

Aline Serpeloni Aleixo

**“OTIMIZAÇÃO DAS CONSTANTES DO
REGULADOR DE TURBINA HIDRÁULICA
UTILIZANDO O ALGORITMO GENÉTICO”**

Dissertação apresentada ao Curso de Mestrado da Faculdade de Tecnologia da Universidade Estadual de Campinas, como requisito para a obtenção do título de Mestre em Tecnologia.

Área de Concentração: Tecnologia e Inovação.

Orientadora: Prof^a Dr^a Lubienska Cristina Lucas Jaquiê Ribeiro.

**Limeira
2012**

FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA POR SILVANA MOREIRA DA SILVA SOARES –
CRB-8/3965
BIBLIOTECA UNIFICADA FT/CTL
UNICAMP

Aleixo, Aline Serpeloni, 1986-
AL25o Otimização das constantes do regulador de turbina
hidráulica utilizando o algoritmo genético / Aline Serpeloni
Aleixo. – Limeira, SP : [s.n.], 2012.

Orientador: Lubienska Cristina Lucas Jaquiê Ribeiro.
Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual de
Campinas, Faculdade de Tecnologia.

1. Algoritmos genéticos. 2. Otimização. 3. Simulação
computacional. 4. Turbinas hidráulicas. I. Ribeiro, Lubienska
Cristina Lucas Jaquiê. II. Universidade Estadual de Campinas.
Faculdade de Tecnologia. III. Título.

Informações para Biblioteca Digital

Título em inglês: Optimization of the regulator parameters of hydraulic turbine using
the genetic algorithms

Palavras-chave em inglês (Keywords):

- 1- Hydraulic turbine
- 2- Computational simulation
- 3- Optimization
- 4- Genetic algorithm

Área de concentração: Tecnologia e Inovação

Titulação: Mestre em Tecnologia

Banca examinadora: Edevar Luvizotto Junior, Luiz Resende dos Santos Anjo

Data da Defesa: 24-02-2012

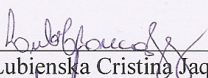
Programa de Pós-Graduação em Tecnologia

DISSERTAÇÃO DE MESTRADO EM TECNOLOGIA

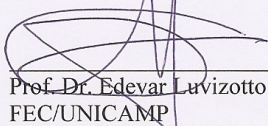
Otimização das Constantes do Regulador de Turbina Hidráulica utilizando o Algoritmo Genético

Autor: Aline Serpeloni Aleixo


A Banca Examinadora composta pelos membros abaixo aprovou esta Dissertação:



Prof.^a Dr.^a Lubienska Cristina Jaquiê Ribeiro, Presidente
FT/UNICAMP



Prof. Dr. Edevar Luizotto Junior
FEC/UNICAMP



Prof. Dr. Luiz Fernando Resende dos Santos Anjo
UFTM

(...) Não temerei dizer que penso ter tido muita felicidade de me haver encontrado, desde a juventude, em certos caminhos que me conduziram a considerações e máximas, de que formei um método, pelo qual me parece que eu tenha meio de aumentar gradualmente meu conhecimento, e de alçá-lo, pouco a pouco, ao mais alto ponto, a que a mediocridade de meu espírito e a curta duração de minha vida lhe permitam atingir”.

(René Descartes, 1637, Discurso do Método)

À minha família.

AGRADECIMENTOS

“O que a gentileza livremente oferece, agradecimentos não podem pagá-la”.

(John Masefield, 1878 – 1967)

Manifestar aqui minha imensa gratidão àqueles que, de qualquer forma, contribuíram para a realização desse trabalho é evidenciar minha maior motivação nos estudos: sentir que todos acreditaram na minha capacidade.

Agradeço a **Deus** pela vida, por todas as coisas boas que nela acontecem e por colocar em meu caminho pessoas essenciais para essa conquista. **Prof^a Dr^a Lubienska Cristina Lucas Jaquiê Ribeiro**, muito obrigada pela orientação, confiança e paciência; **Prof. Dr. José Geraldo Pena de Andrade**, obrigada pelas sugestões e colaborações; meus **colegas de sala de aula**, obrigada por todo apoio e **FT/UNICAMP**, obrigada pela oportunidade.

Ainda, um agradecimento especial àqueles que sempre me acompanham e me incentivam a alcançar meus objetivos. Minha **família**, meus **amigos** e meu **amor**, grata, grata, gratíssima!

"Se enxerguei mais longe foi por estar de pé sobre ombros de gigantes."

(Isaac Newton, cientista inglês, 1643-1727)

"O domínio de uma profissão não exclui o seu aperfeiçoamento.

Ao contrário, será mestre quem continuar aprendendo."

(Pierre Furter, educador suíço)

SUMÁRIO

LISTA DE FIGURAS	viii
LISTA DE TABELAS	ix
LISTA DE SÍMBOLOS E ÍNDICES	x
SIGLAS	xiii
RESUMO	xiv
ABSTRACT	xv
1. INTRODUÇÃO.....	16
2. OBJETIVO	18
3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA	19
3.1 Transiente Hidráulico	19
3.2 Máquina Hidráulica	20
3.2.1 Turbina	21
3.2.2 Regulador	22
3.3 Ações para um sistema de controle	23
3.3.1 Ação de controle proporcional (P).....	23
3.3.2 Ação de controle integral (I).....	24
3.3.3 Ação de controle derivativa (D)	24
3.3.4 Ação de controle proporcional + integral (PI).....	25
3.3.5 Ação de controle proporcional + derivativa (PD)	25
3.3.6 Ação de controle proporcional + integral + derivativa (PID).....	26
3.4 Simulador	26
3.4.1 Representação Topológica.....	26
3.4.2 Representação Matemática - MOC.....	27
3.4.2.1 Condições de Contorno de ENOS não tubo	30
3.4.2.2 Condições de Contorno da Turbina.....	32
3.4.2.2.1 Equação da Energia	32
3.4.2.2.2 Equação da Quantidade de Movimento.....	33
3.4.2.2.3 Equação da Regulador da turbina.....	35
3.5 Técnica de Otimização	37
3.5.1 Algoritmo Genético (AG).....	38
3.5.1.1 Conceitos Básicos de Genética.....	40
3.5.1.2 Princípio básico de funcionamento.....	42
3.5.1.2.1 Representação Genética.....	43
3.5.1.2.2 Operadores de Seleção.....	44
3.5.1.2.3 Operadores Genéticos.....	45
3.5.1.2.4 Função Objetivo	46
3.5.1.3 Modelo híbrido	47
4. METODOLOGIA.....	48
5. RESULTADOS E DISCUSSÕES.....	51
6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES.....	58
7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS	59
8. BIBLIOGRAFIA	61

LISTA DE FIGURAS

Figura 1: Representação do escoamento transitório.	20
Figura 2: Representação geral da turbina em uma rede hidráulica (ANDRADE, 1994).	21
Figura 3: Modelagem topológica de uma Usina Hidrelétrica (ANDRADE, 2008).	27
Figura 4: Malha escalonada cruzada.	29
Figura 5: Representação de um NÓ genérico.	30
Figura 6: Representação de um ENO não tubo.	31
Figura 7: Taxionomia dos Sistemas Computacionais Naturais (PIZZIRANI, 2003).	40
Figura 8: Algoritmo genético básico (MOTA FILHO, 2005).	42
Figura 9: Representação do cromossomo binário.	43
Figura 10: Seleção por roleta (proporcional).	45
Figura 11: Crossover de dois pontos.	46
Figura 12: Processo de mutação.	46
Figura 13: Fluxograma da conexão entre os modelos.	47
Figura 14: Representação do cromossomo.	48
Figura 15: Fluxograma da pesquisa.	49
Figura 16: Sistema hidráulico utilizado nas simulações.	51
Figura 17: Rotina A para P:50, G:40 e CR:0.8.	53
Figura 18: Rotina B para P:20, G:150 e CR:0.8.	54
Figura 19: Rotina C para P:20, G:150 e CR:0.6.	55
Figura 20: Rotina D para P:20, G:150 e CR:0.6 com penalidade.	55
Figura 21: Rotina E para P:10, G:150 e CR:0.6 com penalidade.	56
Figura 22: Rotina F para P:10, G:20 e CR:0.6 com penalidade.	56
Figura 23: Rotina G para P:10, G:20 e CR:0.6 com penalidade.	57

LISTA DE TABELAS

Tabela 1: Exemplo de parâmetros de entrada utilizados no algoritmo genético.....	50
Tabela 2: Dados Gerais da Instalação.....	51
Tabela 3: Dados dos Tubos	52
Tabela 4: Níveis dos reservatórios.....	52
Tabela 5: Dados das Turbinas	52
Tabela 6: Constantes do regulador para rotina F.....	57

LISTA DE SÍMBOLOS E ÍNDICES

	Representação Dimensional
A	
a - celeridade	LT^{-1}
A - ponto conhecido da malha de cálculo	---
B	
B - termo de impedância	$L^{-2}T$
B_E - constante relativa ao contorno da máquina hidráulica	$L^{-2}T$
C	
C - conjunto de indivíduos	(adimensional)
C^+ - reta característica positiva	---
C^- - reta característica negativa	---
D	
D - diâmetro do tubo	L
E	
e - desvio na variável controlada	(adimensional)
E_E - constante relativa ao contorno da máquina hidráulica	L^3T^{-1}
E_G - constante associada ao ENO girante (máquina)	(adimensional)
$E(s)$ - transformada de Laplace para a entrada no controlador	(adimensional)
F	
f - coeficiente de atrito	(adimensional)
g - aceleração da gravidade	LT^{-2}
G	
G_s - função de transferência do sistema de controle	(adimensional)
H	
H - carga hidráulica (m)	L
K	
K_d - constante derivativa	T
K_i - constante integral	T^{-1}

K_p	- ganho ou constante proporcional	(adimensional)
K_{pb}	- constante de tempo de retroalimentação	T^{-1}
P		
P	- ponto desconhecido da malha de cálculo - número de indivíduos	--- (adimensional)
Q		
Q	- vazão	LT^{-3}
Q_{PE}	- vazão que passa pelo ENO não tubo	LT^3
R		
R	- resistência da tubulação	$L^{-5}T^2$
S		
s	- variável complexa de Laplace	T^{-1}
T		
t	- tempo	T
T_i	- tempo integral	T
T_d	- tempo derivativo	T
U		
u	- variável de saída do controlador	(adimensional)
$U(s)$	- transformada de Laplace para a saída do controlador	(adimensional)
V		
v	- vazão adimensional	(adimensional)
V	- velocidade	LT^{-1}
W		
WB	- variável de Suter associada ao movimento	(adimensional)
WH	- variável de Suter associada à carga	(adimensional)
X		
X	- distancia medida ao longo do conduto	L
Y		
Y	- abertura do distribuidor adimensionalizada	(adimensional)

α		
α	- rotação adimensional	(adimensional)
β		
β	- momento adimensional	(adimensional)
γ		
γ	- peso específico da água	FL^{-3}
	- potência adimensional	(adimensional)
Δ		
Δt	- intervalo de tempo	T

Outras

$_{ref}$	- valor da variável controlada adotado como referência (setpoint)
$_p$	- índice relativo aos valores nos pontos desconhecidos da malha de cálculo
$_0$	- índice relativo aos valores em um instante de cálculo anterior
$_{00}$	- índice relativo aos valores em dois instantes de cálculo anteriores

SIGLAS

- AG** - Algoritmos Genéticos
- CE** - Computação Evolutiva
- CR** - taxa de *crossover* (dado do AG)
- ENO** - Elemento entre NÒS
- FO** - Função Objetivo
- G** - número de gerações (dado do AG)
- MC** - Número de tubos que convergem ao NÓ
- MD** - Número de tubos que divergem do NÓ
- MOC** - Método das Retas Características
- NÓ** - Ponto de ligação entre os ENOS
- P** - tamanho da população (dado do AG)
- PID** - Regulador proporcional + integral + derivativo
- RPI** - Regime permanente inicial
- RPF** - Regime permanente final

RESUMO

Uma das principais tarefas de controle numa Usina Hidrelétrica é a regulação das máquinas hidráulicas. Seu monitoramento faz-se necessário para garantir e estabelecer regras operacionais seguras para a instalação. A turbina é um dos elementos básicos de uma Usina Hidrelétrica e o regulador tipo PID é um dos tipos usados para sua regulação. Os parâmetros do regulador da turbina hidráulica são muito estudados, inclusive verificando seu comportamento através da simulação computacional. As simulações computacionais são ferramentas de análise muito úteis e que permitem encontrar a melhor solução que proporcione o melhor desempenho do sistema estudado. Este trabalho apresenta uma metodologia para otimização das constantes do regulador tipo PID de turbina hidráulica utilizando um modelo de simulação aliado a técnicas atuais de otimização evolutiva baseada nos Algoritmos Genéticos. Os exemplos avaliados mostraram significativa melhora nos valores dessas constantes, mostrando a eficácia do uso dessa ferramenta na área da Hidráulica e possibilitando estudos futuros.

Palavras chaves: turbina hidráulica, simulação computacional, otimização, algoritmo genético

ABSTRACT

One of the main tasks of control in a Hydroelectric Power Plant is the hydraulic machines regulation. Its monitoring becomes necessary to guarantee and to establish safe operational rules for the installation. The turbine is one of the basic elements of the Hydroelectric Power Plant and the PID governor is one of the types used to its regulation. The governor parameters of the hydraulic turbine are studied, also verifying its behavior through the computational simulation. The computational simulations are very useful analysis tools to find the best solution to provide the best performance of the studied system. This work presents a methodology to optimize the PID governor parameters of the hydraulic turbine using a simulation model ally the current techniques of evolutionary optimization based in the Genetic Algorithms. The evaluated examples had shown significant improvement in the constants values, showing the effectiveness use of this tool in the hydraulic area and making possible future studies.

Key words: hydraulic turbine, computational simulation, optimization, genetic algorithm

1. INTRODUÇÃO

O controle operacional de grandes sistemas de abastecimento, como Usinas Hidrelétricas, demanda um monitoramento constante de toda sua instalação hidráulica. Neste sentido, é de fundamental importância conhecer seu comportamento hidrodinâmico, para se estabelecer regras operacionais seguras para as instalações.

