

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA CIVIL**

**“MODELO HÍBRIDO PARA O ESTABELECIMENTO DE
ROTAÇÕES ÓTIMAS DE BOMBAS DE ROTAÇÃO VARIÁVEL”**

Lubienska Cristina Lucas Jaquiê Ribeiro

**Campinas
2002**

UNICAMP
BIBLIOTECA CENTRAL

UNICAI
BIBLIOTECA CE
SEÇÃO CIVIL III

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA CIVIL**

**“MODELO HÍBRIDO PARA O ESTABELECIMENTO DE
ROTAÇÕES ÓTIMAS DE BOMBAS DE ROTAÇÃO VARIÁVEL”**

Mestranda: Lubienska Cristina Lucas Jaquiê Ribeiro

Orientador: Prof. Dr. Edevar Luvizotto Junior

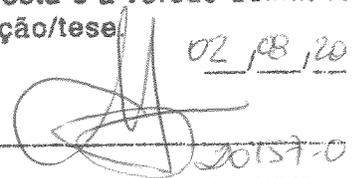
Co-orientador: Prof. Dr. Renato Soliani

Dissertação de Mestrado apresentado à Comissão de pós-graduação da Faculdade de Engenharia Civil da Universidade Estadual de Campinas, como parte dos requisitos para a obtenção do título de Mestre em Engenharia Civil, na área de concentração de Recursos Hídricos.

Atesto que esta é a versão definitiva
da dissertação/tese

02/08/20

Prof. Dr. _____
Matrícula: _____



**Campinas, SP
2002**

UNIDADE Bc
Nº CHAMADA T/UNICAMP
R354m
V _____ EX _____
TOMBO BCI 540.19
PROC 16-837/02
C _____ DX _____
PREÇO R\$ 11,00
DATA 27/09/02
Nº CPD _____

CM0017430B-0

BIB ID 259069

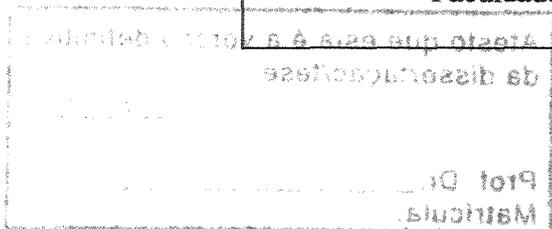
FICHA CATALOGRÁFICA ELABORADA PELA
BIBLIOTECA DA ÁREA DE ENGENHARIA - BAE - UNICAMP

R354m Ribeiro, Lubienska Cristina Lucas Jaquiê
Modelo híbrido para o estabelecimento de rotações
ótimas de bombas de rotação variável / Lubienska
Cristina Lucas Jaquiê Ribeiro.--Campinas, SP: [s.n.],
2002.

Orientadores: Edevar Luvizotto Junior; Renato
Soliani.

Dissertação (mestrado) - Universidade Estadual de
Campinas, Faculdade de Engenharia Civil.

1. Bombas hidráulicas. 2. Algoritmos genéticos. 3.
Abastecimento de água. I. Luvizotto Junior, Edevar. II.
Soliani, Renato. III. Universidade Estadual de Campinas.
Faculdade de Engenharia Civil. IV. Título.

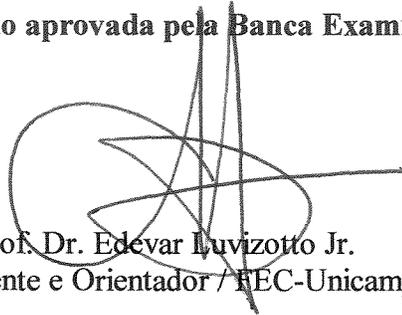


**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA CIVIL**

**MODELO HÍBRIDO PARA O ESTABELECIMENTO DE
ROTAÇÕES ÓTIMAS DE BOMBAS DE ROTAÇÃO VARIÁVEL**

Lubienska Cristina Lucas Jaquiê Ribeiro

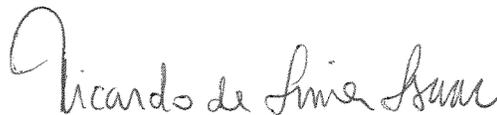
Dissertação de Mestrado aprovada pela Banca Examinadora, constituída por:



Prof. Dr. Edevar Luvizotto Jr.
Presidente e Orientador / FEC-Unicamp



Prof. Dr. Podalyro Amaral de Souza
Escola Politécnica da USP – São Paulo



Prof. Dr. Ricardo de Lima Isaac
FEC-Unicamp

Campinas, 28 de junho de 2002

200245659

À minha mamãe Rosa, meu marido Cristian,
meus irmãos Kalinka e Gustavo Henrique e meu
cunhado Luis Henrique.

Agradecimentos

Sempre, à Deus por ter me proporcionado a vida.

À minha mamãe, Rosa, pelo exemplo de mãe de mulher e pela presença em todos os momentos da minha vida. Agradeço por fazer de mim o que sou hoje.

Ao meu marido e amigo, Cristian, obrigada pelo companheirismo, paciência e compreensão durante esses dois anos. Compartilhando os bons e maus momentos da realização deste trabalho.

Aos meus irmãos Kalinka e Gustavo Henrique, pelo incentivo, compreensão e amor dedicado.

Ao meu cunhado e amigo, Luis Henrique, pela paciência e ajuda em todas as horas difíceis.

Ao meu orientador Prof. Dr. Edevar Luvizotto Jr., pela orientação e amizade dispensadas durante todo o curso de mestrado.

À todos os colegas (alunos, professores e funcionários), que estavam presentes nas etapas do meu trabalho. Principalmente à Noemia e Mary, meus pontos de apoio.

À Fundação de Amparo à Pesquisa do Estado de São Paulo – FAPESP, pelo financiamento deste trabalho.

Sumário

Lista de Figuras	vii
Lista de Tabelas	xi
Lista de Símbolos	xiii
Resumo	xix
1. Introdução.....	1
2. Objetivos	3
3. Revisão Bibliográfica.....	5
3.1 Aspectos da Obtenção de Regras Operacionais	5
3.1.1 Pesquisas desenvolvidas na operação ótima de sistemas de abastecimento de água	8
3.2 Bomba de Rotação Fixa e Bomba de Rotação Variável	11
3.2.1 Caracterização da Máquina Hidráulica	16
3.2.2 O Variador de Rotação	21
3.3 O Simulador (TMA) - Formulação	23
3.3 Condição de contorno máquina de rotação variável.....	28
3.4 Os Algoritmos Genéticos	33
3.4.1 Representação Genética.....	37
3.4.2 Função de Ajuste.....	39
3.4.3 População.....	40
3.4.4 Seleção.....	41
3.4.5 Reprodução	43
3.4.6 Mutação	45

3.4.7 Substituição	45
3.4.8 Convergência	47
3.4.9 Outras aplicações dos AGs em sistemas de abastecimento	49
3.4.10 Recomendações de utilização	49
4. Metodologia.....	51
5. Resultados	57
5.1 Primeira Topologia utilizada	57
Caso 1 - Manutenção dos níveis dos reservatórios (sem a busca do consumo energético otimizado).....	59
Caso 2 - Minimização do custo energético, observando as restrições dos níveis dos reservatórios.....	69
5.2 Segunda Topologia utilizada	81
Caso 1 - Manutenção dos níveis dos reservatórios (sem a busca do consumo energético otimizado).....	85
Caso 2 - Minimização do custo energético, observando as restrições dos níveis dos reservatórios.....	89
Caso 3 - Minimização das pressões nos nós.....	92
6. Conclusões e Recomendações	109
Referências Bibliográficas	111
Abstract	117

Lista de Figuras

Figura 3.1 Conexão Otimizador - Simulador (Fonte BRION e MAYS, 1991).	8
Figura 3.2 Ponto de operação de uma bomba.	11
Figura 3.3 Pontos de operação de uma bomba através da variação de rotação.....	12
Figura 3.4 Análise Gráfica, através de válvula hidráulica (AMIGO, 2000).....	14
Figura 3.5 Análise Gráfica, através do inversor de frequência (AMIGO, 2000).....	15
Figura 3.6 Representação esquemática de uma Máquina Hidráulica.	17
Figura 3.7 Proposições geométricas típicas de bombas comerciais em função da velocidade específica adimensional (Fox e McDonald,1995).....	21
Figura 3.8 Representação de uma bomba com variador de velocidade.....	22
Figura 3.9 Modelagem topológica de uma rede de condutos forçados.	23
Figura 3.10 Malha de cálculo.	24
Figura 3.11 Esquema de um NÓ genérico.	25
Figura 3.12 Representação esquemática de um ENO não-tubo.	26
Figura 3.13 Curva Carga x Vazão.	29
Figura 3.14 Curva Potência no eixo x vazão.....	32
Figura 3.15 Processo de seleção proporcional.	42
Figura 3.16 Esquema de um “crossover”.	43
Figura 3.17 Processo de seleção proporcional.	44
Figura 4.1 Esquema de um cromossomo com o roteiro operacional de um cenário de 24 horas. .	52
Figura 4.2a Fluxograma que mostra a conexão entre os modelos.....	54
Figura 4.2b Ligação entre os modelos que compõem o modelo híbrido.....	55
Figura 5.1 Topologia da rede usada.....	57
Figura 5.2 Curva neutra do sistema.	58

Figura 5.3 Representação dos 17 cenários.	61
Figura 5.4 Vazão na Bomba com operação (rotação variável) e sem operação (rotação fixa).	61
Figura 5.5 Nível do R-1 com operação (rotação variável) e sem operação (rotação fixa).	62
Figura 5.6 Nível do R-8 com operação (rotação variável) e sem operação (rotação fixa).	62
Figura 5.7 Nível do R-11 com operação (rotação variável) e sem operação (rotação fixa).	63
Figura 5.8 Rotação da Bomba para os quatro cenários escolhidos.	64
Figura 5.9 Vazão na Bomba para os quatro cenários escolhidos.	64
Figura 5.10 Nível do R-1 para os quatro cenários escolhidos.	65
Figura 5.11 Nível do R-8 para os quatro cenários escolhidos.	65
Figura 5.12 Nível do R-11 para os quatro cenários escolhidos.	66
Figura 5.13 Custo energético	69
Figura 5.14 Comportamento do nível do reservatório R-1.	70
Figura 5.15 Comportamento do nível do reservatório R-8.	71
Figura 5.16 Comportamento do nível do reservatório R-11.	71
Figura 5.17 Rotações para função objetivo com penalidade.	73
Figura 5.18 Vazão na Bomba com penalização.	74
Figura 5.19 Custo energético com penalização.	74
Figura 5.20 Comportamento do nível do reservatório R-1.	75
Figura 5.21 Comportamento do nível do reservatório R-8.	76
Figura 5.22 Comportamento do nível do reservatório R-11.	76
Figura 5.23 Cenário de rotações encontrado através da aplicação das penalidades.	78
Figura 5.24 Vazão na Bomba após aplicação das penalidades.	78
Figura 5.25 Comportamento do nível do reservatório R-1.	79
Figura 5.26 Comportamento do nível do reservatório R-8.	79
Figura 5.27 Comportamento do nível do reservatório R-11.	80
Figura 5.28 Custo energético após aplicação das penalidades.	80
Figura 5.29 Topologia da rede usada (Simulador).	81
Figura 5.30 Curvas neutras do sistema.	83
Figura 5.31 Vazão na Bomba para os quatro cenários escolhidos.	86
Figura 5.32 Nível do R-1 para os quatro cenários escolhidos.	86
Figura 5.33 Nível do R-21 para os quatro cenários escolhidos.	87

Figura 5.34 Nível do R-39 para os quatro cenários escolhidos.....	87
Figura 5.35 Vazão na Bomba após aplicação das penalidades.	88
Figura 5.36 Comportamento da potência para o Caso 1.....	88
Figura 5.37 Cenário de rotações encontrado através da aplicação das penalidades.....	89
Figura 5.38 Vazão na Bomba após aplicação das penalidades.	90
Figura 5.39 Comportamento do nível do reservatório R-1.	90
Figura 5.40 Comportamento do nível do reservatório R-21.	91
Figura 5.41 Comportamento do nível do reservatório R-39.	91
Figura 5.42 Custo energético após aplicação das penalidades.....	92
Figura 5.43 Pressões Nó 4 sem aplicação e após aplicação da penalização.	103
Figura 5.44 Pressões Nó 5 sem aplicação e após aplicação da penalização.	103
Figura 5.45 Pressões Nó 6 sem aplicação e após aplicação da penalização.	104
Figura 5.46 Pressões Nó 8 sem aplicação e após aplicação da penalização.	104
Figura 5.47 Pressões Nó 9 sem aplicação e após aplicação da penalização.	105
Figura 5.48 Pressões Nó 10 sem aplicação e após aplicação da penalização.	105
Figura 5.49 Pressões Nó 11 sem aplicação e após aplicação da penalização.	106
Figura 5.50 Pressões Nó 14 sem aplicação e após aplicação da penalização.	106
Figura 5.51 Pressões Nó 15 sem aplicação e após aplicação da penalização.	107
Figura 5.52 Custo energético após aplicação da penalização.	107

Lista de Tabelas

Tabela 4.1 Tabela de rotações adimensionais.	51
Tabela 5.1 Dados da rede - Tubulações.	58
Tabela 5.2 Dados da rede - Demandas Médias Nodais.	59
Tabela 5.3 Dados da rede - Bomba.	59
Tabela 5.4 Dados da rede - Reservatórios.	59
Tabela 5.5 Número de manobras para cada cenário.	66
Tabela 5.6 Variação percentual das rotações de uma manobra para outra.	67
Tabela 5.7 Potência consumida em cada um dos cenários.	68
Tabela 5.8 Desempenho do exemplo apresentado.	68
Tabela 5.9 Dados da rede - Tubulações.	82
Tabela 5.10 Dados da rede - Bomba.	84
Tabela 5.11 Dados da rede - Reservatórios.	84
Tabela 5.12 Dados da rede - Demandas Médias Nodais.	84
Tabela 5.13 Pressões limites.	93

Lista de Símbolos

	Representação Dimensional
A	
A- área da seção transversal do tubo não deformado (m^2)	L^2
a- celeridade de propagação da onda de pressão (m/s)	LT^{-1}
a_0 - coeficiente da equação ajustada da curva carga x vazão da bomba (m)	L
B	
B- termo de impedância (s/ m^2)	$L^{-2}T$
B_A, B_B, B_E - coeficientes associados a equação do ENO (s/ m^2)	$L^{-2}T$
B_N - coeficiente associado à equação do NÓ (m^2/s)	L^2T^{-1}
b_0 - coeficiente da equação ajustada da curva carga x vazão da bomba (s/ m^2)	$L^{-2}T$
C	
C_A, C_B - coeficientes associados a equação do Nó (m)	L
C_G - coeficiente de geometria	(adimensional)
C_H - coeficiente de energia ou carga	(adimensional)
$C_K(i)$ - custo global do bombeamento (R\$)	---
$C_K(N)$ - custo energético no período N (R\$)	---
C_P - coeficiente de potência	(adimensional)
C_Q - coeficiente de vazão	(adimensional)
C_T - coeficiente de torque	(adimensional)
c_N - custo energético (R\$/kW/h)	---

c_0 - coeficiente da equação ajustada da curva carga x vazão da bomba(s^2/ m^5) $L^{-5}T^2$

D

D- dimensão geométrica característica (m) L

D- diâmetro do tubo (m) L

D(t)- demanda variável no tempo (m^3/s) L^3T^{-1}

E

E_E - coeficiente associado à equação do ENO (m) L

E_N - coeficiente associado à equação do NÓ (m^3/s) L^3T^{-1}

F

F- coeficiente associado à equação do ENO (m^3/s) L^3T^{-1}

f- fator de atrito da fórmula Universal de Perda de carga (adimensional)

f^* - fator de atrito fictício (adimensional)

G

G- coeficiente associado a equação do ENO (m^6/s^2) L^6T^2

G- número de gerações pré-estabelecidas (adimensional)

g- aceleração da gravidade (m/s^2) LT^{-2}

H

H- carga hidráulica (m) L

H_A, H_B - carga hidráulica nos pontos A e b da malha de cálculo (m) L

H_B - variação de carga produzida pela bomba (m) L

H_{bK} - variação de carga das seções 1 e 2 produzida pela bomba K no período N (m) L

H_{Pi} - carga hidráulica na seção i na iteração atual (m) L

H_S, H_R e H_T - cargas nos pontos S, R e T da curva carga x vazão (m) L

I

I- código de ordem para identificação do ENO no esquema topológico (adimensional)

I(i)- indivíduos	(adimensional)
i- contador	(adimensional)
J	
j- contador	(adimensional)
K	
K- caracterização de bomba	(adimensional)
L	
L- comprimento (m)	L
N	
N- rotação no eixo da máquina	T^{-1}
N_i - numeração do NÓ, sendo i o número do NÓ	(adimensional)
N_S - rotação específica	(adimensional)
P	
P- potência no eixo da bomba	ML^2T^{-3}
P- número de indivíduos	(adimensional)
P_{bK} - potência da bomba K, no período N	ML^2T^{-3}
Q	
Q- vazão (m^3/s)	L^3T^{-1}
Q_A, Q_B, Q_E, Q_D, Q_P - vazões nos pontos A, B, C, D e P da malha de cálculo (m^3/s)	L^3T^{-1}
Q_A - vazão bombeada (m^3/s)	L^3T^{-1}
Q_{bK} - vazão pela bomba K (m^3/s)	L^3T^{-1}
Q_{PE} - vazão de um ENO não tubo (m^3/s)	L^3T^{-1}

R

R- Resistência (s^2/m^5)	$L^{-5}T^2$
R- ponto associado no máximo rendimento na curva da bomba	(adimensional)
R_e - Número de Reynolds	(adimensional)

S

S- ponto associado a condição de shutt-off na curva da bomba	(adimensional)
--	----------------

T

T- código de tipo do ENO	(adimensional)
T- ponto qualquer sobre a curva da bomba	(adimensional)
TC- número de tubos que convergem	(adimensional)
TD- número de tubos que divergem	(adimensional)

α

α - rotação adimensional da bomba	(adimensional)
α_{KN} - rotação da bomba K, no período N	(adimensional)

Δ

ΔE - energia por unidade de massa transferida do líquido entre as seções 1 e 2 da máquina (m^2/s^2)	L^2T^{-2}
Δx - comprimento infinitesimal da tubulação (m)	L
Δt - intervalo infinitesimal de tempo	T

φ

$\varphi(Q_{PE})$ - Função da vazão no instante $(t+\Delta t)$ (m)	---
--	-----

μ

μ - viscosidade absoluta do fluido	$ML^{-1}T^{-1}$
--	-----------------

η

η - rendimento da máquina (bomba)

(adimensional)

ρ

ρ - massa específica do fluido (kg/m^3)

ML^{-3}

SIGLAS

AG – Algoritmos Genéticos

TMA – Time Marching Approach

ENOS – Elementos entre NÓS

NÓS – Ponto de ligação entre os ENOS

Resumo

Ribeiro, Lubienska Cristina Lucas Jaquiê. Modelo Híbrido para o Estabelecimento de Rotações Ótimas de Bombas de Rotação Variável. Campinas, Faculdade de Engenharia Civil, Universidade Estadual de Campinas, 2002. 137 pág. Dissertação.

As simulações computacionais são, na atualidade, ferramentas integrantes do processo de análise de instalações hidráulicas a condutos forçados. O presente trabalho apresenta o desenvolvimento de um modelo computacional, para a simulação, em período extensivo, de sistemas de abastecimento de água contendo bombas de rotação variável, visando o estabelecimento das velocidades ótimas de rotação que satisfaçam objetivos pré-estabelecidos, no caso, a manutenção de pressões mínimas de serviço e a redução de consumo de energia elétrica e o retorno de nível ao final do período à condições desejadas. Em técnicas convencionais as funções objetivos estabelecidas estão sujeita a um conjunto de restrições implícitas e explícitas dos elementos do sistema, algumas fortemente não lineares, por isso a opção da solução através de um modelo híbrido (simulador-otimizador). Usando os Algoritmos Genéticos como “gerador e controlador” das variáveis de decisão (modelo de otimização) em conjunto com modelo hidráulico de simulação de operação da rede hidráulica. Os exemplos avaliados mostraram o potencial da técnica proposta para diversas condições operacionais objetivadas, mostrando que o uso da ferramenta para demais situações operacionais se dá apenas pela mudança da função objetivo e não nos módulos principais da simulador e otimizador. Assim, topologias e situações operacionais podem ser alteradas sem a modificação dos módulos principais.

Palavras chaves: Abastecimento de Água, Algoritmos Genéticos, Controle operacional, Bombas de Rotação Variável, Otimização.

1. Introdução

As simulações computacionais são, na atualidade, ferramenta integrante do processo de análise de instalações hidráulicas a condutos forçados. Cada vez se empregam “software” mais sofisticados, com “interfaces” amigáveis (modelos de quarta geração – ABBOT *et al.*, 1991), 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 (exploração eficiente do sistema).

Embora os modelos de simulação tenham alcançado elevado grau de sofisticação na representação da realidade física a ser modelada, existem elementos (contornos) complexos, cujo equacionamento ainda não se apresenta de maneira adequada para algumas proposições e análises. Este é o caso das bombas de rotação variável.

A utilização de bombas de rotação variável em sistemas de abastecimento de água permite uma série de vantagens no controle e exploração destes sistemas,

- 1) as pressões podem ser mantidas em níveis próximos aos mínimos necessários, reduzindo o nível das perdas por vazamento;
- 2) os períodos de funcionamento das bombas podem ser controlados mais facilmente, podendo ser feita a maior utilização destas fora das “horas de pico”, com conseqüentes vantagens econômicas e uso mais eficiente da energia;
- 3) podem ser obtidas melhores respostas do sistema ante situações anômalas, tais como demandas de incêndio e rupturas de tubulações;

4) eliminam-se os transitórios associados aos arranques e paradas bruscas das bombas, que podem comprometer os elementos da instalação.

Na concepção de um modelo de simulação em período extensivo, embora a bomba de rotação variável seja um contorno com o comportamento hidráulico facilmente descrito, sua presença introduz novas variáveis, as rotações, ao elenco do sistema de equações que objetiva a determinação das variáveis de estado, carga e vazão (H,Q), sem a adição de novas equações, que permitam um igual número de equações e incógnitas. A solução para o problema só é possível, fornecendo a lei de variação de rotação no período (LUVIZOTTO JR., 1995), ou seja, eliminando a incógnita rotação, ou fixando objetivos de interesse (WOOD e REDDY, 1994). Na primeira forma, embora se possa avaliar uma regra operacional não é possível encontrar o ótimo operacional de forma criteriosa (só por tentativas e erros), no segundo caso embora se busque o ótimo operacional o modelo proposto é deficiente merecendo novas investigações.

2. Objetivos

O objetivo deste trabalho é o desenvolvimento de um modelo computacional, para a simulação, em período extensivo, de sistemas de abastecimento de água contendo bombas de rotação variável, visando o estabelecimento das velocidades ótimas de rotação, que satisfaçam a objetivos pré-estabelecidos, no caso, a manutenção de pressões mínimas de serviço e a redução de consumo de energia elétrica e a manutenção dos níveis dos reservatórios, com o atendimento dos consumos.

O trabalho terá como base o modelo de simulação proposto por LUVIZOTTO JR. (1995), adaptado às proposições de WOOD e REDDY (1994), associado a um modelo de otimização baseado nos Algoritmos Genéticos que visa minimizar a função objetivo consumo de energia.

3. Revisão Bibliográfica

3.1 Aspectos da Obtenção de Regras Operacionais

Pode-se dizer que a operação de um sistema de distribuição de água é a seqüência de manobras exercidas sobre elementos ativos deste sistema, tais como válvulas e bombas, de forma a atender aos objetivos estabelecidos. Esta seqüência de manobras, ou seja, regras operacionais, são definidas conhecendo-se dados relativos ao sistema, o seu estado atual e estados provisionais, embasados em históricos de consumo.

A **definição de objetivos operacionais** envolve aspectos de natureza técnica, econômica, social e política. Sob o ponto de vista técnico, pode-se dizer que o objetivo da operação é o de minimizar custos operacionais, quando o sistema está apto a atender às necessidades de demanda com pressões adequadas e com garantias de qualidade do produto, ou de minimizar os possíveis danos advindos da escassez de oferta, quando as demandas aproximam-se ou excedem a capacidade de produção. Nesse caso trata-se de garantir a confiabilidade do abastecimento.

O **conhecimento do sistema** é imprescindível na elaboração de uma regra operacional. A topologia do sistema e as características hidráulicas e mecânicas dos elementos que o compõem irão permitir que o modelo matemático utilizado represente de forma mais fiel possível o sistema em análise.

O **conhecimento dos dados provisionais** de consumo é indispensável na obtenção de modelos de simulação em tempo real. As peculiaridades e características sazonais do consumo devem ser bem avaliadas para que o modelo de cálculo desenvolvido possa representar o mais fielmente possível as condições de operação do sistema.

O último requisito para a definição de regras operacionais são os **modelos matemáticos**. As metodologias destinadas à obtenção de regras de controle visam estabelecer quais elementos serão manobrados, quando serão manobrados e qual tipo de manobra será efetuado, de forma a atender a um determinado objetivo pré-estabelecido, respeitando as restrições operacionais. As técnicas empregadas para este fim podem ser agrupadas em duas categorias distintas; técnicas de **otimização direta** e **técnicas de simulação contínua**.

As técnicas de otimização são utilizadas na busca de soluções ótimas para um problema operacional específico. Se o objetivo for, por exemplo, o mínimo custo operacional, a função custo estará associada à tarifa de energia elétrica, ao rendimento das bombas, às perdas de carga na instalação, etc. Por outro lado, para o atendimento do objetivo de mínimo custo de energia há restrições impostas pelo próprio sistema, tais como, níveis máximos e mínimos dos reservatórios, limites de pressão e de potência e quantidade de água disponível.

Algumas dificuldades surgem na utilização das técnicas de otimização para a solução do problema do controle. Estas dificuldades estão associadas ao grande número de equações a serem resolvidas, à dificuldade de formulação do problema geral, ao tratamento de restrições operacionais não explícitas e à aquisição e manutenção de dados (RIBEIRO, 1985). De fato, o problema do controle ótimo é bastante complexo por possuir um grande número de restrições, muitas das quais não-lineares e um grande número de variáveis de decisão também não-lineares. A obtenção da solução complica-se ainda mais pelo fato de alguns comandos serem discretos, como é o caso de uma bomba, que pode estar ligada ou desligada.

A **programação dinâmica (PD)** é, sob o ponto de vista teórico, a técnica mais geral para a solução do problema formulado. Ela não requer simplificações, pode tratar não-linearidades contínuas e comandos discretos. Sua grande desvantagem está no tempo de processamento, para a solução do elevado número de equações necessárias. JARRIGE (1992), mostra o caso em que o número de equações necessárias para completar a formulação do problema cresce de forma exponencial com o número de reservatórios envolvidos.

Feitas algumas simplificações na formulação geral do problema de otimização, a **programação linear (PL)** também pode ser utilizada no processo de definição de regras de

controle. Segundo JARRIGE (1992), a principal característica da formulação linear é a sua habilidade para resolver problemas desta natureza com boa precisão na minimização da função custo.

