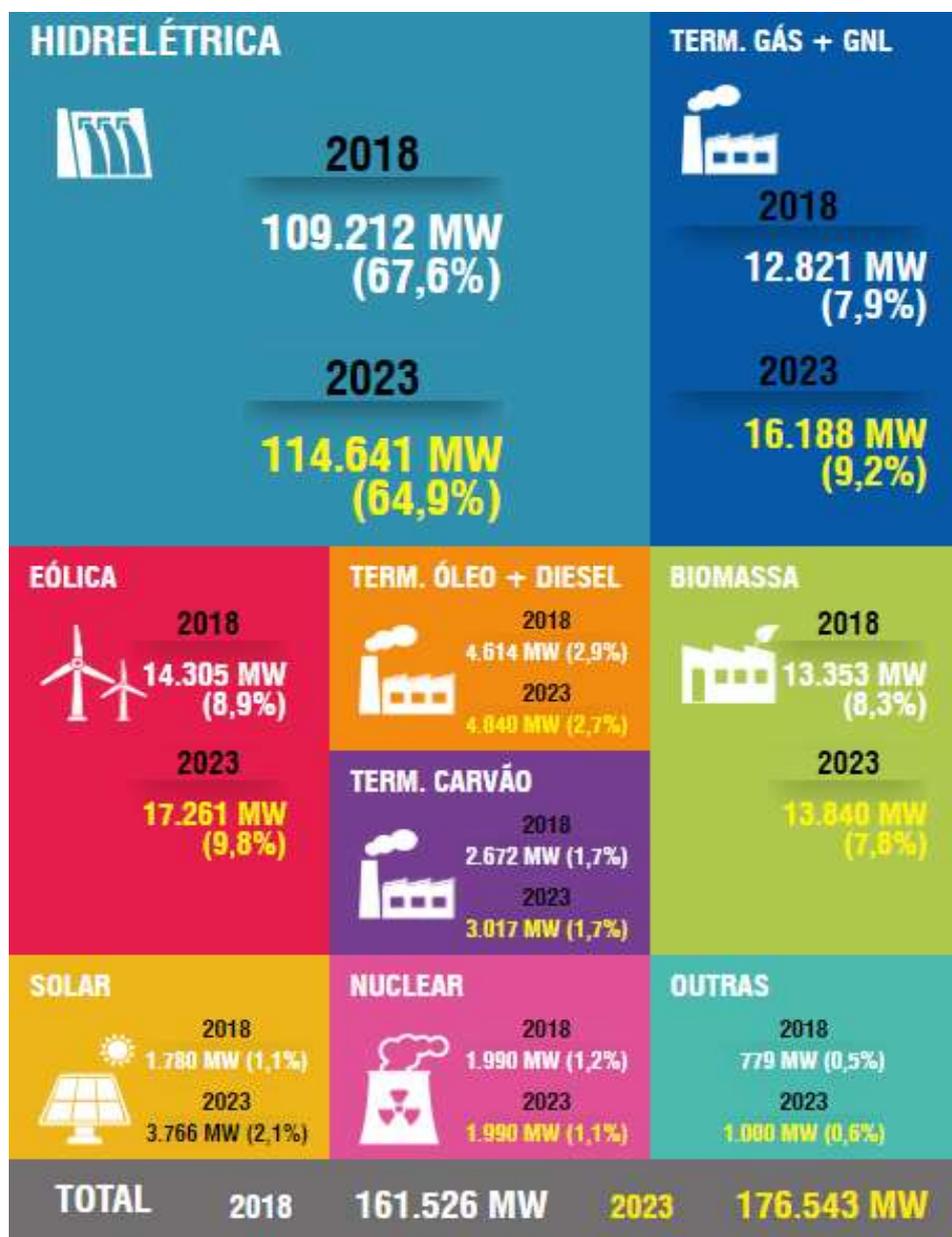
O Sistema Elétrico Brasileiro (SEB) é um sistema interconectado, chamado de Sistema Interligado Nacional (SIN), formado por quatro subsistemas: Sul, Sudeste/Centro-Oeste, Nordeste e a região Norte. Essa interligação propicia a transferência de energia entre os subsistemas trazendo inúmeros benefícios para as regiões que o compõe. O SIN diminui os riscos de interrupção de fornecimento de energia elétrica, aumentando a segurança do atendimento do mercado. Além disso, o balanceamento entre o uso das fontes geradoras favorece um aumento na eficiência do sistema e economia nos custos inerentes à geração de energia.

As principais fontes de energia do SIN são usinas hidrelétricas de grande porte, como vemos na Figura 2.1, e as fontes fósseis (carvão, gás natural e óleo combustível). Além disso, em menor participação, temos as energias renováveis e usinas nucleares.

As usinas térmicas aumentam a segurança do SIN, gerando energia nas proximidades de grandes centros de carga (ONS, 2021). Essas fontes de energia são despachadas de acordo com os estoques de água armazenadas nos reservatórios das usinas hidrelétricas. De acordo com a Agência Nacional de Energia Elétrica (ANEEL, 2021), o crescimento anual de carga de 3,7% até 2025, acompanhado de problemas geológicos que serão enfrentados, o despacho econômico, é ainda, o mais desafiador.

Para isso, incentivos em geração de energia renováveis vêm crescendo. A incorporação da energia eólica vem se destacando nos últimos anos, especialmente, nas regiões Sul e Nordeste. Observa-se que quase metade desse potencial de energia, 75 GW, está situada no Nordeste, região, que historicamente sofre de secas anuais e é considerada a mais pobre do Brasil (ANEEL, 2018). Notadamente, a implementação dessa nova fonte de energia vem gerando mais desenvolvimento à região.

Figura 2.1 Programa Mensal de Operação (PMO)/ Outubro 2019



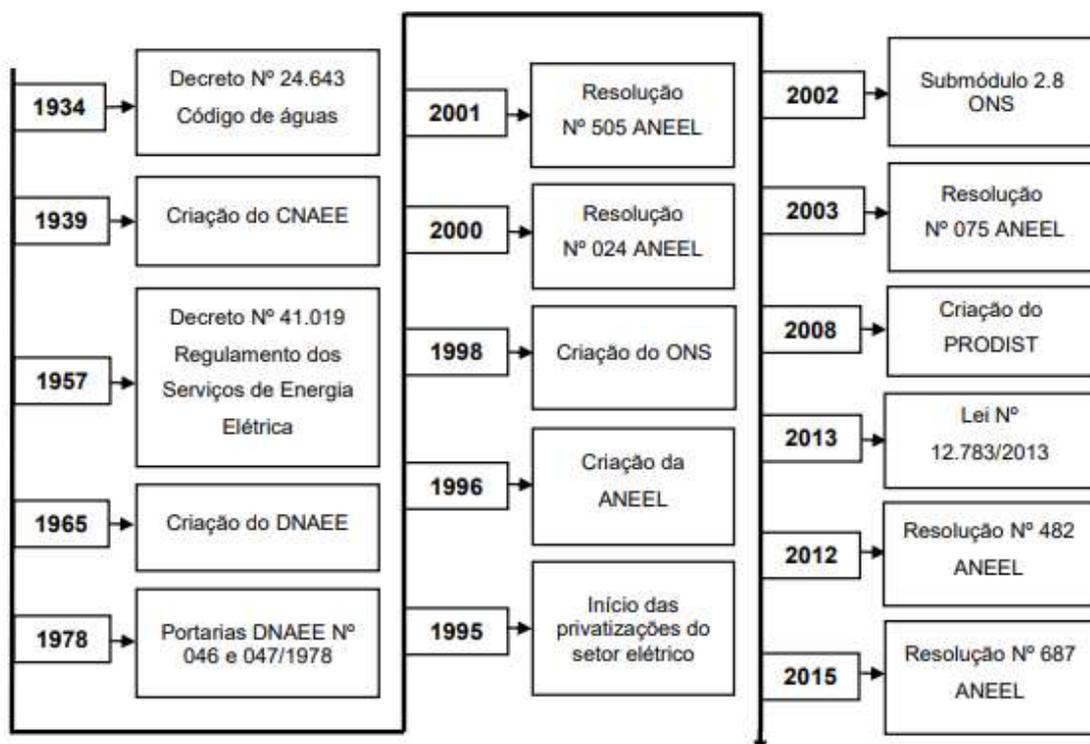
Fonte: Rodriguez, 2020

A regulação do mercado elétrico teve como base o Artigo 22 da Constituição Federal de 1988 e, também, a criação do SIN através da resolução 351/98 do Ministério das Minas e Energia (MME), em conformidade com a Lei 9.648/98 e o Decreto 2.655/98, com a autorização da criação do Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS) que executaria as atividades de coordenação e controle da operação de geração e transmissão de energia elétrica nos sistemas

interligados. No entanto, o setor elétrico ainda era verticalizado e formado apenas por estatais. Em 1995, a entrada da iniciativa privada obteve concessões, permissões e autorizações de exploração de serviços e instalações de energia elétrica e de aproveitamento energético, através da Lei nº 9.074. Mudanças organizacionais transformaram o mercado de um monopólio estatal para uma gestão descentralizada com participação de empresas públicas e privadas e competição conforme descreve a Figura 2.2.

Com essas mudanças, o sistema de produção de energia elétrica do Brasil marcado por um sistema dominado por usinas hidrelétricas e termelétrica fóssil (gás natural, carvão e óleo combustível), tem adotado plantas menores e distribuídas com fomento a fontes renováveis. Os subsídios a fontes renováveis são uma das maneiras de facilitar o desenvolvimento das fontes renováveis de energia (Rodriguez, 2020)

Figura 2.2 Mudanças no setor elétrico brasileiro



Fonte: Silva, 2018

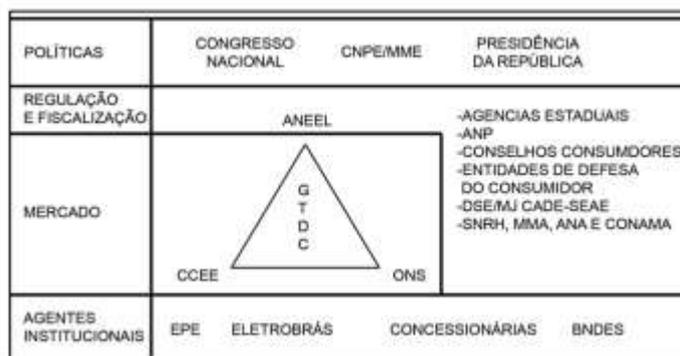
As principais mudanças no Projeto de Reestruturação do Setor Elétrico Brasileiro (RESEB), realizado entre os anos de 1996 e 1998 foram: o incentivo à competição na geração

e comercialização, a regulação dos setores de distribuição e transmissão de energia elétrica e, a necessidade de desverticalização das empresas de energia elétrica (RODIRGUEZ, 2020).

O novo modelo do setor adotou uma forma centralizada de despacho. A criação da Câmara de Comercialização de Energia Elétrica (CCEE), em 2004, substituiu o Mercado Atacadista de Energia (MAE) na viabilização do comércio de energia elétrica. Além disso, foram criados a Empresa de Pesquisa Energética (EPE) que planeja o setor elétrico a longo prazo e o Comitê de Monitoramento do Setor Elétrico (CMSE), que avalia a segurança do suprimento de energia elétrica.

O Operador Nacional do Sistema Elétrico (ONS), é responsável pela operação do SIN. Por fim, o órgão regulador do setor, a Agência Nacional de Energia Elétrica, completa a estrutura do setor elétrico (Figura 2.3).

Figura 2.3 Estrutura do sistema elétrico brasileiro



Fonte: Silva, 2018

O mercado atacadista brasileiro é segmentado em dois ambientes de contratação: o Ambiente de Contratação Regulada (ACR) e o Ambiente de Contratação Livre (ACL) (NERY, 2012).