A simulação computacional é uma ferramenta muito útil nos dias de hoje, ela aliada as técnicas de busca e otimização estão sendo cada vez mais sendo empregadas na resolução de grande parte dos problemas científicos complexos. O objetivo da crescente procura por esses métodos é encontrar a melhor solução, ou a melhor combinação de fatores, que proporcione o melhor desempenho possível do sistema estudado. Sabe-se que há ainda muito o que se estudar para o melhor desenvolvimento e aprimoramento dessas técnicas, mas os resultados que vem sendo obtidos nesses últimos anos são satisfatórios e incentivam, cada vez mais, a sua utilização.

Cada vez se empregam tipos de *software* mais sofisticados e com interfaces mais amigáveis no processo de tomada de decisões, na fase de concepção de projeto, na elaboração de esquemas para manutenções emergenciais ou preventivos e essencialmente na busca de regras operacionais otimizadas.

Na operação de uma Usina Hidrelétrica uma das grandes preocupações se concentra na regulação das máquinas hidráulicas, sendo esta uma das principais tarefas para o controle da Usina. Como não é possível armazenar energia, a geração de energia pela turbina deve acompanhar a demanda. Regular a turbina é uma tarefa complexa, pois envolve a própria turbina, o gerador, as instalações da rede, as manobras, entre outros.

As correlações matemáticas dos parâmetros do regulador da turbina do tipo PID vem sendo cada vez mais estudadas por pesquisadores, inclusive verificando seu comportamento através da simulação computacional. Estes pesquisadores buscaram estabelecer critérios para a obtenção dos parâmetros do regulador, mas nada ainda relacionado a busca pela otimização destes através de ferramentas de otimização.

Diante desta preocupação e motivado por pesquisas positivas nessa área, este trabalho vem estudar a possibilidade de se otimizar os parâmetros do regulador K_p , K_i e K_d através de técnica de otimização e busca implementada utilizando os Algoritmos Genéticos.

Segundo OLIVEIRA (2005) otimizar consiste em descobrir uma ou mais soluções viáveis que correspondem a valores extremos de um ou mais objetivos.

São várias as técnicas de otimização disponíveis atualmente. A escolha da técnica a ser utilizada está sujeita aos seus objetivos e restrições, bem como as suas características e dados disponíveis, não existindo uma técnica universal capaz de resolver os mais diferentes problemas de otimização. Leva-se em consideração também a razão entre a qualidade e o tempo da solução gerada.

Um desses procedimentos é o Algoritmo Genético, proposto por Holland (1975), um método que utiliza técnicas baseadas na seleção natural dos sistemas biológicos, com a capacidade de gerar soluções de qualidade para problemas de elevada complexidade em considerável tempo computacional. A escolha pelo Algoritmo Genético está baseada na simplicidade e funcionalidade do otimizador, verificado em trabalhos realizados na área hidráulica. Este permite trabalhar com uma função objetivo (que atende aos objetivos propostos) e utilizar de penalidades para melhorar seu desempenho.

Segundo RIBEIRO (2002) a modelação híbrida que utiliza simulador hidráulico e os algoritmos genéticos já se mostrou vantajosa e é recomendada como alternativa às modelações convencionais.

Assim, no próximo capítulo (Capítulo 3) apresenta-se um estudo mais detalhado da máquina hidráulica (turbina) e os principais conceitos do simulador e do otimizador (Algoritmo Genético). No Capítulo 4, descreve-se a metodologia empregada para determinar os parâmetros do regulador, sendo os resultados obtidos apresentados no Capítulo 5. As conclusões sobre o trabalho e proposta de estudos futuros estão descritas no Capítulo 6.

2. OBJETIVO

O objetivo desse trabalho é otimizar os valores das constantes K_p , K_i e K_d do regulador do tipo PID (K_p , K_i e K_d) de turbina hidráulica para obtenção do máximo rendimento operacional da máquina com o mínimo tempo de amortecimento, utilizando um modelo de simulação operacional de Usinas Hidrelétricas Reversíveis, proposto por ANDRADE (1994) com técnicas atuais de otimização evolutiva baseada nos Algoritmos Genéticos, criando-se um modelo híbrido.

3. FUNDAMENTAÇÃO TEÓRICA

3.1 Transiente Hidráulico

O fenômeno transitório é um dos temas mais complexos da Hidráulica. Seu entendimento e equacionamento são necessários para os projetos de estruturas e equipamentos hidráulicos, estabelecendo regras operacionais seguras e evitando danos nos componentes do sistema.

Os primeiros estudos nessa área foram iniciados no século XIX, mas os avanços com resultados significativos foram produzidos só após a virada do século, conforme ANDRADE (1994), referenciando CHAUDHRY (1986) e WALMSLEY (1896).

ANDRADE (1994) descreve o histórico de evolução dos estudos do fenômeno transitório, citando, entre outras contribuições, a fórmula de propagação da onda de pressão (celeridade) levando em consideração a água do tubo (JOUKOWSKI, 1897); a teoria básica do fenômeno transitório hidráulico (ALLIEVI, 1902); a substituição dos métodos gráficos pelos numéricos (no início de 1960, com o aparecimento do computador digital); o uso do método das características para análise do transiente (STREETER & LAI, 1962) e o desenvolvimento de um modelo computacional para analisar os regimes permanentes, transitórios e oscilatórios, após manobras no sistema (KOELLE & RIBEIRO, 1988).

O transiente hidráulico compreende o escoamento variado entre dois regimes permanentes (inicial - **RPI** e final - **RPF**), como ilustra a Figura 1. Essa variação é responsável pela variação das grandezas relacionadas ao escoamento, como a pressão e a vazão.

A variação da pressão gera uma onda de pressão que se propaga no fluido. A velocidade de propagação dessa onda é denominada celeridade. No modelo elástico (tubulação deformável e fluido compressível) a celeridade é dada pela equação (1).

$$a = \frac{\sqrt{\frac{k}{\rho}}}{\sqrt{1 + \frac{k}{E}\psi}} \quad (1)$$

onde: k, ρ – característica do fluido

E – característica do material da tubulação

Ψ – da geometria e dos vínculos da tubulação - a determinação de ψ é dada pela

expressão: $\Psi = \frac{dA}{A} \frac{E}{dp}$ onde dA/A é a deformação relativa da tubulação com a causa que a

provoca: a variação de pressão dp .

O escoamento transitório é provocado pela ação de manobras. Essas manobras podem ser normais, planejadas (como ligar ou desligar uma bomba, abrir ou fechar uma válvula) ou acidentais, falhas operacionais (como um defeito na válvula de controle).

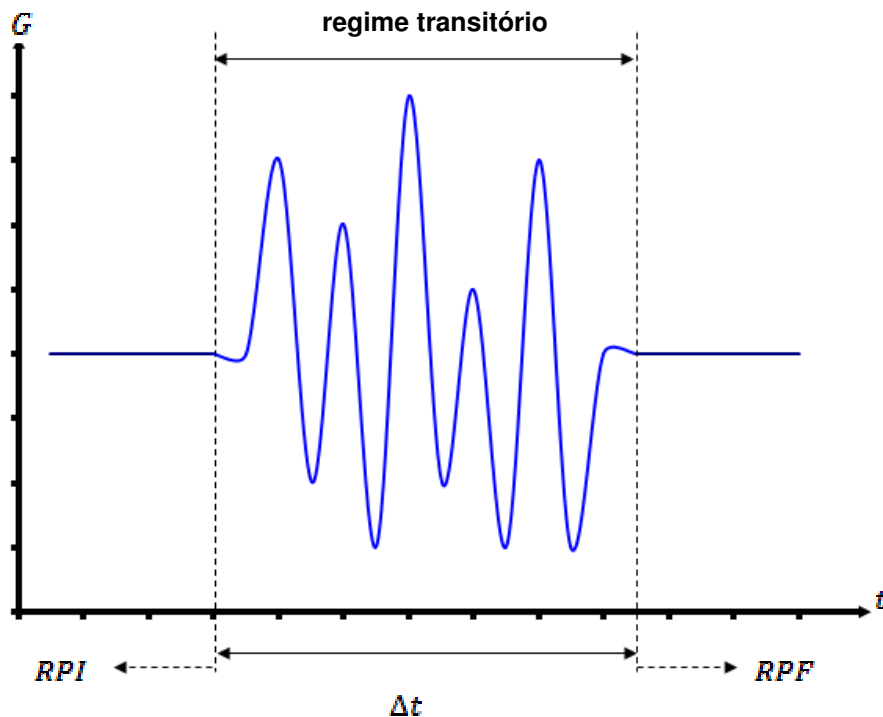


Figura 1: Representação do escoamento transitório.

3.2 Máquina Hidráulica

Uma máquina hidráulica é um conjunto de elementos mecânicos montados de forma a produzir como efeito básico a transferência de energia mecânica para o líquido, caso em que são chamadas de bombas, ou retirada da energia hidráulica do escoamento, transformando-a em

energia mecânica, neste caso chamadas de turbinas (LUVIZOTTO JR., 1999 apud RIBEIRO, 2002).

Destinada ao transporte da água, no caso das Usinas Hidrelétricas, a máquina hidráulica sofre interferências quando uma manobra no escoamento permanente provoca o escoamento transitório.

Segundo ANDRADE (1994) as Usinas Hidrelétricas modernas são concebidas para suportar uma variedade de manobras operacionais, que devem ser realizadas de forma eficiente e rápida para não provocar a perda da capacidade de geração e para não produzirem pressões transitórias excessivas. A tecnologia moderna e o acúmulo de experiências na área resultam usinas com cargas e velocidades cada vez mais altas, tornando-as fortemente susceptíveis aos efeitos do transiente hidráulico.

3.2.1 Turbina

A turbina (ou bomba-turbina) é um dos elementos básicos de uma Usina Hidrelétrica e, segundo ANDRADE (1994), governa a resposta transitória em toda a instalação hidráulica da usina.

Sua representação matemática envolve a relação entre as variáveis: vazão (Q), carga (H), rotação (N) e momento (T).

A Figura 2 ilustra a representação genérica da máquina (turbina) em uma rede hidráulica.

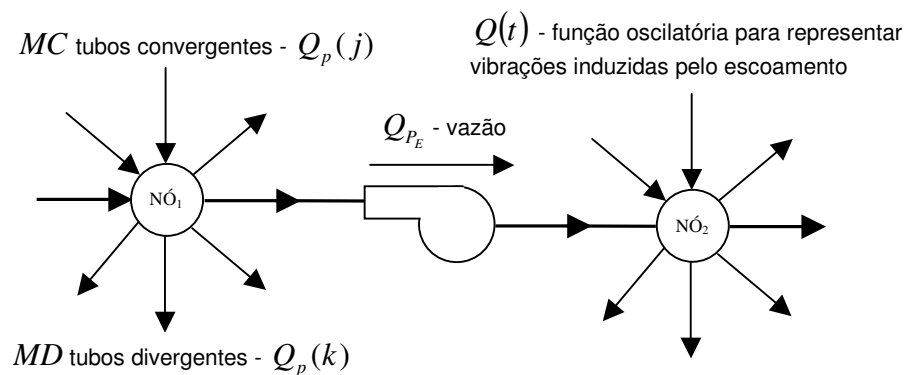


Figura 2: Representação geral da turbina em uma rede hidráulica (ANDRADE, 1994).

3.2.2 Regulador

Uma instalação hidrelétrica deve operar com desníveis definidos pelos valores máximos e mínimos indicados para os níveis de água de montante e jusante.

O regulador da turbina atua sobre o distribuidor, movimentando-o com velocidades limitadas por uma velocidade máxima (abertura e fechamento) pré-estabelecida. A turbina poderá operar para as posições intermediárias de abertura do distribuidor objetivando atender a demanda de carga solicitada.

O regulador hidráulico é utilizado para manter a rotação da máquina e a frequência de produção de energia. Sua regulação requer conhecimentos do comportamento da turbina, do gerador a ela acoplado, das instalações hidráulicas, entre outros dados.

Em 1942, ZIEGLER-NICHOLS, apud GIACOMINI (2007) propuseram regras para determinação dos valores das ações individuais, ou seja, proporcional K_p , integral K_i e derivativo K_d , com base na resposta transitória de uma dada planta, permitindo a consideração do modelo elástico na obtenção das constantes do regulador.

ANDADRE, em 1994, estudou as condições operacionais ótimas de uma usina hidrelétrica, utilizando o MOC para método de cálculo de simulação; a estrutura PID como ação de controle e a Série de Fourier para representação das curvas características da turbina e obteve resultados satisfatórios e eficientes em sua pesquisa. A simulação computacional foi realizada na linguagem de programação Turbo Pascal 7.0.

KOELLE E GONÇALVES (1997) estudaram os parâmetros ótimos do controlador considerando uma instalação com três máquinas e degraus na potência nominal das máquinas. Este trabalho permitiu comprovar que o método de ZIEGLER-NICHOLS, que já havia sido usado por ANDRADE (1994), foi eficiente, nas situações simuladas, para a obtenção dos parâmetros do regulador quando comparado os resultados deste método com os resultados de outros métodos como CHAUDHRY, HOVEY, PAYNTER, SEEBERG e VOITH (GIACOMINI, 2007).

Em 2004, SANTOS simulou arranjos pelo método de ZIEGLER-NICHOLS para verificar as correlações entre os tempos da água e da máquina hidráulica com os parâmetros do regulador, considerando uma rejeição de carga (potência) de 10%.

Sendo assim, observa-se que as ações de controle fundamentam os parâmetros adotados para definição das características do regulador nas simulações de operação.

3.3 Ações para um sistema de controle

As ações de controle são empregadas na busca da qualidade e precisão dos processos, visando tornar qualquer tipo de possível erro nulo ou muito próximo de zero. O controlador tipo PID combina as vantagens de três ações de controle: proporcional (P), integral (I) e derivativa (D), melhorando tanto a resposta do regime transitório como a resposta do regime permanente.

3.3.1 Ação de controle proporcional (P)

Em um controlador cuja ação de controle é proporcional, tem-se uma relação entre o sinal de saída do controlador $u(t)$ e o sinal de entrada $e(t)$, chamada de erro (ou desvio) entre o valor desejado e o valor medido:

$$u(t) = K_p e(t) \tag{2}$$

onde K_p é chamado de ganho ou constante proporcional e é dado por $K_p = \frac{1}{bt}$, com bt – estatismo permanente. Quanto maior o valor de K_p , menor constante de tempo do sistema e menor erro permanente (“*off-set*”).