A **simulação contínua** é uma técnica não sujeita às restrições observadas nas técnicas de otimização, entretanto não permite obter diretamente a solução ótima. A simulação permite a análise da influência de cada manobra e desta forma obter um conhecimento das relações entre componentes do sistema que permitirão encontrar regras ou manobras melhores possíveis. Sob o ponto de vista de sua concepção, um simulador é estruturado com base em rotinas de cálculo para solução do regime permanente (e/ou transitório e oscilatório) da rede hidráulica, com o propósito de se investigar as variáveis de estado, carga e vazão, e de outras decorrentes (LUVIZOTTO JR. *et al.*, 1997).

Outra possibilidade para definição das regras de controle é a utilização conjunta das técnicas de simulação com técnicas de otimização (**modelos híbridos**). CHASE E ARMSBEC, citados por BRION e MAYS (1991), propuseram uma técnica que utiliza algoritmos de programação não-linear e um simulador para resolver os problemas das restrições hidráulicas do otimizador. Esta técnica possibilita uma maior aplicabilidade em relação a otimização isolada.

BRION e MAYS (1991) apresentaram dentro desta mesma linha uma metodologia para obter a operação ótima das estações de bombeamento, em termos do mínimo custo operacional. A metodologia é baseada no interfaceamento de um modelo de otimização não linear com um modelo hidráulico de simulação, utilizado implicitamente para resolver as equações de conservação de massa e de energia que descrevem o escoamento hidráulico no modelo de otimização. O esquema de interfaceamento é apresentado pelos autores conforme apresentado na Figura 3.1.

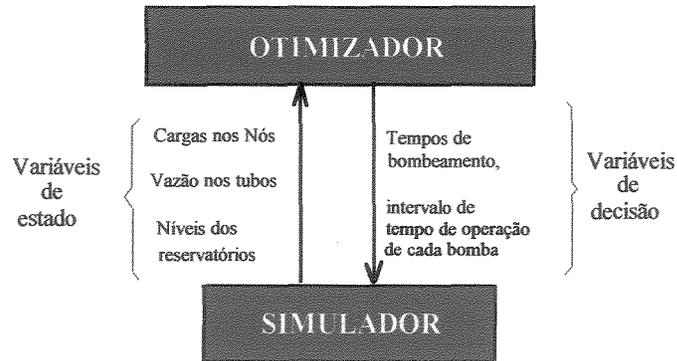


Figura 3.1 Conexão Otimizador - Simulador (Fonte BRION e MAYS, 1991).

A idéia do emprego de um modelo híbrido foi o ponto de partida para a proposição desta investigação, uma vez que o simulador operacional, baseado no “*Time Marching Approach*” (TMA), investigado por LUVIZOTTO JR. (1995) se mostrou extremamente adequado para a análise de regras operacionais propostas. Entretanto, utilizar tal equacionamento para busca de manobras otimizadas através das técnicas usuais de otimização, não seria viável (sem a perda das inúmeras vantagens de um simulador). A adoção de um modelo híbrido (simulador-otimizador), se mostrou uma possibilidade a ser considerada. A escolha do modelo otimizador recaiu sobre uma técnica heurística, os AGs, para se evitar simplificações no modelo tais como linearização.

3.1.1 Pesquisas desenvolvidas na operação ótima de sistemas de abastecimento de água

As técnicas de simulação, assim como as técnicas de otimização, estão sendo incorporadas progressivamente ao setor de recursos hídricos, devido principalmente às facilidades computacionais disponíveis nos dias atuais e à possibilidade de modelagem mais realística dos problemas (FRANCATO, 1999). Tem com isso recebido cada vez mais a atenção dos pesquisadores.

A escolha do método de otimização a ser empregado depende do problema a ser resolvido, dos dados disponíveis e dos objetivos e das restrições especificadas.

ORMSBEE *et al.* (1989) tentando otimizar a operação de um sistemas de abastecimento de água localizado em uma zona de alta pressão, a “*Third High Pressure Zone*”, na cidade de Woshinton, que supre uma parte do Distrito de Columbia, buscaram minimizar os custos de bombeamento deste sistema. A metodologia da operação ótima da bomba utilizada por eles envolveu duas fases: sendo a primeira com o objetivo de determinar a combinação ótima de bombas requeridas para produzir a carga desejada nos reservatórios e a segunda, determinar as trajetórias ótimas dos reservatórios para um dado conjunto de condições operacionais (tarifas operacionais, demandas etc) em um determinado período de tempo. Foram desenvolvidos programas para as respectivas fases, o primeiro PCP (Pump Combination Program) elaborado para obter a combinação ótima das bombas e o segundo TOP (Tank Operation Program) baseado em PD. Sendo o problema resolvido através da interfase destes dois problemas. A economia anual de energia conseguida pela aplicação da metodologia foi de aproximadamente de 6,7%.

Já ZESSLER e SHAMIR (1989) baseados na otimização progressiva (OP), e em um método iterativo de PD, apresentaram um modelo para resolver o problema de operação ótima de sistemas de fornecimento de água. Utilizaram a linguagem PASCAL para desenvolver o modelo que otimiza a operação do sistema em um período de 24 horas, dividido em intervalos de 1 hora. No modelo o sistema é dividido em subsistemas com uma estação de bombeamento entre dois reservatórios e uma demanda agregada. Para cada subsistema e suas denominadas combinações de bombas é utilizado um simulador que obtêm resultados de vazões, pressões e volumes reservados. Conhecendo-se as configurações dos volumes iniciais e finais dos reservatórios, para compor o problema de otimização a ser resolvido pelo modelo proposto, faz-se um ajuste quadrático onde são construídas as curvas de energia consumida pelas bombas em função da vazão bombeada (para cada estação de bombeamento), obtendo assim a função objetivo (energia consumida) a ser minimizada para cada subsistema. O modelo foi aplicado ao sistema de distribuição de água de Ein Ziv, Israel, que abrange uma área de 180 Km². E como resultado, uma política ótima de operação do sistema é fornecida em termos das vazões das estações de bombeamento e níveis de reservatórios.

JOWITT e GERMANOPOULOS (1992) apresentaram um modelo baseado em programação linear (PL) para determinar a programação ótima das operações de bombas, visando

a minimização dos custos de bombeamento em um horizonte de operação de 24 horas. Através de um conjunto de restrições lineares e função objetivo linear o modelo desacopla a operação das bombas das características não lineares da rede. É utilizado um simulador para fazer a iteração entre as bombas e a rede (trabalhando em período extensivo). O modelo foi desenvolvido em FORTRAN 77 e aplicado em uma rede existente. O modelo foi considerado satisfatório para implementação em tempo real e obteve reduções significantes nos custos de bombeamento, mas os autores alertam que o modelo é limitado à rede em estudo.

ORMSBEE e REDDY (1995) propuseram através de técnicas heurísticas, um algoritmo otimizador em conjunto com um simulador de rede (KYPIPE2), com o objetivo de obter a operação ótima de bombas de um sistema em um período de operação de 24 horas, a cada hora. O otimizador gera aleatoriamente um conjunto de soluções que são fornecidas ao simulador que encontra alguns resultados, estes retornarão ao otimizador quantificando a função objetivo quanto ao valor da energia gasta no bombeamento, esta informação é utilizada para gerar um novo conjunto de variáveis de decisão que busca minimizar a função objetivo. Este processo é repetido até que um nível de convergência é atingido. Esse processo foi aplicado a uma zona pressão, “*First High System*”, Washington, para dois dias de avaliação. Foram geradas 100 políticas aleatórias para ambos os dias e os custos com bombeamento foram reduzidos em 6,8 e 6,9% respectivamente.

SANTANA (1999) baseado em um problema de programação não linear mista apresenta um modelo de otimização para a operação de sistemas de distribuição de água. Este sistema é abastecido por múltiplas estações de bombeamento e múltiplos reservatórios de regularização. O modelo possui diversos níveis de otimização que interagem entre si, fornecendo informações para melhorar as soluções. São duas as variáveis de decisão do modelo, o número de bombas operando em paralelo e o nível de água dos reservatórios para intervalos de tempo em um horizonte de 24 horas. O modelo é caracterizado como um problema não linear restrito que é resolvido pelo algoritmo do Gradiente Reduzido Generalizado, e para sua aplicação o pesquisador desenvolveu um “*software*” o OtimizaRede (ambiente Windows). O modelo se mostrou valioso e perfeitamente viável para aplicação em tempo real. O pesquisador aconselha adotar as técnicas de penalização com muita cautela, pois a adoção de parâmetros iniciais muito elevados tende a gerar uma solução factível mais rápida, porém de alto custo de operação.

3.2 Bomba de Rotação Fixa e Bomba de Rotação Variável

Segundo TARQUIN e DOWDY (1989), uns dos itens mais caros nos orçamentos municipais, são os custos provenientes do bombeamento de água para distribuição, e que, em cidades de médio porte (100.000 ou mais habitantes), uma economia de energia elétrica da ordem de 5% pode representar uma economia de alguns cem mil dólares por ano. Segundo CLINGENPEEL (1983), muitas empresas de saneamento gastam com energia elétrica 50% (ou mais) dos custos operacionais, dos quais 95% podem ser associados aos custos de bombeamento. Portanto constata-se que nos Estados Unidos o consumo de energia no bombeamento chega a 15% do consumo energético total do país.

Bombas podem ser arranjadas e combinadas para satisfazer as necessidades do sistema de distribuição de água. Bombas de diferentes tamanhos e capacidade podem ser associadas em série, paralelo ou série-paralelo. Em todos os sistemas onde as bombas são associadas e com o número fixo de bombas, sendo operada a uma velocidade constante é difícil o controle exato da vazão e pressão sem o uso de válvula.

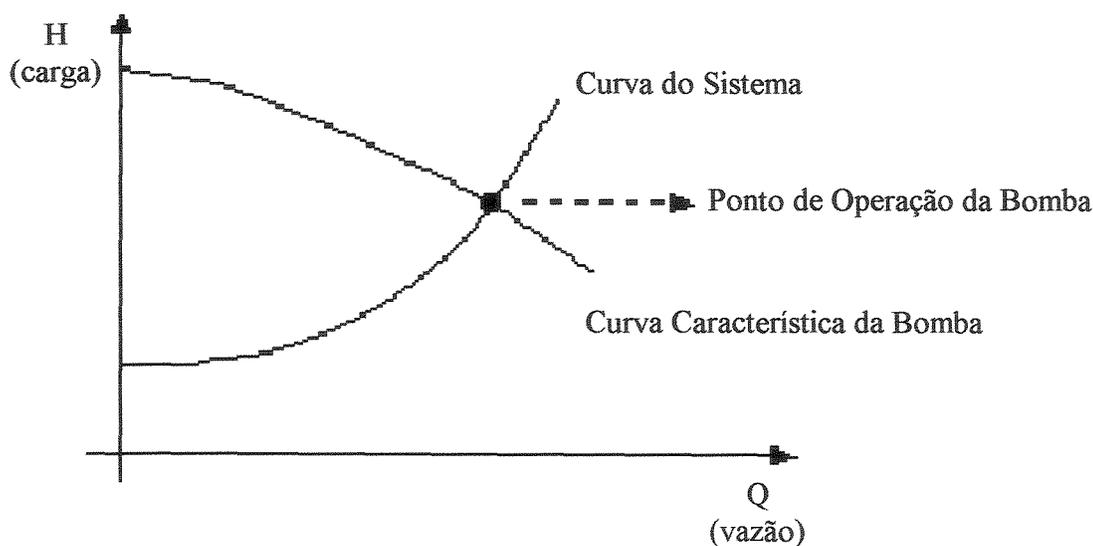


Figura 3.2 Ponto de operação de uma bomba.

A operação de uma bomba através da variação de sua rotação produz melhores resultados que a operação de uma válvula controladora de vazão, pois variando-se a rotação da bomba, consegue-se que o par carga e vazão requerido pelo sistema se mantenha sobre uma curva com melhor rendimento (MACINTYRE, 1987).

Isso se dá devido ao fato de que com a variação da rotação consegue-se compor para uma única bomba um conjunto de curvas características, sendo possível então ajustar a rotação da bomba para um par de carga e vazão requerido pelo sistema. Não modificando a curva do sistema, pois não ocorrerá acréscimo de pressão por parte da bomba o que acontece no caso da operação por válvula controladora de vazão.

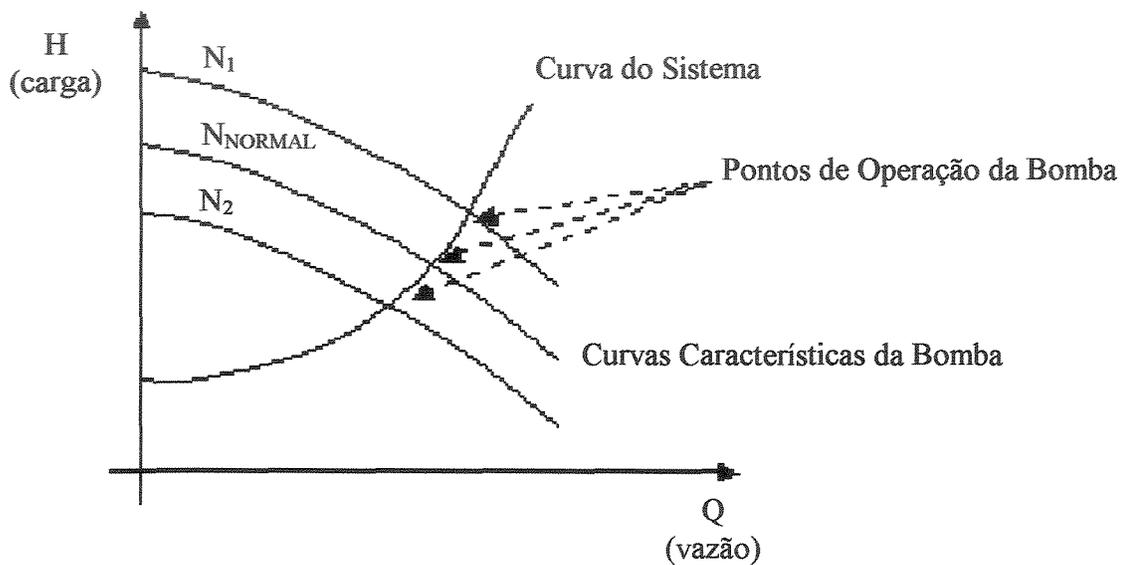


Figura 3.3 Pontos de operação de uma bomba através da variação de rotação.

Segundo ACEE (1991) quando uma válvula está operando na condição de estrangulamento pode ser comparada a estar dirigindo um carro com o freio apertado, o resultado será um desperdício de energia. Pois a energia produzida pela bomba será dissipada pela válvula.

Os inversores de frequência podem representar uma variação contínua de velocidade e sobretudo em alguns casos uma economia significativa da potência.

Segundo AMIGO (2000), analisando o comportamento das potências e perdas envolvidas nos bombeamentos, constatou em sua pesquisa que o alto consumo exigido pelo motor elétrico quando gerenciado por uma válvula hidráulica, deve-se ao fato de que a medida que a curva característica da instalação desloca-se para esquerda há uma redução da potência da bomba, mas esta redução é pequena se comparada com a queda dos rendimentos do motor e da bomba, que elevarão o valor da potência requerida na rede. Já no caso da regulação da vazão com inversor de frequência nota-se que para uma mesma vazão, a redução da potência da bomba é consideravelmente maior do que a do controle por uma válvula hidráulica. Isto se deve ao fato de que o ajuste da rotação do motor promove um deslocamento da curva de potência da bomba para baixo. Com isto para uma mesma vazão tem-se uma redução da potência requerida na rede através da utilização do controle pelo inversor de frequência (Figura 3.4 e 3.5).

Então, o controle do sistema de distribuição de água pressurizada com bombas de velocidade fixa que era antes impreciso e difícil, pois operava ineficientemente com indesejáveis pressões ocorrendo em posições variadas do sistema passa a ser eficiente se a bomba for equipada com variador de rotação.

As bombas de velocidade fixa equipadas com variadores de rotação passam a se comportar como bombas de velocidade variável, estas portanto, conseguem reduzir a pressão da água no sistema e uma melhor proteção da bomba contra os efeitos causados pelo excessivo empuxo radial, muitas vezes verificado na bomba de velocidade constante (TILLACK e RISHEL, 1998).

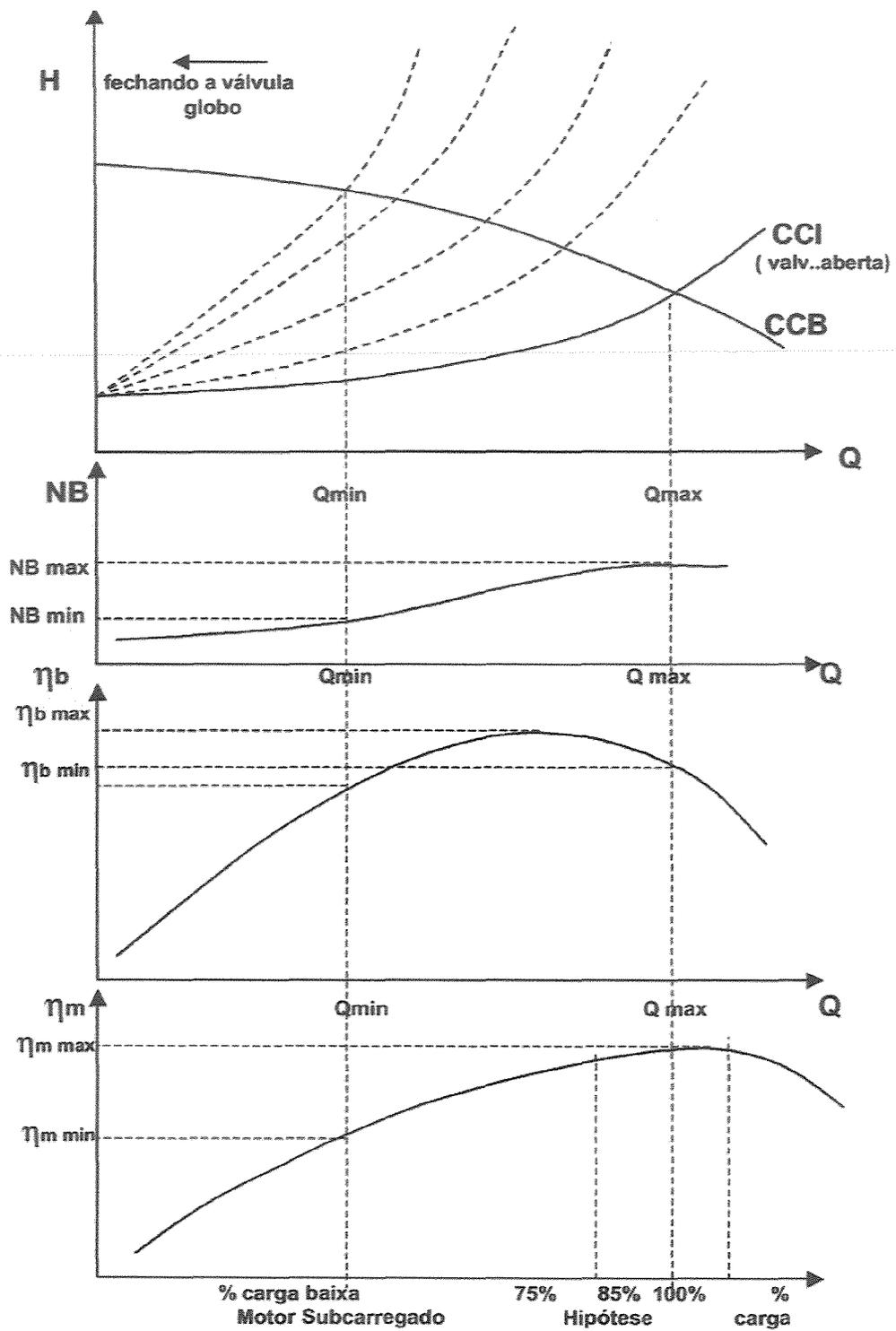


Figura 3.4 Análise Gráfica, através de válvula hidráulica (AMIGO, 2000).

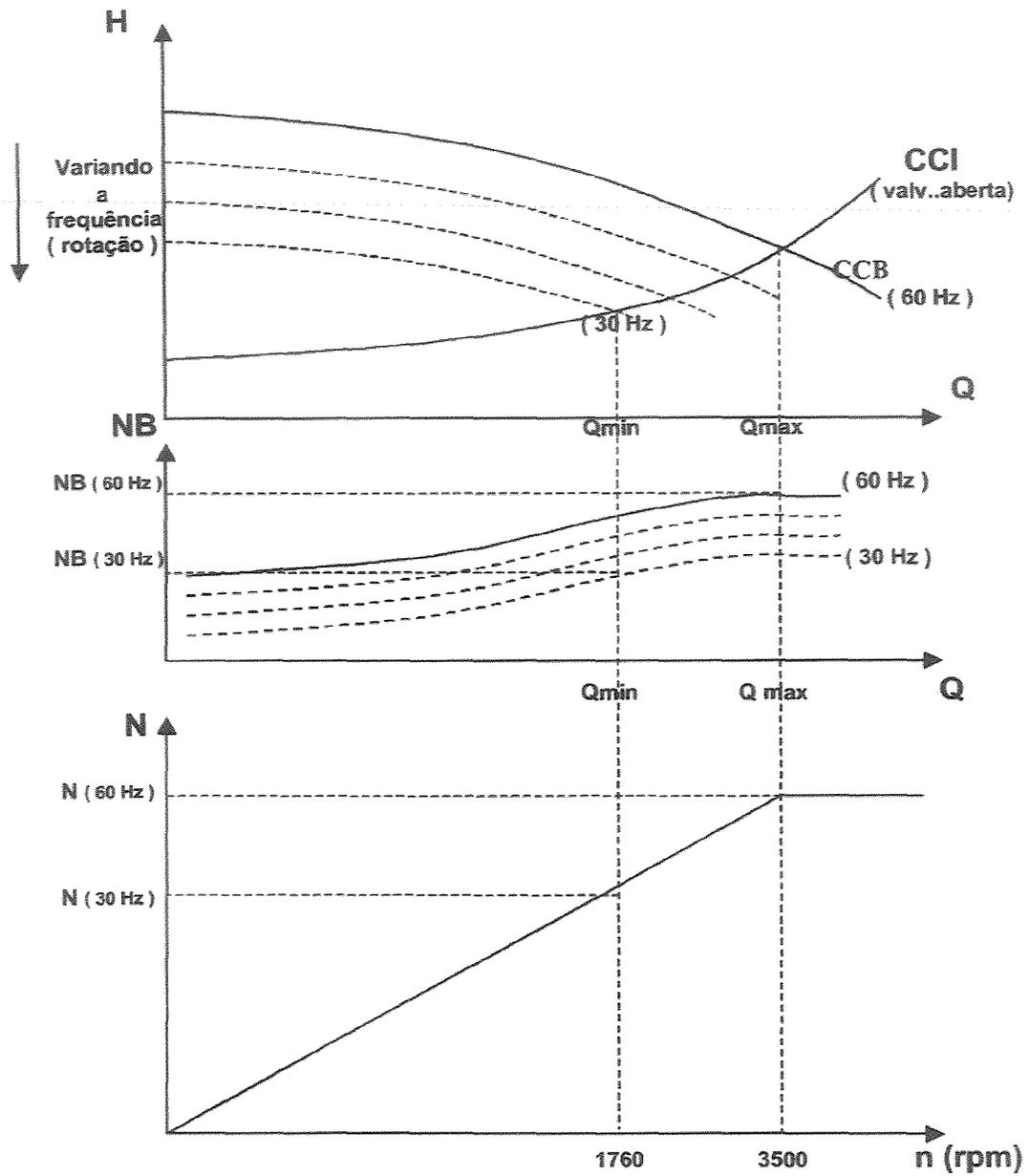


Figura 3.5 Análise Gráfica, através do inversor de frequência (AMIGO, 2000).

3.2.1 Caracterização da Máquina Hidráulica

A adução por gravidade, sem dúvida, é a forma mais desejável de abastecimento de água para as cidades. As razões são as seguintes:

- 1) se o abastecimento de água é feito por gravidade não há despesas com energia elétrica;
- 2) na ocorrência de falhas e interrupções no fornecimento de energia elétrica o sistema de abastecimento de água não sofre interferência;
- 3) não terá ônus adicional representado pelo pessoal e material necessário à operação e manutenção de estações elevatórias;

Muitos foram os motivos que tornaram este tipo de abastecimento insatisfatório, pois, com o aumento da população, a vazão necessária para o abastecimento cresceu bastante, conduzindo a uma captação em seções cada vez mais baixas necessitando o recalque. As adutoras passam a ter extensões maiores, o que amplia as necessidades de controle e manutenção.

Segundo YASSUDA (1966) para organizar e manter os serviços de operação e manutenção de acordo com as necessidades do serviço é necessário não esquecer dos custos de operação, manutenção e recalque que já foram computados nos estudos econômicos e financeiros do projeto.

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 são chamadas de turbinas LUVIZOTTO JR. (1999).

As grandezas físicas envolvidas no processo de transferência de energia para uma máquina de geometria fixa são as seguintes:

Q - vazão que percorre a máquina;

N - rotação no eixo da máquina;

D - dimensão geométrica característica;

ρ - massa específica do fluido;

μ - viscosidade absoluta do fluido;

η - rendimento da máquina;

ΔE - energia por unidade de massa transferida do líquido entre as seções de montante (1) e jusante (2) da máquina.

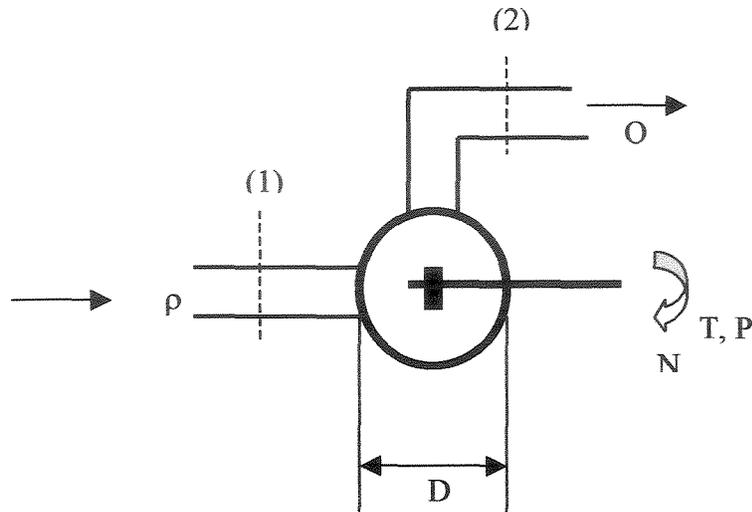


Figura 3.6 Representação esquemática de uma Máquina Hidráulica.