No ACR, são realizados contratos unilaterais regulamentados entre os geradores e os distribuidores de energia elétrica. Antes de cada leilão, as distribuidoras tem o dever de informar a sua demanda de energia ao Ministério de Minas e Energia (MME), para que seja garantida o suprimento pelo CCEE. Então, apenas um órgão do governo compra a energia elétrica e divide entre as distribuidoras levando em conta as demandas reportadas, anteriormente. Com contratos de longo prazo, o objetivo do ACR é proteger os consumidores da volatilidade dos preços

tentando ofertar baixos preços no mercado e evitando riscos de escassez. Dessa forma, os diversos tipos de leilões no ACR estão descritos na Figura 2.4, a seguir.

Figura 2.4 Estrutura do sistema elétrico brasileiro



\*Serviços ancilares: os provedores de energia reativam por unidades geradoras solicitadas a operar como compensador síncrono, de CAG, de autorrestabelecimento e de sistemas especiais de proteção.

Fonte: Silva, 2018

No ACL, a comercialização é feita com contratos bilaterais: um acordo livre entre os geradores e consumidores livres, importadores e exportadores de eletricidade. O Consumidor livre é aquele que possui demanda superior a 3 MW e com tensão de conexão ao sistema de 69kV. Estes, tem autorização de negociar eletricidade com geradores e comercializadores. Diferente dos consumidores livres, os consumidores especiais, podem comprar eletricidade apenas de fontes incentivadas. Devido ao nível de consumo imposto para consumidores livres, o mercado livre não é aberto aos consumidores residenciais (SILVA, 2018).

Como o Sistema Elétrico Brasileiro é predominante hidrelétrico, as usinas termelétricas entram em operação para atender situações emergenciais ou nos períodos de “pico”. Contudo, esse panorama foi alterando com o aumento da demanda e dos períodos de seca. Neste novo cenário, a geração térmica e a penetração de geração com fontes renováveis têm se tornado mais importante para a minimização dos riscos e aumento da confiabilidade do sistema.

Além disso, o custo da energia é algo de interesse geral, por ser uma *comodity* que determina o preço de todo mercado. Então, para determinar a entrega de energia, o problema de despacho econômico surgiu para solucionar este problema utilizando modelos de custo e restrições para garantir a economia e segurança na geração e transmissão de energia elétrica.

## Capítulo 3 - Despacho Econômico Dinâmico

### 3.1 Formulação do Despacho Econômico Dinâmico

O problema de despacho econômico, geralmente, é resolvido dividindo o problema em pequenos intervalos de tempo discreto considerando a demanda constante em cada intervalo de tempo naquele período. Este problema é chamado de despacho econômico estático. Ele utiliza restrições constante e as taxas de mudança são consideradas como uma constante baseada em tempos consecutivos. Muitos pesquisadores solucionam este problema dividindo as taxas de mudança de velocidade em intervalos de tempo e resolvendo individualmente. Este método leva a problemas de otimização, não levando a uma solução ótima.

Segundo Suresh et al. (2020), o despacho econômico é um problema primário de planejamento e operação de sistemas modernos de potência. O primeiro estudo na área de despacho dinâmico aconteceu em 1972 por Bechert e Kwatny. O problema é formulado como um problema de controle ótimo. Este controle do despacho formulou modelos de sistemas de geração com as variáveis de saída e equações de estado dos geradores, incluindo as variações de velocidades dos geradores e consumos de combustível. Desde então o problema de despacho dinâmico tem sido tratado como um problema de minimização dos custos em um período levando em conta restrições.

No problema de despacho, a otimização é feita levando em conta a potência gerada de cada unidade. Além da adição de grandes fontes de energias intermitentes (solar e eólica) que adiciona mais restrições para o problema de despacho, tornando ainda mais não linear, restrita e complexa. Para isso, várias técnicas de otimização foram desenvolvidas a fim de solucionar este problema evitando o elevado consumo computacional e eficiência para sistemas de potência reais.

#### 3.1.1 Função Objetivo

O despacho econômico dinâmico possui diferentes formas, tais como: convexo, não convexo, levando em conta a emissão ou com múltiplos objetivos. Então para determinar o problema adequado para cada situação deve-se tomar os passos de formulação descritos a seguir.

O primeiro passo para a formulação do problema de despacho dinâmico é escolher uma função objetivo. Existem três funções objetivo mais utilizadas:

- Minimização do custo total, sendo o custo de combustível ou custo da mudança de velocidade, etc. O principal objetivo utilizado no despacho econômico;
- Minimização da emissão de gases poluentes, como  $SO_2$ ,  $NO_2$ ,  $CO$  e  $CO_2$ , produzidos pelas termoelétricas. Muito utilizado para despacho ecológicos e em combinação com a minimização dos lucros;
- Maximização do lucro, muito utilizado em mercados elétricos, em que a companhia de geração para encontrar a melhor hora de vender a sua energia armazenada para o maior lucro (lucro menos o custo de produção). No caso dos operadores independentes do sistema que participam do mercado elétrico utilizam este objetivo para maximizar o benefício social, ou seja, o benefício ao consumidor menos o custo de geração.

O problema ainda pode possuir mais de uma função objetivo, sendo uma principal e outra secundária. A função objetivo secundária é minimizada simultaneamente com a função objetivo principal, ou pode ser considerada como uma restrição na minimização da função principal, como visto em Omkar (2009).

Para a formulação da função objetivo, é considerado que a carga de demanda está disponível por todo o período do despacho  $[0, NT]$  e no seu intervalo discreto de tempo  $[kT, (k+1)T]$ ,  $k=0, 1, \dots, N-1$ , onde  $T$  é o período estudado de forma fixa,  $N$  é o número de períodos. Assumindo que  $n$  é o número de geradores a serem despachados,  $t$  é o número de linhas de transmissão no sistema,  $P_{ti}$  é a potência gerada da unidade  $i$  no período  $t$  no intervalo de tempo  $[(t-1)T, tT]$ ;  $C_i(P_{ti})$  é o custo de geração para produzir  $P_{ti}$  no período  $t$  na unidade  $i$ ;  $D_t$  é a demanda no tempo  $t$ ; a variável de controle da mudança de velocidade da unidade  $i$  no tempo  $t$  é  $u_i^t$ ;  $UR_i$  e  $DR_i$  são as variáveis aceleração e desaceleração da unidade  $i$  respectivamente;  $P_i^{min}$  e  $P_i^{max}$  são as capacidades máximas e mínimas da unidade  $i$ ;  $S_i^t$  é o contribuição da reserva girante da unidade  $i$  durante o intervalo de tempo  $t$ ;  $SR^t$  é o requerimento da reserva girante do sistema para o tempo  $t$ ;  $F_i^t$  é a potência ativa que é transmitida pela linha  $i$  durante o intervalo  $t$ ;  $F_i^{max}$  é o limite máximo da potencia ativa na linha  $i$ .

O objetivo do despacho econômico dinâmico é determinar a potência gerada das unidades do sistema de modo que diminua o custo de operação dentro de um período de tempo,

enquanto satisfaz certas restrições. O problema de despacho econômico com o objetivo da minimização do custo de geração é formulado como:

$$\min C(P) = \sum_{t=1}^N \sum_{i=1}^n C_i(P_i^t) \quad (3.1)$$

A função custo do combustível  $C_i(\cdot)$  é derivada da função de consumo de combustível que pode ser medida (Xia, 2010). O problema de DED tem sido solucionado com funções custos de diferentes formas, como por exemplo de forma quadrática e contínua:

$$C_i(P_i^t) = a_i + b_i P_i^t + c_i (P_i^t)^2 \quad (3.2)$$

Ou de forma não linear devido ao efeito de ponto de válvula:

$$C_i(P_i^t) = a_i + b_i P_i^t + c_i (P_i^t)^2 + \left| d_i \operatorname{sen} \left( e_i (P_i^{\min} - P_i^t) \right) \right| \quad (3.3)$$

Onde  $a_i, b_i, c_i$  são constantes positivas, ademais  $d_i$  e  $e_i$  são coeficientes do gerador  $i$  refletindo o efeito de ponto de válvula.

### 3.1.2 Restrições

Segundo Xia (2010), o problema de despacho dinâmico é resolvido sob determinadas restrições que são consideradas de acordo com o sistema. Algumas das restrições são: o balanço de demanda; limites de mudança de velocidade; capacidade de geração; restrições de segurança; restrições de emissão, etc.

Estas restrições são classificadas como: equações de igualdade, equações de desigualdade e equações dinâmicas. As restrições aplicadas ao problema de DED são:

- Balanço de carga e geração

$$\sum_{i=1}^n P_i^t = D^t + \text{Perdas}^t \quad (3.4)$$

- Limites de mudança de geração

$$-DR_i \cdot T \leq P_i^{t+1} - P_i^t \leq UR_i \cdot T \quad (3.5)$$

- Capacidade máxima

$$P_i^t + S_i^t \leq P_i^{max} \quad (3.6)$$

- Capacidade mínima

$$P_i^{max} \leq P_i^t \quad (3.7)$$

- Máxima mudança da contribuição da reserva girante

$$0 \leq S_i^t \leq UR_i \cdot T \quad (3.8)$$

- Requerimento da reserva girante do sistema

$$\sum_{i=1}^n S_i^t \geq SR^t \quad (3.9)$$

- Limites de fluxo das linhas de transmissão

$$-F_l^{max} \leq F_l^t \leq F_l^{max} \quad (3.10)$$

Para manter o sistema seguro e confiável, restrições da reserva girante e de segurança tem que ser adicionadas ao problema. O requerimento da reserva girante é a probabilidade de não possuir geração suficiente para atender a demanda previsto no tempo t, e pode ser calculada com a equação abaixo:

$$SR^t = \alpha_d D^t + \alpha_g \cdot \max(P_i^{max}) \quad (3.11)$$

Onde  $\alpha_d$  e  $\alpha_g$  são constantes que dependem do nível de confiabilidade do sistema. Além de determinar o requerimento da reserva girante, o problema de alocar a reserva girante entre as unidades é importante, apesar de receber pouca atenção na literatura (Xia, 2010).

As perdas nas linhas de transmissão podem ser expressas em termos da potência gerada:

$$Perdas^t = \sum_{j=1}^n \sum_{i=1}^n P_i^t B_{ij} P_j^t + \sum_{i=1}^n B_{i0} P_i^t + B_{00} F_l^t = \sum_{i=1}^n \rho_{l,i} P_i^t \quad (3.12)$$

Onde  $B_{ij}$  é o  $ij$  elemento da matrix quadrada do coeficiente de perda,  $B_{i0}$  é o elemento  $i$  do vetor do coeficiente de perda,  $B_{00}$  é a constante de perda,  $\rho_{l,i}$  são os fatores de distribuição de geração (Gaing, 2003).

Outras restrições podem ser adicionadas ao problema de DED, quando os termogeradores operam em zonas proibitivas devido à pressão do vapor ou vibrações no rolamento dos geradores. As equações de restrição das zonas proibitivas são definidas por:

$$\begin{aligned} P_i^{min} &\leq P_i^t \leq P_{i,1}^l \\ P_{i,n_i}^u &\leq P_i^t \leq P_i^{max} \\ P_{i,j-1}^u &\leq P_i^t \leq P_{i,j}^l \end{aligned} \quad , \quad i \in \theta \quad (3.13)$$

Onde  $n_i$  é o número de zonas proibitivas na unidade  $i$ ,  $\theta$  é o grupo de unidades que possuem a zona proibitiva,  $P_{i,j}^l$ ,  $P_{i,j}^u$  são os limites inferiores e superiores da zona proibitiva  $j$ .

### 3.1.3 Métodos de Otimização

A escolha do método de otimização adequado que garantirá a solução ótima global em um tempo de computação razoável é fundamental em problemas de despacho econômico. Esta escolha depende do tipo de função objetivo, se ela é uma função linear/não-linear, contínua/não contínua, convexa/côncavo, etc, além das restrições aplicadas ao problema. As técnicas de otimização podem ser classificadas em três categorias.