A transformada de Laplace (método operacional usado para resolver equações diferenciais lineares, transformando a equação diferencial na variável real t em uma equação algébrica na variável complexa s , dita de Laplace) com sua função de transferência é dada por:

$$G(s) = \frac{U(s)}{E(s)} = K_p \quad (3)$$

3.3.2 Ação de controle integral (I)

No controlador com ação integral (“reset”) tem-se uma taxa de ação de resposta (saída) proporcional à entrada, chamada de erro (ou desvio) entre o valor desejado e o valor medido. Essa relação é dada por:

$$\frac{du(t)}{dt} = K_i e(t) \quad \text{ou} \quad u(t) = K_i \int_0^t e(t) dt = \frac{U(s)}{E(s)} = \frac{K_i}{s} \quad (4)$$

onde K_i é chamado de constante integral.

Essa ação faz com que o valor da variável controlada, após o equilíbrio, seja recolocada no valor inicial antes da perturbação.

Na forma transformada de Laplace com sua função de transferência temos:

$$G(s) = \frac{U(s)}{E(s)} = \frac{K_i}{s} \quad (5)$$

3.3.3 Ação de controle derivativa (D)

No controlador cuja ação de controle é derivativa, tem-se uma ação de resposta (saída) proporcional à entrada, ou seja, velocidade de variação do desvio. Essa relação é dada por:

$$u(t) = K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (6)$$

onde K_d é chamado de constante derivativa, definida por $K_d = K_p + T_d$, sendo T_d o tempo derivativo (que reduz o tempo de estabilização).

A função de transferência na forma de transformada de Laplace é dada por:

$$u(t) = K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (7)$$

3.3.4 Ação de controle proporcional + integral (PI)

O controlador PI é representado pela soma das ações de controle proporcional e integral:

$$u(t) = K_p e(t) + \frac{K_p}{T_I} \int_0^t e(t) dt \quad (8)$$

sendo T_I o tempo integral, ou seja, a taxa de restabelecimento.

A constante integral é definida por $K_i = \frac{K_p}{T_I}$, sendo $\frac{1}{T_I}$ o número de vezes por minuto

que a parte proporcional da ação de controle é duplicada.

A função de transferência na forma de transformada de Laplace é dada por:

$$G(s) = \frac{U(s)}{E(s)} = \left(K_p + \frac{K_i}{s} \right) \quad (9)$$

3.3.5 Ação de controle proporcional + derivativa (PD)

O controlador PD é representado pela soma das ações de controle proporcional e derivativa:

$$u(t) = K_p e(t) + K_d \frac{de(t)}{dt} \quad (10)$$

A constante derivativa é definida por $K_d = K_p T_d$, sendo T_d o tempo derivativo.

A função de transferência na forma de transformada de Laplace é dada por:

$$G(s) = \frac{U(s)}{E(s)} = (K_p + K_d s) \quad (11)$$

3.3.6 Ação de controle proporcional + integral + derivativa (PID)

O controlador tipo PID combina a ação proporcional, a derivativa e a integral; eliminando influências de distúrbios externos, assegurando estabilidade e mantendo a variável controlada na faixa desejada. A relação entre a variável de entrada e a variável de saída na estrutura PID é:

$$u(t) = +K_p e(t) + \frac{K_p}{T_i} \int_0^t e(t) dt + K_p T_d \frac{d(e(t))}{dt} \quad (12)$$

Na forma de transformada de Laplace com sua função de transferência, que transforma a equação diferencial linear na variável t em uma equação algébrica na variável complexa s (variável de Laplace), tem-se:

$$G(s) = \frac{U(s)}{E(s)} = K_p \left(1 + \frac{1}{T_i s} + T_d s \right) \quad (13)$$

3.4 Simulador

Para representar um sistema hidráulico através de um modelo matemático computacional, é necessário que as características e os parâmetros dos diversos elementos deste sistema em questão sejam codificados através da representação topológica e da representação matemática.

3.4.1 Representação Topológica

Uma instalação hidráulica para transporte de fluido é composta por elementos como tubos, válvulas, reservatórios, bombas, turbinas, entre outros, conectados através de um NÓ. Esses elementos são chamados de ENOS (elementos entre nós). Para simplificar o equacionamento matemático, é adotado que cada NÓ esteja conectado a apenas um ENO que não seja tubo, não existindo restrição para o número de tubos ligados ao NÓ.

Adotando um sentido positivo arbitrário para o escoamento, são fixados o NÓ de montante (N1) e o NÓ de jusante (N2) da cada ENO, que é identificado através de um código

numérico de tipo T, que especifica o tipo do elemento hidráulico. A localização do ENO na instalação é representada através de um código de ordem I.

Assim, a representação topológica de cada ENO é dada pelo vetor (I,T,N1,N2). Na Figura 2, se o código T=3 for utilizado para a turbina, o ENO 7 pode ser descrito como (7,3,7,8); adotando-se o código T=2 para os reservatórios, os dois reservatórios da rede podem ser identificados como (1,2,1,2) e (8,2,8,9).

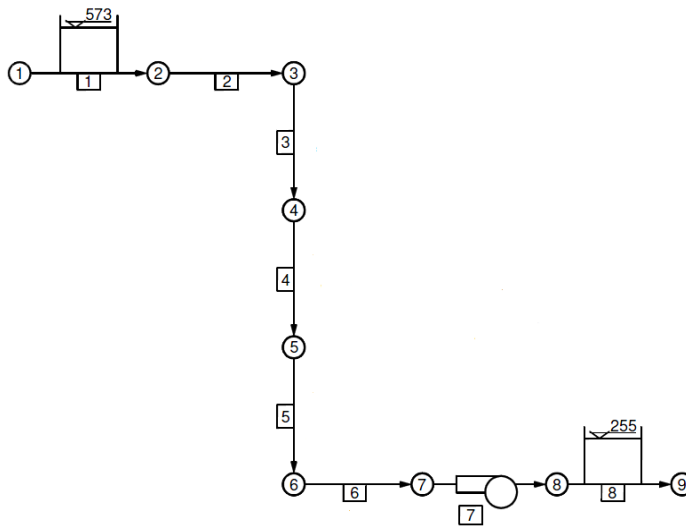


Figura 3: Modelagem topológica de uma Usina Hidrelétrica (ANDRADE, 2008).

3.4.2 Representação Matemática - MOC

A representação matemática do modelo elástico é obtida através do Método das Retas Características - MOC.

No escoamento transitório duas equações são fundamentais para a representação desse fenômeno: a Equação da Continuidade (14) e a Equação da Quantidade de Movimento (15):

$$\frac{\partial H}{\partial t} + \frac{a^2}{gA} \frac{\partial Q}{\partial x} = 0 \quad (14)$$

$$\frac{\partial Q}{\partial t} + gA \frac{\partial H}{\partial x} + \frac{fQ|Q|}{2DA} = 0 \quad (15)$$

Essas equações, (14) e (15), formam um sistema de equações diferenciais hiperbólicas, a derivadas parciais, válidas em todo o plano (x,t) , sem solução analítica. Uma das técnicas numéricas mais empregada na solução dessas equações, e utilizada neste trabalho, é o Método das Retas Características – MOC (*Method of Characteristics*), que transforma cada uma dessas equações em um par de equações diferenciais ordinárias, válidas somente em seus pares, ao longo das retas características positivas, C^+ (16 a,b), e negativas, C^- (17 a,b).

$$C^+ \begin{cases} \frac{gA}{a} \frac{dH}{dt} + \frac{dQ}{dt} + \frac{fQ|Q|}{2DA} = 0 \\ \frac{dx}{dt} = +a \end{cases} \quad (16 \text{ a,b})$$

$$C^- \begin{cases} -\frac{gA}{a} \frac{dH}{dt} + \frac{dQ}{dt} + \frac{fQ|Q|}{2DA} = 0 \\ \frac{dx}{dt} = -a \end{cases} \quad (17 \text{ a,b})$$

$$\frac{\Delta x}{\Delta t} \geq a$$

As equações (16 a) e (17 a) são facilmente integradas ao longo das retas características (16 b) e (17 b) na malha de cálculo regular discretizada em um plano (x,t) . Conhecendo o valor das variáveis H_p (carga) e Q_p (vazão) no regime permanente inicial (*RPI*), é possível calcular H_p (carga) e Q_p (vazão), informações da cada ENO tubo, em um ponto genérico desconhecido P , com intervalo Δx , através de dois pontos conhecidos A e B .

Para agilizar o cálculo e aumentar a precisão adota-se a malha escalonada cruzada (Figura 4) que, segundo ANDRADE (1994), foi apresentada por KOELLE & RIBEIRO, seguindo sugestões de SHIMADA, em 1988. O cálculo do MOC na malha escalonada cruzada relaciona as informações entre as seções, calculando H_p e Q_p nos pontos P_1 e P_2 e, posteriormente, no ponto P , como mostra a Figura 2.

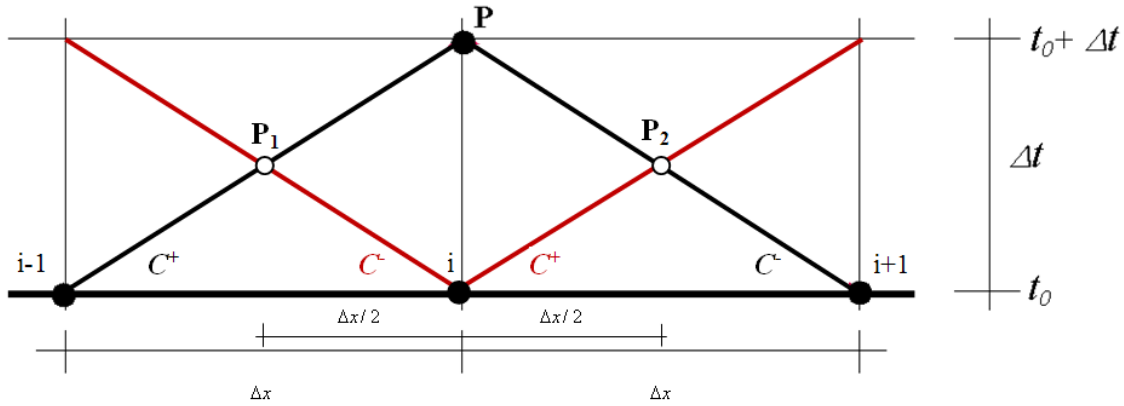


Figura 4: Malha escalonada cruzada.

Assim, obtém-se

$$Q_{pi} = \frac{C_{P1} - C_{P2}}{B_{P1} + B_{P2}} \quad (18)$$

através das retas C^+ (16) e C^- (17) obtém-se

$$C^+ : H_{pi} = C_{P1} - B_{P1}Q_{pi} \quad (19)$$

$$C^- : H_{pi} = C_{P2} + B_{P2}Q_{pi} \quad (20)$$

onde

$$C_{P1} = H_{i-1} + BQ_{i-1} - \frac{R}{2}Q_{i-1}|Q_{P1}| \quad C_{P2} = H_{i+1} - BQ_{i+1} + \frac{R}{2}Q_{i+1}|Q_{P2}| \quad (21 \text{ a,b})$$

$$B_{P1} = B + \frac{R}{2}|Q_{P1}| \quad B_{P2} = B + \frac{R}{2}|Q_{P2}| \quad (22 \text{ a,b})$$

$$Q_{P1} = \frac{(H_{i-1} - H_i) + B(Q_{i-1} + Q_i)}{2B + \frac{R}{2}(|Q_{i-1}| + |Q_i|)} \quad Q_{P2} = -\frac{(H_{i+1} - H_i) - B(Q_{i+1} + Q_i)}{2B + \frac{R}{2}(|Q_{i+1}| + |Q_i|)} \quad (23 \text{ a,b})$$

sendo B o termo de impedância e R a resistência da tubulação (24 a,b).

$$B = \frac{a}{gA} \quad R = \frac{f\Delta x}{2gDA^2} \quad (24 \text{ a,b})$$

As extremidades do conduto são vinculadas aos NÓS, sendo necessário estabelecer uma equação para o NÓ dependente dos ENOS à ele ligados para completar o cálculo no instante $t_0 + \Delta t$.

3.4.2.1 Condições de Contorno de ENOS não tubo

A um dado NÓ (Figura 5) é possível vincular uma demanda $D_{(t)}$ e uma vazão de um ENO não tubo, associado a esse NÓ.

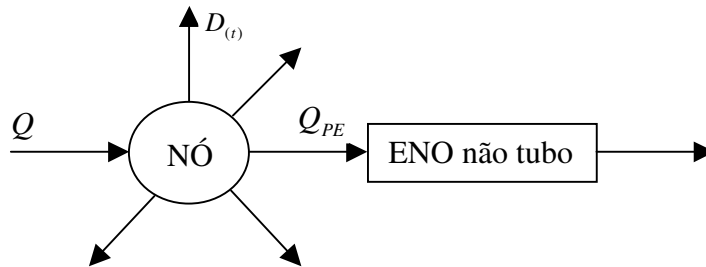


Figura 5: Representação de um NÓ genérico.

Desta forma, a equação para um NÓ genérico (20) pode ser obtida através da condição de continuidade do NÓ:

$$Q_{PE} = E_N - B_N H_P \quad (25)$$

Sendo Q_{PE} a vazão que passa pelo ENO ligado ao NÓ ((+) para entrada no NÓ e (-) para saída do NÓ) e H_p a carga no nó, calcula-se E_N e B_N através das equações (26) e (27).

$$E_N = \left(\sum_{j=1}^{MC} \frac{C_{P1}(j)}{B_{P1}(j)} + \sum_{k=1}^{MD} \frac{C_{P2}(k)}{B_{P2}(k)} \right) \quad (26)$$

$$B_N = \sum_{j=1}^{MC} \frac{1}{B_{P1}} + \sum_{k=1}^{MD} \frac{1}{B_{P2}} \quad (27)$$

onde, MC é o número de tubos que convergem para o NÓ e MD o número de tubos divergentes do NÓ. Na ausência de um ENO não tubo (Figura 4) ligado ao NÓ, $Q_{PE} = 0$. Logo a carga H_p pode ser calculada por:

$$H_p = \frac{E_N}{B_N} \quad (28)$$

Para um ENO não tubo, Figura 6, que agrega equações da condição de contorno adicionais, tem-se:

$$\phi(Q_{PE}, H_{P1}, H_{P2}, a_1, a_2, \dots, a_n) = 0 \quad (30)$$

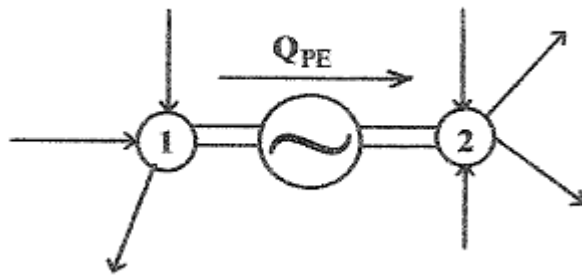


Figura 6: Representação de um ENO não tubo.