Obtém-se através das relações entre estas grandezas as características de uma máquina hidráulica. Portanto se a energia e o rendimento forem tomados como variáveis dependente das demais, pode-se escrever:

$$\Delta E = f_1(Q, N, D, \rho, \mu) \quad (3.1)$$

$$\eta = f_2(Q, N, D, \rho, \mu) \quad (3.2)$$

Podem ser obtidas através da análise dimensional, as funções de dependência equivalentes, utilizando como base as grandezas ρ , N, D;

$$\frac{\Delta E}{N^2 D^2} = \varphi_1 \left(\frac{\rho N D^2}{\mu}, \frac{Q}{N D^3} \right) \quad (3.3)$$

$$\eta = \varphi_1 \left(\frac{\rho N D^2}{\mu}, \frac{Q}{N D^3} \right) \quad (3.4)$$

Obtêm-se os seguintes adimensionais

$$\frac{\Delta E}{N^2 D^2} = \frac{gH}{N^2 D^2} = C_H \quad - \text{Coeficiente de energia ou carga} \quad (3.5)$$

$$\frac{Q}{N D^3} = C_Q \quad - \text{Coeficiente de vazão} \quad (3.6)$$

$$\frac{\rho N D^2}{\mu} = \text{Re} \quad - \text{Número de Reynolds} \quad (3.7)$$

Normalmente os efeitos de viscosidade são secundários para as máquinas de fluxo axiais, desta forma o número de Reynolds pode ser retirado das relações funcionais acima. Se a máquina for de geometria interna fixa, o coeficiente de geometria poderá ser tirado também das relações funcionais (φ_1 , φ_2), desta forma.

$$C_H = \varphi_1(C_Q) \quad (3.8)$$

$$\eta = \varphi_2(C_Q) \quad (3.9)$$

As grandezas torque (momento) e potência podem também ser adimensionalizadas utilizando a mesma base (ρ , N , D), resultando nos coeficientes adimensionais de momento e potência, cujo valor pode ser obtido do produto dos coeficientes de carga e vazão, ou seja:

$$C_P = \frac{P}{\rho N^3 D^5} = C_Q C_H \quad - \text{Coeficiente de Potência} \quad (3.10)$$

$$C_T = \frac{T}{\rho N^2 D^5} = C_Q C_H \quad - \text{Coeficiente de Torque} \quad (3.11)$$

As situações operacionais de duas máquinas hidráulicas são chamadas semelhantes, se caracterizada pelos mesmos termos de valores (η , C_{Q1} , C_{H1}), ou seja:

$$\eta_1 = \eta_2 \quad (3.12)$$

$$C_{Q1} = C_{Q2} \quad (3.13)$$

$$C_{H1} = C_{H2} \quad (3.14)$$

ou;

$$\eta_1 = \eta_2, \quad (3.15)$$

$$\frac{Q_1}{N_1 D_1^3} = \frac{Q_2}{N_2 D_2^3} \quad (3.16)$$

$$\frac{H_1}{N_1^2 D_1^2} = \frac{H_2}{N_2^2 D_2^2} \quad (3.17)$$

e como decorrência ($C_{Q1} C_{H1} = C_{Q2} C_{H2}$),

$$\frac{P_1}{N_1^3 D_1^5} = \frac{P_2}{N_2^3 D_2^5} \quad (3.18)$$

$$\frac{T_1}{N_1^2 D_1^5} = \frac{T_2}{N_2^2 D_2^5} \quad (3.19)$$

Para uma mesma máquina ($D_1 = D_2$) operando com um mesmo fluido, as condições de semelhança se reduzem às relações:

$$\eta_1 = \eta_2 \quad (3.20)$$

$$\frac{Q_1}{N_1} = \frac{Q_2}{N_2} \quad (3.21)$$

$$\frac{H_1}{N_1^2} = \frac{H_2}{N_2^2} \quad (3.22)$$

e como decorrência;

$$\frac{P_1}{N_1^3} = \frac{P_2}{N_2^3} \quad (3.23)$$

$$\frac{T_1}{N_1^2} = \frac{T_2}{N_2^2} \quad (3.24)$$

Para a escolha do tipo da máquina, tendo uma dada aplicação o parâmetro utilizado é a rotação específica (N_s). A rotação específica adimensional é obtida da combinação dos coeficientes de carga e de vazão de tal forma a se anular a dimensão geométrica característica (D), ficando;

$$N_s = \frac{C_Q^{1/2}}{C_H^{3/4}} = \frac{NQ^{1/2}}{g^{3/4} H^{3/4}} \quad (3.25)$$

O rendimento das máquinas como função de sua rotação específica pode ser apresentado em um gráfico, em que se observa a adequação de cada geometria em função da rotação específica.

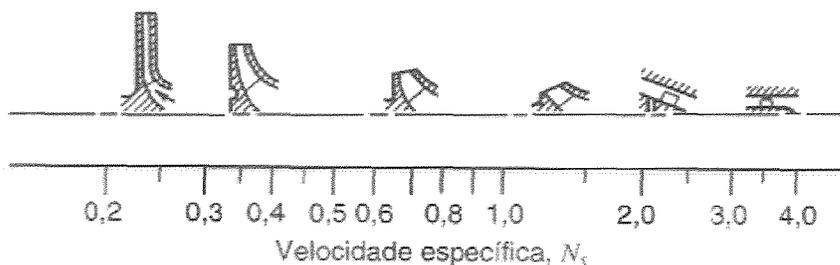


Figura 3.7 Proposições geométricas típicas de bombas comerciais em função da velocidade específica adimensional (Fox e McDonald,1995).

3.2.2 O Variador de Rotação

O variador de rotação nada mais é do que um controle digital que regulariza a velocidade em vez de um aparelho mecânico, ou seja, habilita o redimensionamento da bomba para a exata necessidade através do controle de velocidade do propulsor. Também tem a vantagem de regular o fluxo adequadamente quando comparado a uma válvula, utilizando menos energia (ABB, 1993).

Com adoção do variador de rotação é verificada a economia de energia, mas existem muitas outras economias que devem ser consideradas, tais como: o desgaste mecânico; a manutenção reduzida; o "fator de demanda" de energia reduzida. Pois o motor partirá suavemente com uma completa ausência de corrente de partida e o fator de potência melhorado (próximo de 1, em toda a faixa de corrente de partida).

Os principais tipos de variadores de rotação são (VALLILO *et al.*, 1998):

- Reostato líquido;
- Acoplamento eletro magnético;

- M. G. Scherbius;
- Thyristor - Scherbius;
- Kramer;
- Motor de comutação;
- Com variação de frequência;
- Acoplamento Hidráulico;
- Motores de Combustão Interna, e outros.

SOUZA *et al.*, (1989) comenta que nos sistemas de velocidade variável a pressão é a característica por ser mantida constante em qualquer condição de vazão de consumo. A variação da pressão de recalque é detectada por um sensor do variador de velocidade, que atua efetivamente na rotação da bomba, de modo a manter a pressão de descarga constante. Se a pressão de sucção se mantiver constante, a pressão diferencial desenvolvida pela bomba também se manterá constante para qualquer vazão, e assim sendo a curva característica do sistema, imposta pelo variador, e que a bomba "enxerga", é uma linha reta como indica a Figura 3.8.

No caso onde há variação de pressão, a curva característica do sistema se traduz por várias retas paralelas ao eixo das vazões correspondendo a cada uma delas uma pressão de sucção.

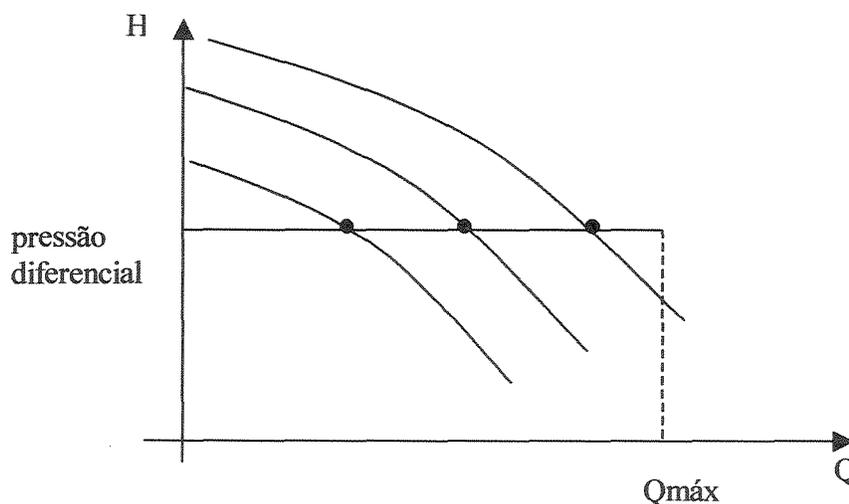


Figura 3.8 Representação de uma bomba com variador de velocidade.

3.3 O Simulador (TMA) - Formulação

Uma rede para transporte de fluido em situação de condutos forçados é constituída por elementos (ENOS), tais como; tubos, reservatórios, bombas e válvulas e, por NÓS, onde se interligam estes elementos (para efeito da modelagem se estará considerando que em um NÓ possa estar conectado apenas um elemento que não seja um tubo). A estes NÓS poderão estar vinculadas demandas $D(t)$. Estabelecendo-se um sentido arbitrário considerado positivo, nos ENOS, qualificam-se os NÓS de montante N1 e de jusante N2. Adotando-se um código de tipo T, para os ENOS que os identifiquem como um tubo, uma válvula, uma bomba ou um reservatório e um código de ordem I, que os identifique na instalação. Pode-se representar topologicamente cada ENO através dos vetores (I,T,N1,N2).

Para a rede esquematizada na Figura 3.9 se o código T=3 é usado para bomba o ENO 21 se escreve como (21, 3,6,17) e, com código T=2 para reservatórios identificam-se os dois reservatórios da rede como (1,2,1,2) e (19,2,15,16). O conjunto destes vetores caracterizam a topologia da rede e permite reconstruí-la identificando-se todos os elementos.

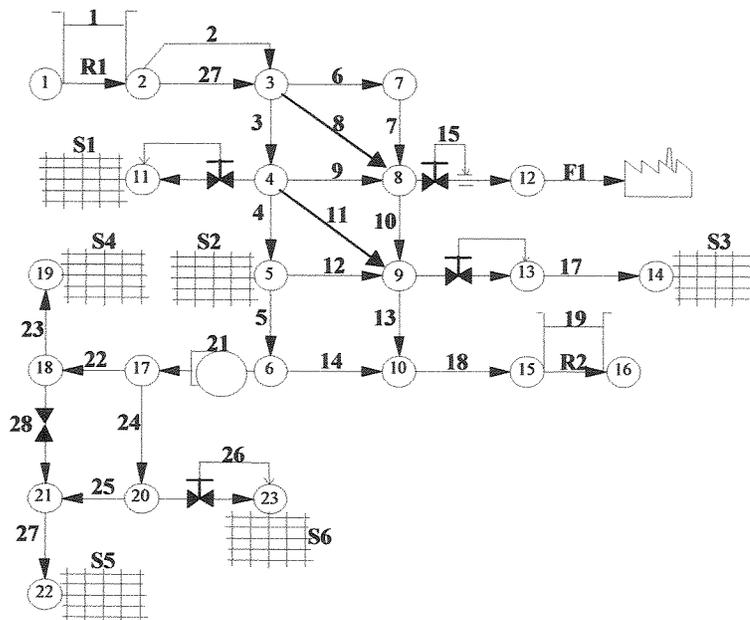


Figura 3.9 Modelagem topológica de uma rede de condutos forçados.

Nas redes hidráulicas, como a ilustrada, a transmissão de informação em um ENO tubo é obtida pela mudança da carga (H) e da vazão (Q) em cada ponto P, ao longo de seu comprimento, que se processam a cada instante t. Esta transmissão de informação mobiliza característica de inércia, resistência e elasticidade, do fluido em escoamento e da própria tubulação, de tal forma que as informações transmitidas a posição P, a cada instante podem ser obtidas dos valores de carga e vazão nas posições A e B, num instante anterior, como é mostrado na Figura 3.10, de acordo com o método das características:

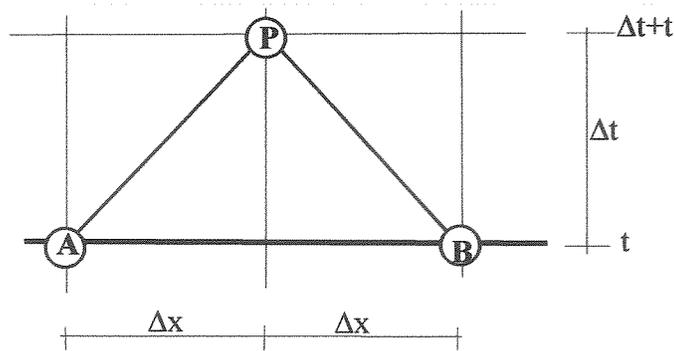


Figura 3.10 Malha de cálculo.

$$H_P = H_A - B(Q_P - Q_A) - RQ_P|Q_A| \quad (3.26)$$

$$H_P = H_B + B(Q_P - Q_B) + RQ_P|Q_B| \quad (3.27)$$

onde B é o termo de impedância e R a resistência da tubulação.

$$B = \frac{a}{gA} \quad R = \frac{f\Delta x}{2gDA^2} \quad (3.28a,b)$$

e a é a celeridade, que é a velocidade com que a informação é transmitida, D é o diâmetro do tubo, A é a área da seção transversal da tubulação, f é o fator de atrito da fórmula Universal de perda de carga distribuída. Todas estas grandezas juntas representam as propriedades das tubulações e g representa a aceleração da gravidade.

A decodificação das informações enviadas por A na equação (3.26) e por B na equação (3.27) é feita no ponto P no instante $t+\Delta t$, na forma de (Q_P):

$$Q_P = (C_A - C_B)/(B_A + B_B) \quad (3.29)$$

onde B_A , B_B , C_A , C_B representam os valores

$$B_A = (B + R|Q_A|) \quad (3.30)$$

$$B_B = (B - R|Q_B|) \quad (3.31)$$

$$C_A = (H_A + B_A Q_A) \quad (3.32)$$

$$C_B = (H_B + B_B Q_B) \quad (3.33)$$

As informações assim propagadas de um instante para outro passam das extremidades dos tubos para os NÓS, genericamente representado na Figura 3.11, em que TC é o número de tubos que “convergem” para o NÓ e TD é o número de tubos que divergem do NÓ. Pode-se considerar que a um dado NÓ seja possível estar vinculado uma demanda $D(t)$ e uma vazão Q_{PE} de um ENO não tubo, associado a esse NÓ.

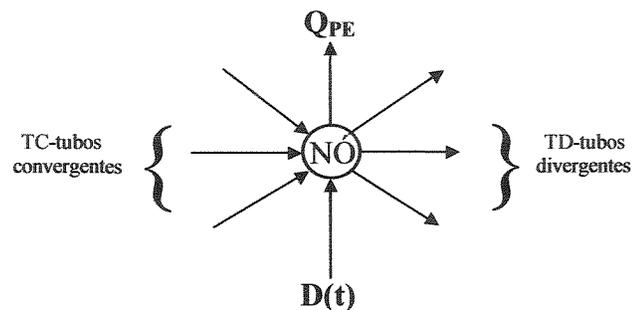


Figura 3.11 Esquema de um NÓ genérico.

Da condição de continuidade no NÓ pode-se chegar facilmente a equação denominada equação do NÓ.

$$Q_{PE} = E_N - B_N H_P \quad (3.34)$$

onde E_N e B_N totalizam as informações recebidas pelo NÓ, na forma:

$$E_N = \sum_{j=1}^{TC} \frac{C_A(j)}{B_A(j)} + \sum_{k=1}^{TD} \frac{C_B(k)}{B_B(k)} + D(t) \dots \dots \dots (3.35)$$

$$B_N = \sum_{j=1}^{TC} \frac{1}{B_A(j)} + \sum_{k=1}^{TD} \frac{1}{B_B(k)} \quad (3.36)$$

a demanda $D(t)$ é acrescentada em E_N como uma informação externa, que foi adicionada ao conjunto de informações internas recebidas pelo NÓ.

A vazão Q_{PE} representa uma resposta do ENO não tubo aos estímulos recebidos em seus NÓS de montante e de jusante, esta resposta irá depender das características funcionais deste elemento, genericamente esquematizado na Figura 3.12.

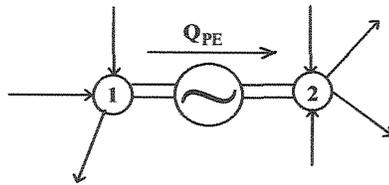


Figura 3.12 Representação esquemática de um ENO não-tubo.

As informações recebidas dos NÓS podem ser escritas na forma dos parâmetros E_E e B_E , que mobilizam a resposta do ENO não tubo na forma:

$$H_{PE} = E_E - B_E Q_{PE} \quad (3.37)$$

onde:

$$E_E = \frac{E_{N1}}{B_{N1}} - \frac{E_{N2}}{B_{N2}} \quad e \quad B_E = \frac{1}{B_{N1}} - \frac{1}{B_{N2}} \quad (3.38a,b)$$

e H_{PE} a diferença de carga entre os NÓS de montante e de jusante.

Observando a equação (3.37) nota-se que a resposta aos estímulos que chegam ao NÓ devem ser combinadas às características funcionais do ENO não tubo para que se possa obter a resposta ao estímulo. Estas características podem ser expressas de forma genérica como:

$$H_{PE} = H_{P1} - H_{P2} = \varphi(Q_{PE}) \quad (3.39)$$

desta forma pode-se dizer que os estímulos recebidos, traduzidos pela equação (3.36) em conjunto com a característica funcional, fornecerá a resposta:

$$Resposta = F(Q_{PE}) = \varphi(Q_{PE}) + B_E Q_{PE} - E_E = 0 \quad (3.40)$$

Para um ENO não tubo genérico que não acumule massa, a equação particular, $\varphi(Q_{PE})$ é conhecida, normalmente, como uma forma quadrática do tipo $H_{PE} = aQ_{PE}^2 - bQ_{PE} + c$, e pode ser substituída na equação (3.40) resultando em:

$$Q_{PE}|Q_{PE}| + FQ_{PE} + G = 0 \quad (3.41)$$

onde os valores de F e G são determinados para cada instante de cálculo para cada um dos elementos segundo sua característica (coeficientes a , b e c): A solução desta equação é dada por:

$$Q_{PE} = -\frac{2G}{F + \sqrt{F^2 + 4|G|}} \quad (3.42)$$

Esta resposta é dada ao sistema através dos NÓS de montante e de jusante através da equação (3.34), que realimenta o processo cognitivo.

Quando a análise é focada na obtenção do regime permanente, ou período extensivo, pode-se utilizar o fato de que a impedância $B = a / gA$, não tem significância e pode ser substituída utilizando a celeridade $a = L/\Delta t$, em que L é o comprimento do tubo, por:

$$B = \frac{L}{gA\Delta t} \quad (3.43)$$

Seguindo a sugestão de SHIMADA (1992), pode-se substituir os tubos da rede de comprimento L_i , e coeficiente de atrito f_i , por tubos equivalentes com comprimentos comuns L_0 (usualmente 100 m) e um correspondente coeficiente de atrito dado por:

$$f_i^* = \frac{f_i L_i}{L_0} \quad (3.44)$$

Este procedimento acelera a convergência do procedimento numérico de cálculo para o regime permanente final.

3.3 Condição de contorno máquina de rotação variável

Como apresentado, a solução dos contornos representados pelos elementos não-tubo é feita com base em uma **equação geral** (3.37) e em uma **equação particular** (3.39), característica do elemento. A combinação destas duas equações resulta na **equação do ENO não-tubo**, representada de forma genérica pela equação (3.40), com solução dada por (3.42) para os casos de interesse nesta pesquisa. Um exame destas equações mostra que para a solução do ENO não-tubo, ou seja, a determinação da vazão Q_{PE} , e das cargas em seus NÓS de montante e de jusante, será necessário a determinação das constantes F e G, obtidas em função das características particulares do elemento, onde os valores a , b e c são valores característicos do ENO.

A variação de carga produzida entre os NÓS de montante e de jusante, em uma instalação de bombeamento pode ser expressa na forma:

$$H_{P2} - H_{P1} = H_B \quad (3.45a)$$

onde H_B é a variação de carga produzida pela bomba, usualmente fornecida em função da vazão, através da curva carga x vazão. Esta curva pode ser representada através de um conjunto de pontos discretos, quando usadas em rotinas de simulação. Alternativamente um polinômio de segunda ordem ajustado a estes pontos pode ser utilizado (FOX, 1977). Este polinômio pode ser expresso na forma:

$$H_B = a_o + b_o Q_B + c_o Q_B^2 \quad (3.45b)$$

onde a_o , b_o e c_o são coeficientes a serem determinadas e Q_B é a vazão bombeada.

A determinação dos coeficientes a_o , b_o e c_o , pode ser feita através de três pontos pertencentes à curva da bomba. Se forem tomados os pontos S, R, T indicados na Figura 3.13 relativos a carga de "Shutt-off" (S), ao ponto de máximo rendimento (R) e a um ponto qualquer (T), pode-se obter:

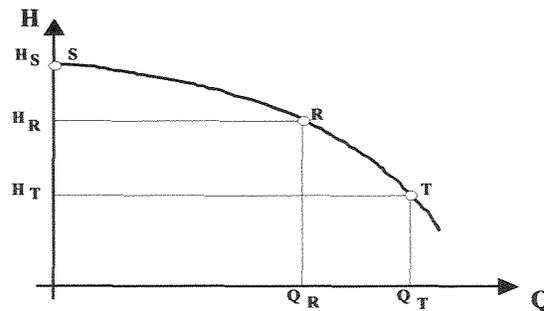


Figura 3.13 Curva Carga x Vazão.

$$a_o = H_S \quad (3.46)$$

$$b_o = \frac{(H_S - H_R)Q_T^2 - (H_S - H_T)Q_R^2}{Q_T Q_R^2 - Q_R Q_T^2} \quad (3.47)$$

$$c_o = \frac{(H_S - H_T)Q_R - (H_S - H_R)Q_T}{Q_R Q_T^2 - Q_T Q_R^2} \quad (3.48)$$

Das equações (3.45) e (3.46), pode-se escrever:

$$H_{P1} - H_{P2} = -a_o - b_o Q_{PE} - c_o Q_{PE} |Q_{PE}| \quad (3.49)$$

de onde se obtém:

$$F = \frac{1}{c_o} (b_o - B_E) \quad (3.50)$$

$$G = \frac{1}{c_o} (a_o + E_E) \quad (3.51)$$

Com estes valores se obtém a vazão pela bomba (Q_{PE}) através da equação (3.42) e as cargas no NÓ de montante (H_{P1}) e de jusante (H_{P2}) através das equações (3.26) e (3.27).

O procedimento anterior pode ser aplicado a um conjunto de bombas operando em paralelo. Sendo um conjunto de z bombas iguais operando em paralelo para produzir uma vazão total Q_{PE} , a vazão em cada bomba será Q_{PE}/z e neste caso a equação de variação de carga será escrita como:

$$H_B = a_o + \frac{b_o}{z} Q_B + \frac{c_o}{z^2} Q_B^2 \quad (3.52)$$

e conseqüentemente;

$$F = \frac{z^2}{c_o} \left(\frac{b_o}{z} - B_E \right) \quad (3.53)$$

$$G = \frac{z^2}{c_o} (a_o + E_E) \quad (3.54)$$

Um caso mais geral, que engloba as situações anteriores, é o caso de um conjunto de bombas operando em paralelo, com a possibilidade de terem suas rotações variadas. Definindo-se duas condições operacionais genéricas (1) e (2) para uma mesma máquina transportando um mesmo fluido, pode-se escrever as seguintes relações de semelhança:

$$\eta_1 = \eta_2 \quad (3.55a)$$

$$\frac{H_1}{N_1^2} = \frac{H_2}{N_2^2} \quad (3.55b)$$

$$\frac{Q_1}{N_1} = \frac{Q_2}{N_2} \quad (3.55c)$$

onde η e N referem-se ao rendimento e à rotação da máquina. Tomando a condição associada à condição de referência N_R , como a condição (1) e uma condição genérica de rotação N , como a condição (2), pode-se escrever a carga produzida pela bomba nesta situação genérica vale:

$$H_B = a_o \alpha^2 + \frac{b_o}{z} \alpha Q_B + \frac{c_o}{z^2} Q_B^2 \quad (3.56)$$

onde $\alpha = N/N_R$. Desta nova equação é possível obter os valores:

$$F = \frac{z^2}{c_o} \left(\frac{b_o}{z} \alpha - B_E \right) \quad (3.57)$$

$$G = \frac{z^2}{c_o} (a_o \alpha^2 + E_E) \quad (3.58)$$

A potência transmitida ao eixo de uma bomba é de interesse, quando se está preocupado em avaliar a eficácia operacional da instalação (determinação do consumo). Empregando-se um polinômio do segundo grau como função de ajuste da curva $P \times Q$:

$$P = a_1 + b_1 Q_B + c_1 Q_B^2 \quad (3.59)$$

onde P é a potência no eixo da bomba, Q_B a vazão aduzida e a_1 , b_1 e c_1 são constantes a serem determinadas. Esta equação, válida para uma bomba, pode também ser reescrita para z bombas operando em paralelo com rotação fixa, ou com rotação variável, ou seja:

$$P = a_1 + \frac{b_1}{z} Q_B + \frac{c_1}{z^2} Q_B^2 \quad (3.60a)$$

para bombas com rotação fixa e,

$$P = a_1 \alpha^3 + \frac{b_1}{z} \alpha^2 Q_B + \frac{c_1}{z^2} Q_B^2 \quad (3.60b)$$

para bombas com rotação variável, onde $\alpha = N/N_R$.

Os valores de a_1 , b_1 e c_1 são obtidos a partir de três pontos da curva de **potência x vazão**, usualmente os pontos S, R e T, ou seja, o ponto associado a situação de Shutt-off, ponto S, o ponto associado à condição de máximo rendimento, ponto R e um outro qualquer, ponto T, como indicado na Figura 3.14. Neste caso os valores de a_1 , b_1 e c_1 podem ser obtidos através das equações:

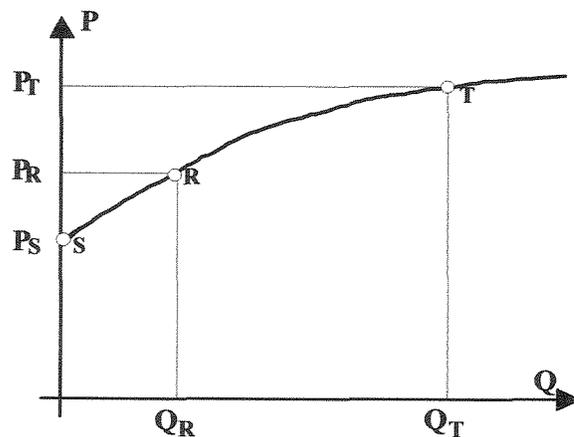


Figura 3.14 Curva Potência no eixo x vazão.

$$a_1 = P_S \quad (3.61)$$

$$b_1 = \frac{(P_S - P_R)Q_T^2 - (P_S - P_T)Q_R^2}{Q_T Q_R^2 - Q_R Q_T^2} \quad (3.62)$$

$$c_1 = \frac{(P_S - P_T)Q_R - (P_S - P_R)Q_T}{Q_R Q_T^2 - Q_T Q_R^2} \quad (3.63)$$

Desta forma, com o valor de Q_{PE} obtido como um dos casos estudados anteriormente, e com os valores de a_1 , b_1 e c_1 obtidos das equações anteriores, pode-se obter o valor da potência no eixo da bomba $P(Q_{PE})$, através das equações (3.59, 3.60a ou 3.60b).