### 3.1.3.1 Programação matemática

A primeira categoria é a programação matemática ou heurística como o método de iteração lambda, método de projeção de gradiente, método de Lagrange, programação linear, programação não-linear, método de pontos interiores, programação dinâmica, etc.

As vantagens desses métodos incluem que a otimização é matematicamente provada em alguns algoritmos. Ademais, eles podem ser aplicados em problemas de grande escala e não possuem problemas específicos de parâmetros.

No entanto, estes tipos de otimização podem convergir em um ótimo local e são sensíveis ao ponto inicial. Muitas destas técnicas não são aplicadas a certas classes de função objetivo. Por exemplo, a iteração lambda, o relaxamento Lagrange e o método de gradiente, etc. quando usados para resolver DED com uma função custo não contínua ou côncava podem não obter a solução global ótima. Para funções custo não monotônica, a iteração lambda pode não obter a solução ótima. A programação linear geralmente enfrenta pobre eficiência computacional. A programação dinâmica pode solucionar problemas DED com a função custo não-suave, no entanto sofre de problemas de dimensionamento e otimização local.

O método de iteração Lambda utiliza uma técnica gráfica para resolver o problema de despacho ou uma técnica ao usar uma função analítica com a potência gerada em relação ao custo incremental (Wood, 2013). Este procedimento é um tipo de computação iterativa, que se deve aplicar regras de parada. Geralmente são aplicados dois tipos de regras de parada. A primeira regra essencialmente é baseada na parada quando encontrado um ponto de operação dentro de uma tolerância. A segunda regra para o *loop* iterativo depois quem um número máximo é excedido.

Uma das técnicas mais gerais na otimização matemática é a programação dinâmica, muito utilizadas para funções não convexas, ou seja, quando existem diferentes potências para um determinado custo incremental. A programação dinâmica determina pontos discretos para determinar um conjunto de valores de cargas para encontrar o ponto ótimo de operação.

### 3.1.3.2 Inteligência Artificial

A segunda categoria são os métodos baseados em inteligência artificial, como redes neurais artificiais e métodos de otimização estocásticos como o algoritmo genético,

programação evolucionar, evolução diferencial, otimização por enxame de partículas, e rede neural de Hopfield, que tem sido usado com sucesso para resolver o problema de DED. Redes neurais artificiais tem demonstrado alta qualidade de solução do DED com funções custo suave. Otimizações estocásticas podem resolver DED sem ou com poucas restrições na forma da função custo devido a sua habilidade em achar a solução global ótima. No entanto, métodos IA sofrem de problemas com longo tempo de computação e grande número de arbitrariedade ou parâmetros específicos.

Para utilizar os problemas com ponto de efeito de válvula ou com pontos proibitivos de operação, os métodos de programação matemática são insuficientes. Para isso, os usos de técnicas de inteligência artificial são utilizados para resolver o problema de DED de forma eficiente o ponto ótimo local.

O algoritmo de sistemas neurais artificiais são uma emulação de sistemas neurais biológicos e do cérebro. Esses algoritmos utilizam um sistema neural recursivo onde todos os neurônios são a entrada e saída dos dados e são conectados com pesos (Hopfield, 1984). A principal vantagem de sistemas neurais é a habilidade de computação paralela e obter boas soluções (Liang, 1999). A principal desvantagem é a sua convergência lenta e com grande número de iterações.

Pesquisadores como Kirkpatrick et al (1983), utilizam técnicas de procura aleatória que simula o processo de recozimento dos metais, relacionando a função objetivo com a energia do metal e o número de iterações com a temperatura do processo de recozimento. Então o algoritmo de simulação de recozimento consiste em iterações que adicionam perturbações aleatórias a cada solução em todas as iterações (Panigrahi, 2006). O algoritmo de recozimento tem a habilidade de evitar soluções locais, ademais não usa muita memória.

Segundo Holland (1992), o algoritmo genético é uma técnica de otimização que tem como base um mecanismo de genética e evolução natural. O algoritmo genético começa com uma população inicial  $X_i$  de candidatos, a solução, escolhidos aleatoriamente dentro de um escopo e codificadas de formas binárias que formam cromossomos. Então, a população passa por três operações: seleção, cruzamento e mutação. A seleção é um processo avaliativo que escolherá os pais da próxima geração. A operação de cruzamento é aplicada em uma certa probabilidade que combina os cromossomos de dois pais, para criar uma nova população. E

então, a mutação. Informações que não está presente nos pais, é aplicada em uma pequena parte desta nova população. Este processo é repetido até os critérios de convergência serem alcançados.

A programação evolutiva é uma técnica de procura estocástica que enfatiza o comportamento da relação parental (Fogel, 1994). Assim, como o algoritmo genético, a programação evolutiva começa com uma população gerada aleatoriamente e uniformemente distribuídas dentro de possíveis soluções. Após o processo de avaliação uma nova população é criada com mutação e com a adição de uma variável Gaussiana. Os indivíduos mais próximos da solução são selecionados como novos pais para a próxima geração. O algoritmo evolutivo possui um longo tempo computacional e, algumas vezes, sofre com problema de convergência (KITA et al., 2002).

### **3.1.3.3 Métodos Híbridos**

A terceira categoria são os métodos híbridos que combina duas ou mais técnicas das categorias anteriores para combinar as melhores qualidades de cada algoritmo. Esses métodos, como a programação evolutiva com uma programação quadrática sequencial, otimização por enxame de partículas com programação sequencial quadrática, etc, provam a sua eficiência em resolver o problema DED.

Apesar dos métodos de inteligência artificial ser muito efetiva eles ainda possuem problemas evidentes na solução do DED como soluções próximas ao ponto ótimo global com grande tempo computacional. Os métodos híbridos integram as melhores características de diferentes tipos de otimizações (Xia, 2009). Nesses métodos, um ou mais método, é usado para encontrar uma solução próxima à ótima, então, um outro método é utilizado para refinar a essa solução e assim chegar à solução final.

## 3.2 Modelo de Energia Eólica no DED

### 3.2.1 Extrapolação vertical da velocidade do vento

A medição do vento geralmente ocorre em aparelhos meteorológicos que estão próximos do solo ou em torres meteorológicas. Enquanto isso, as torres das turbinas ficam em uma altura maior geralmente, com 110 m. Como existe essa diferença entre a altura do anemômetro e a altura do *hub* da turbina eólica é necessário fazer a extrapolação vertical da velocidade do vento, utilizando a equação a seguir.

$$\frac{U(z)}{U(z_r)} = \frac{\ln\left(\frac{z}{z_0}\right)}{\ln\left(\frac{z_r}{z_0}\right)} \quad (3.14)$$

Onde  $U(z_r)$  é velocidade na altura de referência  $z_r$ ;  $U(z)$  é a velocidade na altura de desejada  $z$ ; e  $z_0$  é a altura equivalente da superfície de rugosidade. A rugosidade da superfície está diretamente ligada à superfície e como ela pode causar turbulências no vento. A tabela 3.1, abaixo mostra os valores de  $z_0$  para diferentes tipos de terrenos.

Tabela 3.1 Altura referente para cada terreno

$Z_0$ (m)	Características do terreno
>1	floresta alta
1	Cidade
0,80	floresta baixa
0,50	Subúrbios
0,20	Algumas árvores e/ou arbustos
0,1	planície com aparência fechada
0,05	planície com aparência aberta
0,03	Planície com algumas árvores
0,02	Área de aeroporto com alguns prédios
0,01	Pista de pouso (aeroporto)
0,008	Gramma

0,005	Terra batida
0,000 1	Áreas sobre a água

Fonte: adaptado de Demurtas (2021)

### 3.2.2 Modelo de custo de energia eólica

Para avaliarmos os impactos da energia eólica em sistemas de Potência temos que levar em consideração a sua característica natural de incerteza. Uma das principais técnicas utilizadas é o Monte Carlo.

Os maiores problemas com a técnica de Monte Carlo é o grande número de dados anteriores para manter a precisão das soluções e o grande trabalho computacional. Shi et. al (2014), apresentou um modelo analítico probabilístico feito para descrever a incerteza de fazendas eólicas considerando o efeito de arrasto que diminui o esforço computacional e mantêm a precisão na solução de problemas de despacho.

Para estimar a densidade probabilística usado no sistema devemos determinar a função de densidade probabilística do parque eólico (Ebeed et al. 2020). Para isso, é necessário determinar vários parâmetros de modelos de distribuição para estimar a distribuição de probabilidade da velocidade do vento. Os modelos de distribuição incluem Weibull, Rayleigh, lognormal, gaussiana, gamma, Erlang e Kernel. O modelo de distribuição de Weibull de dois parâmetros, o coeficiente de escala e o coeficiente de forma é o mais popular, por utilizar os parâmetros históricos dos dados da velocidade do vento, tornando-o simples e preciso (QUIN e XION 2011).

A distribuição de Weibull é geralmente utilizada para descrever a incerteza na velocidade do vento:

$$\varphi_v(v) = \frac{k}{\lambda} \left(\frac{v}{\lambda}\right)^{k-1} \exp \left[ -\left(\frac{v}{\lambda}\right)^k \right] \quad (3.15)$$

Onde  $v$  é a média da velocidade do vento em m/s;  $\lambda$  é o coeficiente escalar em m/s; e  $k$  é o coeficiente de forma.

A relação entre a velocidade do vento e a potência mecânica extraída é descrita por Ackermann (2005), temos:

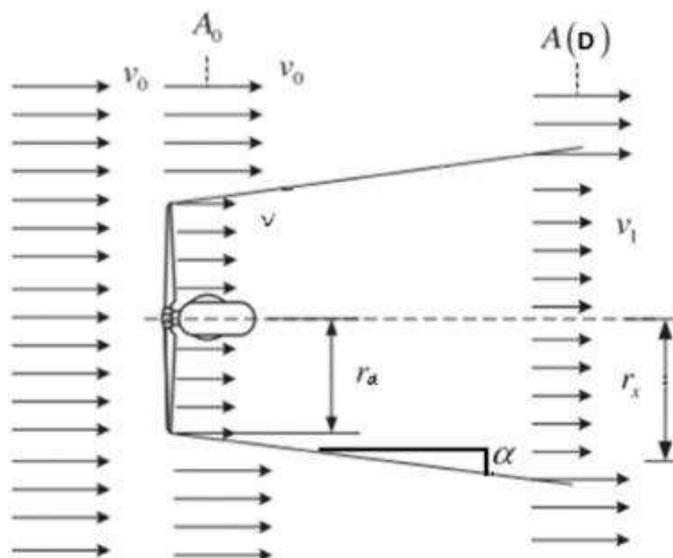
$$P_{wt} = \begin{cases} 0 & (v < v_{ci} \text{ ou } v \geq v_{co}) \\ \left( v^3 - \frac{v_{ci}^3}{v_r^3} - v_{ci}^3 \right) P_{wtr} & (v_{ci} \leq v \leq v_r) \\ P_r & (v \geq v_r) \end{cases} \quad (3.16)$$

Onde  $v_{ci}$  é a velocidade mínima de operação do vento ( $m/s$ );  $v_{co}$  é a velocidade máxima de operação do vento ( $m/s$ ); e  $P_{wtr}$  é a potência nominal ativa de uma única turbina eólica (MW).

A potência total de uma parque eólico consiste em milhares de geradores eólicas e é calculado com a soma total de todos as potências geradas. No entanto, o efeito de esteira altera a potência gerada diminuindo a produção.

O modelo Jensen descrito por Sanderhoff (1993) é utilizado para descrever o efeito esteira. E a principal característica que define este efeito é a intensidade da turbulência.