3.4.2.2 Condições de Contorno da Turbina

O equacionamento para resolução do transitório hidráulico com condição de contorno turbina hidráulica pode ser expresso através das três equações de compatibilidade: a equação de energia (F1), a equação da quantidade de movimento (F2) e a equação do regulador da turbina (F3).

3.4.2.2.1 Equação da Energia

A equação da energia para o ENO turbina ligado a 2 NÒS, um de montante e um de jusante, pode ser descrita por:

$$H_{P_1} - H_{P_2} = \left[\frac{E_{N_1}}{B_{N_2}} - \frac{E_{N_2}}{B_{N_2}} \right] - \left[\frac{1}{B_{N_1}} + \frac{1}{B_{N_2}} \right] Q_{P_E} \quad (31)$$

Definindo-se que:

$$H_{P_M} = H_{P_1} - H_{P_2} \quad E_E = \left[\frac{E_{N_1}}{B_{N_2}} - \frac{E_{N_2}}{B_{N_2}} \right] \quad B_E = \left[\frac{1}{B_{N_1}} + \frac{1}{B_{N_2}} \right] \quad (32 \text{ a,b,c})$$

Pode-se escrever que:

$$H_{P_M} = E_E - B_E Q_{P_E} \quad (33)$$

sendo H_{P_M} a pópria carga hidráulica absorvida pela turbina.

Segundo GIACOMINI (2007), utilizando-se os valores característicos da turbina, tomados no ponto de maior rendimento e identificados pelo índice R, é estabelecido relações homólogas

adimensionais, citadas por ANDRADE (1994). Sendo $h = \frac{H_{P_M}}{H_R}$ e $v = \frac{Q_{P_E}}{Q_R}$, conclui-se que:

$$hH_R = E_E - B_E Q_R v \quad (34)$$

Assim, utilizando-se a representação de Suter (ANDRADE, 1994), pode-se escrever que:

$$WH(x)(\alpha^2 + v^2)H_R = E_E - B_E Q_R v \quad (35)$$

Chega-se então à primeira equação de compatibilidade para as condições de contorno da turbina:

$$F_1 = WH(x)(\alpha^2 + v^2)H_R - E_E + B_E Q_R v = 0 \quad (36)$$

3.4.2.2.2 Equação da Quantidade de Movimento

Por causa do momento desbalanceado entre a turbina e o gerador, a rotação varia seguindo as equações:

$$T_M - T_{RE} = I \frac{dw}{dt} \quad \text{ou} \quad T_M - T_{RE} = I \frac{2\pi}{60} \frac{dN}{dt} \quad (37 \text{ a,b})$$

- onde
- T_M – momento hidráulico no eixo da turbina (N.m),
 - T_{RE} – momento resistente no eixo do gerador (N.m),
 - I – momento de inércia das partes girantes (kg.m²),
 - t – tempo (s),
 - w – rotação do conjunto turbogerador (rad/s),
 - N – rotação do conjunto turbogerador (rpm).

Utilizando-se os as relações homólogas adimensionais das máquinas citadas por ANDRADE (1994): $\beta = \frac{T_M}{T_R}$, $\alpha = \frac{N}{N_R}$ e levando-se em consideração que P é a potência no eixo do gerador cujo rendimento é dado por η_R , tem-se:

$$T_{RE} = \frac{P}{\eta_G w} = \frac{P}{\eta_G \frac{2\pi N}{60}} \quad (38)$$

Fazendo-se as substituições necessárias, tem-se:

$$\beta T_R - \frac{P}{\eta_G \frac{2\pi \alpha N_R}{60}} = I \frac{2\pi}{60} N_R \frac{d\alpha}{dt} \quad (39)$$

Na condição de rendimento máximo (índice R), ANDRADE (1994), tem-se:

$$P_R = T_R w_R \eta_{G_R} = T_R \frac{2\pi N_R}{60} \eta_{G_R} \quad (40)$$

e resulta de:

$$\beta - \frac{\gamma}{\alpha} = C_1 \frac{dx}{dt} \quad (41)$$

$$\text{com } \gamma = \frac{P}{P_R} \text{ e } C_1 = \frac{I\pi N_R}{30T_R}.$$

Segundo ANDRADE (1994), esta equação pode ser integrada entre o instante conhecido 0 e o instante desconhecido t , resultando com valores médios:

$$\frac{\beta + \beta_0}{2} dt - \left(\frac{\gamma_0}{\alpha_0} + \frac{\gamma}{\alpha} \right) \frac{1}{2} dt = C_1 (\alpha - \alpha_0) \text{ ou } \beta + \beta_0 - \left(\frac{\gamma_0}{\alpha_0} + \frac{\gamma}{\alpha} \right) = \frac{2C_1}{dt} (\alpha - \alpha_0) \quad (42 \text{ a,b})$$

ANDRADE(1994) define que $E_G = \frac{2C_1}{dt}$, sendo E_G a constante do ENO conjunto girante.

Logo:

$$\beta + \beta_0 - \left(\frac{\gamma_0}{\alpha_0} + \frac{\gamma}{\alpha} \right) = E_G (\alpha - \alpha_0) \quad (43)$$

Assim, utilizando-se a representação de Suter (ANDRADE, 1994), pode-se escrever que:

$$WB(x)(\alpha^2 + v^2) + \beta_0 - \left(\frac{\gamma_0}{\alpha_0} + \frac{\gamma}{\alpha} \right) = E_G (\alpha - \alpha_0) \quad (44)$$

Chega-se então à segunda equação de compatibilidade para as condições de contorno da turbina:

$$F_2 = WB(x)(\alpha^2 + v^2) + \beta_0 - \left(\frac{\gamma_0}{\alpha_0} + \frac{\gamma}{\alpha} \right) - E_G (\alpha - \alpha_0) = 0 \quad (45)$$

3.4.2.2.3 Equação da Regulator da turbina

Segundo GIACOMINI (2007), um regulador tipo PID, com retro-alimentação, pode ser expresso, segundo a DIN- 4321, pela equação:

$$\frac{K_i}{K_{pb}} u + \frac{du}{dt} = - \left[K_i e + K_p \frac{de}{dt} + K_d \frac{d^2}{dt^2} \right] \quad (46)$$

Definindo variáveis como a variável de resposta (u): $u = \frac{Z - Z_0}{Z_F} = \frac{Z}{Z_F - \frac{Z}{Z_F}} = Y - Y_0$,

onde Z é a abertura do distribuidor, Y sua forma adimensionalizada, o índice $(_0)$ as condições no instante de tempo anterior e o índice $_F$ a abertura total do distribuidor; e a variável de entrada (erro ou desvio e): $e = \frac{\alpha - \alpha_{ref}}{\alpha_{ref}} = \frac{\alpha}{\alpha_{ref}} - 1$, onde (α) é a rotação adimensional da turbina e o índice $(_{ref})$ o valor nominal (set-point) desta variável no regulador.

Desta forma, a equação pode ser reescrita como:

$$\frac{K_i}{K_{pb}} (Y - Y_0) + \frac{du}{dt} = K_i \left(\frac{\alpha}{\alpha_{ref}} - 1 \right) + \frac{K_p}{\alpha_{ref}} \frac{d\alpha}{dt} + \frac{K_d}{\alpha_{ref}} \frac{d^2 \alpha}{dt^2} \quad (47)$$

Segundo ANDRADE (1994), usando-se uma aproximação de primeira ordem para as derivadas, esta equação pode ser integrada, resultando-se na terceira equação de compatibilidade para o regulador da máquina hidráulica, ou seja:

$$F_3 = \frac{K_i}{K_{pb}} \frac{(Y - Y_0)}{2} - \frac{K_i}{K_{pb}} Y_0 + \frac{1}{\Delta t} (Y - Y_0) - \frac{K_i}{2\alpha_{ref}} (\alpha + \alpha_0 - 2\alpha_{ref}) - \frac{K_p}{\Delta t \alpha_{ref}} (\alpha - \alpha_0) - \frac{K_d}{\alpha_{ref} \Delta t^2} (\alpha - 2\alpha_0 + \alpha_{00}) = 0 \quad (48)$$

De forma resumida, o sistema de equações a ser resolvido, para determinar as variáveis (α) , (v) e (Y) , em cada instante t , consiste em:

$$\begin{cases} F_1 = WH(x)(\alpha^2 + v^2)H_R - E_E + B_E Q_R v = 0 \\ F_2 = WB(x)(\alpha^2 + v^2) + \beta_0 - \left(\frac{\gamma_0}{\alpha_0} + \frac{\gamma}{\alpha} \right) - E_G(\alpha - \alpha_0) = 0 \\ F_3 = \frac{K_i}{K_{pb}} \frac{(Y - Y_0)}{2} - \frac{K_i}{K_{pb}} Y_0 + \frac{1}{\Delta t} (Y - Y_0) - \frac{K_i}{2\alpha_{ref}} (\alpha + \alpha_0 - 2\alpha_{ref}) - \frac{K_p}{\Delta t \alpha_{ref}} (\alpha - \alpha_0) - \frac{K_d}{\Delta t^2 \alpha_{ref}} (\alpha - 2\alpha_0 + \alpha_{00}) \end{cases} \quad (49)$$

O sistema de equações (49) é resolvido pelo método numérico de Newton-Raphson, determinando-se os desvios $\Delta\alpha$, Δv e ΔY no sistema (50).

$$\begin{cases} F_1 + \frac{\partial F_1}{\partial \alpha} \Delta\alpha + \frac{\partial F_1}{\partial v} \Delta v + \frac{\partial F_1}{\partial Y} \Delta Y = 0 \\ F_2 + \frac{\partial F_2}{\partial \alpha} \Delta\alpha + \frac{\partial F_2}{\partial v} \Delta v + \frac{\partial F_2}{\partial Y} \Delta Y = 0 \\ F_3 + \frac{\partial F_3}{\partial \alpha} \Delta\alpha + \frac{\partial F_3}{\partial v} \Delta v + \frac{\partial F_3}{\partial Y} \Delta Y = 0 \end{cases} \quad (50)$$

Inicia-se a solução com estimativas de (α) , (v) e (Y) obtidas da extrapolação de valores previamente calculados. Esse processo iterativo é repetido até que:

$$|\Delta\alpha| + |\Delta v| + |\Delta Y| < \text{tolerância} \quad (51)$$

sendo o valor da tolerância admitida em função da precisão desejada na solução.

Derivando a equação (52) em relação a (α) e (v) é possível calcular as derivadas parciais, obtendo-se as equações (53) e (54).

$$x = \pi + \tan^{-1} \left(\frac{v}{\alpha} \right) \quad (52)$$

$$\frac{dx}{dv} = \frac{a}{\alpha^2 + v^2} \quad (53)$$

$$\frac{dx}{d\alpha} = -\frac{v}{\alpha^2 + v^2} \quad (54)$$

Com esses resultados calculam-se as derivadas das funções F_1 , com $i = 1, 2$ e 3 , obtendo-se as equações (55) e (56) para F_1 ; (57) e (58) para F_2 e (59) e (60) para F_3 .

$$\frac{\partial F_1}{\partial v} = \alpha DWH * H_R + 2vWH * H_R + B_E Q_R \quad (55)$$

$$\frac{\partial F_1}{\partial \alpha} = -DWHvH_R + 2WH * H_R \alpha \quad (56)$$

$$\frac{\partial F_2}{\partial v} = DWB\alpha + 2WBv \quad (57)$$

$$\frac{\partial F_2}{\partial \alpha} = -DWBv + 2WB\alpha + \frac{\gamma}{\alpha^2} - E_G \quad (58)$$

$$\frac{\partial F_3}{\partial Y} = \frac{K_i}{K_{pb}} \frac{1}{2} + \frac{1}{\Delta t} \quad (59)$$

$$\frac{\partial F_3}{\partial \alpha} = -\frac{K_i}{2\alpha_{ref}} - \frac{K_p}{\Delta t \alpha_{ref}} - \frac{K_d}{\Delta t^2 \alpha_{ref}} \quad (60)$$

3.5 Técnica de Otimização

Segundo OLIVEIRA (2005) otimizar consiste em descobrir uma ou mais soluções viáveis que correspondem a valores extremos de um ou mais objetivos.

Na matemática, a otimização é definida como o estudo de problemas em que se busca minimizar ou maximizar uma função com valores reais ou inteiros dentro de um conjunto de variáveis. Aliar a otimização matemática aos sistemas computacionais, traduzida nas técnicas de otimização, possibilitou a construção de modelos bastante representativos capazes de solucionar problemas de engenharia e outras áreas, resultando no melhor desempenho possível do sistema.

Problemas de otimização são fundamentados em três pontos: na codificação do problema, na função objetivo que se deseja maximizar ou minimizar e no espaço de soluções associado. Como todas essas possíveis soluções devem ser analisadas e esse número de soluções pode ser grande, é difícil resolver problemas de dimensões mais elevadas, mesmo com todo avanço computacional, fazendo-se necessária a aplicação de métodos que utilizam a informação e a intuição para alcançar soluções de forma rápida e eficaz.

Este é o motivo pelo qual os pesquisadores têm concentrado esforços na utilização de heurísticas para solucionar problemas deste nível de complexidade. Defini-se heurística como sendo uma técnica inspirada em processos intuitivos que procura uma boa solução (SOUZA, 2009). Por isso vários algoritmos heurísticos já foram desenvolvidos ao longo dos anos e seu rápido aperfeiçoamento e sua facilidade de aplicação justificam sua elevada aplicação.