3.4 Os Algoritmos Genéticos

Em sua obra "A origem das espécies", Charles Darwin apresenta a teoria da evolução, segundo a qual, depois de muitas gerações os organismos vivos evoluem de acordo com os princípios da seleção natural, com a sobrevivência dos mais aptos. Se este procedimento trabalha bem na natureza, poderá ser possível simular a evolução natural e tentar obter um método que possa resolver problemas concretos de pesquisa operacional e problemas de otimização. Esta é a idéia base dos Algoritmos Genéticos (LUVIZOTTO JR., 1997).

Segundo GOLDBERG (1989) os algoritmos genéticos foram criados por John Holland nos anos 60 e desenvolvidos por ele, seus alunos e colegas, na Universidade de Michigan. Em seu livro "Adaptação em Sistemas Naturais e Artificiais", Holland apresenta os algoritmos como uma abstração da evolução biológica mostrando uma visão teórica sobre o assunto.

Como os algoritmos genéticos são diretamente derivados da evolução natural, para um melhor entendimento da teoria é importante rever a terminologia empregada na genética, para emprestá-la a computação evolucionária.

Os genes são códigos característicos de um indivíduo. Um gene pode ter diversos valores ou alelos. Por exemplo, se considerar que há um gene para definir a cor dos olhos, todos os possíveis alelos são: preto, castanho, azul e verde (desde que ninguém tenha olhos vermelhos ou amarelos!).

A variedade genética é o conjunto de todos os possíveis alelos presentes em uma população em particular. Esta variedade genética pode determinar todas as possíveis variações para as futuras gerações. A diversidade de indivíduos na população é diretamente determinada pelo tamanho desta variedade.

Um genoma é o conjunto de todos os genes de uma espécie específica. Os genomas representam os veículos da 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 os algoritmos genéticos.

Para um indivíduo particular se utiliza genótipo para descrever o conjunto de seus genes. O fenótipo descreve o aspecto físico deste indivíduo. A morfogênese é o processo de decodificação de um genótipo para produzir um fenótipo. Um interessante ponto na evolução é que a seleção é sempre feita pelo fenótipo enquanto a reprodução recombina genótipos. Conseqüentemente, a morfogênese deve ser considerada alguma coisa importante como a ligação entre a seleção e reprodução.

Nas formas de vida mais elevadas, os cromossomos contém dois conjuntos de genes. Isto é conhecido como diplóide, no caso de conflito de valores do mesmo par de genes, o dominante irá determinar o fenótipo, o outro gene, chamado recessivo, irá estar presente e poderá ser passado para os descendentes. Os diplóides sempre irão manter uma diversidade de alelos na população. Eles podem prover um mecanismo de memória às mudanças ou aos ruídos do meio ambiente. Apesar desta característica positiva dos diplóides, muitos algoritmos genéticos se concentram num cromossomo haplóide, principalmente porque eles são mais simples de serem

construídos. Na representação haplóide, somente um conjunto de cada gene é armazenado, assim a questão não simples de qual alelo será dominante e qual será o recessivo fica evitada.

A recombinação ou reprodução sexual é a chave para a evolução natural. Tecnicamente são tomados dois genótipos e é produzido um novo genótipo pela mistura dos genes encontrados nos originais. Em biologia a mais comum forma de recombinação é o “*crossover*”. Em um crossover, dois cromossomos são cortados em um ponto e as partes são juntadas para criar novos cromossomos. O efeito da recombinação é muito importante porque sempre as características boas de dois indivíduos diferentes podem ser selecionadas. Se o pai e a mãe apresentam qualidades boas, poderão passá-las ao filho. Desta maneira os descendentes, que combinaram as boas características de seus pais, podem superar seus ancestrais. Muitos pesquisadores acreditam que, esta mistura de material genético via reprodução sexual é uma das mais poderosas ferramentas dos algoritmos genéticos. Como um rápido parêntese acerca da reprodução sexual, os algoritmos genéticos usualmente não diferem os indivíduos em machos e fêmeas, como muitas espécies vivas, exemplo as lesmas, que podem ser macho e fêmea.

A mutação é outro caminho para se obter novos genomas. Mutação consiste na mudança do valor dos genes em natural evolução e, geralmente, geram genomas não viáveis. Atualmente a mutação não é um operador muito freqüente na evolução natural. Todavia, na otimização, umas poucas mudanças aleatórias podem ser um bom caminho para explorar o espaço de soluções rapidamente.

Através destas noções rudimentares de genética, pode-se observar como a vida armazena suas informações características e como estas informações podem ser passadas para os seus descendentes.

Otimização é a busca da melhor solução para um dado problema (LACERDA, 1999). Consiste em tentar várias soluções e utilizar a informação obtida neste processo de forma a encontrar soluções cada vez melhores.

Basicamente a proposição de um problema de otimização é simples. Pode-se conhecer a forma de todas as possíveis soluções correspondente a uma questão específica. O conjunto de

todas as soluções conhecidas, constitui o que se pode chamar de espaço de pesquisa. O problema então está em encontrar aquela que mais se adapta, ou seja, a que produz a condição mais adequada de todas as soluções. Se for possível enumerar todas as soluções rapidamente, o problema não apresentará muita dificuldade para a solução. Mas quando o espaço de solução é muito amplo esta enumeração poder ser simplesmente não factível, ou poderá demorar muito tempo. Nestes casos é necessário utilizar uma técnica específica para encontrar a solução ótima. Os Algoritmos Genéticos são um destes métodos de busca, adaptando a teoria genética da biologia para o mecanismo de algoritmo (GOLDEBERG, 1989).

Os Algoritmos Genéticos trabalham uma população de possíveis soluções. Cada solução é representada através de um cromossomo, que é apenas uma representação abstrata. Codificar todas as possíveis soluções como cromossomos é a primeira parte dos Algoritmos Genéticos. Um conjunto de operadores de reprodução deve ser determinado também. Os operadores de reprodução são aplicados diretamente aos cromossomos, e são utilizados para produzir mutações e recombinações sobre o conjunto de soluções.

O mecanismo de seleção deve ser capaz de comparar cada indivíduo de uma população. A seleção é feita utilizando uma função de ajuste. Cada cromossomo terá um valor associado correspondente, que represente a sua adequação à solução. A adequação corresponde a avaliação de quão boa é a solução do candidato. A solução ótima é aquela que maximiza a função de adequação (ou ajuste). Embora os Algoritmos Genéticos lidem com o problema de maximizar a função de ajuste, se o problema consiste na minimização de uma função de custo, por exemplo, a adaptação é feita facilmente. Cada função custo pode ser transformada em uma função de ajuste, por exemplo, invertendo-a ou os operadores de seleção podem ser adaptados de tal forma que, considere os indivíduos com baixa função de evolução como os melhores.

Uma vez que a reprodução e a função de ajuste foram propriamente definidas, os Algoritmos Genéticos apresentam a mesma estrutura básica. Eles iniciam pela geração de uma população inicial de cromossomos, esta primeira população deve apresentar uma larga diversidade de material genético. A variedade genética deve ser a mais ampla possível para que a solução no espaço de pesquisa possa ser engendrada. Geralmente, a população inicial é gerada randomicamente.

Os Algoritmos Genéticos envolvem então um processo iterativo sobre esta população de indivíduos. Cada iteração consiste nos seguintes passos (LUVIZOTTO JR., 1998):

- **SELEÇÃO:** O primeiro passo consiste em selecionar indivíduos para a reprodução. Esta seleção é feita randomicamente, com uma probabilidade dependendo de forma relativa da adequação ou ajuste do indivíduo, uma vez que os melhores indivíduos são mais escolhidos para a reprodução que os piores.
- **REPRODUÇÃO:** O segundo passo, a população de descendentes é criada pela seleção de indivíduos. Para gerar novos cromossomos, o algoritmo pode também recorrer à recombinação e mutação.
- **EVOLUÇÃO:** onde a adequação do novo cromossomo é avaliada através de sua adaptação as condições de seu meio.
- **SUBSTITUIÇÃO:** O último passo, indivíduos de uma velha população são eliminados e substituídos por outros.

3.4.1 Representação Genética

Para aplicar os Algoritmos Genéticos a um problema específico, deve-se primeiro definir uma representação genética apropriada para as soluções. Deve-se encontrar um caminho para codificar a solução em um cromossomo com uma certa estrutura. Esta estrutura compartilhada por todos os cromossomos é chamada de representação genética.

As soluções são originalmente codificadas em uma cadeia de bits de um dado comprimento (cromossomo). Cromossomos baseados em cadeia de bits são convenientes, pois eles permitem representar praticamente tudo. Historicamente, os Algoritmos Genéticos têm buscado ser uma ferramenta de solução universal, com habilidade de lidar com uma larga faixa de problemas, desta forma a codificação binária pode ser vista como uma representação que se pode ajustar muito bem a todos os elementos do espaço de solução.

De fato, uma cadeia de bits pode codificar números inteiros, números reais, conjuntos ou tudo o que seja apropriado para o problema. Além disso, cromossomos binários são muito simples de manipular, mutação e recombinação de cadeias de bits podem ser feitas com operadores universais muito simples. Entretanto, as cadeias de bits são muitas vezes inadequadas para alguns problemas particulares. Um problema de representação específica, ou seja, inteiro para representar inteiro, real para representar real, cadeia de caracteres para representar conjuntos podem ser adaptadas como um caminho para dar mais coerência ao algoritmo. Entretanto uma representação diferente requer um conjunto de operadores especificamente adaptados.

A função de morfogênese associa cada genótipo com seu fenótipo. Ela é a maneira de como cada cromossomo define uma única solução, mas não é o meio de que cada solução seja codificada por exatamente um cromossomo.

De fato a função de morfogênese não é necessariamente bijetora isso algumas vezes pode ser impossível, especialmente com uma representação binária. Todavia a função morfogênese será ao menos sobrejetora. De fato, todas as soluções candidatas do problema devem corresponder a um possível cromossomo, para que o espaço de pesquisa possa ser explorado. Quando a função morfogênese, que associa cada cromossomo a uma função, não é injetora, isto é, diferentes cromossomos podem codificar a mesma solução, a representação é dita degenerada.

A degeneração não será um problema se o espaço para onde o algoritmo busca a solução é ampliado. Uma importante degeneração pode trazer problemas mais sérios. Ele pode afetar de forma negativa a busca dos Algoritmos Genéticos se diversos cromossomos podem representar o mesmo fenótipo, uma vez que cada gene não corresponde a uma característica específica da população. Cada uma destas características pode ser uma possível independência entre os valores dos genes. Idealmente, não deve haver correlação entre os valores dos genes. Num caso hipotético a solução ótima pode ser encontrada independentemente selecionando o melhor alelo de cada gene.

3.4.2 Função de Ajuste

Uma vez bem definida a representação genética, o próximo passo é associar a cada solução, ou seja, cada cromossomo um valor correspondente para a função de ajuste. Não há geralmente nenhum problema na determinação da função de ajuste, na maioria das vezes ela é implicitamente definida pelo problema, pois se sabe o que se quer otimizar. Mas, se deve uma particular atenção, quando a seleção não é feita de acordo com a adequação dos indivíduos. A função de ajuste pode não somente indicar quão boa é a solução, mas também como fechar o cromossomo como ótimo.

No caso de otimização multicriterial, a função de adequação ou de ajuste é mais difícil de ser determinada. Em um problema de otimização multicriterial há muitas vezes o dilema de determinar se uma solução é melhor que a outra. Que fazer se uma solução é melhor para um critério e pior para o outro? Mas o problema está na definição da melhor solução do que na implementação do Algoritmo Genético para resolver o problema. Se, como algumas vezes, a função de ajuste é obtida como uma simples combinação de diferentes critérios, poderá dar bons resultados, supondo que os critérios possam ser combinados em um caminho consistente. Mas, para problemas mais avançados, deve-se utilizar algumas idéias da teoria da programação multicriterial.

Um dos maiores problemas dos Algoritmos Genéticos é a sua inabilidade de manejar restrições. Idealmente, a representação deveria ser tal que somente soluções factíveis pudessem ser geradas. Se todos os possíveis cromossomos correspondem a soluções factíveis, então não haveria motivos de preocupação com as restrições. Mas é possível que a função que decodifica um cromossomo em soluções candidatas permita ter uma quantidade de restrições violadas.

Desafortunadamente, não é sempre simples reparar maus cromossomos, e algumas vezes, uma codificação que avalie soluções não factíveis não pode ser encontrada. Um procedimento clássico nestes casos é utilizar uma função de penalidade. O método de penalidade permite que restrições sejam violadas, dependendo da magnitude da violação. Uma penalidade que é proporcional ao grau de impossibilidade é incorrente como degradação da função objetivo. Se a penalidade é alta, indivíduos com grande incapacidade raramente poderão ser

selecionados para reprodução, e os Algoritmos Genéticos se concentrarão nas soluções factíveis ou nas proximidades delas.

3.4.3 População

Tipicamente existem duas questões que se fazem acerca das populações usadas nos Algoritmos Genéticos. Como a população inicial é gerada? E qual o tamanho apropriado da população? Estas questões podem ser indagadas de uma forma ligeiramente diferente; como irá a diversidade genética da população afetar o procedimento do algoritmo? Idealmente a primeira população deverá ter uma variedade genética tão grande quanto possível, de forma a ser possível explorar todo o espaço de pesquisa.

Todos os diferentes e possíveis alelos de cada gene deverão estar presente na população. Para conseguir isso, em muitos casos, a população inicial é escolhida randomicamente. Entretanto, algumas vezes a escolha heurística pode ser utilizada para obter a população inicial. Esta maneira de ajustar a população é sempre eficaz e pode ajudar os Algoritmos Genéticos a encontrar a boa solução rapidamente. Mas para fazer isso se poderá obter uma variedade genética bastante intensa. Por outro lado se a população apresentar uma má diversidade, o algoritmo irá somente explorar parte do espaço de pesquisa e nunca encontrará a solução ótima global.

O tamanho da população a gerar também é um problema. Este tamanho deve ser tal que permita explorar o espaço de pesquisa. Mas, como já foi estabelecida, o tempo requerido para a convergência de um Algoritmo Genético, é de $n \log n$ avaliações, onde n é o tamanho da população. Pode-se dizer que, a população convergiu quando todos os indivíduos são muito semelhantes e melhorias só podem ser obtidas por mutação.

GOLDEBERG (1989), mostrou que a eficiência dos Algoritmos Genéticos para obter a otimização global, em lugar de ótimos locais é largamente determinada pelo tamanho da população. Entretanto, a utilização de grandes populações representa um grande dispêndio computacional, quer na quantidade de memória utilizada, quer no tempo de processamento. Na prática, uma população da ordem de 100 indivíduos é freqüentemente utilizada, mas este tamanho

pode ser alterado de acordo com o tempo e memória do computador disponível, em relação a qualidade do resultado que se quer obter.

3.4.4 Seleção

Há muitas maneiras de selecionar indivíduos. Nos Algoritmos Genéticos o que se deseja para a seleção são métodos que randomicamente extraiam cromossomos de uma população de acordo com o ajuste dos indivíduos. Quanto maior for a sua função de ajuste, mais chance o indivíduo terá de ser selecionado. A pressão de seleção é definida como o grau com que os melhores indivíduos são favorecidos. Para altas pressões de seleção, mais os melhores indivíduos são selecionados. Esta pressão de seleção guia os Algoritmos Genéticos para melhor adequação das populações entre sucessivas gerações.

A taxa de convergência dos Algoritmos Genéticos é fortemente determinada pela magnitude da pressão de seleção. Com alta pressão de seleção, os algoritmos são altamente convergentes. Eles podem ser hábeis para identificar ótimos ou soluções próximas a ótima, para uma larga faixa de valores de pressão de seleção. Entretanto, se a pressão de seleção é muito baixa, a taxa de convergência será baixa, e os algoritmos terão que percorrer um caminho desnecessariamente longo até encontrar a solução.

Se a pressão de seleção é muito alta há uma grande chance dos algoritmos convergirem prematuramente para uma solução incorreta, ou seja, sub-ótima. Como informação adicional para guiar a escolha, o esquema de pressão de seleção deve preservar a diversidade populacional, o que auxilia a evitar convergências prematuras.

Podem se distinguir dois tipos de esquemas de seleção; a seleção proporcional e a seleção de base ordinal. A primeira escolhe os indivíduos baseados em seu valor de ajuste relativo ao ajuste dos outros indivíduos da população. O segundo não escolhe o indivíduo baseado em seu ajuste individual, mas sim em sua graduação dentro da população. Isto requer que a pressão de seleção seja independente da função de ajuste, e a seleção é somente baseada na ordem do indivíduo dentro da população.

A seleção através de um mecanismo de roleta é o mais popular ajuste de seleção proporcional que adapta a pressão de seleção. É simples assinalar cada solução a um setor da roleta, como proporcional a cada pressão de ajuste, e então se escolhe uma posição randômica da roleta, conforme Figura 3.15.

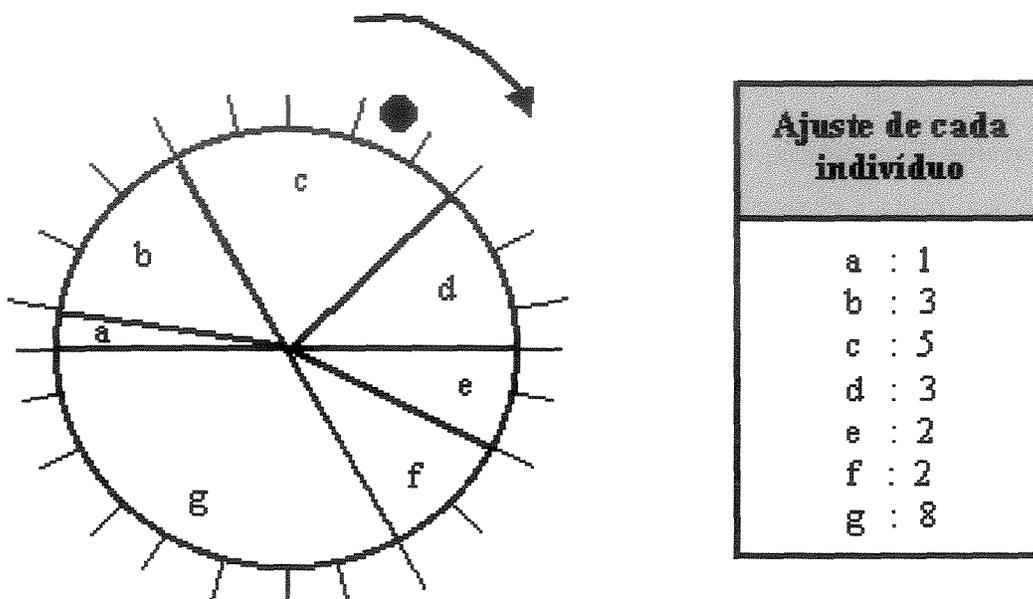


Figura 3.15 Processo de seleção proporcional.

A seleção tipo sorteio, é um esquema alternativo, provavelmente um dos mais razoáveis de se utilizar. Ele é robusto e simples. Muitas variações existem, mas o mecanismo básico é pegar K membros da população de forma randômica e então selecionar um que de alguma maneira muito simples dependa do seu ajuste (adequação). Escolher o melhor indivíduo dos sorteados, produz uma seleção com uma forte pressão de seleção. Geralmente, é melhor escolher o melhor indivíduo com uma probabilidade p, ou até que a solução final seja escolhida. Normalmente, o tamanho de k para o sorteio é igual a 2, e a probabilidade de escolher o melhor sorteio é de 0,7. A pressão de seleção pode ser ajustada pela escolha de k e p. Deve ficar claro que, o esquema de

sorteio descrito não é afetado pelos valores de adequação absolutos, e em efeito dependem somente da ordem de uma solução na população.

3.4.5 Reprodução

Reprodução é o processo de tomar duas soluções (pais) e produzir então uma solução filha. O mais comum operador de reprodução é o “*crossover*” no ponto P. “*Crossover*” no ponto P toma dois cromossomos, os alinha e os corta em N+1 seguimentos usando, N pontos de secção.

Os filhos são obtidos escolhendo alternativamente os segmentos de um e outro de seus pais. Dois diferentes filhos podem ser produzidos dependendo se o primeiro segmento é tomado da mãe ou do pai. Um exemplo de um “*crossover*” baseado em dois pontos é mostrado na Figura 3.16.

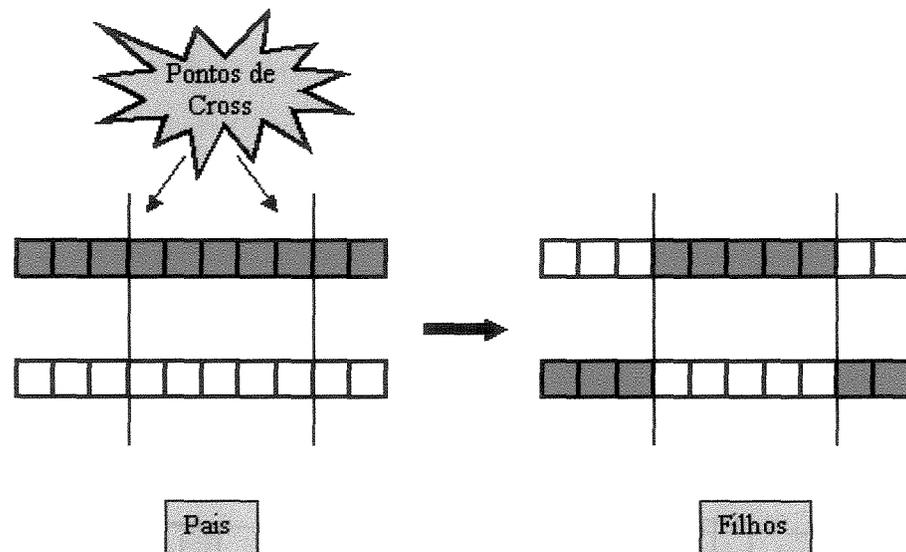


Figura 3.16 Esquema de um “*crossover*”.

Originalmente os Algoritmos Genéticos usaram “*crossover*” baseados em um ponto, que cortam os cromossomos em duas partes, formando a partir daí, os descendentes baseados no intercâmbio entre as duas partes de cada cromossomo. Mas com a utilização do “*crossover*” baseado em um ponto, a cabeça e a calda de um cromossomo, não podem ser passados juntos

para um mesmo descendente. Se ambos, cabeça e calda de um cromossomo possuem boas informações genéticas, nenhum dos descendentes obtidos diretamente com o “*crossover*” de um ponto poderão possuir simultaneamente estas duas boas características.

Usando um “*crossover*” baseado em dois pontos de corte, pode-se obter geralmente melhores resultados de que considerando o “*crossover*” de um ponto. Na realidade, este problema pode ser generalizado para cada posição do gene no cromossomo. Genes encerrados no interior de um cromossomo tem mais chances de serem passados para os seus descendentes, através de um “*crossover*” de N pontos. Conseqüentemente, a eficiência de um “*crossover*” de N pontos irá depender da posição do gene no cromossomo. Em uma codificação genética, genes dentro de um cromossomo, uma boa alternativa é utilizar um “*crossover*” uniforme como um operador de reprodução.

O “*crossover*” uniforme é completamente diferente de um “*crossover*” de N pontos. Cada gene no descendente é criado copiando o correspondente gene de um ou de outro pai, escolhido de acordo com uma máscara binária, de mesmo comprimento dos cromossomos da população, randomicamente gerada. Quando há um número 1 na máscara, o gene é copiado do primeiro pai, e quando há um zero, este é copiado do segundo ancestral, como é mostrado na Figura 3.17. Desta forma os descendentes possuem uma mistura dos genes de cada ancestral.

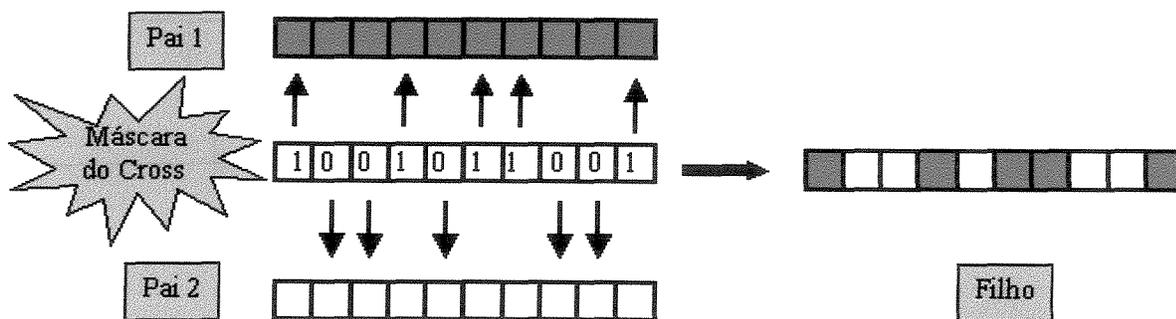


Figura 3.17 Processo de seleção proporcional.

3.4.6 Mutação

Mutação é uma simples operação que consiste de uma mudança randômica do valor de um gene no cromossomo. A mutação foi tradicionalmente considerada como um simples operador de pesquisa. Se a recombinação é empregada para explorar as soluções correntes para encontrar as melhores, a mutação é suposta como um operador auxiliar para explorar totalmente o espaço de pesquisa. A mutação é então vista como um operador de fundo, responsável por manter a diversidade genética da população. Ele auxilia a manter a variedade genética misturando genes, e assim garante a ergodicidade (o espaço de pesquisa é dito ergótico se há uma probabilidade não nula de geração de uma solução de um estado da população).

Há diferentes formas de mutação para as diferentes classes de representação. Para uma representação binária, uma simples mutação pode consistir em inverter o valor de cada gene com uma pequena probabilidade. A probabilidade é geralmente de cerca de $1/L$, onde L é o comprimento do cromossomo.

Também é possível implementar um operador de mutação do tipo "escalada-de-montanha" que faz a mutação somente se ela melhora a qualidade da solução. Cada operação pode acelerar a pesquisa. Mas deve-se tomar cuidado com este tipo de operador que pode reduzir a diversidade da espécie e fazer o algoritmo convergir para algum ótimo local.

3.4.7 Substituição

Uma vez que os descendentes são produzidos, um método deve determinar qual dos correntes membros da população (se algum) pode ser substituído pela nova solução. Basicamente existem dois possíveis métodos para a manutenção da população; renovação da geração e permanente renovação.

A base de renovação da geração consiste em produzir N filhos para uma população de tamanho N , para formar a população para o passo seguinte (nova geração), e esta nova geração de filhos substitui completamente a geração de pais. Isto significa claramente que esta atualização

implica que um indivíduo possa somente reproduzir com indivíduos da mesma geração. Formas derivadas de atualização da geração são também utilizadas como $(\lambda+\mu)$ e (λ, μ) atualizações. Neste caso, uma população de pais de comprimento μ , gera a ninhada de filhos com comprimento $(\lambda > \mu)$. Então, os μ melhores indivíduos da população de descendentes ou de uma combinada população de descendentes e pais (para as atualizações (λ, μ) e $(\lambda+\mu)$ respectivamente), para a próxima geração.