Figura 3.1 Modelo Jensen



Fonte: Shakoor, 2016

Utilizando a Figura 3.1, temos:

$$\left\{ \begin{array}{l} \rho\pi(R_{wake}(x))^2 v_{wake}(x) = \rho\pi R_{wt}^2 v_{wt} + \rho\pi \left( (R_{wake}(x))^2 - R_{wt}^2 \right) v_1 \\ \frac{dR_{wake}}{dt} = k_{wake}(\sigma_{wake} + \sigma_0) \\ \frac{dR_{wake}}{dx} = \frac{dR_{wake}}{dt} \cdot \frac{dt}{dx} = \frac{k_{wake}(\sigma_{wake} + \sigma_0)}{v_{wake}(x)} \end{array} \right. \quad (3.17)$$

Onde  $\rho$  é a densidade do ar;  $R_{wake}(x)$  é o raio de arrasto (m);  $v_{wake}(x)$  é a velocidade do vento no ponto x (m/s);  $R_{wt}$  é o raio de entrada do vento na turbina (m);  $v_{wt}$  é a velocidade do vento sobre a turbina, e  $v_{wt} = v_1(1 - \xi_T)^{1/2}$ , em que  $v_1$  é a velocidade natural do vento (m/s),  $\xi_T$  é o coeficiente de impulso da turbina eólica;  $k_{wake}$  é a constante de arrasto;  $\sigma_{wake}$  é a média quadrática do desvio da turbulência gerada pela turbina eólica; e o  $\sigma_0$  é a média quadrática do desvio da turbulência natural.

Então o  $v_{wake}(x)$  pode ser solucionado como:

$$v_{wake}(x) = v_1 \left[ 1 - (1 - \sqrt{1 - \xi_T}) \left( \frac{R_{wt}}{R_{wt} + \xi_x x} \right)^2 \right] \quad (3.18)$$

Onde  $\xi_x$  é o coeficiente de atenuação do efeito de esteira, definido como:

$$\xi_x = \tan\alpha = \frac{k_{wake}(\sigma_{wake} + \sigma_0)}{v_a} \quad (3.19)$$

Para uma parque eólico com  $m_{row}$  linhas,  $m_{col}$  colunas de layout e um espaçamento  $d_{row}$  de entre as linhas, um modelo equivalente pode ser obtido acumulando todos os  $m_{col}$  das turbinas na mesma linha, e a velocidade do vento ( $v_i$ ) de cada linha pode ser calculada como:

$$v_i = v_1 \xi_d^{n-1} (n = 1 \dots m_{row}) \quad (3.20)$$

$$\xi_d = 1 - (1 - \sqrt{1 - \xi_T}) \left( \frac{R_{wt}}{R_{wt} + \xi_x d_{dow}} \right)^2 \quad (3.21)$$

Então, utilizando o efeito de esteira, o modelo das turbinas eólicas pode ser descrito como:

$$P_{wfr} = \begin{cases} 0 & v < \frac{v_{ci}}{\xi_w} \text{ ou } v \leq v_{co} \\ \left( (v\xi_w)^3 - \frac{v_{ci}^3}{v_r^3} - v_{ci}^3 \right) P_{wfr} & \frac{v_{ci}}{\xi_w} \leq v < \frac{v_r}{\xi_w} \\ P_{wfr} & \frac{v_r}{\xi_w} \leq v < v_{co} \end{cases} \quad (3.22)$$

Onde  $P_{wfr} = m_{row} m_{col} P_{wtr}$ ;  $\xi_w$  é o coeficiente do efeito de arrasto da usina eólica que é calculado por:

$$\xi_w = \frac{\sum_{n=1}^{m_{row}} \xi_d^{(n-1)}}{m_{row}} \quad (3.23)$$

A definição da função da unidade de impulso, dado por Oppenheim (1997), é

$$\begin{cases} \delta(t) = 0 & t \neq 0 \\ \int_{0-} 0 + \delta(t) dt = 1 & t = 0 \end{cases} \quad (3.24)$$

Relacionando a função de passo unitário e a função da unidade de impulso temos:

$$u(t) = \int_{-\infty}^t \delta(t) dt \quad (3.25)$$

Utilizando o modelo de turbina eólica e a função de densidade probabilística da velocidade do vento, a distribuição acumulativa de potência dos parques eólicos pode ser obtida. Insta mencionar quando  $P_{wfr} = 0$  e  $P_{wfr} = P_{wfr}$  existirá um fenômeno de passo que é descrito como:

$$\Phi_P(0) = \int_0^{v_{ci}/\xi_w} \varphi_v(v) dv + \int_{v_{co}}^{+\infty} \varphi_v(v) dv \quad (3.26)$$

$$\Phi_P(P_{wfr}) = \int_{v_r/\xi_w}^{v_{co}} \varphi_v(v) dv \quad (3.27)$$

Para o  $P_{wf} \in (0, P_{wfr})$ , temos:

$$\int_0^{P_{wf}} \varphi(P_{wf}) dP_{wf} = \int_{v_{ci}/\xi_w}^u \varphi_v(v) dv + \int_{v_{co}}^{+\infty} \varphi_v(v) dv \quad (3.28)$$

da equação (3.26), temos:

$$v = \sqrt[3]{(P_{wf}/P_{wfr})(v_r^3 - v_{ci}^3)/\xi_w}, 0 < P_{wf} < P_{wfr} \quad (3.29)$$

Substituindo (3.28) na equação (3.29) temos:

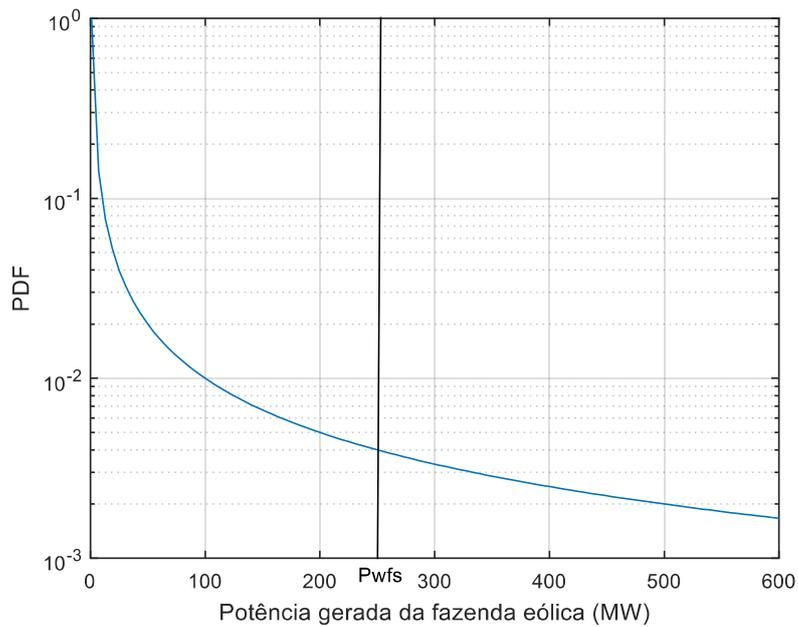
$$\begin{aligned} & \int_0^{P_{wf}} \varphi_P(P_{wf}) dP_{wf} \\ &= \int_0^{P_{wf}} \frac{1}{3\xi_w} \sqrt[3]{\frac{v_r^3 - v_{ci}^3}{P_{wfr}}} P_{wf}^{-\frac{2}{3}} \cdot \frac{k}{\lambda} \left( \frac{1}{\lambda\xi_w} \sqrt[3]{\frac{P_{wf}}{P_{wfr}}(v_r^3 - v_{ci}^3) + v_{ci}^3} \right)^{k-1} \\ & \cdot \exp \left[ - \left( \frac{1}{\lambda\xi_w} \sqrt[3]{\frac{P_{wf}}{P_{wfr}}(v_r^3 - v_{ci}^3) + v_{ci}^3} \right)^k \right] dP_{wf} + \int_{v_{co}}^{+\infty} \varphi_v(v) dv \end{aligned} \quad (3.30)$$

Portanto, Shi et al. (2014) realizou a derivada da última equação, obtendo a função de potencial das fazendas eólicas como:

$$\varphi_P(P_{wf}) = \begin{cases} 0 & P_{wf} < 0, P_{wf} > P_{wfr} \\ \phi_P(0) \cdot \delta(P_{wf}) & P_{wf} = 0 \\ \frac{1}{3\xi_w} \sqrt[3]{\frac{v_r^3 - v_{ci}^3}{P_{wfr}}} P_{wf}^{-\frac{2}{3}} \cdot & \\ \cdot \frac{k}{\lambda} \left( \sqrt[3]{\frac{P_{wf} \frac{v_r^3 - v_{ci}^3}{P_{wfr}} + v_{ci}^3}{\lambda \xi_w}} \right)^{k-1} \cdot & 0 < P_{wf} < P_{wfr} \\ \cdot \exp \left[ - \left( \sqrt[3]{\frac{P_{wf} \frac{v_r^3 - v_{ci}^3}{P_{wfr}} + v_{ci}^3}{\lambda \xi_w}} \right)^k \right] & \\ \phi_P(P_{wfr}) \cdot \delta(P_{wf} - P_{wfr}) & P_{wf} = P_{wfr} \end{cases} \quad (3.31)$$

Onde  $P_w$  é a potência de saída da fazenda eólica,  $k$  e  $c$  são, respectivamente os parâmetros de forma e de escala do modelo de distribuição de Weibull;  $\delta_w$  é o coeficiente de atenuação do efeito de esteira;  $v_r$  é a velocidade nominal do vento,  $v_{ci}$  e  $v_{co}$  são as velocidades de inicial e máxima de operação da turbina eólica.

Figura 3.2 PDF da geração da fazenda eólica



Fonte: Liu et al (2015).

Utilizando a equação de Função Densidade de Probabilidade (PDF) podemos chegar à curva da Figura 3.2. Nota-se que o valor da potência é dividido em duas partes, a falta (a esquerda de  $P_{wfs}$ ) e o excesso de potência gerada (a direita de  $P_{wfs}$ ). Considerando a incerteza e a volatilidade da energia eólica, a potência planejada e a potência real nem sempre se igualam. Então para manter o balanço do sistema, a reserva do sistema é adicionada gerando um custo adicional. Para isso, Liu et al. (2015) deduziu a probabilidade da falta e do excesso de potência necessária para o sistema como:

$$\phi_P(P_w < P_{wfs}) = \phi_P(0) + \int_0^{P_{wfs}} \varphi_P(P_w) dP_w \quad (3.32)$$

$$\phi_P(P_w \geq P_{wfs}) = \phi_P(P_{wr}) + \int_{P_{wfs}}^{P_{wr}} \varphi_P(P_w) dP_w \quad (3.33)$$

onde  $P_{wfs}$  é a potência planejada e  $P_w$  é a potência real.

Se a disponibilidade de energia eólica é menor que o planejado, o custo causado pela falta de potência pode ser quantificado pela probabilidade da falta de potência e o grau capacidade de reserva do sistema. O método quantitativo (Liu et al., 2015) correlaciona a probabilidade da potência e seu custo, adequada ao custo da capacidade de reserva do sistema. O custo para a falta de energia eólica é definido como:

$$C_{w-(P_{wfs})} = \sum_{t=1}^T \delta_{w-} \phi_P(P_w(t) < P_{wfs}(t)) (P_{wfs}(t) - E_{w1}) \Delta T \quad (3.34)$$

Onde  $\delta_{w-}$  é o coeficiente de dificuldade de operação;  $E_{w1} = E_w (P_w(t) \vee P_w(t) < P_{wfs}(t))$  e  $E_{w2} = E_w (P_w(t) \vee P_w(t) > P_{wfs}(t))$  refletem a diferença entre a potência gerada e a potência planejada.

$$E_{w1} = \int_{0^+}^{P_{wfs}(t)^-} \frac{P_w \varphi_P(P_w) dP_w}{\phi_P(P_w(t) < P_{wfs}(t))}, P_{wfs}(t) > 0 \quad (3.35)$$

Semelhantemente, o custo da potência extra gerada pelo parque eólica é dado pela equação (3.36).

$$C_{w+}(P_{wfs}) = \sum_{t=1}^T \delta_{w+} \phi_P(P_w(t) > P_{wfs}(t)) \cdot (E_{w2} - P_{wfs}(t)) \Delta T \quad (3.36)$$

$$E_{w2} = \frac{\int_{P_{wfs}(t)+}^{P_{wr}} P_w \phi_P(P_w) dP_w + \phi_P(P_w = P_{wfs}) P_{wr}}{\phi_P(P_w(t) > P_{wfs}(t))}, P_{wfs}(t) < P_{wr} \quad (3.37)$$

Então o custo total de geração das usinas eólicas é dado pela expressão (3.38).

$$C_w(P_{wfs}) = C_{w-(P_{wfs})} + C_{w+(P_{wfs})} \quad (3.38)$$

### 3.3 Otimização por enxame de partículas (PSO)

A PSO é uma técnica estocástica de otimização desenvolvida por Kennedy e Eberhart (1995). O PSO é inspirado por um comportamento social de bandos de aves, cardumes de peixes em busca de alimentos em uma determinada região (SERAPIÃO 2009).