Os algoritmos de busca heurística são métodos geralmente empregados quando um determinado problema não tem solução exata, ou quando este tem uma solução exata, mas sua obtenção por meio de uma busca exaustiva demanda muito tempo (LIBRANTZ et al, 2010).

Um desses procedimentos é o Algoritmo Genético, um método com a capacidade de gerar soluções de qualidade para problemas de elevada complexidade em considerável tempo computacional.

3.5.1 Algoritmo Genético (AG)

O Algoritmo Genético (AG) é um método estocástico de busca heurística muito utilizado em rotinas para gerar soluções aos problemas de otimização. Seu conceito básico utiliza ideias da biologia para desenvolver algoritmos úteis para simulação de processos, fundamentados nos conceitos de genética e na Teoria da Evolução Natural Darwiniana.

Em sua obra “A origem das espécies”, Charles Darwin, naturalista britânico (1809-1882), apresentou evidências da evolução das espécies, mostrando que os organismos vivos se adaptam gradativamente ao meio através da seleção natural, num processo de descendência com modificação, onde apenas os mais aptos sobrevivem. Isto significa que indivíduos menos aptos produzirão pouco ou nenhum descendente, enquanto os organismos mais adaptados terão um número maior de descendentes, compartilhando seus genes com cada geração sucessiva. Daí tem-se organismos com características genéticas muito boas e muitas vezes com uma aptidão melhor que a dos pais. De forma análoga, o algoritmo genético sofre um processo de evolução buscando a melhor solução para o problema em que foi empregado, trabalhando com conjuntos de populações (gerações) codificadas com soluções através dos cromossomos.

O AG é uma pequena parte complementar de um campo mais abrangente, a Computação Natural (Figura 7), uma versão computacional caracterizada por uma proximidade com as ideias,

mecanismos e fenômenos naturais ou biológicos, que por funcionarem tão bem na natureza, serviram de inspiração para modelos computacionais. Dentre seus vários objetivos, encontra-se o desenvolvimento de poderosas ferramentas para solução de problemas complexos, até então não resolvidos ou resolvidos de forma pouco eficiente com as técnicas tradicionais, em diversas áreas do conhecimento.

Segundo IYODA (2000), os sistemas biológicos são resultado de um longo processo de evolução natural, e apresentam características como adaptabilidade, tolerância à falhas e robustez a variações ambientais e tais características são bastante desejáveis em sistemas de engenharia.

Historicamente, o pensamento evolutivo surgiu muito antes de Darwin, na Antiguidade, com os gregos, romanos, chineses e muçulmanos, tendo a primeira teoria científica evolutiva totalmente elaborada no século XIX, proposta por Jean-Baptiste de Lamarck, naturalista francês (1744-1829). Já as primeiras iniciativas na área da Computação Evolutiva apareceram nos anos 50, com biólogos e geneticistas interessados em simular os processos vitais em computador, o que recebeu na época o nome de “*processos genéticos*”. Já na década de 60, John Henry Holland, cientista americano pioneiro em sistemas complexos e ciência não linear e professor da Universidade de Michigan, junto com seus alunos e colegas, começou a estudar os chamados “*sistemas adaptativos*”. Tais modelos, conhecidos como “*algoritmos genéticos*”, implementavam populações de indivíduos contendo um genótipo, formado por cromossomos (que neste modelo eram representados por cadeias de “bits”) aos quais se aplicavam operadores de seleção, recombinação e mutação.

São conceitos fundamentais do AG a evolução, que pode ser traduzida como a sequência de gerações espontâneas e contínuas, e a adaptação, processo de modificação gradativa das gerações visando seu melhor desempenho.

Segundo COSTA (1999), a aplicação do AG tem se mostrado bem sucedida junto a uma grande variedade de problemas de otimização combinatória de grande porte, particularmente por atingir boas soluções em grandes espaços de busca.

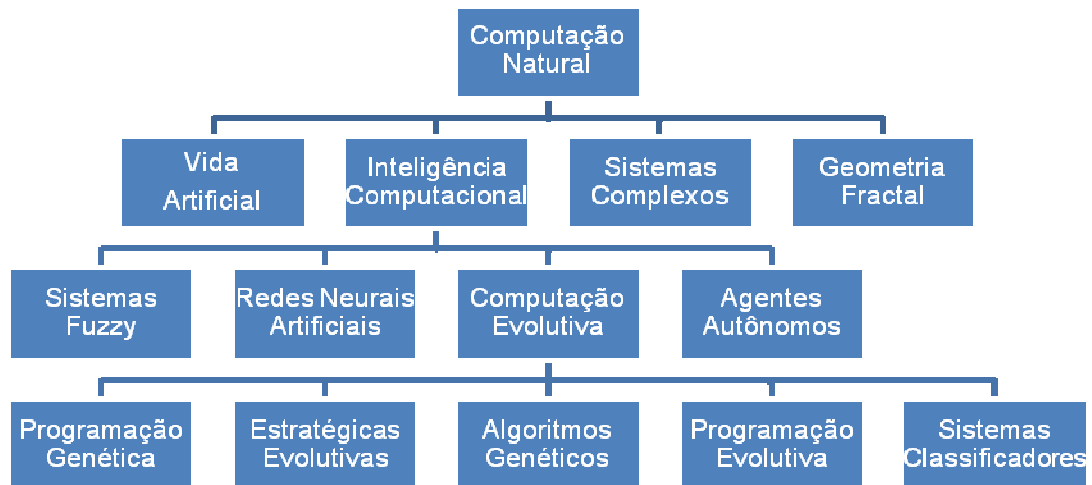


Figura 7: Taxionomia dos Sistemas Computacionais Naturais (PIZZIRANI, 2003).

O diferencial do algoritmo genético vem de sua simplicidade como algoritmo de busca aliada a rápida descoberta de boas soluções. Observa-se também a alta qualidade das soluções encontradas. Uma outra grande vantagem do emprego do AG é a facilidade com que se formula e soluciona um problema de qualquer natureza. Na literatura, encontra-se o algoritmo genético aplicado à modelos científicos, de engenharia, de negócios e também de entretenimento.

Como o AG representa a evolução natural, termos da genética são utilizados em seu desenvolvimento. Assim, seu bom entendimento é alcançado definindo, primeiramente, as terminologias empregadas na genética e seus significados.

3.5.1.1 Conceitos Básicos de Genética

Basicamente, o algoritmo parte de uma população inicial de indivíduos, evoluindo-a ao longo das gerações.

Uma população é um conjunto de indivíduos que compõem uma geração. Cada indivíduo é representado por um cromossomo, uma estrutura formada por uma cadeia de bits que armazena suas informações e características individuais, que são descritos pelo genótipo. Os cromossomos englobam um conjunto de genes, que pode ter diversos valores (ou alelos), e são a representação de uma possível solução para o problema.

O gene é um segmento de cromossomo que armazena o código característico de um indivíduo, a unidade fundamental da hereditariedade. As características dos indivíduos registradas em seus genes são transmitidas para seus descendentes, propagando-se por novas gerações. Ao somatório de genes agrupados nos cromossomos damos o nome de genótipo.

O conjunto de todos os alelos presentes em uma população específica é chamado de variedade genética, que determina as possíveis variações para as gerações futuras.

Já o conjunto de cromossomos é chamado de genoma. Segundo RIBEIRO (2002), os genomas representam os veículos de hereditariedade determinante. Muitos organismos vivos armazenam seus genomas em diversos cromossomos. Nos Algoritmos Genéticos, para simplificar a representação, todos os genes são armazenados no mesmo cromossomo. Desta forma, genomas e cromossomos são utilizados como sinônimos para as pessoas que trabalham com algoritmos genéticos.

Se o genótipo representa as características genéticas de um indivíduo, o fenótipo descreve seu aspecto físico. O fenótipo é o resultado da expressão dos genes do organismo influenciados pelos fatores ambientais. Na evolução natural, a seleção é feita pelo fenótipo e a reprodução, recombinando genótipos.

Alguns organismos têm pares de cromossomos homólogos, denominados diplóides, que mantém a diversidade na população. Essa característica positiva nem sempre é representada no AG, que muitas vezes se concentra em cromossomos haplóides (sem par cromossômico), mais simples de serem construídos.

A mistura de dois genótipos resulta em um novo indivíduo, com seus respectivos genes. Esse é um processo de recombinação. A forma mais comum da recombinação é o “*crossover*”. Nesse processo, os cromossomos dos dois indivíduos iniciais são cortados em certo ponto tendo suas partes juntadas para a formação de novos cromossomos. Esta mistura de material genético é considerada uma das ferramentas mais poderosas do AG, pois assim, os cromossomos descendentes combinam boas características de seus antecessores, podendo superá-los.

Outro caminho para obtenção de novos genomas é a mutação. Neste caso, há uma mudança ou traço em um ou mais alelos dos genes em evolução, que geralmente resultam em cromossomos não viáveis. Todavia, como metodologia de otimização, essas mudanças aceleram a exploração do espaço de soluções encontradas.

3.5.1.2 Princípio básico de funcionamento

Os algoritmos genéticos simples constituem modelos abstratos da evolução natural e operam com uma população de tamanho fixo e indivíduos representados por “*cadeias genéticas*” de comprimento fixo. Novas populações evoluem através da seleção probabilística proporcional a adequação dos indivíduos, produzindo, via “*crossover*” e mutação, descendentes semelhantes aos pais (RIBEIRO, 2002).

MOTA FILHO (2005), ilustra a estrutura de um algoritmo genético básico (Figura 8).

Procedimento Algoritmo Genético	
Início	(1)
t = 0;	(2)
inicializar P(t);	(3)
avaliar P(t);	(4)
enquanto não atingir condição de fim, faça :	(5)
Início	(6)
t = t+1;	(7)
selecionar C(t) a partir de P(t-1);	(8)
reproduzir C(t), formando C'(t);	(9)
avaliar C'(t);	(10)
substituir em P(t) indivíduos escolhidos de C'(t) e P(t-1);	(11)
Fim	(12)
Fim	(13)

Figura 8: Algoritmo genético básico (MOTA FILHO, 2005).

De acordo com a Figura 8, uma população de indivíduos inicial é gerada P(0) (linha 3), geralmente de forma randômica, sendo todos esses indivíduos avaliados (linha 4). Usando um operador de seleção, alguns indivíduos são selecionados para compor o conjunto C(t) (linha 8). Essa seleção é probabilística, associando a cada indivíduo uma probabilidade de seleção proporcional ao seu grau de adaptação, ou seja, indivíduos mais adaptados possuem maior chance de serem selecionados. Uma vez selecionados, esses indivíduos são recombinados, dada uma taxa

de recombinação, gerando um novo conjunto $C'(t)$ de novos indivíduos, ou descendentes (linha 9). Após a geração e avaliação (linhas 9 e 10 respectivamente), esses descendentes ($C'(t)$) competem com os seus pais ($P(t-1)$) para criar a população ($P(t)$) (linha 11). Este processo se repete até que um número pré-determinado de gerações seja atingido ou até que o nível de adaptação esperado seja alcançado por um ou mais indivíduos da população (MOTA FILHO, 2005).

Resumindo, o processo iterativo do Algoritmo Genético sob uma população seleciona os indivíduos randomicamente para a reprodução, recombina esses indivíduos gerando novas populações, avalia os indivíduos descendentes para melhor adaptação e após, substitui a população antiga.

A aplicação do AG em um problema de otimização envolve a definição de pelo menos quatro componentes: sua representação, os operadores de seleção, os operadores genéticos e sua função objetivo. Esses parâmetros influenciam diretamente no comportamento do AG, e são determinados conforme a necessidade do problema e dos recursos disponíveis para solução.

3.5.1.2.1 Representação Genética

A representação genética é definida como a estrutura compartilhada por todos os cromossomos, que traduz o problema em análise de maneira viável para a rotina computacional, adequando-se a ele (e não o contrário). Sua codificação classifica o algoritmo em binário (clássico) quando os genes são representados por uma cadeia de bits, conjunto $\{0,1\}$ (Figura 9); algoritmo real, quando os genes são representados por números reais ou algoritmo inteiro, quando os genes são representados por números inteiros e mistos, com vários tipos de genes combinados.

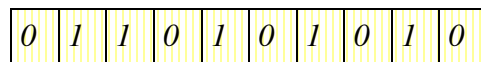


Figura 9: Representação do cromossomo binário.

A escolha por cromossomos binários justifica-se pela simplicidade de trabalho com as cadeias de bits, sendo a representação mais utilizada desde o início das pesquisas com o AG. Sua

grande vantagem é o tamanho do *string* (série de caracteres) ser igual ao número de parâmetros a ser otimizados (não variando durante a execução), tendo cada gene representando uma variável em estudo.

Sendo assim, as possíveis soluções para um dado problema devem corresponder a um possível cromossomo. Para BARRETO, a função de morfogênese busca compactar a representação das soluções (devido ao caráter populacional dos AG's) e aumentar a evolvabilidade.

3.5.1.2.2 Operadores de Seleção

O operador de seleção é umas das operações básicas do AG, selecionando os indivíduos de uma população para serem os “pais” de um cruzamento. Existem varias maneiras de selecionar esses indivíduos, mas, para todas elas, leva-se em consideração a função de aptidão (ou função de ajuste). Assim como a codificação, a função objetivo também é definida pelo problema e pelo que se quer otimizar. Além disso, ela está diretamente ligada a função objetivo. E quanto maior for a taxa de ajuste, maior será a possibilidade desse indivíduo ser selecionado.

Um conceito importante a ser introduzido quando se fala em seleção é o de pressão de seleção. Quando os melhores indivíduos da população contam com uma larga vantagem em relação aos demais no momento da seleção, diz-se que a pressão de seleção é alta. Uma pressão alta diminui o tempo de convergência, mas pode ocasionar a convergência prematura. Uma pressão de seleção demasiadamente baixa, por outro lado, pode tornar o processo quase aleatório, já que os indivíduos ruins serão escolhidos com uma frequência excessivamente elevada (BARRETO).

Existem vários mecanismos de seleção: proporcional, por torneios, com truncamento, por normalização linear e por normalização exponencial. Em geral, o mais utilizado é a seleção por roleta, um mecanismo de seleção proporcional muito simples: cada indivíduo é ordenado de acordo com a função objetivo e representado por uma fatia proporcional a sua aptidão relativa. A escolha é feita de maneira randômica, como numa roleta da sorte (Figura 10).