Em uma atualização permanente, novos indivíduos são inseridos à população como filhos assim que são criados, em oposição a renovação da geração, onde uma nova geração inteira é produzida a cada passo. A inserção de um novo indivíduo é geralmente feita com a substituição de outro membro da população (isto leva a uma forte pressão de seleção), ou do mais velho membro da população, mas estes métodos são muito radicais. Geralmente uma atualização permanente usa um método baseado em uma representação ordinal para ambos, seleção e substituição, usualmente um método de sorteio. A substituição por sorteio é exatamente análoga à seleção por sorteio, exceto que as piores soluções são pegas mais que as melhores. Uma alternativa como técnica de substituição é substituir o membro mais similar da população existente.

Um policiamento elitista pode ser uma boa opção. Este elitismo consiste em nunca substituir os melhores indivíduos da população por outros com pior solução, então as melhores soluções são sempre utilizadas na reprodução. Mas o elitismo estimula uma convergência prematura. Ele potencialmente não faz a população escapar de um ótimo local.

Evitar duplicações é também uma coisa que deve ser observada. Manter mais de uma cópia de um indivíduo em uma população pode ser algo de desperdício. Duplicidades necessariamente reduzem a diversidade na população, mas também podem corromper o caminho de como os indivíduos são selecionados. Embora o elitismo e a não duplicação sejam comum numa substituição permanente, é também possível utilizá-las num esquema de atualização de populações.

3.4.8 Convergência

Desafortunadamente, o processo de evolução pode ser visto como um processo sem fim. Não se pode esperar que os Algoritmos Genéticos parem em um ótimo global como mágica. Os Algoritmos Genéticos não podem garantir encontrar ótimas soluções globais. A evolução deve então ser parada em algum ponto de acordo com um critério pré-determinado. Existem algumas formas para decidir como parar estes algoritmos. A mais simples delas é parar a evolução após um número pré-estabelecido de iterações. Uma melhor solução consiste em continuar as iterações enquanto melhoras significativas possam ser avaliadas. Finalmente se pode esperar até que todos os membros da população sejam similares ou idênticos, ou seja, quando a população tiver "convergado".

Convergência neste caso é a simples perda da diversidade de uma população, devido à pressão de seleção. Na ausência de operadores genéticos, a seleção irá tender a reproduzir os melhores membros da população. A recombinação utilizada sozinha rearranja o material genético e se opõe à convergência. Todavia a recombinação usualmente não cria novos materiais genéticos na população, somente os operadores de mutação são realmente hábeis para manutenção de uma boa diversidade genética.

Os algoritmos genéticos convergem supostamente ao redor de um ótimo, conforme a sua proposição, mas infelizmente este ótimo não pode ser garantido que seja a solução ótima global do problema. Uma forma comum de falha nos Algoritmos Genéticos é a chamada convergência prematura, em que normalmente a solução converge para uma solução pobre (qualquer coisa menos a solução global). Para lidar com isso, várias técnicas podem ser desenvolvidas, como um incremento na taxa de mutação, ou ainda melhor, utilizando uma taxa de mutação adaptativa. Tipicamente as taxas de mutação podem ser altas ao final do procedimento, para evitar a perda da diversidade por (re) introdução do material genético (perdido). Uma população grande ou uma baixa pressão de seleção também auxiliam evitar convergência prematura.

Por outro lado, quando um algoritmo leva muito tempo para convergir para um ótimo, se diz que ele é de lenta finalização. Esta finalização lenta pode ser resolvida incrementando a pressão de seleção com um mecanismo de elitismo. Somente uma boa adequação entre pressão

de seleção, tamanho da população e taxa de mutação podem levar um Algoritmo Genético a encontrar uma boa solução em um curto intervalo de tempo.

A idéia de elitismo é tentar não perder o melhor cromossomo, ou seja, é um mecanismo que copia o melhor cromossomo (ou alguns melhores) para gerar a nova população. O elitismo aumenta muito rapidamente o desempenho dos algoritmos genéticos, porque previne para não perder a solução mais adaptada.

Os Algoritmos Genéticos se fundamentam em dois pontos principais. Primeiro ele é um algoritmo estocástico, o processo randômico é regra essencial para os Algoritmos Genéticos. Ambos os procedimentos de seleção e de reprodução necessitam de procedimentos randômicos. O segundo ponto muito importante é que os Algoritmos Genéticos sempre consideram uma população de soluções. Ter na memória mais que uma solução singular a cada iteração oferece uma porção de vantagens. O algoritmo pode recombinar diferentes soluções para buscar as melhores e, então, pode utilizar o benefício da diversidade.

A população base do algoritmo é também muito importante para se evitar paralisações. A robustez de um algoritmo também poderá ser mencionada como algo essencial para o seu sucesso. A robustez refere-se a habilidade de ser bem consistente em uma larga gama de tipos de problemas. Não há nenhum requisito particular do problema para se utilizar os Algoritmos Genéticos e ele pode ser utilizado para diversos tipos de problemas. Todas estas possibilidades fazem dos Algoritmos Genéticos uma ferramenta realmente poderosa para a otimização.

Recentemente, os Algoritmos Genéticos estão sendo empregados com sucesso como procedimento de otimização em várias rotinas de busca de soluções otimizadas para problemas associados à sistemas de abastecimento de água, tais como sua implantação ou expansão como apontado por (DANDY *et al.* (1996) e SAVIC e WALTER (1997), redução de fugas através da locação de válvulas de controle de pressão (REIS *et al.*, 1997), etc. As diversas vantagens apresentadas pela técnica e o sucesso apresentado em suas aplicações a qualificam como potencial técnica de busca de regras operacionais em conjunto com simuladores.

3.4.9 Outras aplicações dos AGs em sistemas de abastecimento

Verifica-se o sucesso no emprego dos Algoritmos Genéticos através de alguns trabalhos ligados ao abastecimento.

GAMBALE (2000) procura avaliar a potencialidade da aplicação da técnica dos AGs à Calibração de redes de distribuição de água. Para isso, foi elaborado um aplicativo computacional para aplicação na calibração de coeficientes de rugosidade em redes de abastecimento de água. O autor conclui que a técnica dos AGs é compatível para a calibração de redes de abastecimento de água e apresenta suas vantagens e desvantagens. Mostra que os AGs substituem a calibração normal, pois se utiliza de simplicidade numérica, tratando-se de uma técnica conceitualmente simples. Entretanto esta técnica apresenta uma desvantagem, a sua menor velocidade de convergência comparada aos demais métodos de otimização.

Já REIS (2001), tentando fazer uma análise dos aspectos econômicos dos usos da água subterrânea como fonte para estoque urbano de água no Brasil, estudou alguns subsistemas da cidade de Araraquara que empregam reservatórios profundos, cujos reservatórios estocam cerca de 50% da exigência de água urbana. Através de um programa de otimização do bombeamento, onde são empregados os Algoritmos Genéticos, analisou os custos operacionais relacionados aos reservatórios. Verificou-se a importância da otimização através da implementação dos Algoritmos Genéticos, para indicar o melhor uso das instalações, ou seja, operações eficientes para os sistemas.

3.4.10 Recomendações de utilização

Existem algumas recomendações básicas, mais muito gerais, para implementar os algoritmos genéticos. Hoje não há nenhuma teoria geral que descreva parâmetros de algoritmos genéticos para qualquer problema.

Estas recomendações resultam de alguns estudos empíricos executado em codificação binária.

Recomenda-se usar uma taxa de crossover alta de aproximadamente 80%-95%, e uma taxa de mutação baixa de aproximadamente 0.5%-1%. O tamanho de população muito grande normalmente não melhora o desempenho dos algoritmos genético, sendo um tamanho de população bom de aproximadamente 20-30, porém às vezes pode-se dizer que o tamanho bom é de 50-100, dependerá do tamanho do cromossomo (OBITKO, 1998).

4. Metodologia

A metodologia proposta se faz com base no acoplamento do modelo de simulação hidráulica, sumariamente descrito no capítulo anterior, com um procedimento de otimização baseado nos Algoritmos Genéticos, cujos fundamentos foram também descritos no capítulo anterior.

Ela baseia-se na geração aleatória de uma população de P indivíduos, cada indivíduo caracterizado por um único cromossomo. Cada um destes cromossomos decodificado representará um conjunto de 24 valores de rotação adimensional de uma bomba.

A idéia utilizada é caracterizar cada rotação através de um conjunto de 4 alelos (na forma de 4 bits), o que permite armazenar um número em formato binário no intervalo de 0 a 15. A estes valores se associarão a seguinte tabela de rotações adimensionais (α) (Tabela 4.1).

Tabela 4.1 Tabela de rotações adimensionais.

Cromossomo (N° binário)	Valor de α
0	1.200
1	1.175
2	1.150
3	1.125
4	1.100
5	1.075
6	1.050
7	1.025
8	1.000
9	0.975
10	0.950
11	0.925
12	0.900
13	0.875
14	0.850
15	0.825

Fica estabelecido através de cada cromossomo, o roteiro operacional das estações de bombeamento ao longo de um cenário, como esquematizado na Figura 4.1, para um cenário de 24 horas, com possíveis modificações horárias do “status” da bomba.

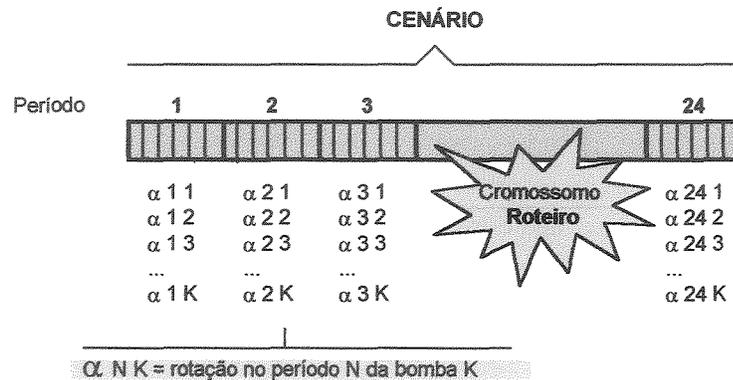


Figura 4.1 Esquema de um cromossomo com o roteiro operacional de um cenário de 24 horas.

A proposição empregada é a geração de uma população de P indivíduos, ou seja, de roteiros factíveis, para serem utilizados como dados de entrada do simulador. O simulador avalia cada roteiro retornando as variáveis de estado correspondentes que permitem avaliar a função objetivo imposta. As restrições que não são atendidas penalizam o resultado da função objetivo.

Desta forma dado uma rotação (α_{NK}) no período N da bomba K, obtém-se através do simulador os valores de:

Q_{bK} → vazão pela bomba K;

P_{bK} → potência da bomba K, no período N;

$H_{bK} = H_2 - H_1$ → variação de carga entre as seções de jusante e montante produzida pela bomba K no período N.

A esta condição é associado um rendimento global (bomba/motor) e um custo energético (kW/h), segundo tarifa adotada. Calculando assim o custo energético no período (N).

$$C_K(N) = C_N \cdot \Delta t \cdot P_{bK} \quad (4.1)$$

Resultando ao final de cada período o custo global dos bombeamentos.

$$\sum_{i=1}^{NP} C_K(i) \quad (4.2)$$

Portanto o mérito de cada regra operacional (dada pelo indivíduo composto por 24 valores de α) é fornecido pela função objetivo (F.O.), passa a ser então a busca do mínimo valor de F.O., respeitando as restrições operacionais, tais como níveis dos reservatórios, pressões nodais, vazões de demandas e outras.

A não observância das restrições é caracterizada por penalização da função F ou seja,

$$F.O.' = F.O. \sum f_i \quad (4.3)$$

onde f é um valor associado à penalização por violação de uma dada restrição i .

De posse dos indivíduos (roteiros) e de sua adequação (avaliação de suas funções objetivo), a rotina de AG se incumbi do processo de seleção, reprodução, evolução e substituição, que resultará em uma nova geração de P indivíduos (“mais adequados”) para reiniciarem o processo com novas simulações, repetindo o procedimento descrito, num ciclo iterativo, até um número G de gerações pré-estabelecidas.

A conexão do modelo de simulação-otimização (modelo híbrido) foi feita com base no esquema apresentado pelo fluxograma da Figura 4.2.

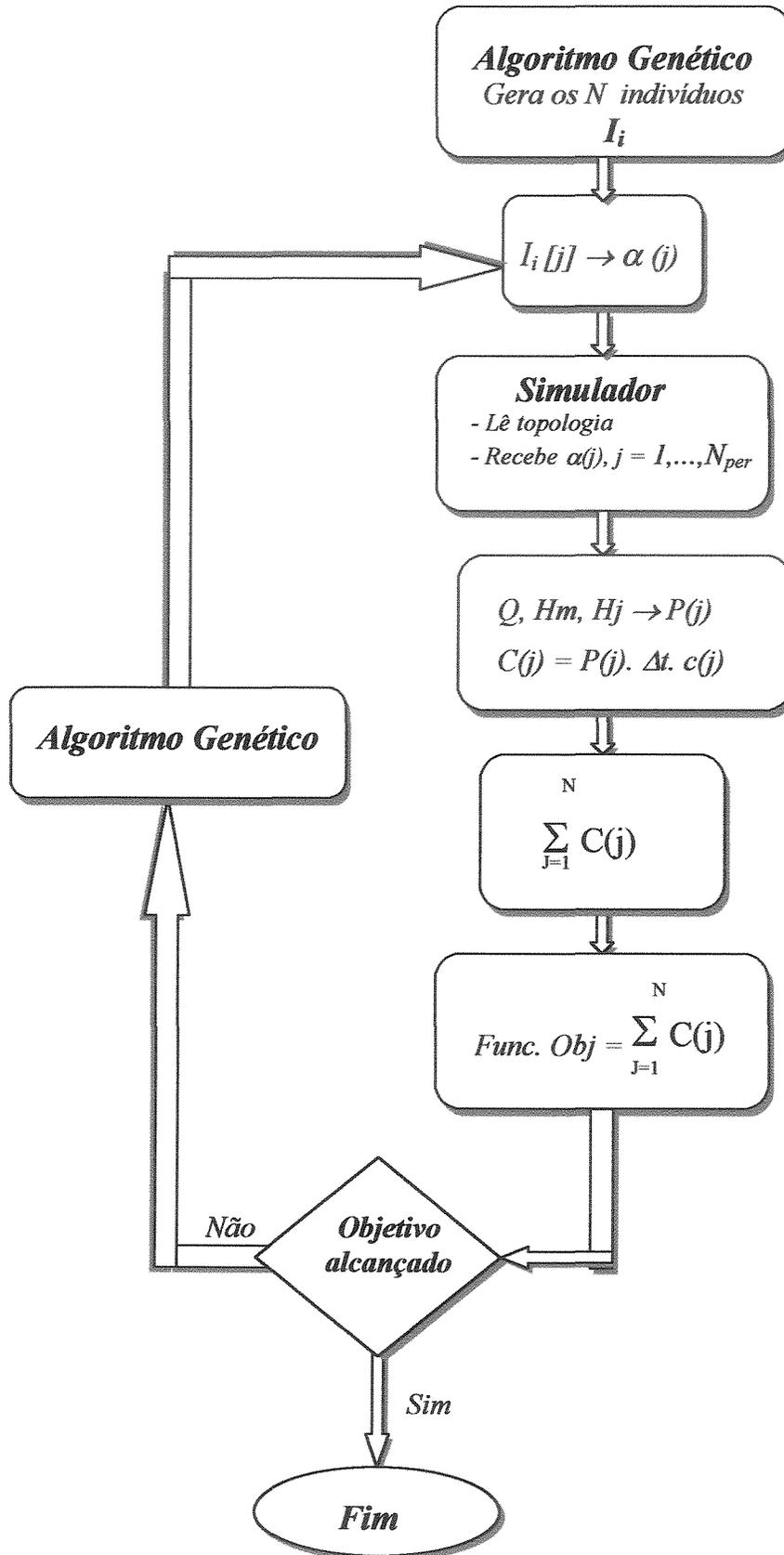


Figura 4.2a Fluxograma que mostra a conexão entre os modelos.

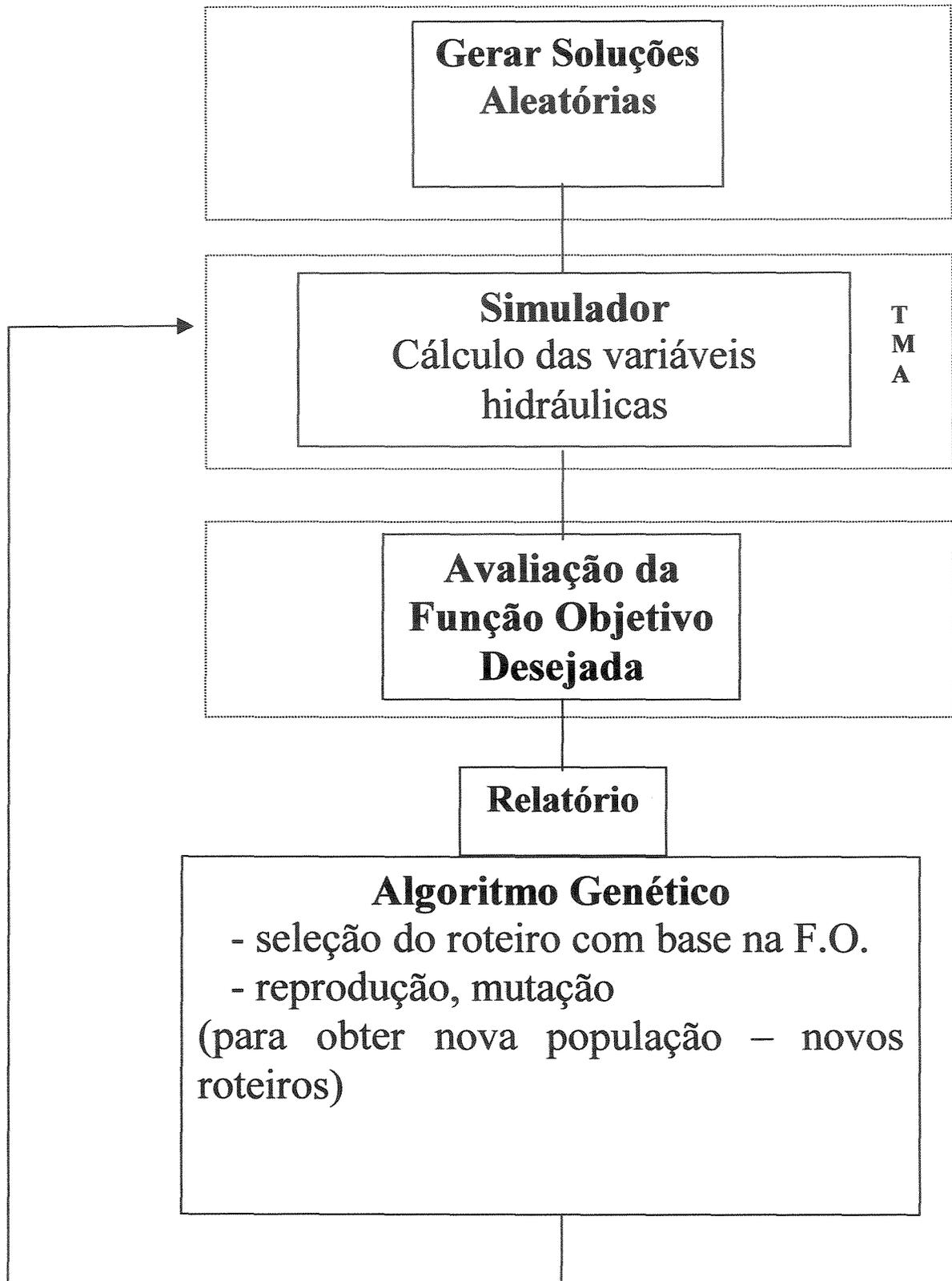


Figura 4.2b Ligação entre os modelos que compõem o modelo híbrido.

5. Resultados

Este capítulo tem por objetivo apresentar os resultados obtidos através do modelo proposto, para busca de rotações adequadas para um sistema de recalque trabalhando em um período de 24 horas empregando bombas de rotação variável. São apresentados estudos sobre duas topologias fictícias, dada a dificuldade de se obter um sistema real adequadamente caracterizado, o objetivo do exemplo é avaliar o potencial da técnica proposta como ferramenta para busca de manobras otimizadas, para condições diversas conforme descrito.

5.1 Primeira Topologia utilizada

A primeira rede analisada é composta por três reservatórios, uma estação de bombeamento com 2 bombas operando em paralelo e 12 tubos (Figura 5.1). Em quatro dos nós se vinculam demandas setoriais. Os dados referentes aos elementos tubos utilizados estão apresentados na Tabela 5.1.

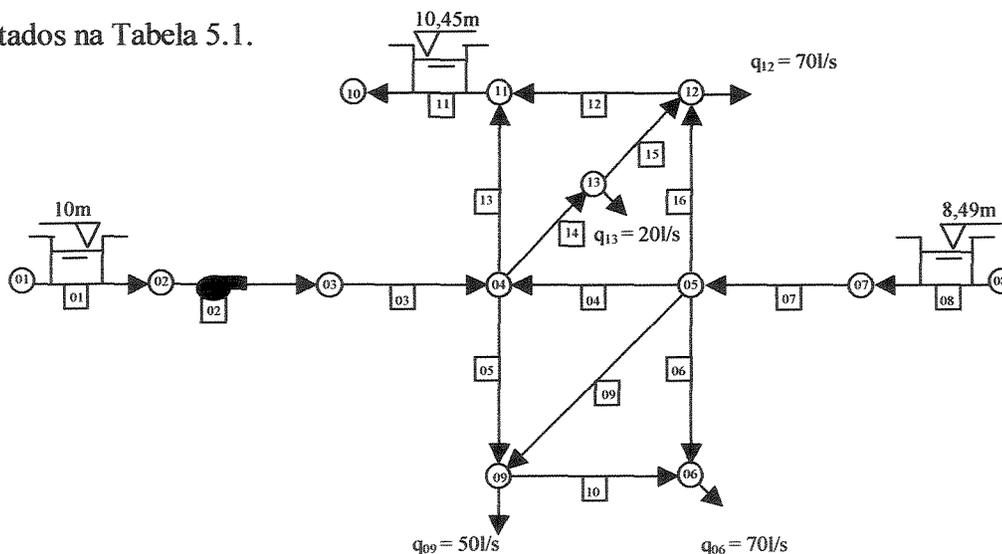


Figura 5.1 Topologia da rede usada.

Tabela 5.1 Dados da rede - Tubulações.

ENO	N1	N2	L (m)	D (mm)	C
3	3	4	300	250	120
4	4	5	200	200	120
5	4	9	150	200	120
6	5	6	200	200	120
7	7	5	200	250	120
9	5	9	250	200	120
10	9	6	200	200	120
12	11	12	200	200	120
13	11	4	150	200	120
14	4	13	125	200	120
15	13	12	125	200	120
16	5	12	150	200	120

A curva neutra utilizada para modelar as demandas nos pontos de consumo do sistema é apresentada na Figura 5.2. As demandas médias, em cada nó de demanda indicado, estão apresentadas na Tabela 5.2.

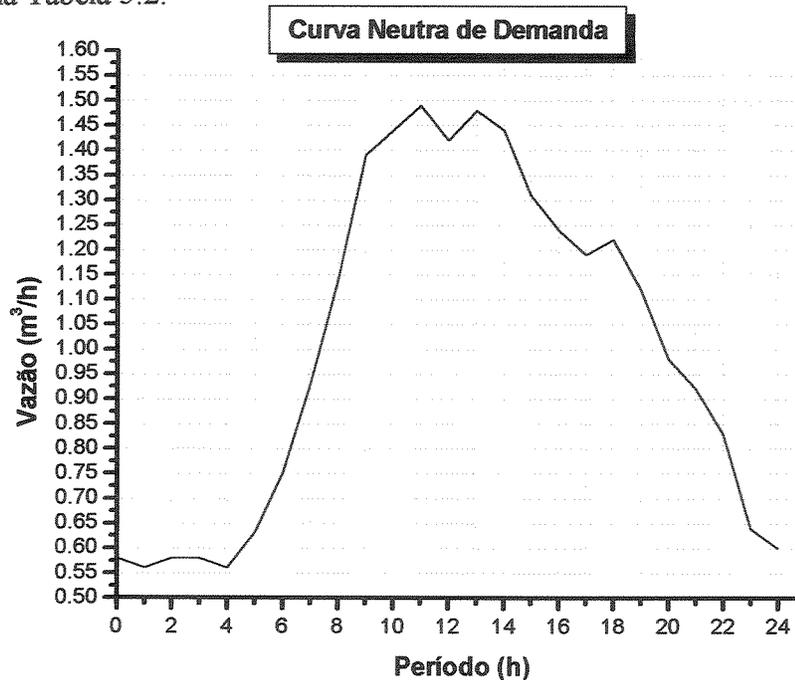


Figura 5.2 Curva neutra do sistema.

As informações características das bombas utilizadas estão apresentadas na Tabela 5.3, os níveis máximo e mínimo dos reservatórios se encontram na Tabela 5.4.

Tabela 5.2 Dados da rede - Demandas Médias Nodais.

Nó	Demandas (l/s)
6	70
9	50
12	70
13	20

Tabela 5.3 Dados da rede - Bomba.

ENO	N1	N2	Hs (m)	Qr (l/s)	Hr (m)	Qt (l/s)	Ht (m)	N. de Bombas	D (mm)
2	2	3	50	100	43	110	32,8	2	250

Tabela 5.4 Dados da rede - Reservatórios.

ENO	N1	N2	Nível Inicial (m)	Nível máximo (m)	Nível mínimo (m)	Área (m ²)
1	1	2	10	11	9	5000
8	8	7	8,49	9,29	7,69	1500
11	10	11	10,45	10,95	9,95	1500

Caso 1 - Manutenção dos níveis dos reservatórios (sem a busca do consumo energético otimizado)

Neste caso objetiva-se obter regras operacionais que levem ao retorno do nível inicial dos reservatórios após o período de 24 horas de operação do sistema, submetido à variação das demandas no intervalo. Objetiva-se que a regra encontrada não leve a situações de transbordamento ou esgotamento dos reservatórios.

A condição operacional desejada foi descrita através de uma função que busca a menor soma das diferenças quadráticas dos níveis dos três reservatórios, no primeiro e último período de operação, como mostra a Equação 5.1.

$$F.O. = \text{Min} \left[(H2_{PER1} - H2_{PER24})^2 + (H7_{PER1} - H7_{PER24})^2 + (H11_{PER1} - H11_{PER24})^2 \right] \quad (5.1)$$

onde, $H_{i_{PER1}}$ e $H_{i_{PER24}}$ correspondem ao nível do reservatório i no período inicial e final respectivamente. Neste caso não foram atribuídas restrições, ou seja, o problema foi tratado como uma otimização irrestrita. Os resultados considerados bons, serão “filtrados” à posteriori para exclusão de soluções inviáveis (observadas no simulador).