O algoritmo consiste na procura pela solução através de um enxame de partículas. Cada partícula representa um candidato para a solução do problema de otimização. As partículas são inicializadas com uma posição e uma velocidade aleatória. Então, uma avaliação é feita com os valores das partículas e a melhor posição de cada partícula é armazenada, ademais, a melhor posição do enxame é armazenado como melhor posição global. A cada iteração, cada partícula é atualizada a posição e velocidade utilizando a sua melhor posição e da melhor posição do enxame (del Vale et al., 2008), chegando perto ainda mais da melhor solução. Esse procedimento é repetido até o critério de convergência for satisfeito.

O PSO é aplicado em problemas de otimização com funções objetivos não convexas e não-suave. Ele é muito utilizado devido à sua fácil implementação e com poucos parâmetros para ajustar (Alrashidi, 2006). Apesar do PSO poder resolver problemas complexos com um tempo computacional menor que outros métodos estocásticos, a principal desvantagem do

algoritmo PSO é a não garantia da convergência global em alguns problemas de despacho (GAING, 2003).

O PSO começa com uma população aleatória de soluções chamadas de partículas. A partícula  $i$  é representado por  $X_i = (x_{i1}, x_{i2}, \dots, x_{iD})$ . Cada partícula mantem as coordenadas, associadas com a melhor solução atingida até agora o  $pbest$  (Hosseinnezhao e Babaei, 2013). Além disso, o PSO armazena a versão global da melhor coordenada que encaixa na solução de toda a população do algoritmo ( $gbest$ ). A cada passo é feito a mudança da velocidade de cada partícula em direção do  $pbest$  e o  $gbest$  utilizando a equação (2.46). A aceleração é feita utilizando um termo aleatório gerados (Chaturvedi et al., 2009). A posição da partícula é modificada utilizando a velocidade atual ( $v_{id}$ ) e a distância do  $pbest$  e  $gbest$  (Yuan et al., 2009). A posição da partícula ( $x_{id}$ ) é atualizada utilizando a seguinte equação:

$$v_{id} = wv_{id} + c_1r_1(pbest_{id} - x_{id}) + c_2r_2(gbest_{gd} - x_{id}) \quad (3.39)$$

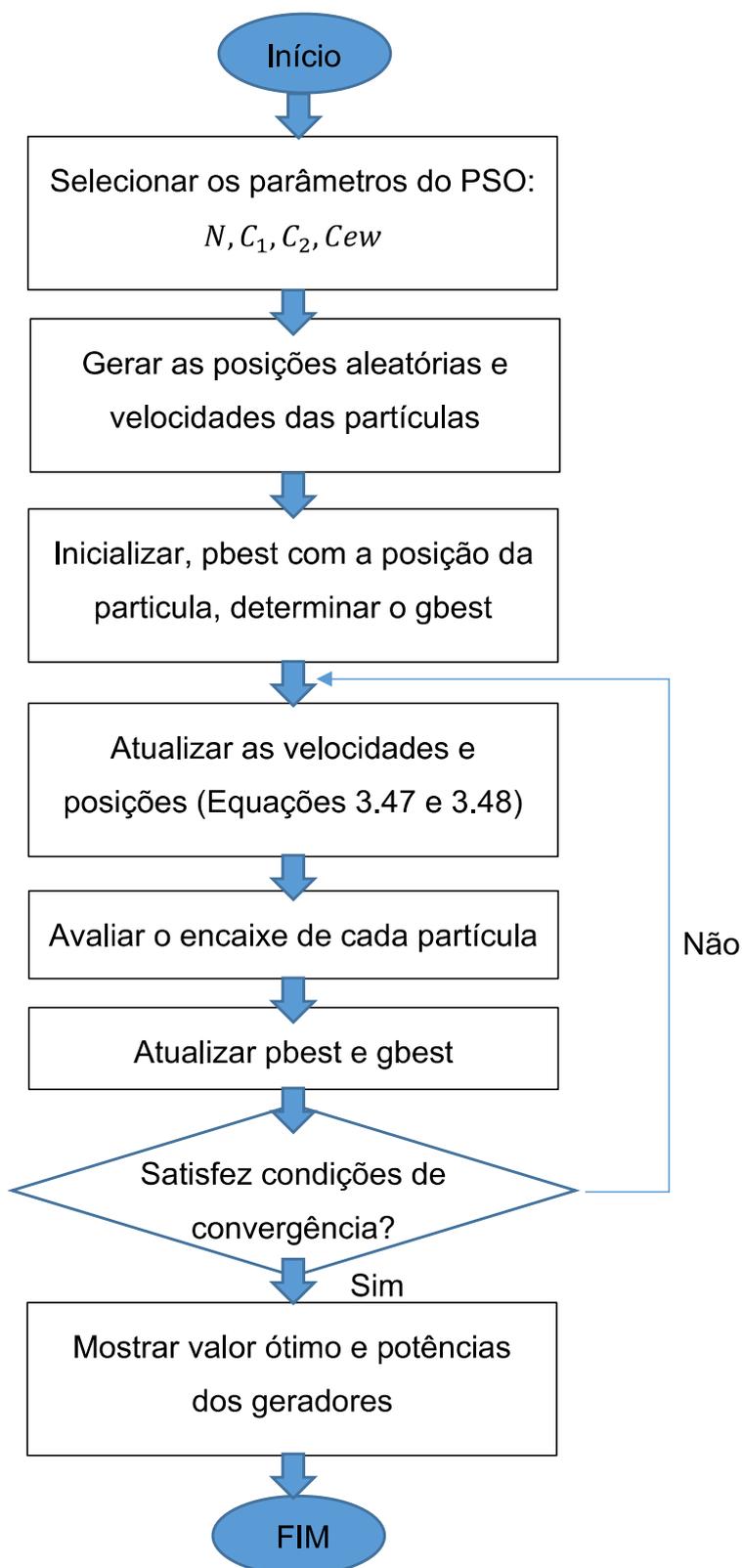
$$x_{id} = x_{id} + cv_{id} \quad (3.40)$$

O  $c_1$  e  $c_2$  são constantes que representam os componentes cognitivos e social que são as constantes de aceleração responsáveis em variar a velocidade da partícula em direção do  $pbest$  e  $gbest$ , respectivamente. As variáveis  $r_1$  e  $r_2$  são duas funções aleatórias dentro de  $[0,1]$ . A variável  $w$  é responsável pelo ajuste dinâmico da velocidade das partículas, balanceando entre as pesquisas locais e globais, assim sendo necessária menos iterações para a convergência do algoritmo (Ho et al, 2005). Para o cálculo da atualização da função peso ( $w$ ) é dado pela equação (3.41).

$$w = w_{max} - \frac{w_{max} - w_{min}}{iter_{max}} iter \quad (3.41)$$

Onde  $iter_{max}$  é o número máximo de iterações, e  $iter$  é o número atual de iterações.  $w_{min}$  e  $w_{max}$  são os pesos iniciais e finais, respectivamente.

Figura 3.3 Diagrama do algoritmo PSO



O PSO é similar à teoria sociológica, usando o aprendizado por observação e o aprendizado por experiência direta (Xin-gang et al., 2020). O aprendizado por observação é representado por  $pbest$  e  $gbest$  é o aprendizado por experiência direta. Utilizando esses parâmetros podemos fazer uma média ponderada da posição ótima de uma partícula ( $S_{id}$ ).

$$S_{id} = r_1 pbest_{id} + (1 - r_1) gbest_d \quad (3.42)$$

Estudos apresentam que se uma partícula no PSO pode convergir para o ponto local de atração ( $S_{id}$ ), então o PSO pode convergir (Xin-gang et al., 2020). Durante o processo de otimização, as partículas são atraídas para o campo de atração de  $S_{id}$ . Então apesar das partículas seguirem trajetórias de forma inteligente elas procuram a solução em um espaço limitado.

### 3.4 QPSO

No clássico PSO (CPSO), uma partícula é descrita pelo seu vetor posição  $x_i$  e vetor velocidade  $v_i$ , que determinam a trajetória da partícula, em um espaço de busca limitado. Com o objetivo de aumentar o espaço de busca das partículas, Sun et. al (2004 apud Mosayeb et. al, 2018), propôs mudanças nas trajetórias das partículas no PSO, o QPSO assume que as partículas do sistema de otimização do enxame satisfazem as hipóteses básicas da mecânica quântica. No espaço quântico, as partículas não possuem uma trajetória definida, assim a velocidade e posição das partículas não podem ser determinadas simultaneamente. Logo esse sistema permite que as partículas procurem a solução ótima em todo o espaço que possui solução praticável (PING et al., 2020).

O comportamento dinâmico da partícula é amplamente divergente no CPSO, pois os valores exatos de  $x_i$  e  $v_i$  não podem ser determinados simultaneamente. No mundo quântico, o termo trajetória não tem sentido, pois  $x_i$  e  $v_i$  não podem ser determinados simultaneamente (princípio da incerteza). O modelo quântico do PSO ou QPSO, os estados das partículas são descritos pela função onda  $\Psi(x, t)$  em vez da posição e velocidade. Empregando o Método de Monte Carlo, as partículas se movem de acordo com (3.43) (SUN et al. 2011).

$$x_{ij}^{t+1} = \begin{cases} p_{ij}^t + \alpha \times |C_j^t - X_{ij}^t| \times \ln(1/u), & ser_1 > 0.5 \\ p_{ij}^t - \alpha \times |C_j^t - X_{ij}^t| \times \ln(1/u), & ser_1 \leq 0.5 \end{cases} \quad (3.43)$$

Onde  $u$  é um número uniformemente aleatório,  $t$  é a iteração corrente e  $C$  é a média dos  $Pbest$  de todas as partículas dado por (3.44).

$$C^t = \left( \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} Pbest_{i,1}^t, \dots, \frac{1}{N_p} \sum_{i=1}^{N_p} Pbest_{i,dim}^t \right) \quad (3.44)$$

O parâmetro  $\alpha$  é conhecido como coeficiente de contração-expansão (CE), o qual é muito importante no controle da velocidade da convergência do QPSO. Em geral, o valor de  $\alpha$  diminui de maneira linear de  $\alpha_1$  até  $\alpha_0$  como apresenta a equação (3.45).

$$\alpha^t = \alpha_0 + \frac{(\alpha_1 - \alpha_0) \times (t_{max} - t)}{t_{max}} \quad (3.45)$$

O vetor  $p_{ij}$  é denominado de atrator local e neste trabalho duas maneiras de calcular suas coordenadas foram utilizadas. As equações (3.46) e (3.47) (Coelho e Alotto, 2008) apresentam as duas formas de calcular o vetor atrator local.