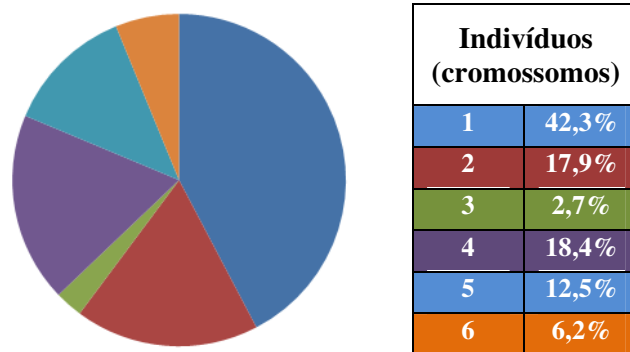


Figura 10: Seleção por roleta (proporcional).

Existe ainda o elitismo, um método que preserva os melhores indivíduos de cada população e força a cópia desse cromossomo na geração seguinte. Este método melhora rapidamente o desempenho do AG, pois diminui a perda dos melhores indivíduos já encontrados.

3.5.1.2.3 Operadores Genéticos

Os indivíduos selecionados são recombinados através dos operadores genéticos, gerando novas populações. Este processo pode ser classificado como o principal mecanismo evolutivo do AG. Existem vários operadores genéticos, sendo os mais empregados o cruzamento (*crossover*) e a mutação.

O *crossover* de n pontos alinha os cromossomos “pais” e corta-os em n posições aleatórias, recombinando suas partes para gerar os descendentes. *Crossover* baseado em um único ponto apenas divide as características dos pais para os descendentes. Já o *crossover* de n pontos possibilita melhores resultados, uma vez que há maior mistura do material genético.

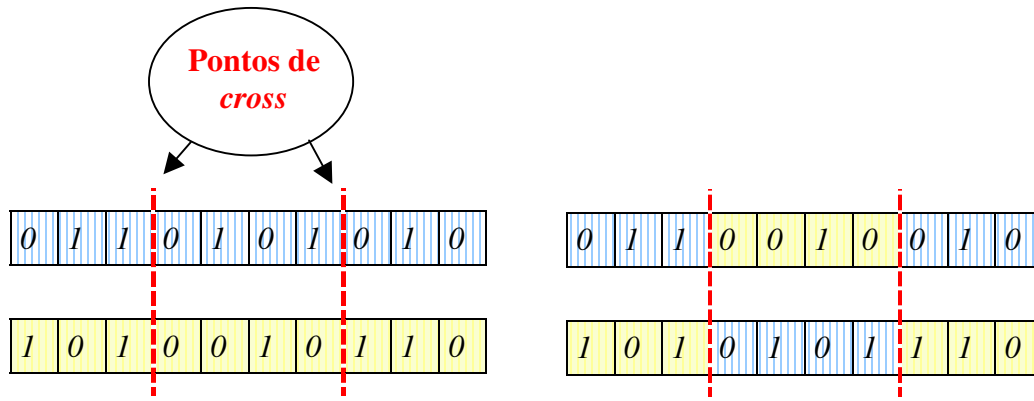


Figura 11: *Crossover* de dois pontos.

A mutação, diferentemente do *crossover*, é aplicada sobre um único indivíduo, alterando randomicamente o valor de um gene do cromossomo. Assim, aumenta-se a diversidade da população e cria-se características até então inexistentes. Na representação binária, esse processo consiste em inverter o valor do bit, de 0 para 1 ou vice-versa. A probabilidade de mutação (taxa de mutação) geralmente é de $\frac{1}{L}$, sendo L o comprimento do cromossomo.

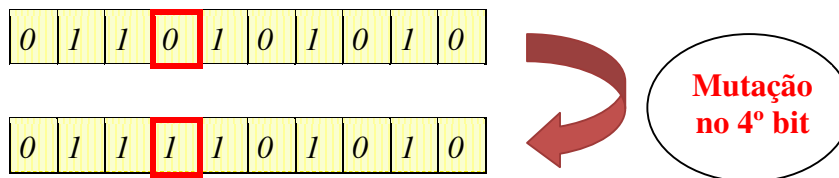


Figura 12: Processo de mutação.

3.5.1.2.4 Função Objetivo

A função objetivo é o objeto da otimização, uma medida de qualidade restrita a um indivíduo. Não é necessário compreender o funcionamento da função objetivo, basta deixá-la disponível para comparação dos resultados.

A cada população gerada, um novo cálculo da função objetivo é realizado, separando os indivíduos com bons resultados para as novas gerações. A função objetivo é o árbitro final do procedimento computacional.

3.5.1.3 Modelo híbrido

Define-se um modelo híbrido também com conceitos da genética. Híbrido é o termo utilizado para o resultado do cruzamento entre várias espécies. Assim, a modelação híbrida acopla dois ou mais procedimentos e, neste caso, representa um modelo de simulação e otimização .

Segundo RIBEIRO (2002) a modelação híbrida que utiliza simulador hidráulico e os algoritmos genéticos já se mostrou vantajosa e é recomendada como alternativa às modelações convencionais conforme mostra a Figura 13.

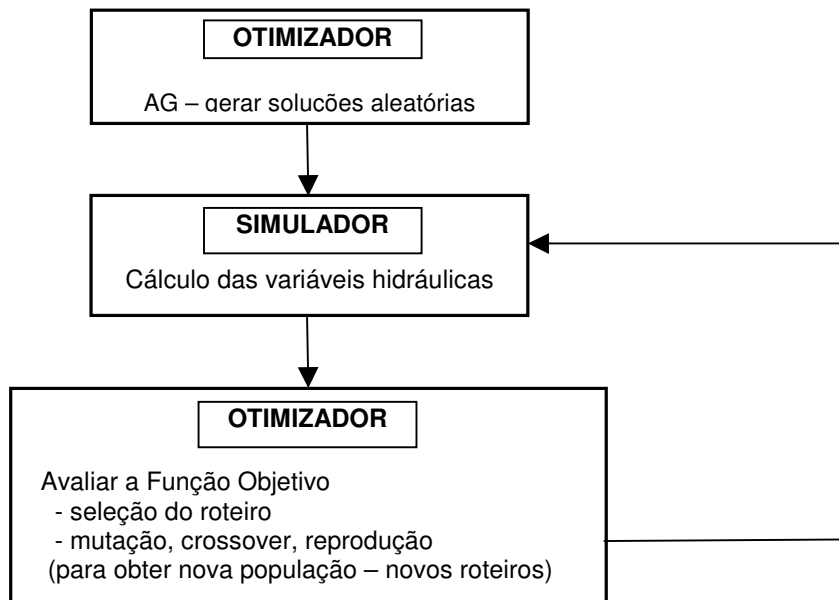


Figura 13: Fluxograma da conexão entre os modelos.

4. METODOLOGIA

O trabalho foi desenvolvido acoplado um modelo de simulação operacional de Usinas Hidrelétricas Reversíveis utilizando o Método das Características, proposto por ANDRADE (1994), com técnicas atuais de otimização evolutiva baseada nos Algoritmos Genéticos, com codificação binária, implementando a ferramenta e desenvolvendo um modelo híbrido. As simulações computacionais foram realizadas em uma máquina AMD Turion™ II Dual-Core Mobile M500, 4GB RAM, 300HD e 2.20GHz e levavam aproximadamente 1h30 para finalização.

A ideia utilizada estabeleceu em cada cromossomo os parâmetros do regulador de forma a buscar o menor tempo de amortecimento.

A implementação dos Algoritmos Genéticos baseou-se na geração aleatória de uma população de P indivíduos, sendo cada indivíduo caracterizado por um único cromossomo. Cada um destes cromossomos decodificado representou um conjunto de três (3) valores de constantes do regulador, que por ser um regulador do tipo PID, introduz as três ações individuais do erro: proporcional, integral e derivativa, sendo assim as três constantes pesquisadas, conforme Figura 12.

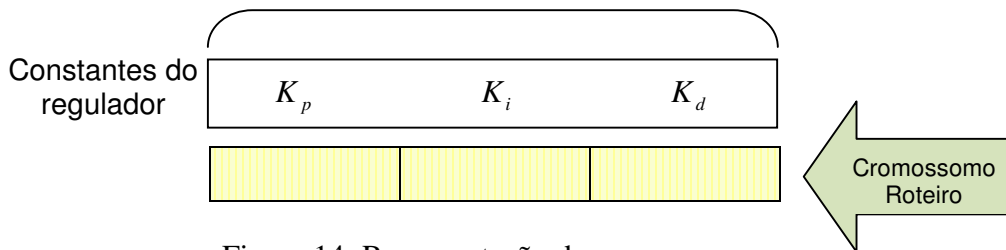


Figura 14: Representação do cromossomo.

O AG gera o roteiro operacional das constantes do regulador que serve de valor de entrada para o simulador. O simulador avalia cada roteiro retornando o ganho integral, ou seja, a constante de amortecimento, o que permite avaliar a função objetivo. Se necessário, aplica-se restrições ao programa, sendo que as restrições que não são atendidas penalizam o resultado da função objetivo.

A Figura 13 ilustra a conexão do modelo híbrido (simulação-otimização).

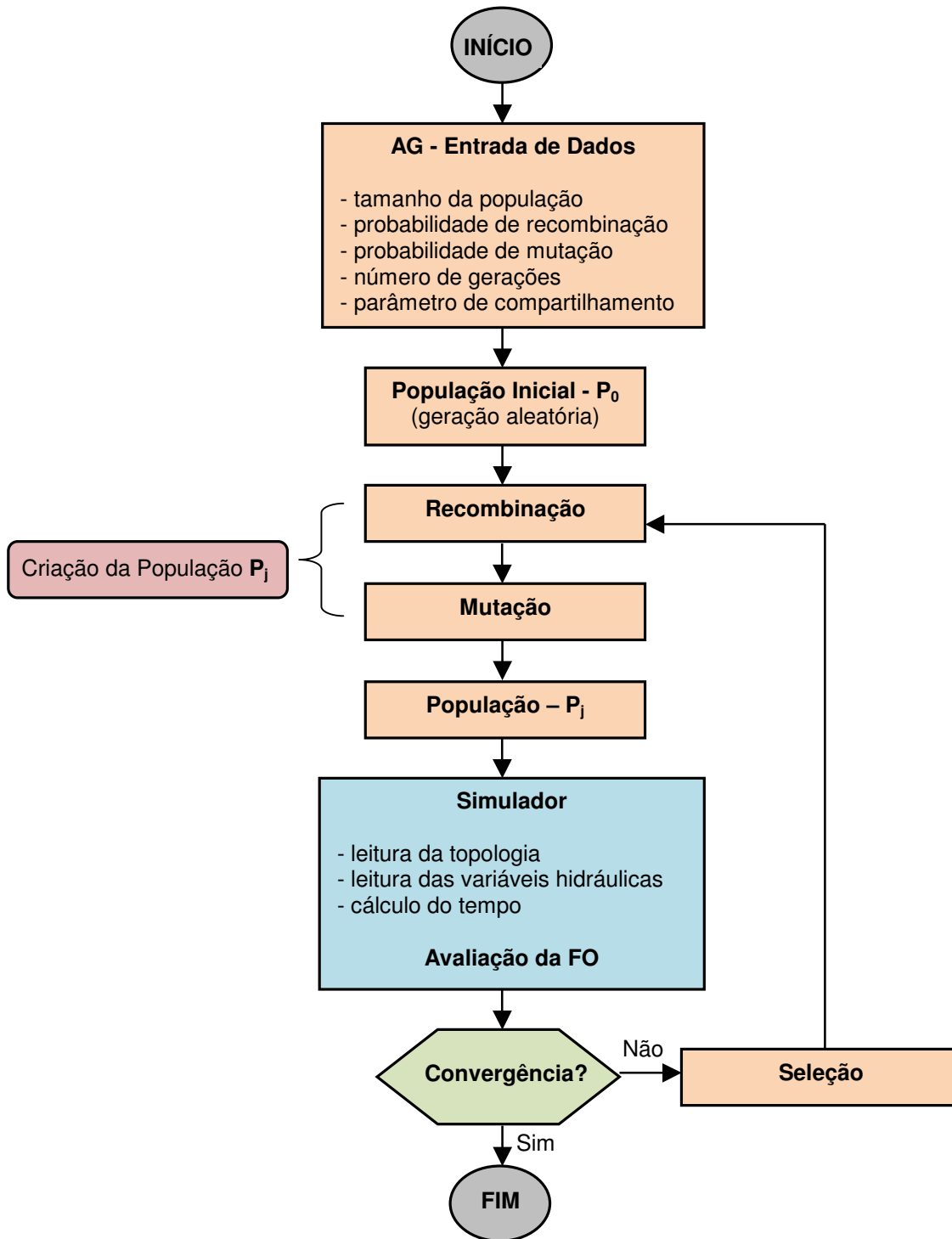


Figura 15: Fluxograma da pesquisa.

Alguns parâmetros fixos do AG (Tabela 1) podem ser definidos antes de iniciar as rotinas de acordo com as características do problema proposto, podendo ser adequados sempre que necessário. Neste trabalho, simulou-se as rotinas com valores diferenciados para *Population Size*, *Max Generations* e *Crossover Probability*.

Population Size <i>tamanho da população</i>	10
Number of Unknowns <i>nº de incógnitas</i>	3
Substring Length <i>tamanho de cada substring</i>	12
Total String Length <i>nº incógnitas x tamanho substring</i>	36
Max Generations <i>nº máximo de gerações</i>	20
Crossover Probability <i>probabilidade de crossover - Pc.</i>	0.6
Mutation Probability <i>probabilidade de mutação - Pm.</i>	0.02
Elitism <i>uso do elitismo</i>	true
Scaling Constant <i>escala</i>	1.2

Tabela 1: Exemplo de parâmetros de entrada utilizados no algoritmo genético.

Leva-se em consideração algumas observações para esses parâmetros: (i) o tamanho da população deve ser par; (ii) o tamanho do substring sempre será o mesmo; (iii) $P_c \geq 0$ e ≤ 1 ; (iv) $P_m \geq 0$ e < 1 .