Os resultados obtidos pelo modelo híbrido são apresentados nas Figuras 5.3, 5.4, 5.5, 5.6 e 5.7. A Figura 5.3 apresenta os cenários de rotações (scripts operacionais). A Figura 5.4 a vazão através das bombas as Figuras 5.5, 5.6 e 5.7 apresentam o comportamento dos reservatórios R-1, R-8 e R-11 respectivamente com decorrência das regras operacionais encontradas. Foi utilizado um total de 500 gerações, cada uma com 30 indivíduos, utilizando-se de um processo de elitismo com taxa de 0,3. Foi adotado uma taxa de mutação de 0,03 e de crossover de 0,8 na alimentação do procedimento genético. Os valores adotados seguem os indicativos da literatura, conforme apresentado na revisão bibliográfica.

O algoritmo genético encontrou um total de 17 conjuntos de regras diferentes, consideradas “boas” por apresentarem praticamente o mesmo valor para a função objetivo. Uma das particularidades que se somam ao elenco de vantagens dos algoritmos genéticos é que ele encontra vários cenários “ótimos” e não necessariamente um, o que proporciona ao operador do sistema escolher qual utilizar, segundo outras condições a serem alcançadas (no caso irrestrito).

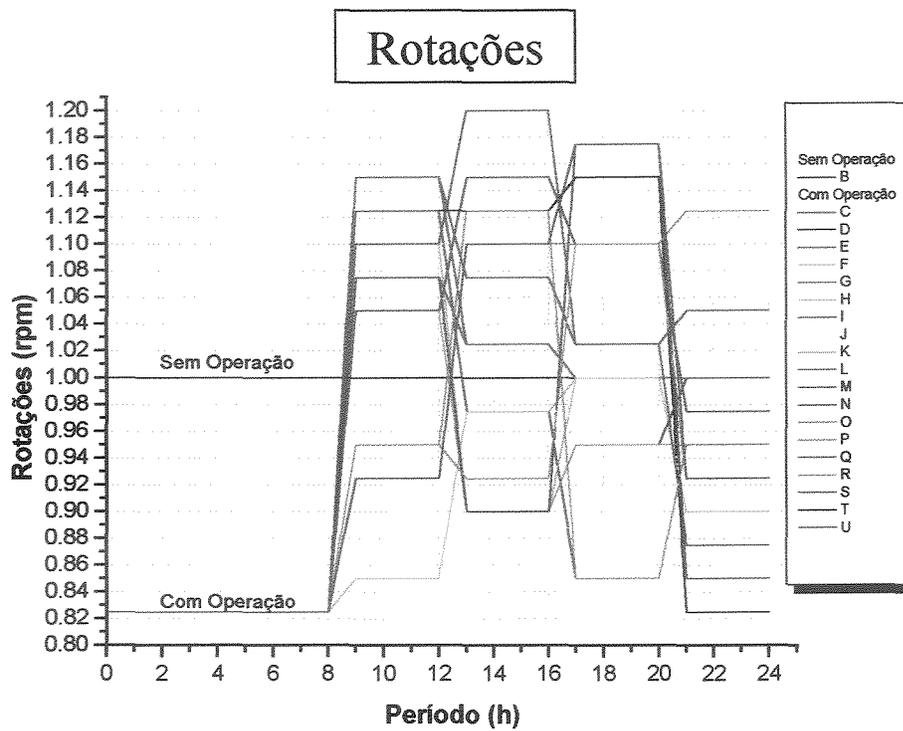


Figura 5.3 Representação dos 17 cenários.

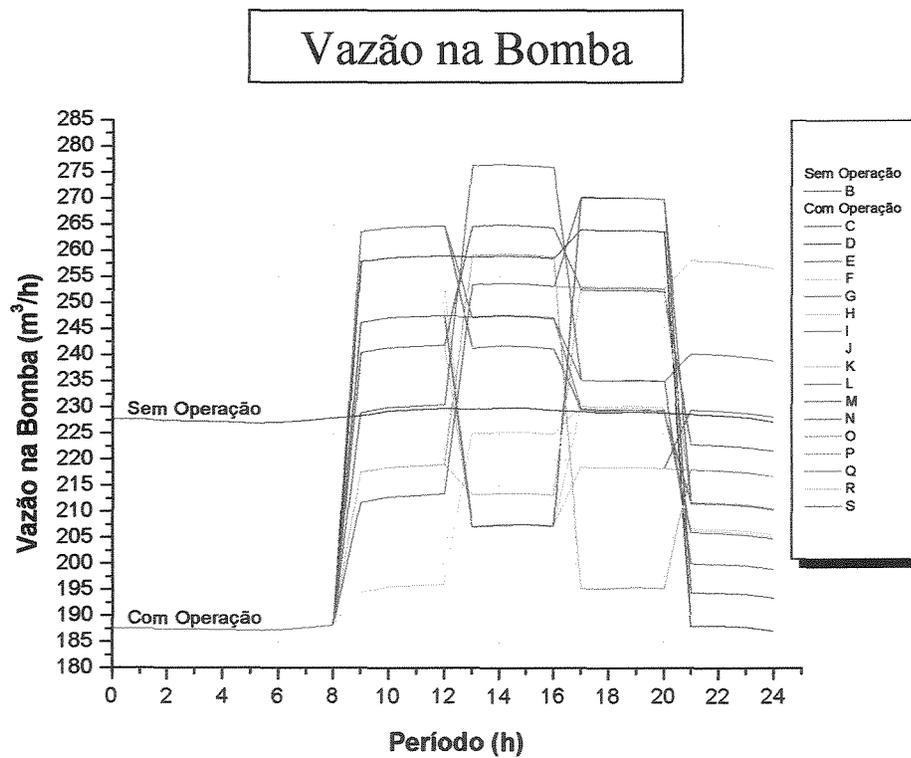


Figura 5.4 Vazão na Bomba com operação (rotação variável) e sem operação (rotação fixa).

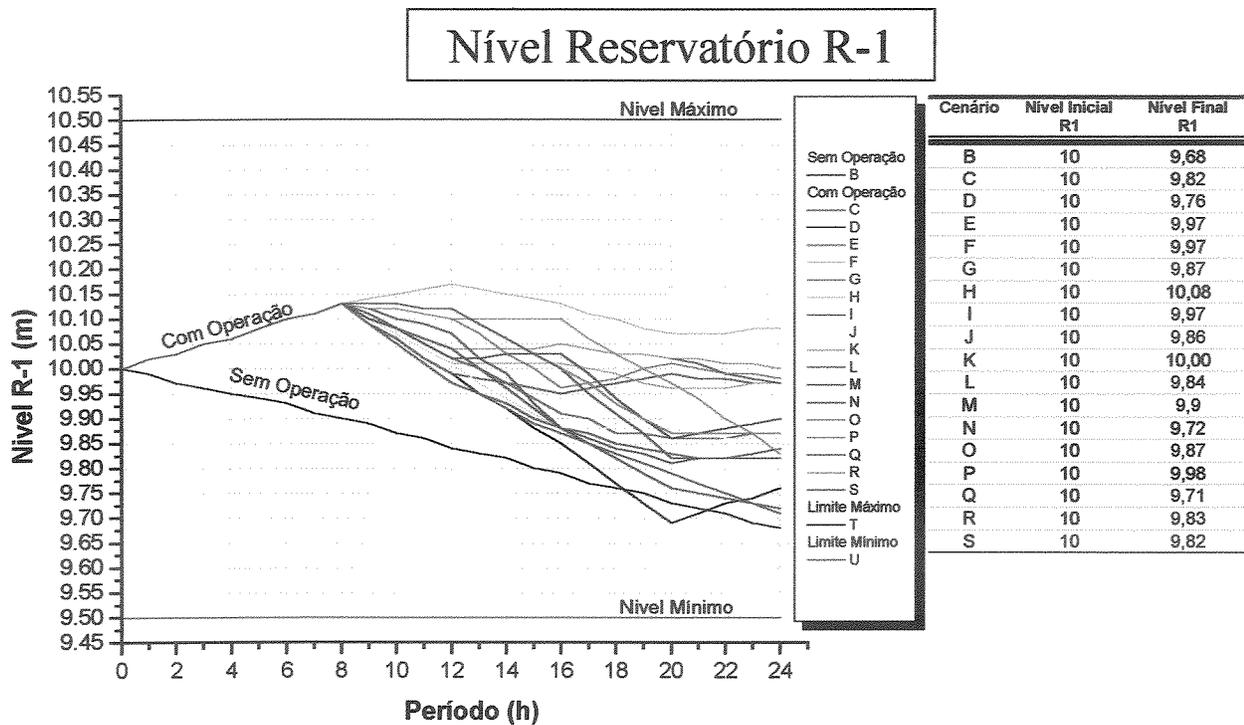


Figura 5.5 Nível do R-1 com operação (rotação variável) e sem operação (rotação fixa).

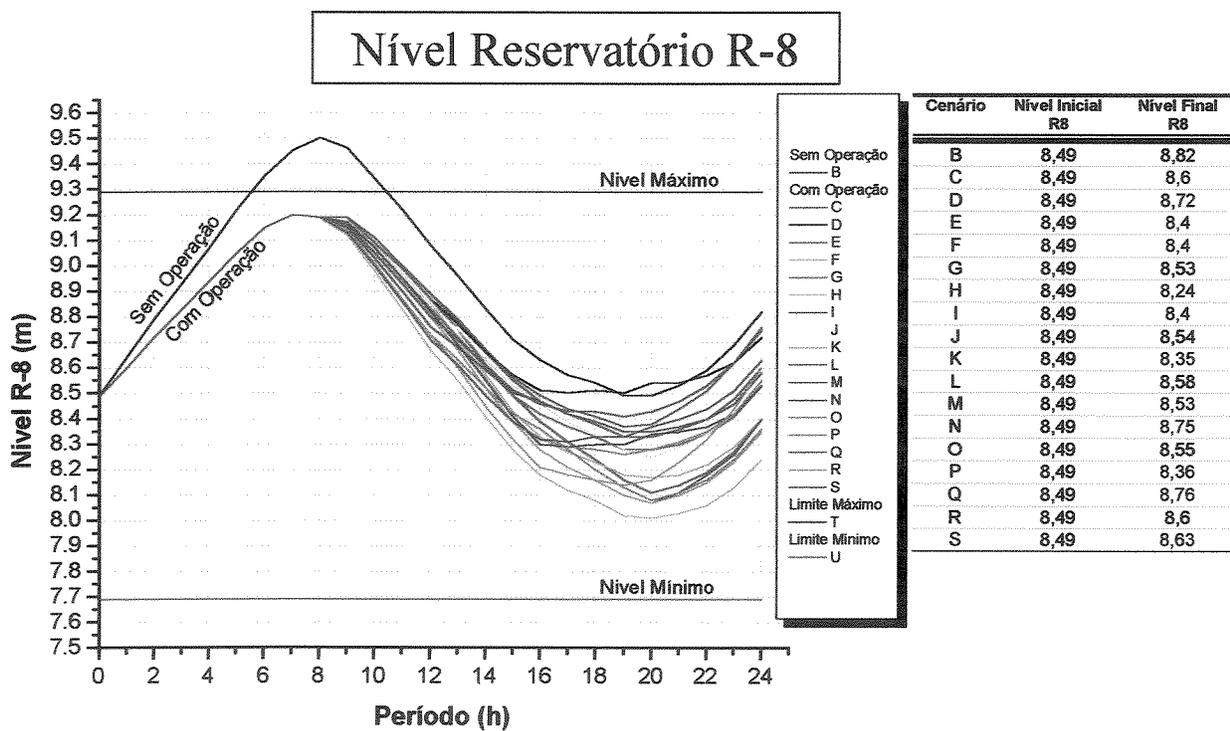


Figura 5.6 Nível do R-8 com operação (rotação variável) e sem operação (rotação fixa).

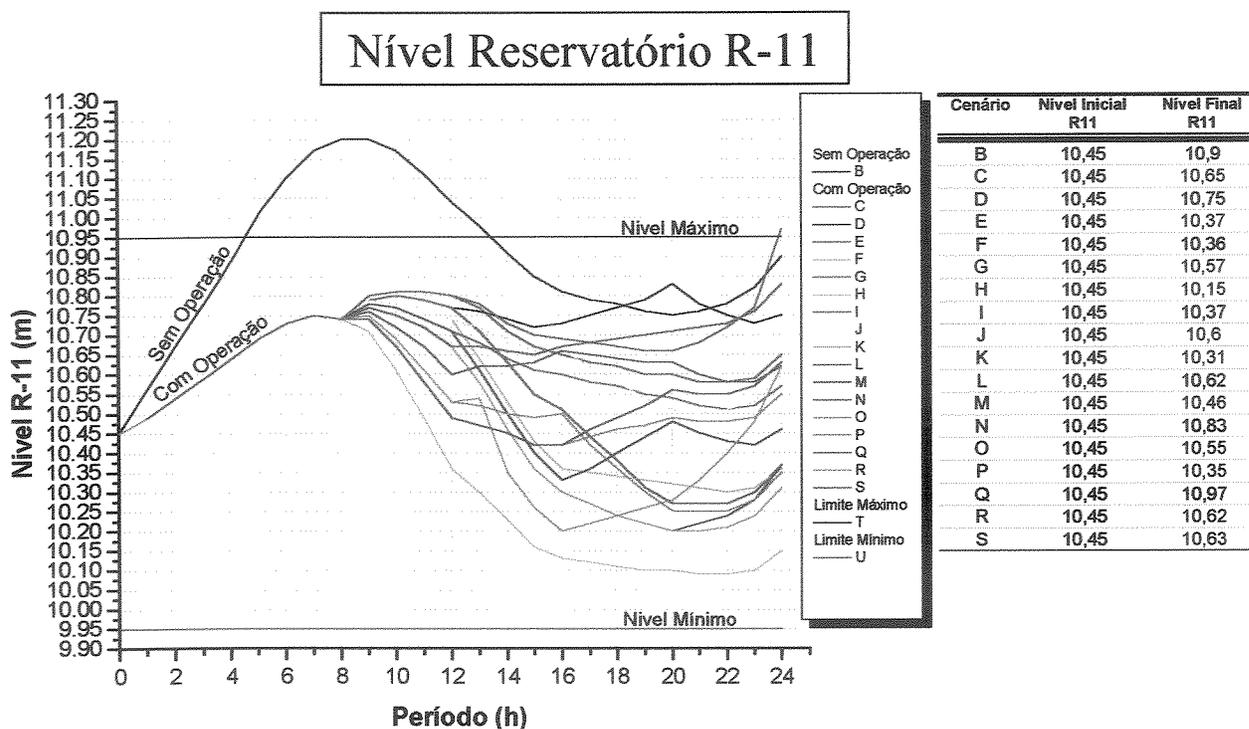


Figura 5.7 Nível do R-11 com operação (rotação variável) e sem operação (rotação fixa).

Pode-se observar que no caso do sistema trabalhando com bomba de rotação fixa, os reservatórios R-8 e R-11 extravasariam durante algumas horas do dia. Trabalhando com bomba de rotação variável em nenhum dos 17 roteiros encontrados isso ocorreu.

O aproveitamento adequado do volume dos reservatórios também não ocorre com a rotação fixa, enquanto que com rotações variáveis o aproveitamento dos níveis fica mais evidenciado principalmente no reservatório R-1. É claro que em casos reais o controle do sistema seria auxiliado por válvulas (o emprego de válvulas não foi avaliado por não fazer parte do escopo da proposta de investigação).

Do total de 17 roteiros foram escolhidos quatro cenários considerados os mais satisfatórios para discussão. São eles os cenários C, F, I e O, representados separados dos demais esquemas Figuras 5.8, 5.9, 5.10, 5.11 e 5.12.

A escolha do melhor cenário dependerá de como o sistema deve trabalhar (condições outras desejadas). Mas independente de qual cenário escolhido, observa-se que no período das 8

horas até as 20 horas o sistema necessita de “mais água” do que nos outros períodos (Figura 5.9), obrigando a estação de bombeamento trabalhar com rotações mais elevadas, o que levou o sistema a buscar maiores rotações nestes intervalos.

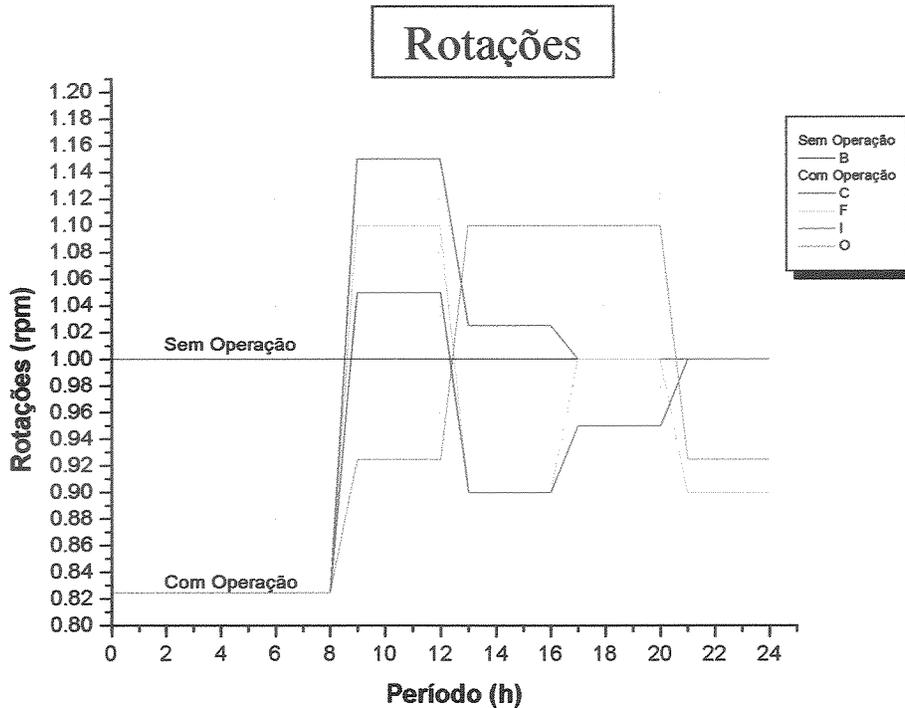


Figura 5.8 Rotação da Bomba para os quatro cenários escolhidos.

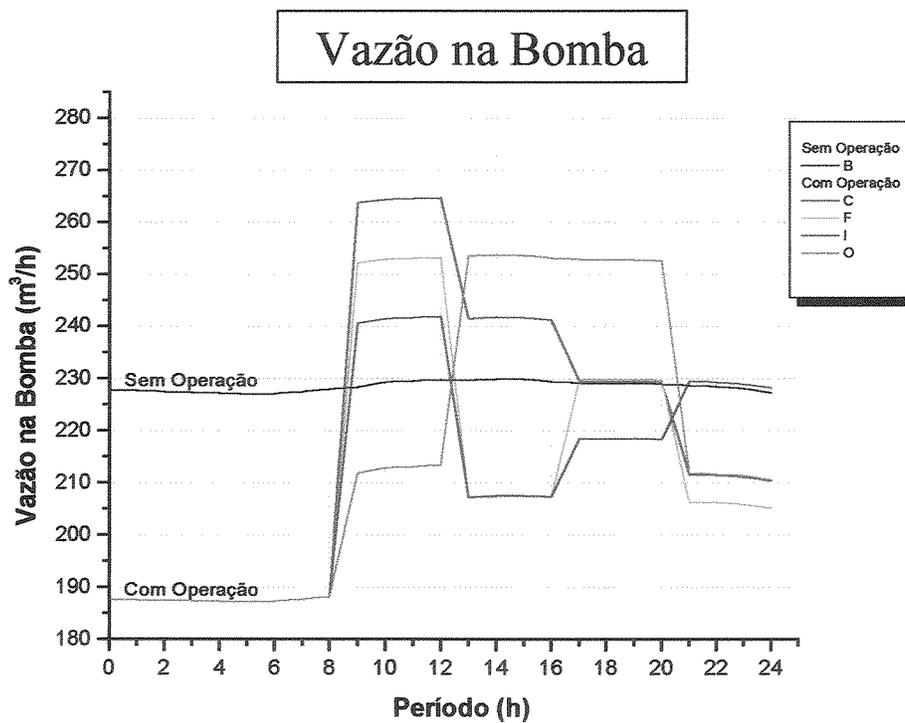


Figura 5.9 Vazão na Bomba para os quatro cenários escolhidos.

Nível Reservatório R-1

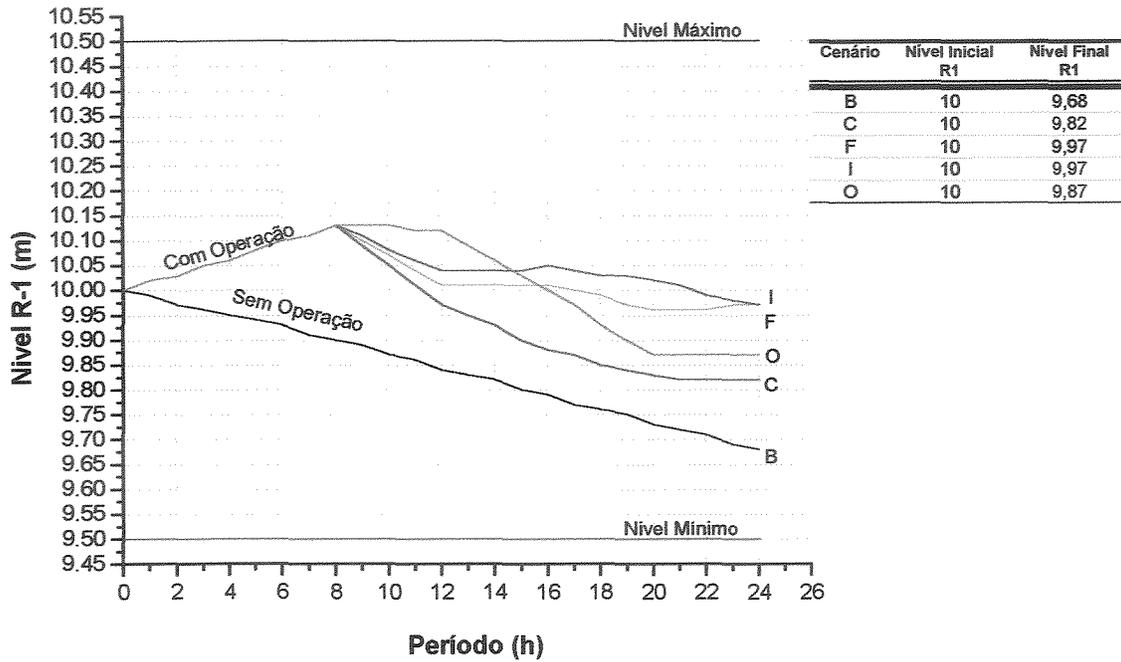


Figura 5.10 Nível do R-1 para os quatro cenários escolhidos.

Nível Reservatório R-8

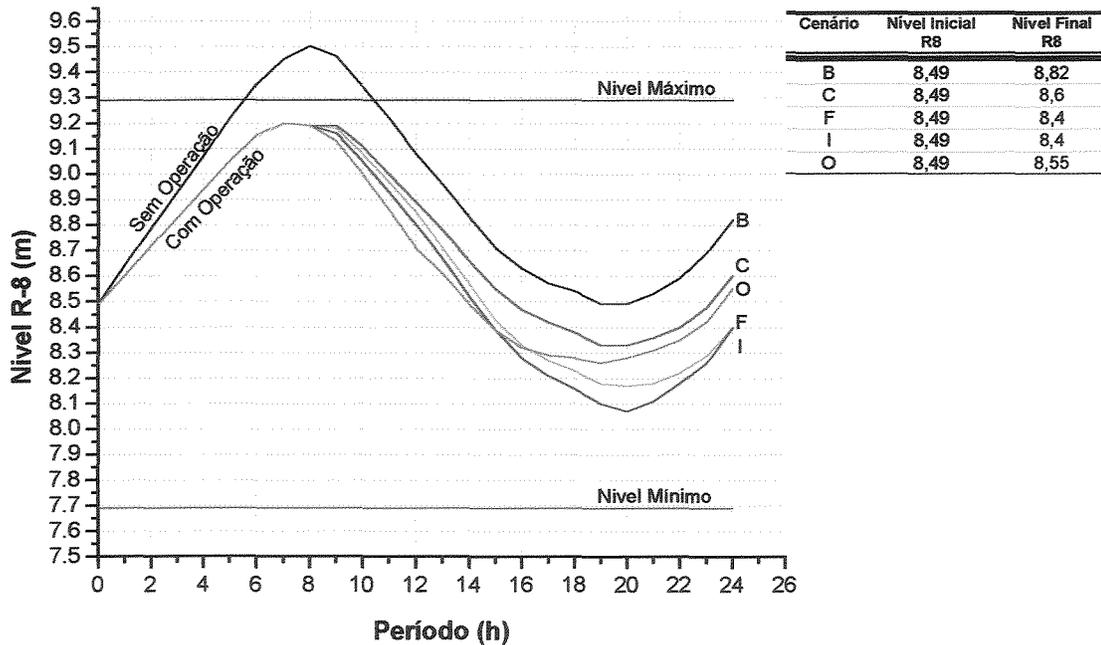


Figura 5.11 Nível do R-8 para os quatro cenários escolhidos.

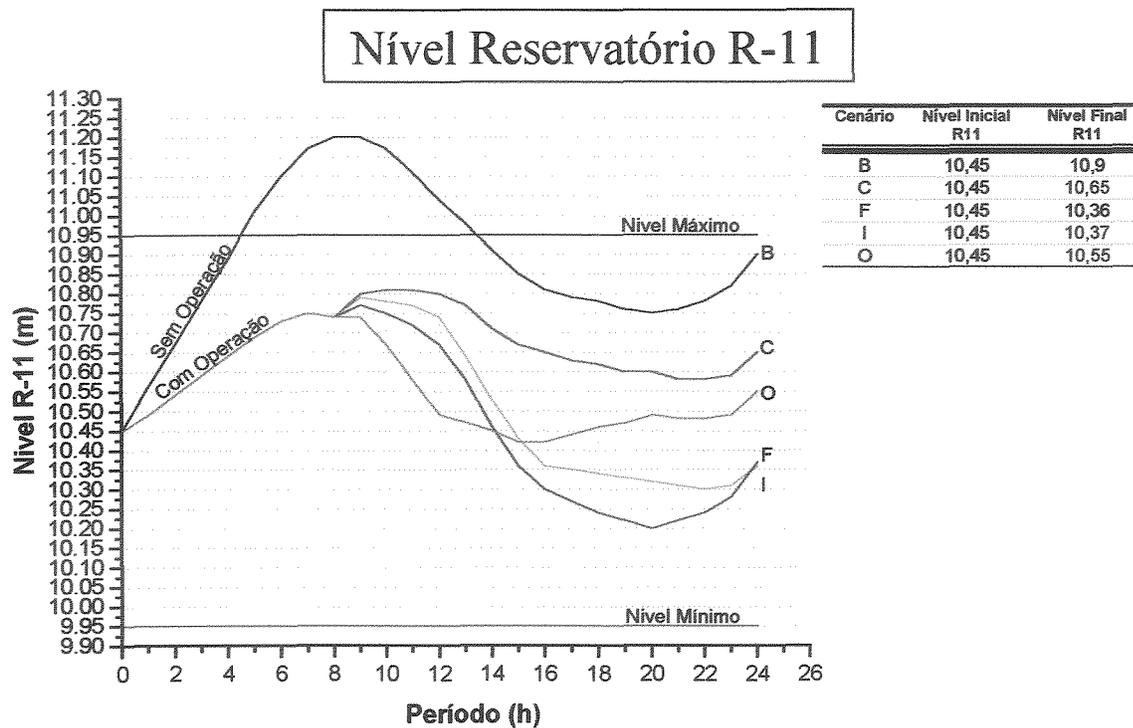


Figura 5.12 Nível do R-11 para os quatro cenários escolhidos.