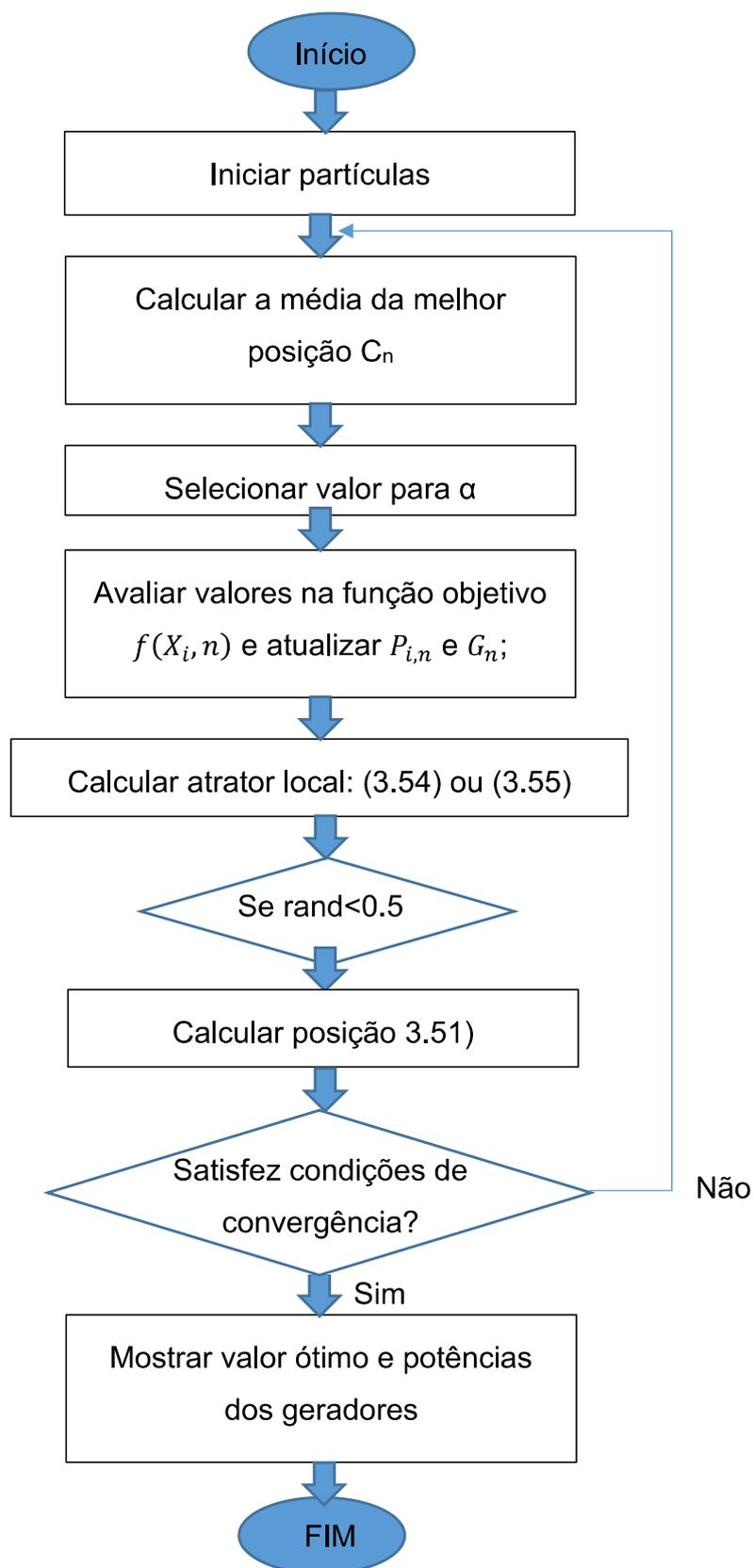
$$p_{ij} = \varphi Pbest_{ij} + (1 - \varphi) Gbest_j \quad (3.46)$$

$$p_{ij} = (c_1 Pbest_{ij} + c_2 Gbest_j) / (c_1 + c_2) \quad (3.47)$$

Onde  $\varphi$ ,  $c_1$  e  $c_2$  são números uniformemente aleatórios.

Assim, durante o processo evolutivo dinâmico todas as partículas convergem gradualmente a um ponto. Esses pontos são chamados de pontos de inclinação de aprendizagem (Ping et al., 2020). Para isso, o algoritmo utiliza a média pessoal da melhor posição de cada partícula. Esta estratégia faz com que o algoritmo convirja de forma lenta mas, com maior espaço de solução.

Figura 3.4 Algoritmo QPSO



Fonte: Adaptado de Sun et al. (2012)

### 3.5 Metodologia Proposta

O problema DED formulado para o trabalho segue a modelagem presente em 3.1, com o objetivo de minimizar o custo de geração de energia. Onde a função custo utilizará o efeito de ponto de válvula como visto na equação (3.3). Para os casos que irá incorporar a usina eólica, a função custo da geração eólica, equação (3.38), deve ser diretamente somada à função custo. Logo, o problema é formulado como:

$$\min \quad f(x) = C_i(P_i^t) + C_w(P_{wfs})$$

Sob as restrições de balanço de carga (3.4), de zonas proibitivas de operação das unidades térmicas (3.13) e incluindo perdas nas linhas de transmissão do sistema em função dos coeficientes de  $B$  utilizando a equação (3.12). Parte da potência gerada é oriunda da energia eólica e é totalmente despachada conforme descreve a equação (3.22) com dados meteorológicos do vento. Assim, será levado em conta as perdas no sistema dessa fonte.

Para solucionar o problema será utilizado o algoritmo QPSO estabelecido em 3.3. Nele, as partículas são as potências dos geradores térmicos e são validados através da função objetivo e limitados pelas restrições de igualdade e desigualdade do problema.

## Capítulo 4 – Simulações Computacionais e Resultados

### 4.1 Introdução

Neste capítulo pretende-se apresentar como o despacho econômico dinâmico com parques eólicos e descrever como os dados das simulações foram obtidas. Para a realização desse trabalho foram feitas pesquisas bibliográficas em livros, teses, dissertações e artigos. As pesquisas baseiam-se no funcionamento e mudanças do setor elétrico, destacando o despacho de energia elétrica e a penetração da energia eólica. Após estudar sobre o setor elétrico brasileiro e compreender as principais características, iniciou-se o estudo do problema de despacho econômico, para realizar a formulação aplicada a sistemas elétricos com usinas térmicas e fazendas eólicas. Além disso, foram vistos a teoria de métodos de otimização com destaque nas técnicas PSO e QPSO, com o objetivo de realização da comparação dos métodos através dos resultados. Para tanto, foram propostos dois cenários possíveis, no qual o primeiro o problema é resolvido com um sistema de geração térmica e o segundo a concessionária combina fontes de energia térmica e eólica operando simultaneamente. Esses cenários foram formulados e solucionados utilizando o MATLAB.

O MATLAB utiliza sua própria linguagem formando um sistema interativo que utiliza como elemento básico de informação uma matriz que não requer dimensionamento. O MATLAB utilizado para resolver os problemas de despacho econômico foi a versão R2015a. O algoritmo feito no MATLAB permite solucionar o problema de otimização independentemente dos dados que o mesmo utiliza. Assim, o problema pode crescer sem alterar a sua complexidade, ou seja, a alocação automatizada dos recursos computacionais é realizada através da programação do algoritmo. Logo, o tamanho do problema está limitado ao hardware do computador. A configuração do computador para a solução do problema de despacho está na Tabela 4.1.

Tabela 4.1 Configuração do computador

Processador	Intel Core i5-7200U
Memória	2x4Gb DDR4 2133MHz

### 4.1.1 Sistema teste

Para a realização do problema de despacho dinâmico são necessários dados de um sistema elétrico teste. Os dados das constantes térmicas do sistema teste foram retirados do artigo de Pattanaiket (2018).

Tabela 4.2 Constantes das unidades térmicas

Unidade	$p^{\min}$ MW	$p^{\max}$ MW	a \$/h	b \$/MWh	c \$/MW <sup>2</sup> h	d \$/h	e rad/MW	UR MW/h	DR MW/h
1	150	470	786,7988	38,53979	0,15241	450	0,041	100	100
2	135	470	451,3251	46,15916	0,10587	600	0,036	100	100
3	73	340	1049,9977	40,39655	0,02803	320	0,028	100	100
4	60	300	1243,5311	38,30553	0,03546	260	0,052	80	80
5	73	243	1658,5696	36,32782	0,02111	280	0,063	60	60
6	57	160	1356,6592	38,27041	0,01799	310	0,048	50	50
7	20	130	1450,7045	36,51045	0,01211	300	0,086	30	30
8	47	120	1450,7045	36,51045	0,01211	340	0,082	30	30
9	20	80	1455,6056	39,58042	0,10908	270	0,098	30	30
10	10	55	1469,4026	40,54074	0,12951	380	0,094	30	30

Fonte: Pattanaiket (2018)

Tabela 4.3 Cargas do Sistema

Hora	Carga (MW)	Hora	Carga (MW)	Hora	Carga (MW)
1	1036	9	1924	17	1480
2	1110	10	2072	18	1628
3	1258	11	2106	19	1776
4	1406	12	2150	20	1972
5	1480	13	2072	21	1924
6	1628	14	1924	22	1628
7	1702	15	1776	23	1332
8	1776	16	1554	24	1184

Fonte: Pattanaiket (2018)

Assim, como as cargas dos sistemas (Tabela 4.3) e coeficientes de perda na transmissão ( $B_{ij}$ ) utilizado equação 3.12 para calcular as perdas nas linhas de transmissão.

$$B_{ij} = \begin{bmatrix} 0,49 & 0,14 & 0,15 & 0,15 & 0,16 & 0,17 & 0,17 & 0,18 & 0,19 & 0,20 \\ 0,14 & 0,45 & 0,16 & 0,16 & 0,17 & 0,15 & 0,15 & 0,16 & 0,18 & 0,18 \\ 0,15 & 0,16 & 0,39 & 0,10 & 0,12 & 0,12 & 0,14 & 0,14 & 0,16 & 0,16 \\ 0,15 & 0,16 & 0,10 & 0,40 & 0,17 & 0,10 & 0,11 & 0,12 & 0,14 & 0,15 \\ 0,16 & 0,17 & 0,12 & 0,14 & 0,35 & 0,11 & 0,13 & 0,13 & 0,15 & 0,16 \\ 0,17 & 0,15 & 0,12 & 0,10 & 0,11 & 0,36 & 0,12 & 0,12 & 0,14 & 0,15 \\ 0,17 & 0,15 & 0,14 & 0,11 & 0,13 & 0,12 & 0,38 & 0,16 & 0,16 & 0,18 \\ 0,18 & 0,16 & 0,14 & 0,12 & 0,13 & 0,12 & 0,16 & 0,40 & 0,15 & 0,16 \\ 0,19 & 0,18 & 0,16 & 0,14 & 0,15 & 0,14 & 0,16 & 0,15 & 0,42 & 0,19 \\ 0,20 & 0,18 & 0,16 & 0,15 & 0,16 & 0,15 & 0,18 & 0,16 & 0,19 & 0,44 \end{bmatrix} * 10^{-4} \quad (4.1)$$

Pattanaik (2016) realizou o despacho econômico dinâmico utilizando um algoritmo genético “real coded” e os seus resultados serviram de parâmetro para o estudo desenvolvido. Este sistema leva em consideração bancos de capacitores em paralelo às barras, assim, o despacho desconsidera as capacidades de potência reativa das fontes e adicionam o seu custo diretamente na função objetivo. A carga varia a cada 1h durante 24h e a sua dinâmica é apresentada na Tabela 4.3.

Para a formulação do custo do parque eólico foram definidos alguns parâmetros, descritos na Tabela 4.4. Na literatura, vários períodos de tempo são utilizados no estudo do vento, com estudos diários e mensais.