5. RESULTADOS E DISCUSSÕES

O modelo topológico da instalação hidráulica utilizado neste trabalho foi proposto por ANDRADE (1994) e é composto por 3 reservatórios e 2 turbinas, conforme ilustra a Figura 13.

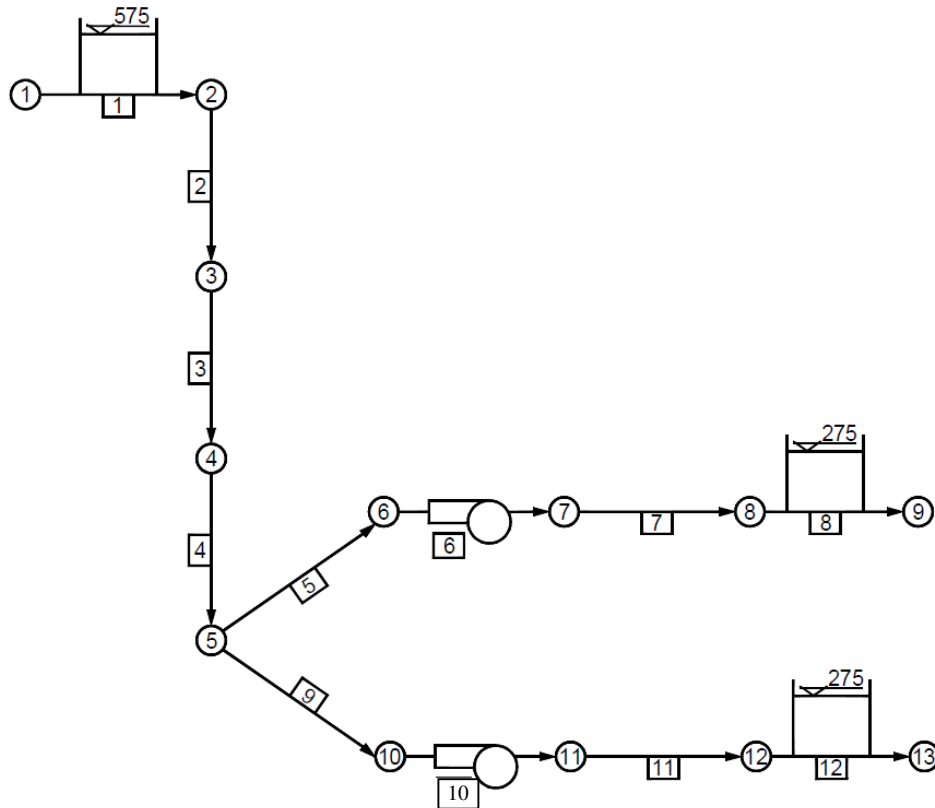


Figura 16: Sistema hidráulico utilizado nas simulações.

A entrada dos dados gerais da instalação é descrita na Tabela 2. Os dados referentes aos elementos tubos utilizados estão apresentados na Tabela 3, os níveis dos reservatórios na Tabela 4 e os dados da turbina, na Tabela 5.

nº ENOS	nº NÓS	nº tubos	nº reservatórios	nº turbinas
12	13	7	3	2

Tabela 2: Dados Gerais da Instalação

Tubo nº	N mont.	N jusant.	L (m)	D (m)	a (m/s)	Nº Div
2	2	3	400.00	3.50	1379.310	29
3	3	4	300.00	3.50	1428.571	21
4	4	5	300.00	3.50	1428.571	21
5	5	6	100.00	2.50	1428.571	7
7	7	8	50.00	2.00	1250.000	4
9	5	10	100.00	2.50	1428.571	7
11	11	12	50.00	2.00	1250.000	4

Tabela 3: Dados dos Tubos

Onde: N mont. – nó de montante,

N jusant. – nó de jusante,

L (m) – comprimento do tubo,

D (m) – diâmetro do tubo,

a (m/s) – celeridade, (neste caso ajuste da celeridade para o Δx).

Reservatório	Nível
1	575.00
8	275.00
12	275.00

Tabela 4: Níveis dos reservatórios

nº turb.	N. mont.	N. jus.	HR (m)	QR (m³/s)	NR (rpm)	TR (N.m)
6	6	7	300.00	8.5	1080.5	188832.2
10	10	11	300.00	8.5	1080.5	188832.2

nº turb.	I (kg.m²)	ZR (mm)	PortR (kW)	N11R (rpm)	Q11R (m³/s)	T11R (N.m)
6	14000.0	22.3	21366957.5	81.1	0.289	286.5
10	14000.0	22.3	21366957.5	81.1	0.289	286.5

Tabela 5: Dados das Turbinas

Os parâmetros utilizados para todas as rotinas realizadas foram com o emprego do elitismo, os dados variáveis foram Population Size. A condição operacional desejada foi descrita

através de uma função (38) que buscava minimizar o tempo de amortecimento do regulador num máximo rendimento operacional da máquina, mesmo com as restrições operacionais e hidráulicas.

$$FO = \max \frac{1}{T} \quad (38)$$

As primeiras rotinas foram realizadas para observar o comportamento do modelo híbrido e encontrar seu melhor desempenho, ou seja, o melhor conjunto de valores para os parâmetros *Population Size*, *Max Generations* e *Crossover Probability*, aqui representados por P, G e CR, respectivamente. As rotinas combinavam populações pequenas com várias gerações, populações pequenas com grande gerações ou populações maiores com um pequeno número de gerações e populações maiores com um número de gerações também bastante alto.

A Figura 17 ilustra a Rotina A do AG para P:50, G:40 e CR:0.8, enquanto a Figura 18 ilustra a Rotina B, para P:20 G:150 e CR:0.8. Comparando-se as figuras, observa-se uma melhor estabilização do regulador na Figura 18, que apresenta um tempo de amortecimento de 13s contra 26s da Figura 17; levando-se em consideração que cada pico do gráfico representa um golpe do escoamento transitório, esta rotina exemplifica uma situação menos perigosa para uma Usina Hidrelétrica, pois a transição do regime transitório para o permanente é suave, estabilizando de forma rápida o escoamento.

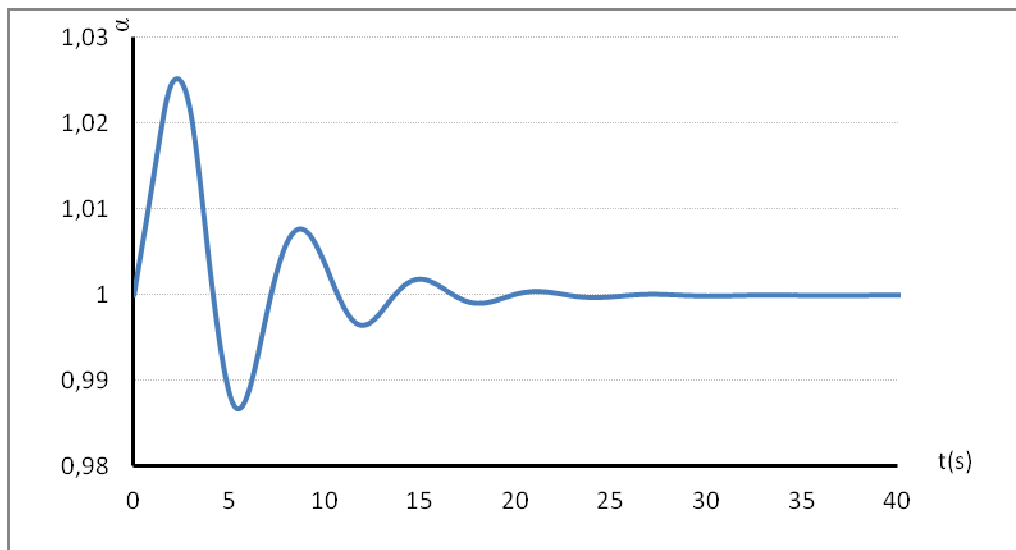


Figura 17: Rotina A para P:50, G:40 e CR:0.8.

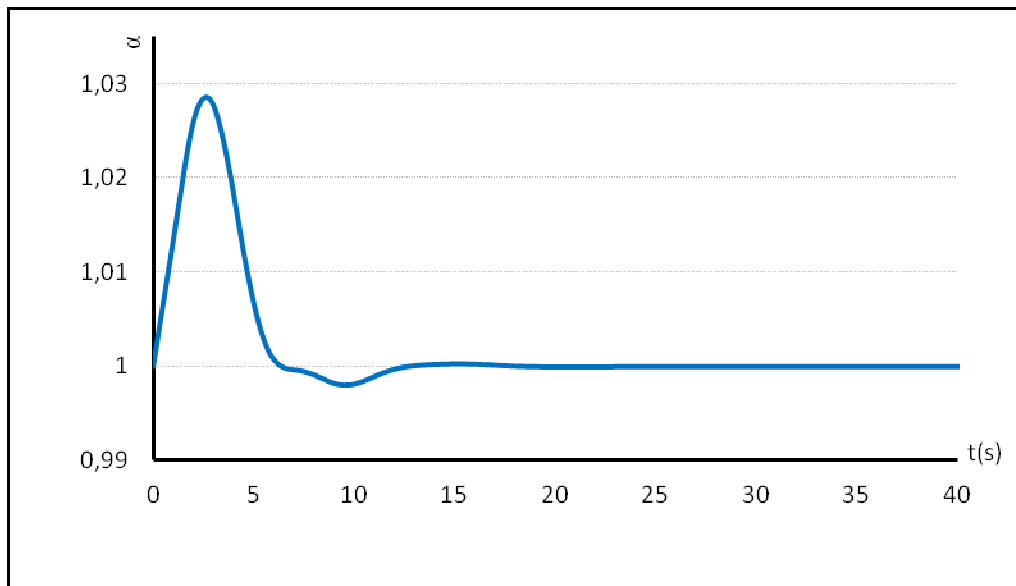


Figura 18: Rotina B para P:20, G:150 e CR:0.8.

Assim, definiu-se que a melhor performance de trabalho do AG como otimizador para busca do menor tempo de amortecimento do regulador tipo PID é baseada num número de populações inferior ao número de gerações.

Mesmo tendo definido o melhor comportamento do otimizador, muitas rotinas não geraram valores que satisfaziam a *FO*. A Figura 19 apresenta uma rotina com comportamento impróprio, pois além da dificuldade de estabilização, o tempo de amortecimento foi de 24s. Isso acontece porque não é possível criar uma representação que só gerasse soluções factíveis e nesses casos em que os cromossomos utilizados nas rotinas não são os melhores e sendo muito difícil repará-los, utilizou-se uma função de penalidade.

A penalidade aplicada restringiu os valores limites máximos e mínimos e, quando necessário, penalizava os valores que não respeitavam essa condição. Observou-se que um alto grau de penalidade resultava em melhores valores, pois assim os cromossomos com baixa capacidade não eram selecionados para a reprodução.

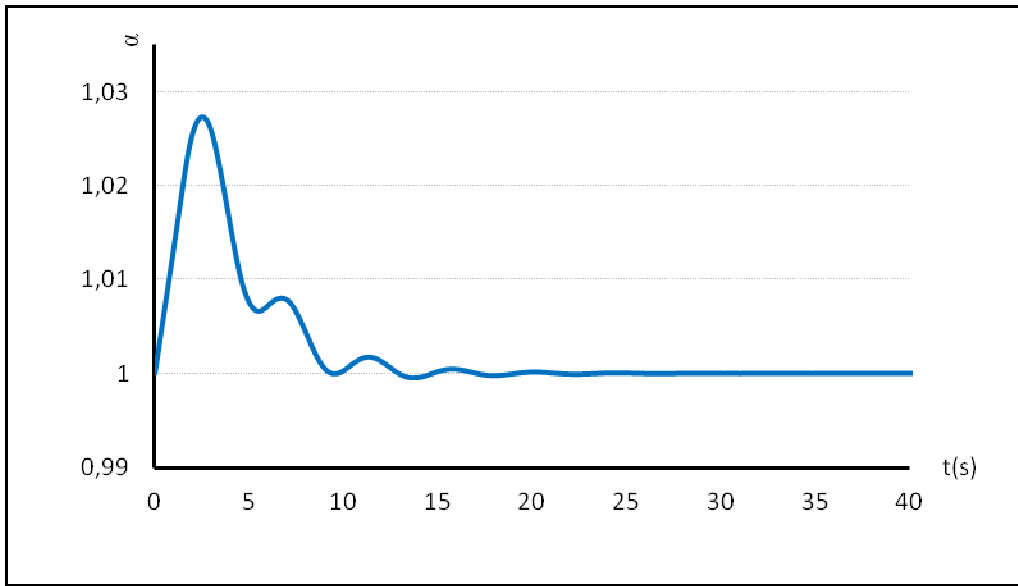


Figura 19: Rotina C para P:20, G:150 e CR:0.6.

Deste modo, as Figuras 20 e 21 representam duas rotinas geradas com penalidades. Pode-se observar que a Figura 20 mostra um amortecimento ainda oscilatório, com um tempo de 20s, enquanto a Figura 21 ilustra um amortecimento sem golpes, num tempo de 17s.

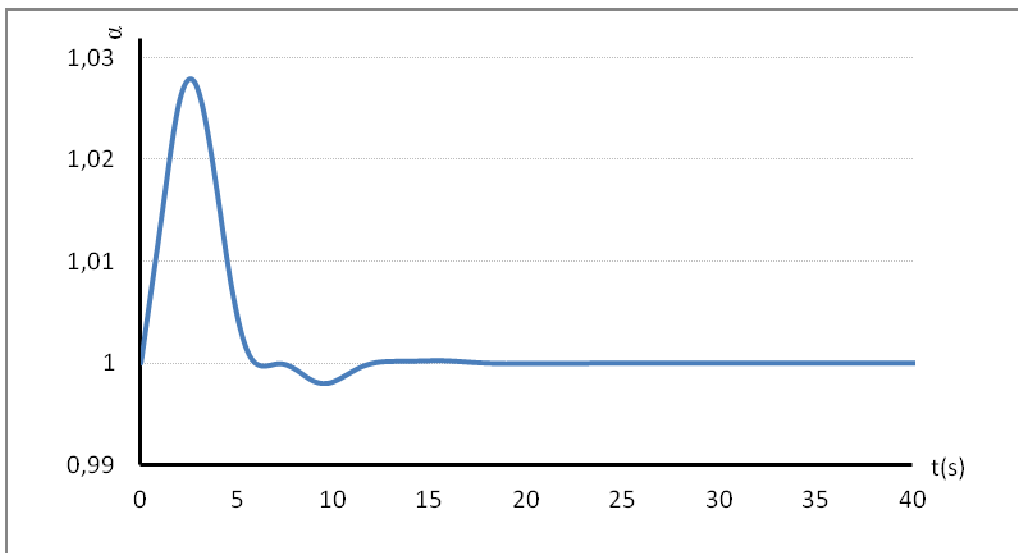


Figura 20: Rotina D para P:20, G:150 e CR:0.6 com penalidade.