Cada cenário escolhido (C, F, I, O) apresenta um determinado número de manobras, como mostra a Tabela 5.5 (para efeito de visualização do número de manobras diárias). A variação percentual da rotação de uma manobra para outra é apresentada na Tabela 5.6, mostrando as manobras que gerariam maiores saltos de rotação entre operações.

Tabela 5.5 Número de manobras para cada cenário.

	Cenários			
	C	F	I	O
Número de Manobras	3	4	4	3

Tabela 5.6 Variação percentual das rotações de uma manobra para outra.

Intervalo de Manobras	Cenários			
	C %	F %	I %	O %
0 - 1	32,5	27,5	22,5	10
1 - 2	12,5	20	15	17,5
2 - 3	2,5	10	5	0
3 - 4	0	10	5	17,5

Nos primeiros períodos o reservatório R-1 está enchendo até as 8 horas para os cenários C, F e I, já para o cenário O o reservatório R-1 enche até as 10 horas. O reservatório R-1 esvazia gradativamente buscando estabilizar após as 20 horas, para os cenários C e O, esvazia sempre, para o I e, tenta voltar ao nível inicial para o F (Figura 5.10).

Nos primeiros períodos o reservatório R-8 está enchendo até as 8 horas para os quatro cenários. O reservatório R-8 esvazia gradativamente até próximo às 20 horas e depois tenta voltar ao nível inicial em todos os cenários (Figura 5.11).

Nos primeiros períodos o reservatório R-11 está enchendo até as 8 horas para os quatro cenários. O reservatório R-11 esvazia gradativamente para o cenário O e tenta voltar ao seu nível normal a partir das 16 horas. Já os cenários F e I enchem até as 9 horas esvaziando gradativamente até por volta das 20 horas quando começam a buscar o nível inicial. O cenário C enche até as 12 horas e então esvazia até as 21 horas (Figura 5.12).

Se a escolha da melhor operação do sistema fosse tomada com base na minimização de potência consumida, a Tabela 5.7 com o consumo de cada cenário poderia ser utilizada, podendo então ser escolhido qual deles seria o melhor. Dentre os quatro cenários escolhidos para discussão o melhor seria o cenário I, com uma potência total consumida de 18738,33kW (Tabela 5.7). (observando que dentre os 17 cenários o melhor seria o cenário H, com uma potência de 17662,86kW).

Tabela 5.7 Potência consumida em cada um dos cenários.

Cenário	Potência (kW)
B	21187,17
C	20080,13
D	20826,72
E	18314,21
F	18732,24
G	19715,41
H	17662,86 ←
I	18738,33 ←
J	19812,47
K	18411,30
L	19824,47
M	19450,60
N	21075,03
O	19826,48
P	18631,53
Q	21253,35
R	20084,54
S	20188,83

Comparando o melhor cenário obtido entre os quatro escolhidos (I), segundo este critério, com o cenário do sistema original (B), verifica-se uma redução de aproximadamente 12% de potência consumida no bombeamento. Na tabela pode-se observar que o cenário H produziria uma redução de 17% de potência, entretanto não atenderia ao critério anterior.

Sob o aspecto computacional, o desempenho deste exemplo é apresentado na Tabela 5.8 e as características de entrada para o algoritmo genético também estão fornecidas na Tabela 5.8. O tempo de processamento refere-se ao obtido com um microcomputador com processador Pentium III, 733MHZ, 256Mb de memória RAM tipo DIMM.

Tabela 5.8 Desempenho do exemplo apresentado.

Número de Gerações	Tamanho do Cromossomo (bits)	Tamanho da população	Taxa de Crossover	Taxa de Mutação	Percentual de Eletismo	Tamanho da característica	Tempo médio de processamento (horas)
500	15	15	0,8	0,03	0,3	4	1

Caso 2 - Minimização do custo energético, observando as restrições dos níveis dos reservatórios

Para a minimização dos custos energéticos a função objetivo passa a ser a seguinte,

$$F.O. = \text{Min} \sum_{i=1}^{NP} f_{i(\text{res1})} * C_i * \eta_i * P_i. \quad (5.2)$$

onde, η é o rendimento (bomba/motor), C o custo energético adotado como 2,5 (unidade monetária) para o período das 18 às 23 horas e os outros períodos 1,0 (unidade monetária) e P a potência.

Após as simulações com o modelo encontrou-se a distribuição do custo energético conforme apresentado na seqüência (Figura 5.13). Neste caso o modelo buscava minimizar o consumo total de energia. Observar que inicialmente não foi feito restrições.

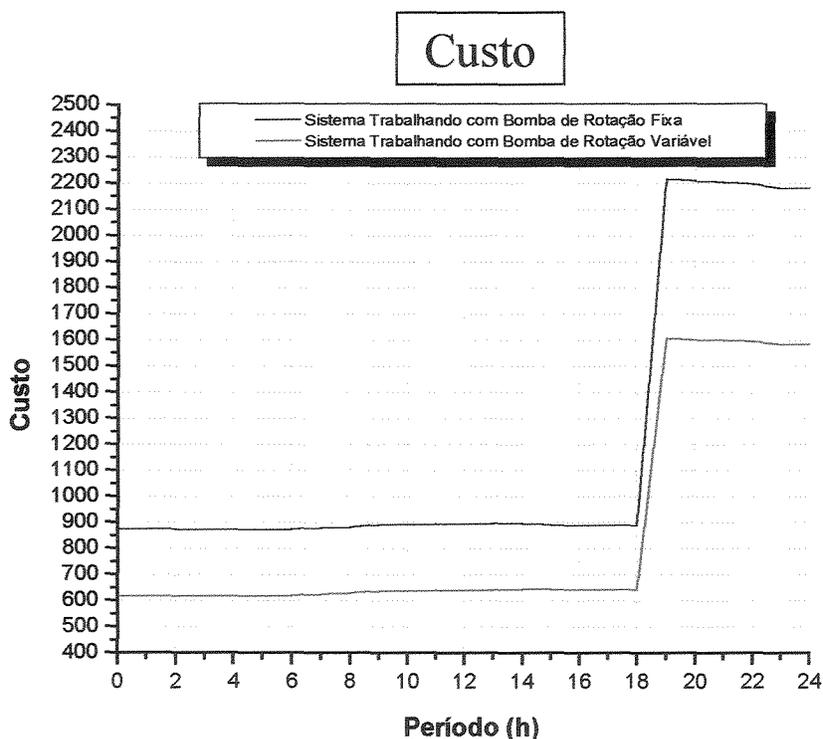


Figura 5.13 Custo energético .

O custo total ao final das 24 horas para o sistema trabalhando com rotação fixa correspondia a 29972,93um (unidade monetária) enquanto que com rotação variável o custo passou a ser 21567,64um, correspondendo a uma economia de 8405,29um, ou seja, 28% de economia monetária.

É fato que as horas de maior consumo de água se associam as de maior consumo elétrico. Desta forma para teste do modelo adotou-se como horas de maior consumo elétrico o período das 18 às 23 horas, para as quais foi adotado um valor de 2,5um (unidade monetária), e o valor unitário nas demais horas. Para uma aplicação real bastaria fornecer a taxa real de custo para os períodos em análise.

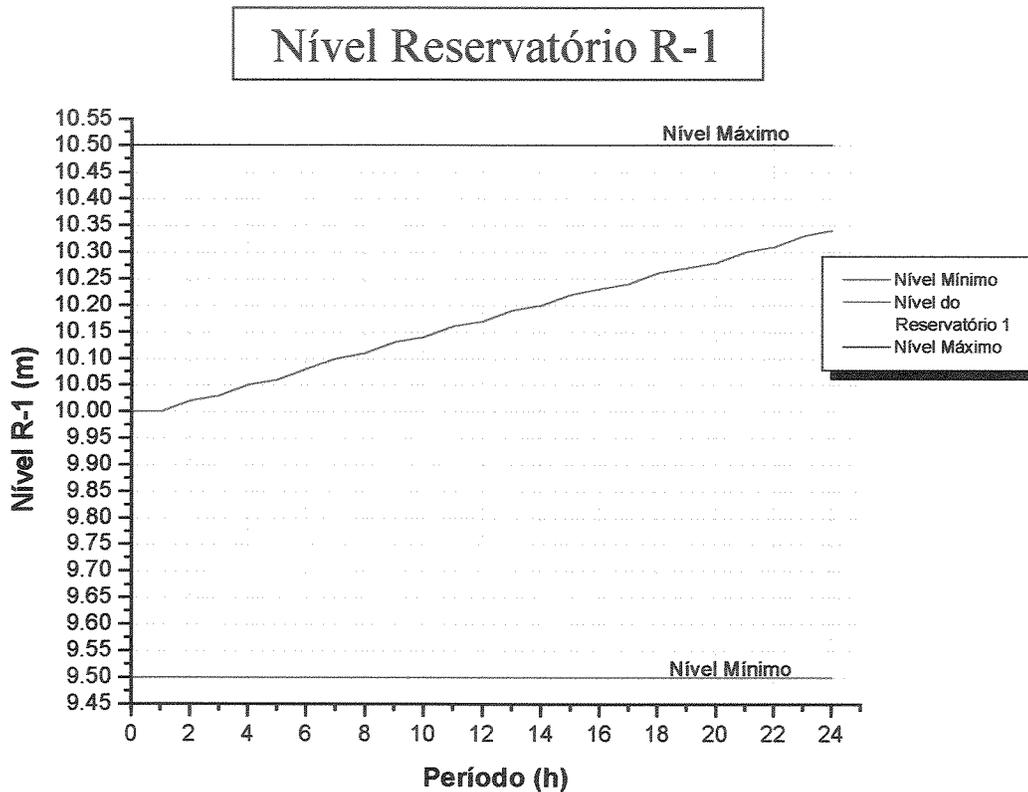


Figura 5.14 Comportamento do nível do reservatório R-1.

Por observações através dos níveis encontrados pode-se verificar que o R-11 (reservatório) ultrapassa seus limites operacionais (Figura 5.14, 5.15 e 5.16).

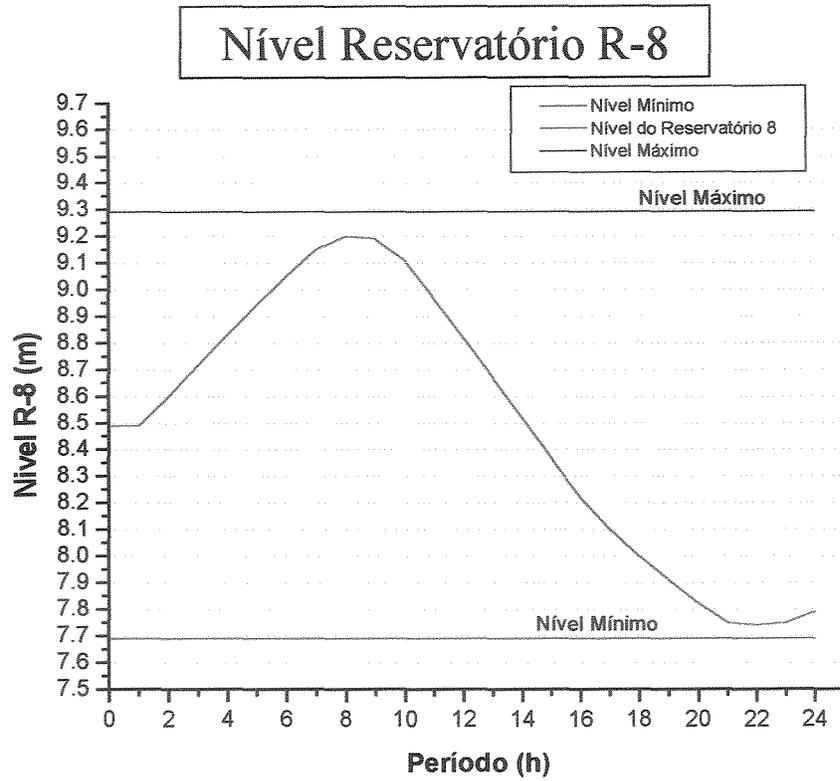


Figura 5.15 Comportamento do nível do reservatório R-8.

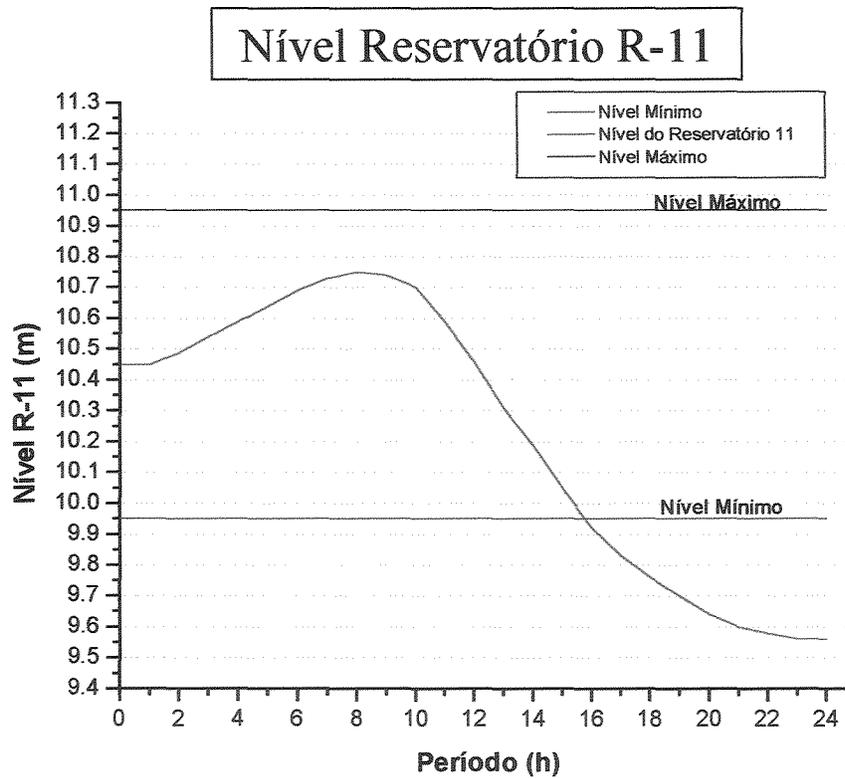


Figura 5.16 Comportamento do nível do reservatório R-11.

Desta forma para observância das condições operacionais estabeleceu-se penalidades à função objetivo, sempre que este reservatório (R-11) atingisse os seus limites.

Caso 2a – Minimização do custo energético com restrições dos níveis operacionais (para R-11)

A função objetivo passa a ser uma função que busca minimizar o custo energético, mas aplicando penalizações caso as restrições relacionadas aos limites dos níveis do reservatório R-11 não sejam atendidas, matematicamente,

$$F.O. = \text{Min} \sum_{i=1}^{NP} f_{i(\text{res11})} * C_i * \eta_i * P_i. \quad (5.2)$$

onde, η é o rendimento (bomba/motor), C o custo energético adotado como 2,5 (unidade monetária) para o período das 18 às 23 horas e 1,0 (unidade monetária) para os demais períodos, f a penalidade a ser aplicada na função objetivo proposta e P a potência.

A penalidade f é aplicada da seguinte forma:

$$\left\{ \begin{array}{ll} f = 1 & \text{se} \dots \dots \dots H11_{Min} < H11 < H11_{Max} \quad (5.3) \\ f = \beta * \left(1 + \left(\frac{H11_{Min} - H11}{H11_{Min}} \right) \right) & \text{se} \dots \dots \dots H11 < H11_{Min} \quad (5.4) \\ f = \beta * \left(1 + \left(\frac{H11 - H11_{Max}}{H11_{Max}} \right) \right) & \text{se} \dots \dots \dots H11 > H11_{Max} \quad (5.5) \end{array} \right.$$

sendo,

$$\beta = \gamma \left(1 + \left(\frac{Ng - g}{Ng} \right) \right) \quad (5.6)$$

onde, γ é um valor arbitrário, Ng o número de gerações e g a geração no instante em que se aplica a penalização. Portanto β tem valor grande no início e vai reduzindo ao longo das gerações.

Os resultados gerados pelo modelo híbrido são apresentados nas Figuras 5.17, 5.18 e 5.19. A Figura 5.17 apresenta os cenários das rotações atuando no sistema com bomba de rotação fixa e com bomba de rotação variável.

Observa-se que o modelo híbrido encontrou um roteiro distinto do roteiro original, porque agora a busca tem que atender não só a minimização de custo, mas também ao nível limite do reservatório R-11 (Figura 5.17).

A Figura 5.18 mostra a vazão no bombeamento e a Figura 5.19 o custo energético.

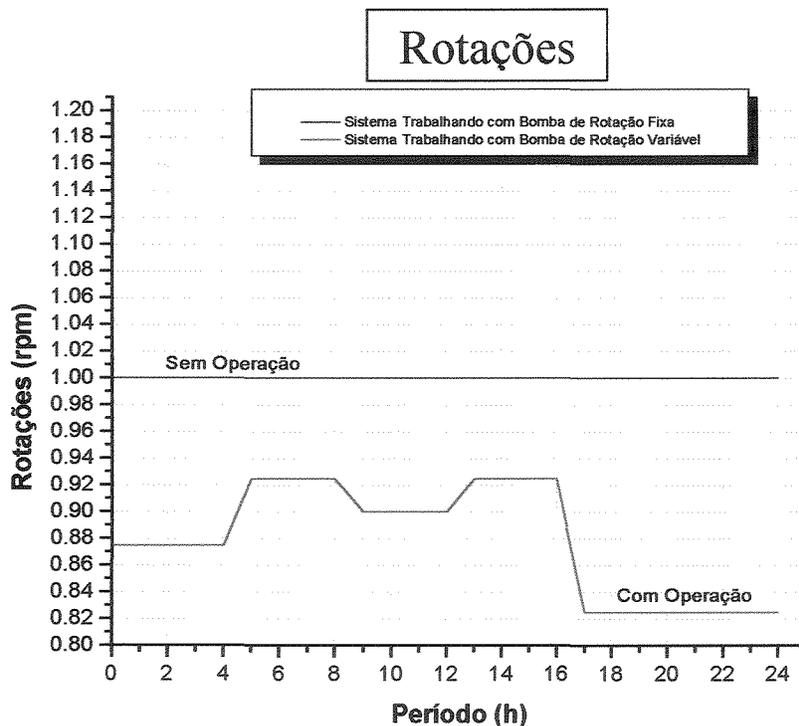


Figura 5.17 Rotações para função objetivo com penalidade.

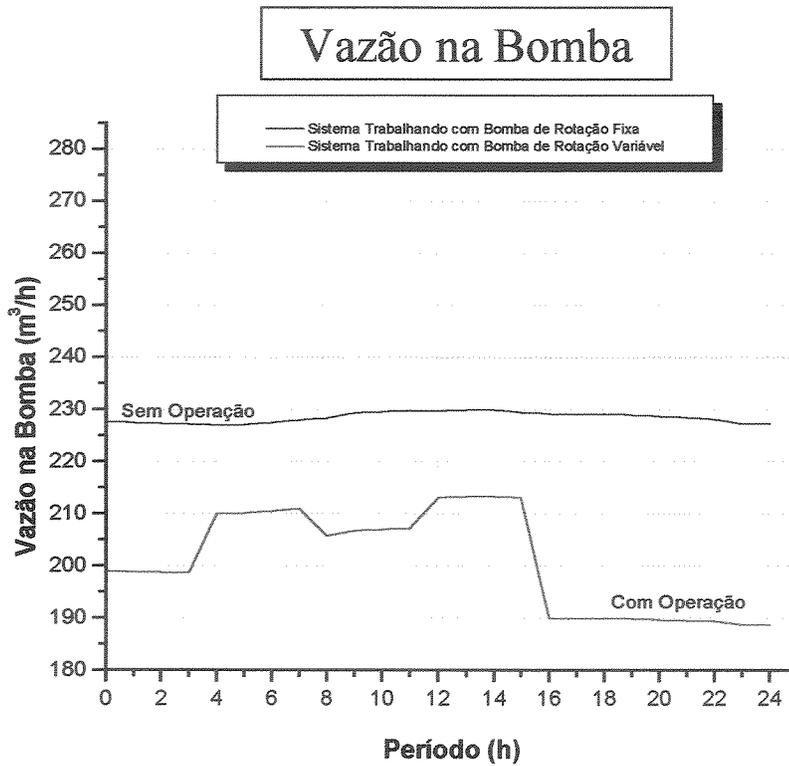


Figura 5.18 Vazão na Bomba com penalização.

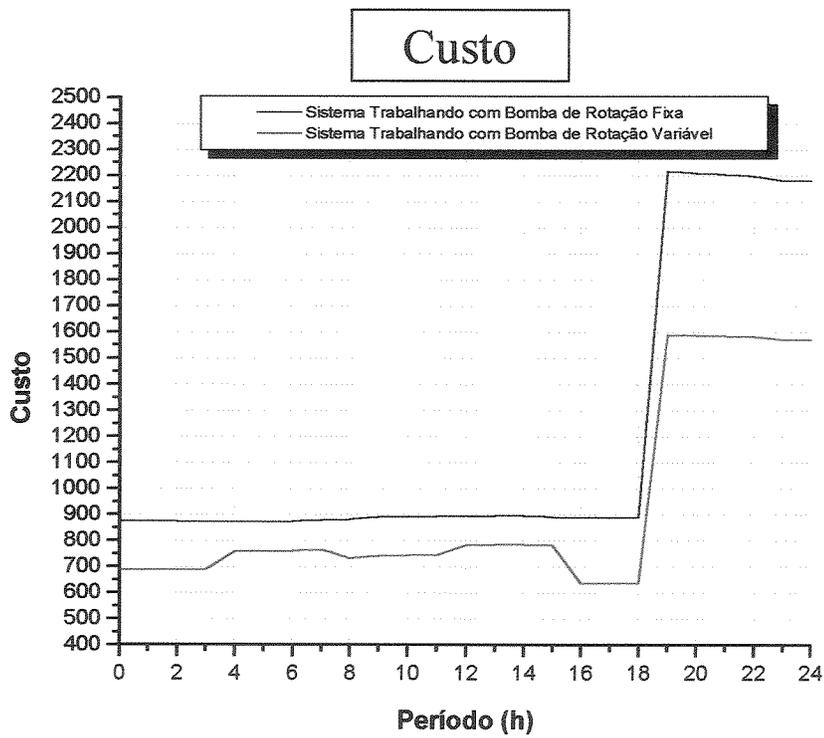


Figura 5.19 Custo energético com penalização.

O custo total ao longo das 24 horas para o sistema trabalhando com a bomba de rotação fixa corresponde a 29972,93um e para o sistema trabalhando com rotação variável corresponde a 23295,37um. Significa que com a bomba de rotação variável o sistema diminui em aproximadamente 23% o custo energético. Deve-se ressaltar, entretanto, que no exemplo todas as bombas estão operando durante todo o período. Uma possível melhora mesmo utilizando bombas de rotação fixa seria a tentativa de variar o número de bombas operando no intervalo de 24 horas (isto também poderia ser obtido utilizando-se dos algoritmos genéticos).

Como o modelo se preocupou em penalizar o reservatório R-11, a busca foi realizada, mas passou a não obedecer aos níveis limites do reservatório R-8 que não sofreu nenhum tipo de penalização (Figura 5.21). No reservatório R-1 o nível está sempre subindo, mas ele não extravasa (Figura 5.20). O reservatório R-11 como foi penalizado consegue atender aos níveis limites estabelecidos, ou seja, ele trabalha próximo dos seus níveis limites (Figura 5.22).

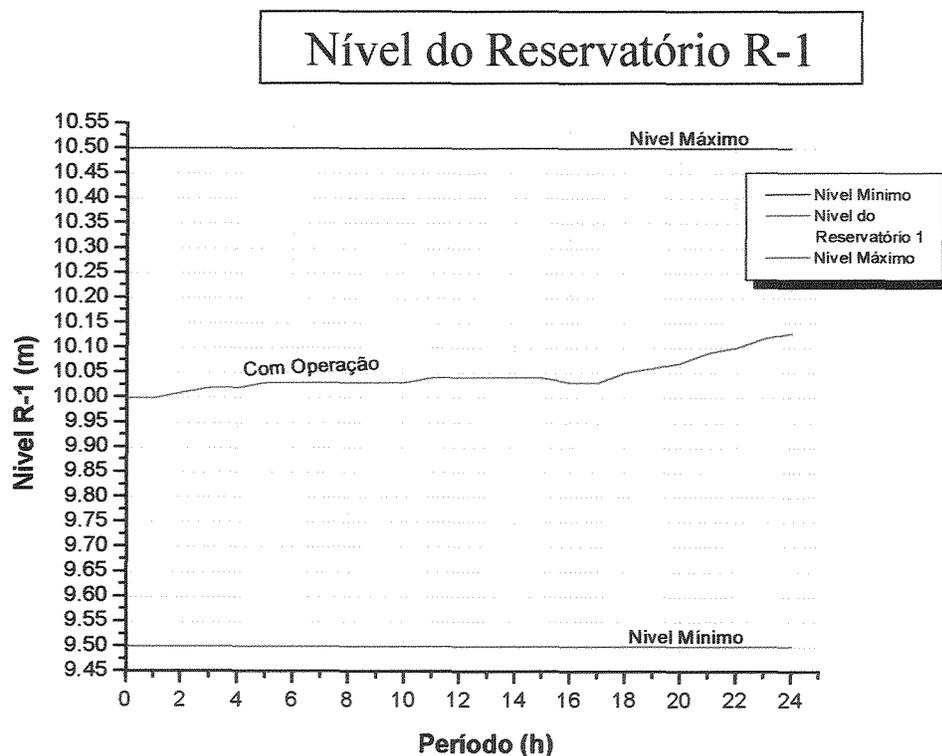


Figura 5.20 Comportamento do nível do reservatório R-1.