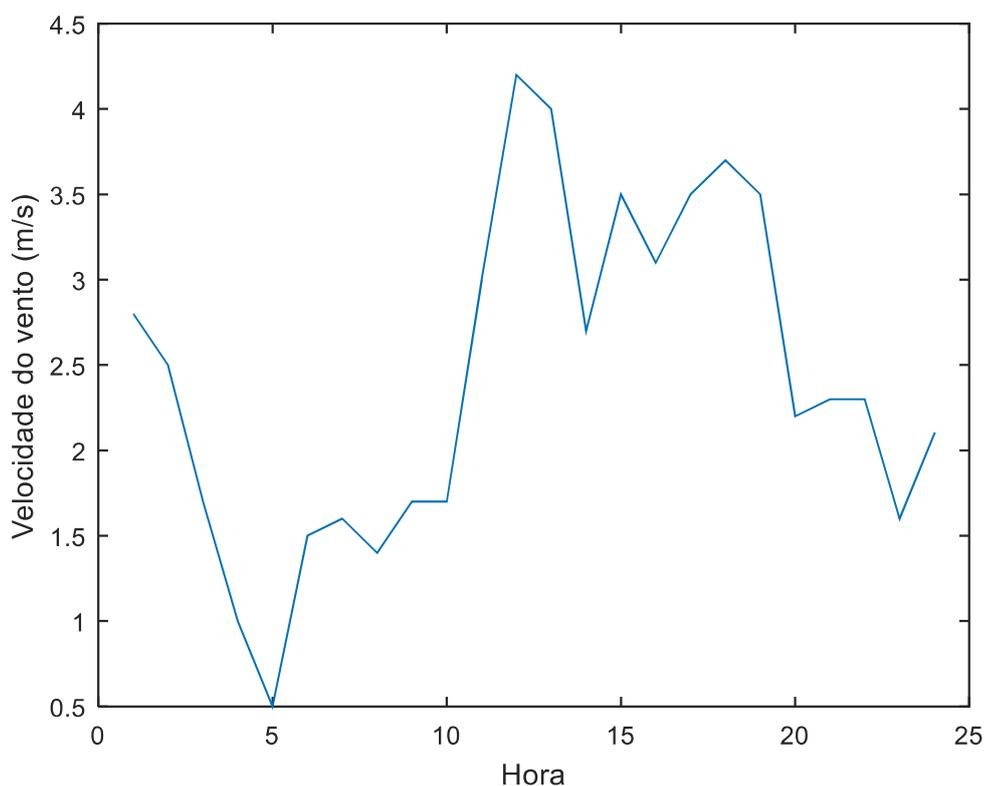
Tabela 4.4 Dados da usina eólica

Número de turbinas	300
Altura	110 m
Velocidade Nominal do vento	10,28 m/s
Velocidade de Entrada	2 m/s
Velocidade de Saída	25 m/s

Para analisar a influência da usina eólica no sistema a potência nominal de cada turbina eólica ( $P_{wtr}$ ) irá ser diferente em cada caso estudado. Portanto, variando a sua participação na produção no sistema teste.

Estudos com períodos de tempos pequenos possuem baixa confiabilidade devido a característica de incerteza dos ventos. Para isso, foram realizados estudos com dados anuais, que levam em consideração as características geográficas locais para determinar as probabilidades de velocidade do vento. A curva da velocidade do vento utilizada para os testes é baseada em medidas de vento de 2 anos na cidade de Parnaíba, Piauí. Os dados recolhidos neste local foram registrados de uma estação automática a 55m de altitude. Esses dados foram retirados do Instituto Nacional de Meteorologia (2021) e ajustadas para uma curva com fator de forma de 3,19 e de escala de 1,93. Ademais, a sua geografia é formada por áreas litorânea, abertas. No mais, a altura equivalente da superfície de rugosidade será considerada 0,05.

Figura 4.1 Curva de previsão da velocidade do vento



Utilizando a equação (3.22), para extrapolarmos a velocidade do vento para a altura das turbinas determinadas, temos a seguinte curva (Figura 4.1) que foi utilizada para as simulações.

## 4.2 Simulações Computacionais

Para chegar no melhor resultado o algoritmo é executado 100 vezes e então é realizada a média das soluções ótimas. Duas estratégias foram empregadas no cálculo do atrator local para cada sistema, utilizando as equações (3.46) e (3.47) aplicadas à equação (3.43). Assim, cada sistema foi dividido em 2 cenários de simulação. Os parâmetros de entrada do algoritmo QPSO utilizado nas simulações foram:  $\alpha_1 = 1$ ;  $\alpha_0 = 0,5$ ;  $t_{max} = 100$  e  $N_p = 100$ . Para a usina eólica foi determinada uma potência planejada  $P_{wfs} = 100MW$  para todo o período.

As simulações do sistema foram realizadas utilizando o algoritmo da Figura 3.4 considerando o sistema com a integração de energia eólica. O tempo médio de execução do algoritmo QPSO foi de 90 segundos para todos os casos do sistema.

### 4.2.1 Caso 1

A Tabela 4.5 apresenta os resultados obtidos em para o atrator descrito na equação (3.46) para o sistema teste. Para este resultado foi usado uma população de 100. Na Tabela 4.5 os resultados encontrados utilizando a usina eólica apenas na barra 1.

Tabela 4.5 Custo Operacional do Sistema encontrado para o atrator (3.46)

	$\sum \sum F_{it}(P_{it})$ (\$)	$C_w(P_{wfs})$	Total (\$)
Sem a usina eólica	2.481.115,41	-	2.481.115,41
Com a usina eólica ( $P_{wtr}=2$ MW)	2.467.442,20	1.904,00	2.469.346,20
Com a usina eólica ( $P_{wtr}=10$ MW)	2.391.693,71	12.966,00	2.404.659,71
Com a usina eólica ( $P_{wtr}=20$ MW)	2.319.507,98	26.800,00	2.346.307,98
Com a usina eólica ( $P_{wtr}=100$ MW)	1.943.483,23	175.300,00	2.118.783,23

Analisando os resultados pode ser verificado que o sistema com eólica possui um custo de produção ( $C_w$ ) baixo comparado com o custo de todas as usinas térmicas. Além disso, ao adicionar as turbinas eólicas o custo total do despacho é reduzido quanto maior a sua participação.

Os resultados com a divisão da usina eólica em duas com 150 turbinas cada e aplicando a potência gerada diretamente nas barras 1 e 2 do sistema-teste temos a Tabela 4.6

Tabela 4.6 Custos operacionais para usinas eólicas distribuídas (caso 1)

	$\sum \sum F_{it}(P_{it})$ (\$)	$C_w(P_{wfs})$	Total (\$)
Com a usina eólica ( $P_{wtr}=2$ MW)	2.460.899,62	1.904,00	2.462.803,62
Com a usina eólica ( $P_{wtr}=10$ MW)	2.393.174,47	12.966,00	2.406.140,47
Com a usina eólica ( $P_{wtr}=20$ MW)	2.322.349,08	26.800,00	2.349.149,08
Com a usina eólica ( $P_{wtr}=98$ MW)	1.942.006,57	171.200,00	2.113.206,57

#### 4.2.2 Caso 2

A Tabela 4.8 apresentam os resultados obtidos em para o atrator descrito na equação (3.47) para o despacho da potência eólica apenas na barra 1.

Tabela 4.7 Custo operacional do sistema encontrado para o atrator (3.47)

	$\sum \sum F_{it}(P_{it})$ (\$)	$C_w(P_{wfs})$	Total (\$)
Sem a usina eólica	2.478.157,68	-	2.478.157,68
Com a usina eólica ( $P_{wtr}=2$ MW)	2.465.064,43	1.904,00	2.466.968,43
Com a usina eólica ( $P_{wtr}=10$ MW)	2.394.932,59	12.966,00	2.407.898,59
Com a usina eólica ( $P_{wtr}=20$ MW)	2.318.311,35	26.800,00	2.345.111,35
Com a usina eólica ( $P_{wtr}=100$ MW)	1.941.021,17	175.300,00	2.116.321,17

Os resultados com a divisão da usina eólica em duas com 150 turbinas cada e aplicando a potência gerada diretamente nas barras 1 e 2 do sistema-teste conforme a Tabela 4.8.

Tabela 4.8 Custos operacionais para usinas eólicas distribuídas (caso 2)

	$\sum \sum F_{it}(P_{it})$ (\$)	$C_w(P_{wfs})$	Total (\$)
Com a usina eólica ( $P_{wtr}=2$ MW)	2.463.419,12	1.904,00	2.463.419,12
Com a usina eólica ( $P_{wtr}=10$ MW)	2.394.100,00	12.966,00	2.407.066,00
Com a usina eólica ( $P_{wtr}=20$ MW)	2.325.923,43	26.800,00	2.352.723,43
Com a usina eólica ( $P_{wtr}=98$ MW)	1.939.429,65	171.200,00	2.110.629,65

### 4.3 Comentários das Simulações

Através dos resultados das simulações infere-se que:

- Os resultados da simulação com o QPSO foram melhores em comparação aos resultados encontrados por Pattanaik et al. (2018). A referência utilizou o mesmo sistema teste apresentado no tópico 4.1, além da mesma curva de carga e matriz do coeficiente de perda de carga, no entanto, ele não fez testes com a inclusão da usina eólica. O algoritmo utilizado na simulação do artigo comparado foi o Algoritmo Genético (GA, sigla para *Genetic Algorithm*), com execução de 100 vezes, 300 iterações e 100 partículas com o resultado de  $2,5846 \times 10^6$  (\$). Enquanto isso, o trabalho chegou a um resultado inferior para ambos atratores do QPSO utilizados neste trabalho.
- A implementação da usina eólica gerou economia nos custos de despacho do sistema. A usina eólica produziu diferentes potência dos 100 MW planejados. Assim, gerou um custo adicional na geração. Mas, ao analisarmos as Tabelas 4.5 até 4.8, podemos verificar que apesar da produção da usina eólica ter sido mal planejada a economia na geração nas termelétricas foi maior gerando uma economia no custo. Além disso, quanto maior a participação da usina eólica maior a economia nos custos de geração, chegando um patamar mais baixo com as turbinas eólicas com potência nominal de 100MW cada.
- O atrator da equação (3.47) apresentou melhor resultados que o atrator da equação (3.46). Todos os resultados no segundo caso, foram melhores seja nos problemas sem a usina eólica ou com a adição localizada ou distribuída em diferentes barras da potência eólica. Isso mostra a capacidade superior do atrator do QPSO utilizado no segundo caso.
- As comparações em relação do uso de usina eólica concentrada apenas na barra 1 do sistema teste com usinas eólicas na barra 1 e 2 com valores equivalentes, mostraram que a distribuição da produção de energia eólica beneficia os custos de geração. A diferença desses custos está ligada ao fato das perdas nas linhas de transmissão geradas ao se concentrar a geração apenas em um ponto.

## Capítulo 5 - Conclusão

### 5.1 Conclusão

O estudo com DED avaliou o impacto no custo da utilização da geração eólica no sistema de potência, levando em conta a incerteza que ela causa no sistema. As energias renováveis são tendência no mundo e possuem maior influência nos custos marginais. Os custos de segurança do sistema para a geração de energias levam em consideração a incerteza de geração. O principal efeito da energia eólica no despacho econômico é a diminuição do preço marginal. Com o aumento da penetração da energia eólica no sistema causado através da diminuição do nível de operação de unidades térmicas, apesar do custo adicional associada à geração eólica.

No entanto, nota-se, que a fonte eólica ainda não está desenvolvida suficiente para atender a demanda total. Devido a essa incerteza, as plantas térmicas têm a responsabilidade de manter a segurança do sistema. As variações causadas pela previsão de carga esperada causam custos associados a segurança do sistema. Este efeito desloca o preço marginal para baixo, apesar de chegar em pontos que o preço não poderá chegar a um patamar menor. Outro aspecto que esta flutuação na energia eólica é a volatilidade nos preços, essa volatilidade está atrelada à quão perto a previsão de geração chega perto da geração real, ditada pelas condições geográficas. Ademais, as simulações demonstraram que a utilização de várias usinas eólicas de forma descentralizada gera maior economia nos custos de geração, por causar menos perdas nas linhas de transmissão.