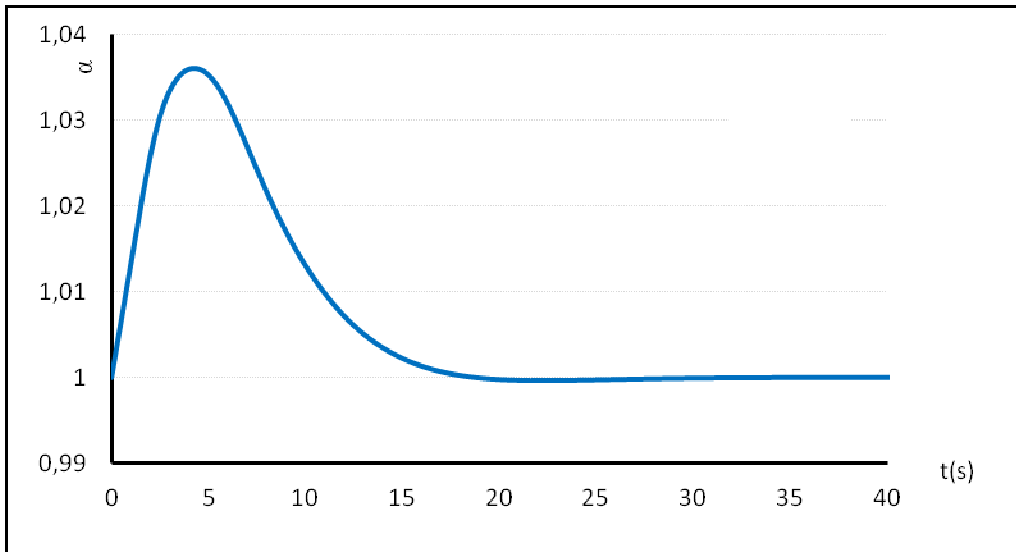


Figura 21: Rotina E para P:10, G:150 e CR:0.6 com penalidade.

Assim, as Figuras 20 e 21 mostram os resultados obtidos aplicando penalizações. Porém, como cada rotina trabalha com uma população diferente da outra, mesmo com as penalidades, é possível observar resultados um pouco diferentes para um mesmo conjunto de entrada de dados. As Figuras 22 e 23 exemplificam duas rotinas realizadas para P:10, G:20 e CR:0.6 e com penalidade, resultando um tempo de amortecimento de 14s e 22s.

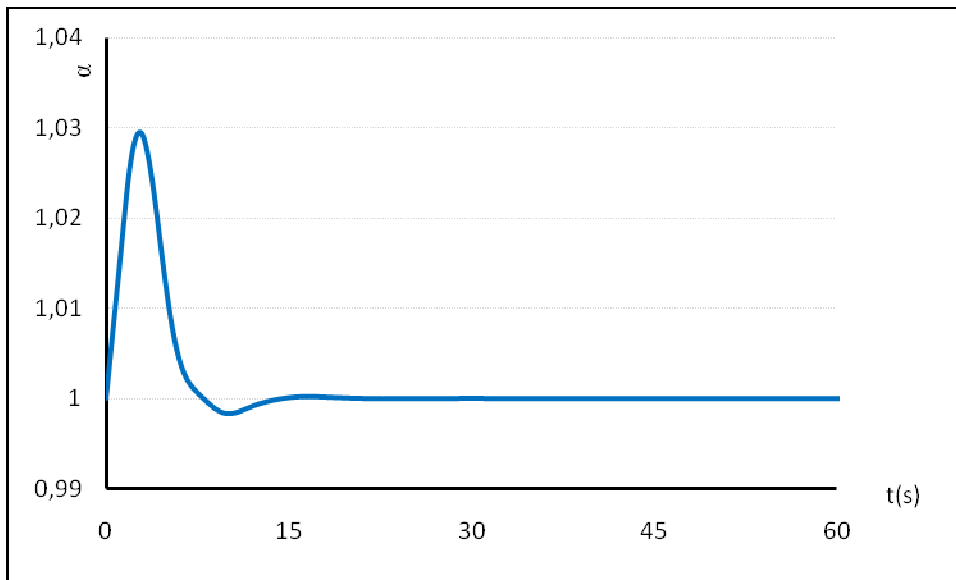


Figura 22: Rotina F para P:10, G:20 e CR:0.6 com penalidade.

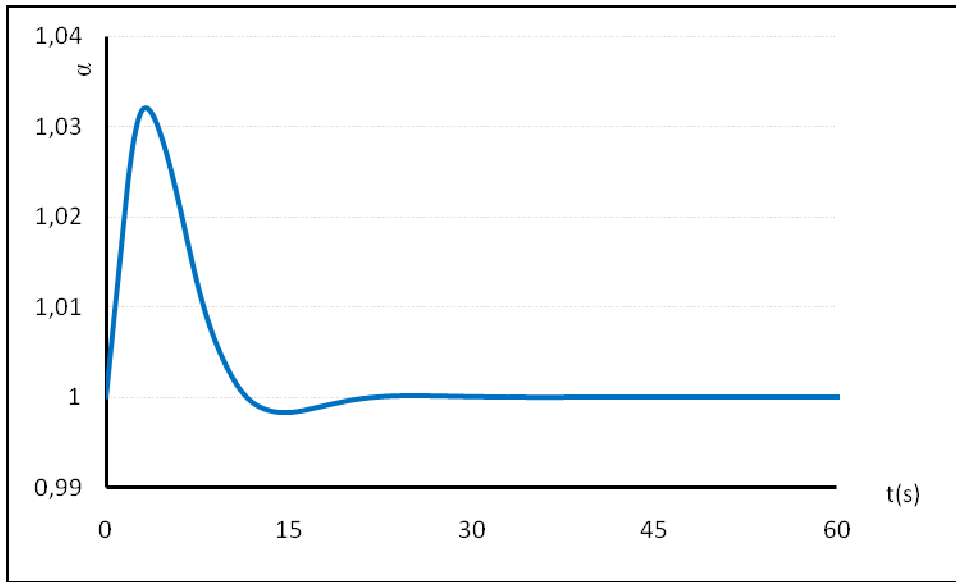


Figura 23: Rotina G para P:10, G:20 e CR:0.6 com penalidade.

Por fim, com base em todas as rotinas realizadas, nota-se que o melhor resultado estabilizado para os parâmetros está ilustrado na Figura 22, que apresenta um amortecimento rápido (14s) e com poucas oscilações. A Tabela 6 discrimina os valores das constantes K_p , K_i e K_d do regulador tipo PID de turbina hidráulica, para o caso estudado.

Constante	Rotina F
K_i	0.926
K_p	2.761
K_d	0.747

Tabela 6: Constantes do regulador para rotina F.

6. CONCLUSÕES E RECOMENDAÇÕES

Com a realização das rotinas avaliadas neste trabalho concluiu-se ser bastante eficaz trabalhar com um modelo híbrido, o acoplamento de um modelo de simulação operacional com técnicas atuais de otimização evolutiva possibilitaram encontrar um tempo satisfatório de amortecimento do regulador tipo PID de turbina hidráulica, otimizando as constantes do regulador.

O que comprova que esta técnica foi bem eficiente visto que para encontrar estes parâmetros de maneira otimizada demorava muito tempo, gerando valores totalmente aleatórios, sendo um processo de tentativa e erro, usava a sensibilidade exaustiva, até chegar nos valores dos parâmetros.

Com o uso do modelo híbrido as constantes são otimizadas em um espaço curto de tempo, portanto uma nova técnica de busca foi descoberta, melhorando o processo de escolha das constantes com relação ao tempo de busca, o que não é possível nas técnicas propostas até então na literatura.

Como técnica heurística o Algoritmo Genético tem seu potencial, uma vez que possuiu as ferramentas necessárias para adaptar-se ao problema proposto, gerando resultados diferentes em cada simulação mas relativamente bons.

Com as constantes reduções do tempo de amortecimento observadas através das simulações encontradas nesta pesquisa, uma nova pesquisa quanto a qual técnica tem um melhor desenvolvimento motivam uma continuação desse trabalho.

Por ser um problema com poucas variáveis talvez ele possa ser tratado através de outras técnicas heurísticas, que possam garantir uma melhor performance. Recomenda-se que sejam montados outros modelos híbridos onde possam ser testadas outras técnicas heurísticas.

7. REFERÊNCIAS BIBLIOGRÁFICAS

ANDRARE, J. G. P. *Análise e otimização da operação de usinas hidrelétricas*. Tese de Livre Docência, Universidade Estadual de Campinas, 1994.

ANDRARE, J. G. P.; KOELLE, E.; GIACOMINI, M. R.; RIBEIRO, L. C. *Análise dos métodos de definição das constantes do regulador de uma turbina hidráulica*. VI Simpósio Brasileiro sobre Pequenas e Médias Centrais Hidrelétricas, Belo Horizonte - MG, 2008.

BARRETO, A. M. S. *Uma introdução aos algoritmos genéticos*. Apostila, Laboratório Nacional de Computação Científica.

COSTA, F. M. N. *Computação evolutiva para minimização de perdas resistivas em sistemas de distribuição de energia elétrica*. Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas, 1999.

GIACOMINI, M. R. *Método de obtenção dos parâmetros do regulador de uma turbina hidráulica*. Tese de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas, 2007.

IYODA, E. M. *Inteligência computacional no projeto automático de redes neurais híbridas e redes neurofuzzy heterogêneas*. Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas, 2000.

LIBRANTZ, A. F. H. *Algoritmos de busca aplicados na estimação de parâmetros em um modelo probabilístico de gestão de estoque*. *Exacta*, São Paulo, v. 8, n. 2, p. 237-248, 2010.

MOTA FILHO, F. O. M. *Aplicação de modelos de estimação de fitness em algoritmos genéticos*. Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas, 2005.

OLIVEIRA, L. S. *Uma contribuição ao estudo aos métodos de otimização multi-objetivo*. Dissertação de Mestrado, Universidade Federal de Uberlândia, 2005.

PIZZIRANI, F. *Otimização topológicas de estruturas utilizando algoritmos genéticos*. Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas, 2003.

RIBEIRO, L. C. L. J. *Modelo Híbrido para o estabelecimento de rotações ótimas de bombas de rotação variável*. Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas, 2002.

SANTOS, R. P. D. *Análise dos parâmetros do regulador de uma turbina hidráulica*. Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas, 2004.

SOUZA, M. J. F. *Inteligência Computacional para Otimização*. Notas de Aula, Universidade Federal de Ouro Preto, Departamento de Computação.

8. BIBLIOGRAFIA

ANDRARE, J. G. P.; LUVIZOTTO JR., E.; RIBEIRO, L. C. L. J. *Using genetic algorithm to define the governor parameters of a hydraulic turbine*. 25th IAHR Symposium on hydraulic Machinery and Systems, Timisoara, Romania, 2010.

ARROYO, J. E. C. *Heurísticas e metaheurísticas para otimização combinatória multiobjetivo*. Tese de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas, 2002.

CARRIJO, I. B. *Extração de regras operacionais ótimas de sistemas de distribuição de água através de algoritmos genéticos multiobjetivo e aprendizado de máquina*. Tese de Doutorado, Universidade de São Paulo, 2004.

CASTRO, L. N.; CAMPELLO, R. J. G. B.; HRUSCHKA, E. R.; ROSATELLI, M. C. *Computação Natural: Uma Breve Visão Geral*. Universidade Católica de Santos.

CASTRO, S. L. C. *Algoritmo genético aplicado à determinação ótima de parâmetros*. Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas, 1994.

FACCIOLI, R. A. *Algoritmo híbrido multi-objetivo para predição de estrutura terciária de proteínas*. Dissertação de Mestrado, Universidade de São Paulo, 2007.

FRANCATO, A. L. *Otimização multiobjetivo para a operação de sistemas urbanos de abastecimento de água*. Tese de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas, 2002.

HOLLAND, J. H. *Adaptation in Natural and Artificial Systems – An Introductory Analysis with Applications to Biology, Control, and Artificial Intelligence*. First MIT Press Edition, Massachusetts Institute of Technology, 1992.

ICHIHARA, J. A. *Um método de solução heurístico para a programação de edifícios dotados de múltiplos pavimentos*. Tese de Doutorado, Universidade Federal de Santa Catarina, 1998.

LIVRAMENTO, S. *Algoritmos genéticos para o problema de localização de recursos em rede telefônica*. Dissertação de Mestrado, Universidade Estadual de Campinas, 2004.

NALDI, M. C. *Agrupamento híbrido de dados utilizando algoritmos genéticos*. Dissertação de Mestrado, Universidade de São Paulo, 2006.

OSYCZKA, A. *An Approach to Multicriterion Optimization for Structural Design*. Proceedings of International Symposium on Optimum Structural Design, University of Arizona, 1981.

PACHECO, M. A. C. *Algoritmos genéticos: princípios e aplicações*. Laboratório de Inteligência Computacional Aplicada, Departamento de Engenharia Elétrica, Pontifícia Universidade Católica do Rio de Janeiro, 1999.

RIBEIRO, L. C. L. J. *Modelo Híbrido multiobjetivo para obtenção de roteiros operacionais de bombas de rotação variável em instalações hidráulicas*. Tese de Doutorado, Universidade Estadual de Campinas, 2007.

TANOMARU, J. *Motivação, Fundamentos e Aplicações de Algoritmos Genéticos*. Anais do II Congresso Brasileiro de Redes Neurais, Curitiba, 1995.

TICONA, W. C. *Algoritmos evolutivos para otimização multi-objetivo*. Notas de Aula, Universidade de São Paulo, Departamento de Engenharia Elétrica.