Outro fator para a minimização do preço foi a correta escolha do método de otimização. O QPSO se mostrou competitivo em relação a outros algoritmos com resultados melhor de minimização em problemas com efeitos de ponto de válvula e perdas no sistema de transmissão. O estudo feito com diferentes métodos de calcular as coordenadas das partículas no QPSO. O segundo método atrator gerou melhor resultado no problema de DED.

## 5.2 Trabalhos publicados

O artigo publicado decorrente desta pesquisa foi:

DOS SANTOS CANTANHEDE, ANDRÉ CARLOS ; Paucar, Vicente Leonardo ; NONATO DINIZ COSTA FILHO, RAIMUNDO . **Algoritmo QPSO Aplicado ao Problema de Despacho Econômico Dinâmico de Energia Elétrica com a Inclusão da Energia Eólica**. In: Congresso Brasileiro de Automática 2020, 2020. Anais do Congresso Brasileiro de Automática 2020, 2020. v. 1.

## 5.3 Trabalhos Futuros

Existem vários trabalhos futuros que podem ser desenvolvidos relacionados a este trabalho de pesquisa.

- Adicionar ao problema outras fontes de energia renováveis, como hidrelétricas, usinas solares e usinas maremotriz;
- Aplicar outros métodos de otimização para comparação de resultados, para identificar melhores ferramentas de solução;
- Deve-se analisar melhor como os custos de produção eólica podem limitar a sua participação em um sistema;

## Referências

ABEEÓLICA. **Energia eólica ultrapassa 20 GW de capacidade instalada no Brasil**. 2021. Acessado em 28/11/2021 no link < <http://abeeolica.org.br/noticias/energia-eolica-ultrapassa-20-gw-de-capacidade-instalada-no-brasil/>>

ACKERMANN, Thomas. **Wind power in power systems**. New York: Wiley, 2005.

ALRASHIDI, M. R.; EL-HAWARY, M. E. A survey of particle swarm optimization applications in power system operations. **Electric Power Components and Systems**, v. 34, n. 12, p. 1349-1357, 2006.

ANEEL. **Atlas de energia elétrica do Brasil**. Brasília 2008.

ATTAVIRIYANUPAP, Pathom et al. A hybrid EP and SQP for dynamic economic dispatch with nonsmooth fuel cost function. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 17, n. 2, p. 411-416, 2002.

BECHERT, Thomas E.; CHEN, Nanming. Area automatic generation control by multi-pass dynamic programming. **IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems**, v. 96, n. 5, p. 1460-1469, 1977.

BORNAPOUR, Mosayeb; HOOSHMAND, Rahmat-Allah; PARASTEGARI, Moein. An efficient scenario-based stochastic programming method for optimal scheduling of CHP-PEMFC, WT, PV and hydrogen storage units in micro grids. **Renewable Energy**, v. 130, p. 1049-1066, 2019.

CAPIZZI, Giacomo et al. Advanced and adaptive dispatch for smart grids by means of predictive models. **IEEE Transactions on Smart Grid**, v. 9, n. 6, p. 6684-6691, 2017.

CHATURVEDI, Krishna Teerth; PANDIT, Manjaree; SRIVASTAVA, Laxmi. Particle swarm optimization with crazy particles for nonconvex economic dispatch. **Applied Soft Computing**, v. 9, n. 3, p. 962-969, 2009.

DA SILVA, Neilton Fidelis et al. Wind energy in Brazil: From the power sector's expansion crisis model to the favorable environment. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 22, p. 686-697, 2013.

DE FARIA JR, Haroldo; TRIGOSO, Federico BM; CAVALCANTI, João AM. Review of distributed generation with photovoltaic grid connected systems in Brazil: Challenges and prospects. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 75, p. 469-475, 2017.

DEL VALLE, Yamille et al. Particle swarm optimization: basic concepts, variants and applications in power systems. **IEEE Transactions on Evolutionary Computation**, v. 12, n. 2, p. 171-195, 2008.

DOS SANTOS COELHO, Leandro; ALOTTO, Piergiorgio. Global optimization of electromagnetic devices using an exponential quantum-behaved particle swarm optimizer. **IEEE Transactions on Magnetics**, v. 44, n. 6, p. 1074-1077, 2008.

EBEED, Mohamed et al. Solving the optimal reactive power dispatch using marine predators algorithm considering the uncertainties in load and wind-solar generation systems. **Energies**, v. 13, n. 17, p. 4316, 2020.

EMPRESA DE PESQUISA ENERGÉTICA (BRASIL). **Balço Energético Nacional 2020: Ano base 2019 / Empresa de Pesquisa Energética**. Rio de Janeiro : EPE, 2020.

FARHAT, I. A.; EL-HAWARY, M. E. Dynamic adaptive bacterial foraging algorithm for optimum economic dispatch with valve-point effects and wind power. **IET Generation, Transmission & Distribution**, v. 4, n. 9, p. 989-999, 2010.

FOGEL, David B. An introduction to simulated evolutionary optimization. **IEEE Transactions on Neural Networks**, v. 5, n. 1, p. 3-14, 1994.

GAING, Zhe-Lee. Particle swarm optimization to solving the economic dispatch considering the generator constraints. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 18, n. 3, p. 1187-1195, 2003.

HO, Siu Lau et al. A particle swarm optimization-based method for multiobjective design optimizations. **IEEE Transactions on Magnetics**, v. 41, n. 5, p. 1756-1759, 2005.

HOLLAND, John Henry et al. **Adaptation in natural and artificial systems: an introductory analysis with applications to biology, control, and artificial intelligence**. MIT press, 1992.

HOPFIELD, John J. Neurons with graded response have collective computational properties like those of two-state neurons. **Proceedings of the National Academy of Sciences**, v. 81, n. 10, p. 3088-3092, 1984.

HOSSEINNEZHAD, Vahid; BABAEI, Ebrahim. Economic load dispatch using  $\theta$ -PSO. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 49, p. 160-169, 2013.

HUNT, Julian David; STILPEN, Daniel; DE FREITAS, Marcos Aurélio Vasconcelos. A review of the causes, impacts and solutions for electricity supply crises in Brazil. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 88, p. 208-222, 2018.

INGDEMURTAS. **Vertical extrapolation of wind speed**. Acessado em 12/03/2021 no link <<https://www.ingdemurtas.it/en/wind/vertical-extrapolation/>>

KENNEDY, James; EBERHART, Russell. Particle swarm optimization. In: **Proceedings of ICNN'95-International Conference on Neural Networks**. IEEE, 1995. p. 1942-1948.

KIRKPATRICK, Scott; GELATT, C. Daniel; VECCHI, Mario P. Optimization by simulated annealing. **Science**, v. 220, n. 4598, p. 671-680, 1983.

LEE, Jia-Chu et al. Quantum genetic algorithm for dynamic economic dispatch with valve-point effects and including wind power system. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 33, n. 2, p. 189-197, 2011.

LIANG, Huijun et al. A hybrid bat algorithm for economic dispatch with random wind power. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 33, n. 5, p. 5052-5061, 2018.

LIANG, Ruey-Hsum. A neural-based redispatch approach to dynamic generation allocation. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 14, n. 4, p. 1388-1393, 1999.

LIU, Y. J. et al. Study on the dynamic economic dispatch for a wind-hydro hybrid power system. In: **International Conference on Renewable Power Generation (RPG 2015)**. IET, 2015. p. 1-6.

NANJUNDAPPAN, Devarajan et al. Hybrid weighted probabilistic neural network and biogeography based optimization for dynamic economic dispatch of integrated multiple-fuel and wind power plants. **International Journal of Electrical Power & Energy Systems**, v. 77, p. 385-394, 2016.

NERY, Eduardo. Mercados e Regulação de Energia Elétrica. **Interciência**, São Paulo, 2012.

OMKAR, S. N. et al. Quantum behaved Particle Swarm Optimization (QPSO) for multi-objective design optimization of composite structures. **Expert Systems with Applications**, v. 36, n. 8, p. 11312-11322, 2009.

OPPENHEIM, A. V.; WILLSKY, A. S.; HAMID, S. **Signals and Systems**. 2nd Edition. EnglewoodCliffs, NJ, USA: Prentice Hall, 1997.

PANIGRAHI, C. K. et al. Simulated annealing technique for dynamic economic dispatch. **Electric Power Components and Systems**, v. 34, n. 5, p. 577-586, 2006.

PING, Li; SUN, Jun; CHEN, Qidong. Solving power economic dispatch problem with a novel quantum-behaved particle swarm optimization algorithm. **Mathematical Problems in Engineering**, v. 2020, 2020.

QIN, Zhilong; LI, Wenyuan; XIONG, Xiaofu. Estimating wind speed probability distribution using kernel density method. **Electric Power Systems Research**, v. 81, n. 12, p. 2139-2146, 2011.

RODRIGUEZ, Yenny Suhail Guerra. **Poder de mercado em mercados elétricos desregulamentados com integração de fontes de energia renováveis**. 2020. 128 f. Dissertação (Programa de Pós-Graduação em Engenharia de Eletricidade/CCET) - Universidade Federal do Maranhão, São Luís, 2020.

SAFARI, Amin; SHAYEGHI, Hossein. Iteration particle swarm optimization procedure for economic load dispatch with generator constraints. **Expert Systems with Applications**, v. 38, n. 5, p. 6043-6048, 2011.

SANDERHOFF, Peter. PARK-Users guide. **Roskilde, Risø National Laboratory**, 1993..

SERAPIÃO, Adriane Beatriz de Souza. Fundamentos de otimização por inteligência de enxames: uma visão geral. **Sba: Controle & Automação Sociedade Brasileira de Automatica**, v. 20, p. 271-304, 2009.

SHAKOOR, Rabia et al. Wake effect modeling: A review of wind farm layout optimization using Jensen' s model. **Renewable and Sustainable Energy Reviews**, v. 58, p. 1048-1059, 2016.

SHI, Li B. et al. An analytical solution for wind farm power output. **IEEE Transactions on Power Systems**, v. 29, n. 6, p. 3122-3123, 2014.

SILVA, Cristiane dos Santos et al. **Modelagem do Despacho Econômico de Energia Elétrica em Minirredes**. 2018.

SUN, Jun et al. Quantum-behaved particle swarm optimization: analysis of individual particle behavior and parameter selection. **Evolutionary computation**, v. 20, n. 3, p. 349-393, 2012.

SUN, Jun; FENG, Bin; XU, Wenbo. Particle swarm optimization with particles having quantum behavior. In: **Proceedings of the 2004 Congress on Evolutionary Computation (IEEE Cat. No. 04TH8753)**. IEEE, 2004. p. 325-331.

SURESH, Velamuri et al. Stochastic economic dispatch incorporating commercial electric vehicles and fluctuating energy sources. **IEEE Access**, v. 8, p. 216332-216348, 2020.

WOOD, Allen J.; WOLLENBERG, Bruce F.; SHEBLÉ, Gerald B. **Power Generation, Operation, and Control**. John Wiley & Sons, 2013.

XIN-GANG, Zhao et al. Economic-environmental dispatch of microgrid based on improved quantum particle swarm optimization. **Energy**, v. 195, p. 117014, 2020.

YUAN, Xiaohui et al. An improved PSO for dynamic load dispatch of generators with valve-point effects. **Energy**, v. 34, n. 1, p. 67-74, 2009.

ZHANG, Huifeng; YUE, Dong; XIE, Xiangpeng. Robust optimization for dynamic economic dispatch under wind power uncertainty with different levels of uncertainty budget. **IEEE Access**, v. 4, p. 7633-7644, 2016.