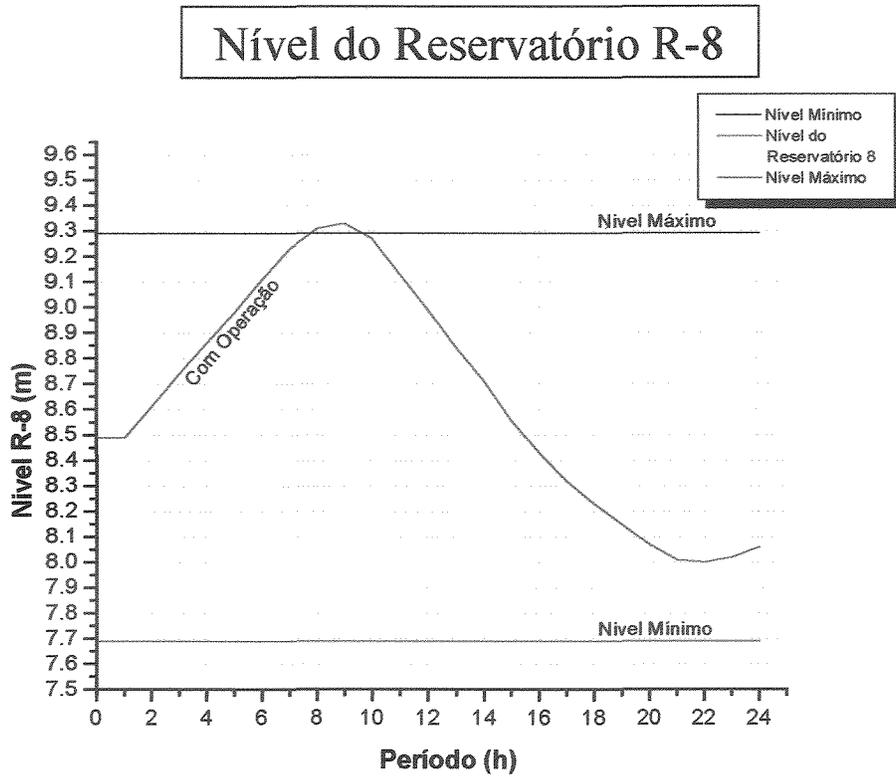


Figura 5.21 Comportamento do nível do reservatório R-8.

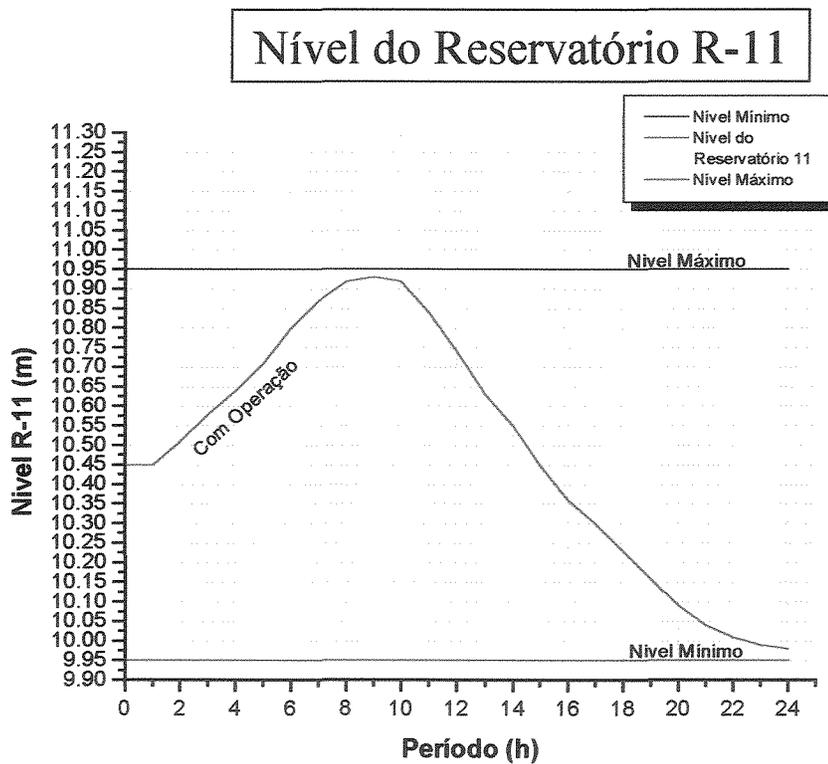


Figura 5.22 Comportamento do nível do reservatório R-11.

Diante desta situação, aplicou-se penalização em todos reservatórios, para garantir as restrições dos níveis limites dos reservatórios.

Caso 2b – Busca de mínimo custo operacional restringindo os limites de operação para os reservatórios

A função objetivo passa a ser uma função que busca minimizar o custo energético, mas aplicando penalizações caso as restrições relacionadas aos limites dos níveis de todos os reservatórios não sejam atendidas, como mostra a Equação 5.7.

$$F.O. = \text{Min} \sum_{i=1}^{NP} \left(\sum_{j=1}^3 f_{i(res1,8e11)} \right) * C_i * \eta_i * P_i. \quad (5.7)$$

sendo $j = 1, \dots, 3$ onde $1 \Rightarrow R-1, 2 \Rightarrow R-8$ e $3 \Rightarrow R-11$

onde, η é o rendimento (bomba/motor), C o custo energético adotado como 2,5 (unidade monetária) para o período das 18 às 23 horas e os outros períodos 1,0 (unidade monetária), e f a penalidade a ser aplicada à função objetivo proposta e P a potência.

A penalidade f é aplicada da seguinte forma:

$$\left\{ \begin{array}{ll} f = 1 & \text{se} \dots \dots \dots Hr_{Min} < Hr < Hr_{Max} \quad (5.8) \\ f = \beta * \left(1 + \left(\frac{Hr_{Min} - Hr}{Hr_{Min}} \right) \right) & \text{se} \dots \dots \dots Hr < Hr_{Min} \quad (5.9) \\ f = \beta * \left(1 + \left(\frac{Hr - Hr_{Max}}{Hr_{Max}} \right) \right) & \text{se} \dots \dots \dots Hr > Hr_{Max} \quad (5.10) \end{array} \right.$$

sendo β a equação 5.6 já apresentada.

Aplicando as penalizações encontrou-se o roteiro mostrado na Figura 5.19.

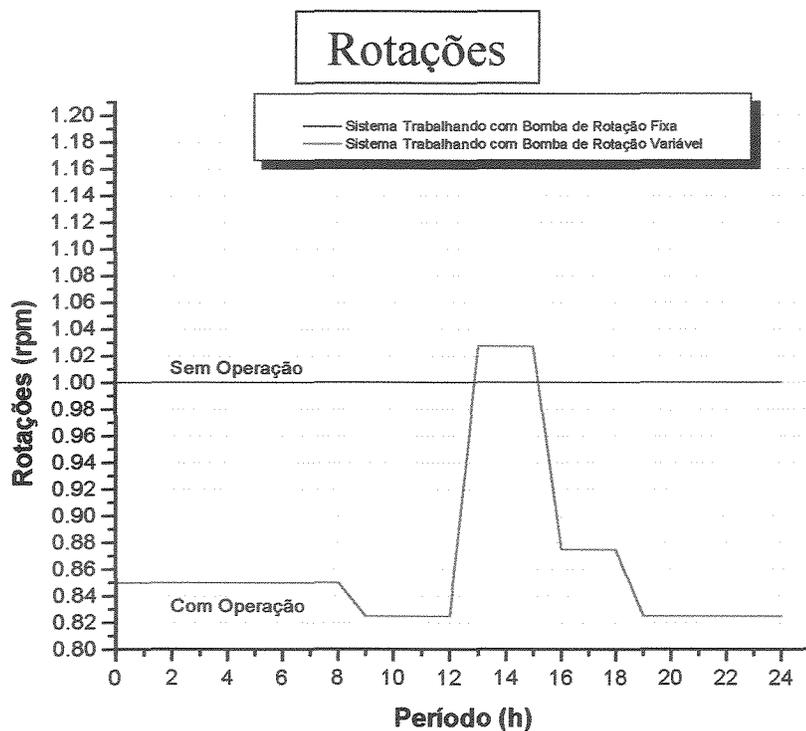


Figura 5.23 Cenário de rotações encontrado através da aplicação das penalidades.

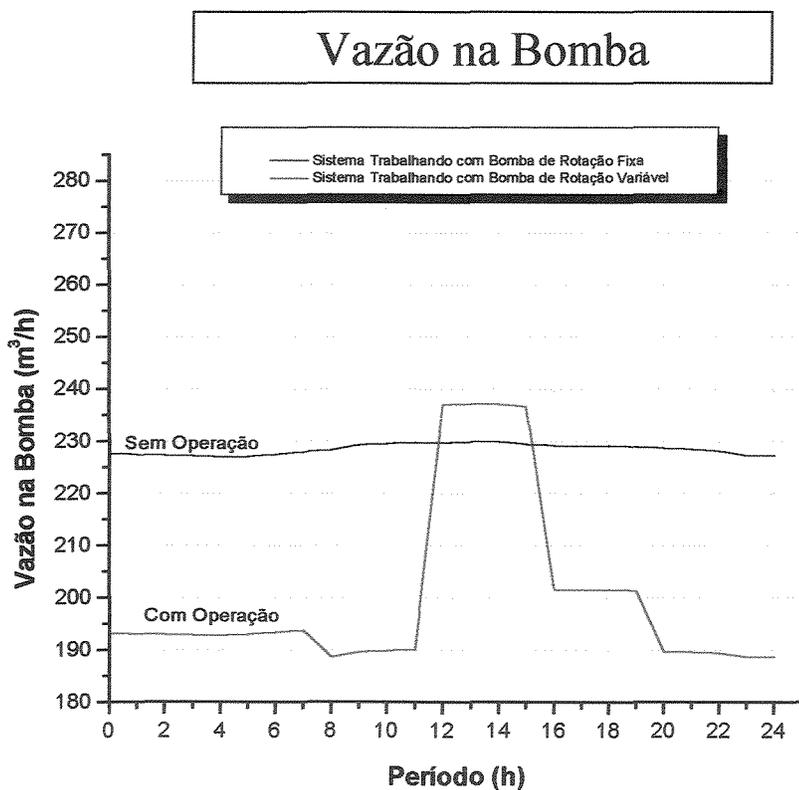


Figura 5.24 Vazão na Bomba após aplicação das penalidades.

Nível do Reservatório R-1

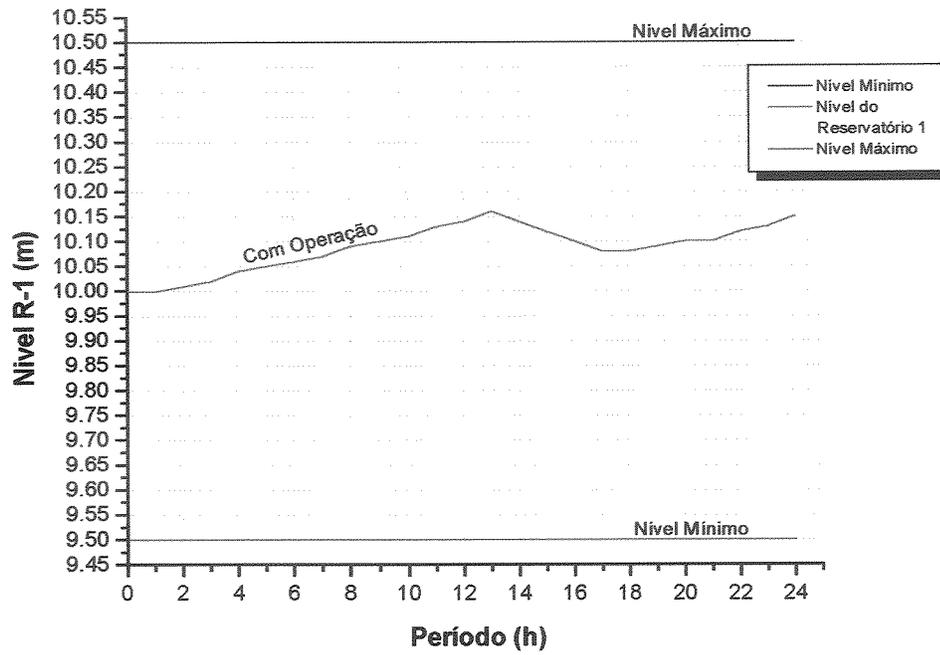


Figura 5.25 Comportamento do nível do reservatório R-1.

Nível do Reservatório R-8

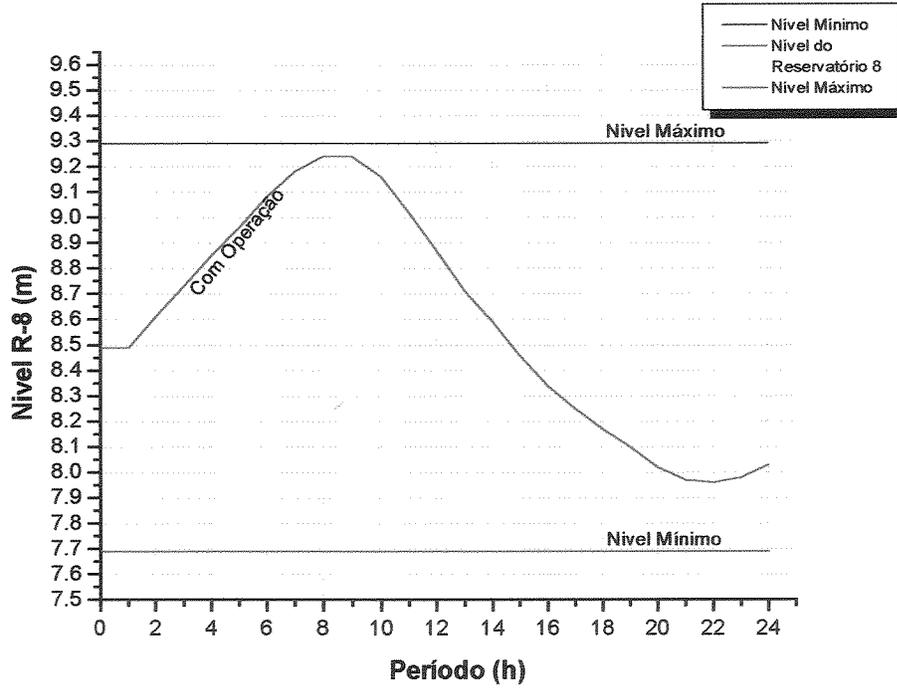


Figura 5.26 Comportamento do nível do reservatório R-8.

Nível do Reservatório R-11

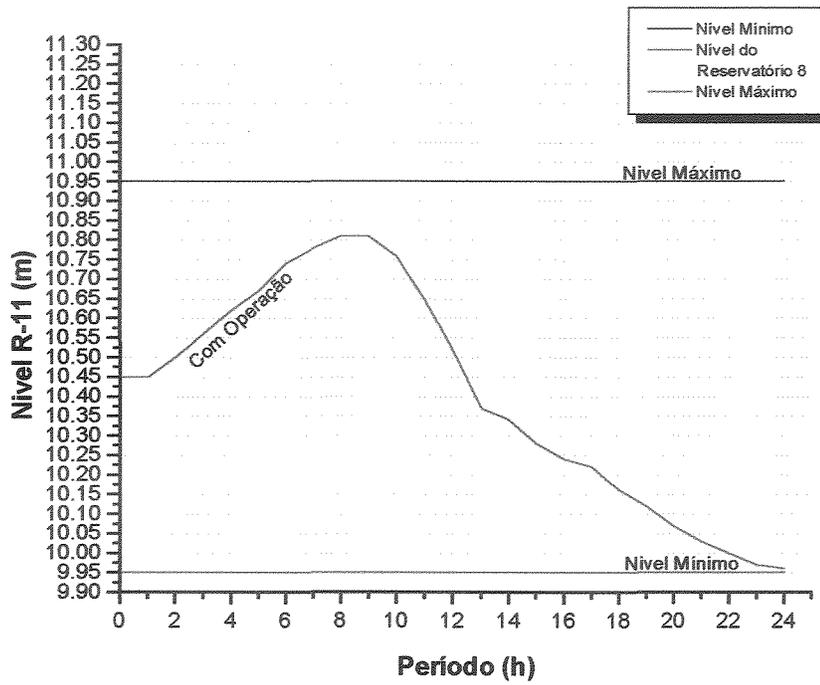


Figura 5.27 Comportamento do nível do reservatório R-11.

Custo

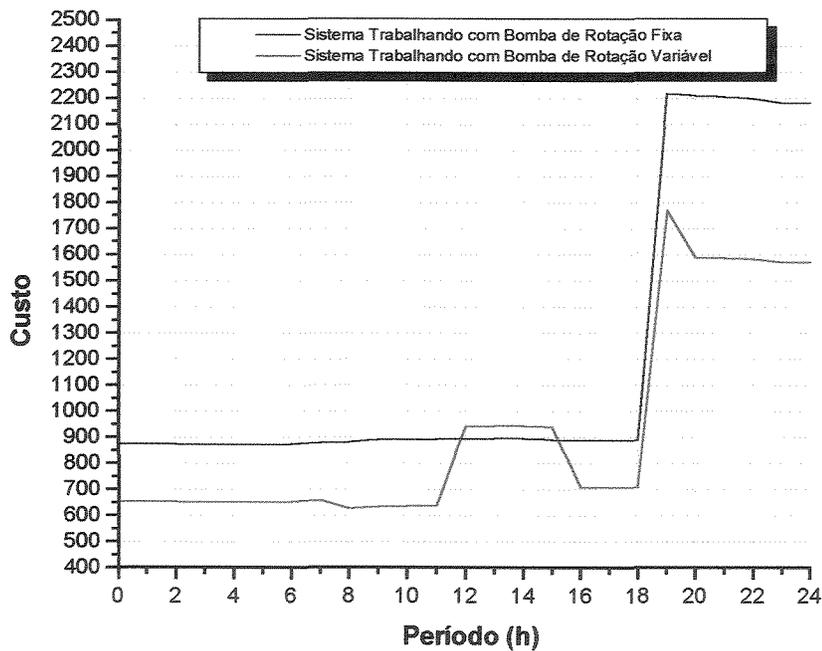


Figura 5.28 Custo energético após aplicação das penalidades.

O custo total ao longo das 24 horas para o sistema trabalhando com a bomba de rotação fixa corresponde a 29972,93um e para o sistema trabalhando com rotação variável corresponde a 23330,71um. Significa que com a bomba de rotação variável, atendendo as restrições do sistema, o sistema conseguiu diminuir o custo em aproximadamente 22%.

5.2 Segunda Topologia utilizada

A segunda rede analisada é composta por três reservatórios, uma estação de bombeamento com 2 bombas operando em paralelo e 38 tubos. Em sete nós se vinculam demandas setoriais. Os dados referentes aos elementos utilizados estão apresentados na Tabela 5.29.

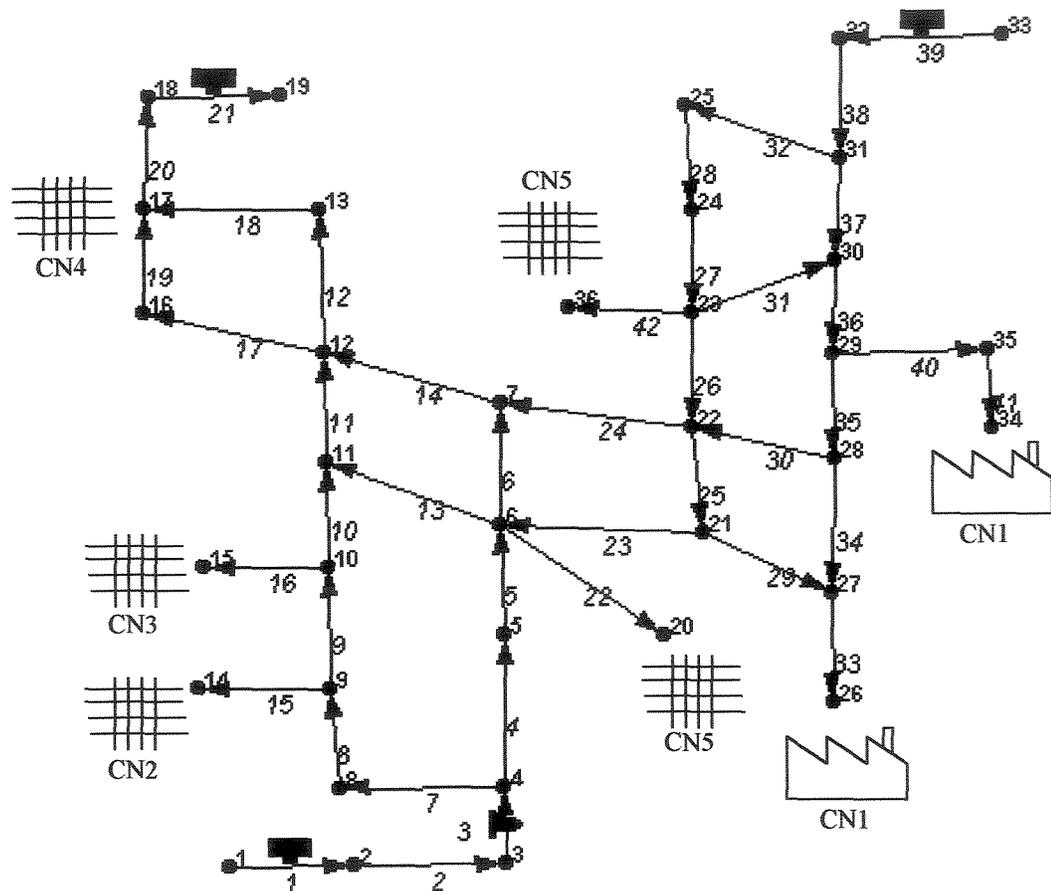


Figura 5.29 Topologia da rede usada (Simulador).

Tabela 5.9 Dados da rede - Tubulações.

ENO	N1	N2	L (m)	D (mm)	C
2	2	3	100	600	100
4	4	5	500	350	100
5	5	6	550	350	100
6	6	7	500	300	100
7	4	8	800	450	100
8	8	9	500	450	100
9	9	10	550	400	100
10	10	11	500	250	100
11	11	12	350	250	100
12	12	13	1200	250	100
13	6	11	900	250	100
14	7	12	900	250	100
15	9	14	200	350	100
16	10	15	200	350	100
17	12	16	1500	250	100
18	13	17	1500	250	100
19	16	17	1100	250	100
20	17	18	500	500	100
22	6	20	400	350	100
23	21	6	800	200	100
24	22	7	850	200	100
25	22	21	550	200	100
26	23	22	600	200	100
27	24	23	550	250	100
28	25	24	500	250	100
29	21	27	600	200	100
30	28	22	600	200	100
31	30	23	600	200	100
32	31	25	600	350	100
33	27	26	400	350	100
34	28	27	500	350	100
35	29	28	400	350	100
36	30	29	300	400	100
37	31	30	550	400	100
38	32	31	600	450	100
40	29	35	400	350	100
41	35	34	400	350	100
42	23	36	300	350	100

As curvas neutras utilizadas para modelar as demandas nos pontos de consumo do sistema são apresentadas nas Figuras 5.30.

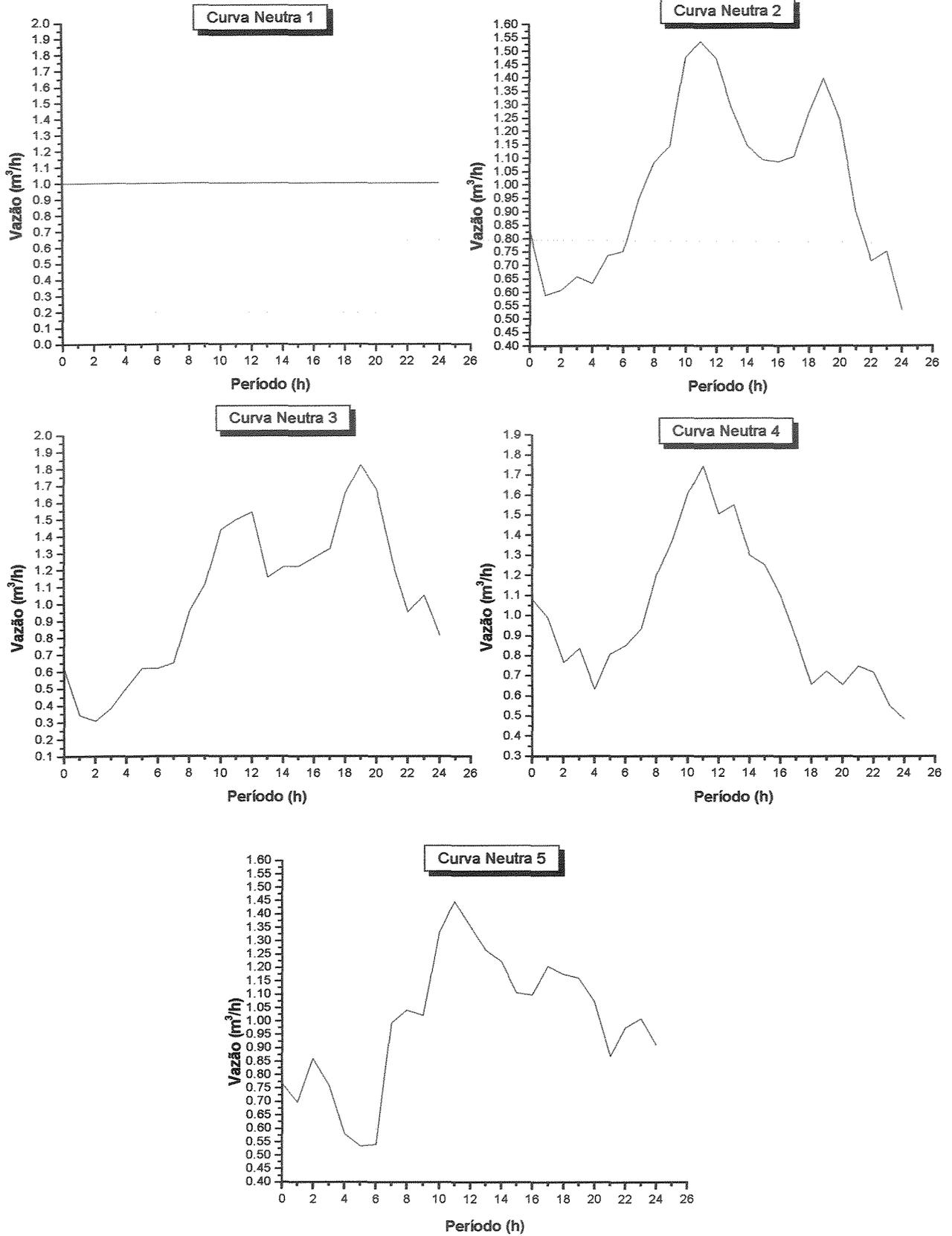


Figura 5.30 Curvas neutras do sistema.

As características da bomba utilizada estão apresentadas na Tabela 5.10, os níveis máximo e mínimo dos reservatórios na Tabela 5.11 e as demandas nodais médias estão indicadas na Tabela 5.12.

Tabela 5.10 Dados da rede - Bomba.

ENO	N1	N2	Hs (m)	Qr (l/s)	Hr (m)	Qt (l/s)	Ht (m)	N. de Bombas	D (mm)
3	3	4	65	250	50	500	15	2	600

Tabela 5.11 Dados da rede - Reservatórios.

ENO	N1	N2	Nível Inicial (m)	Nível máximo (m)	Nível mínimo (m)	Área (m ²)
1	1	2	727	730	726	800
21	18	19	747	750	746	800
39	35	34	775	778	774	800

Tabela 5.12 Dados da rede - Demandas Médias Nodais.

Nó	Demandas (l/s)	Curva Neutra
1	-350	1
14	85	2
15	71	3
17	74	4
20	90	5
26	120	1
33	-300	1
34	120	1
38	90	5

Caso 1 - Manutenção dos níveis dos reservatórios (sem a busca do consumo energético otimizado)

Neste primeiro caso busca-se o mesmo objetivo do caso 1 da primeira topologia, usando a mesma condição operacional descrita na Equação 5.1 deste capítulo.

Os resultados obtidos pelo modelo híbrido são apresentados nas Figuras 5.31, 5.32, 5.33, 5.34, 5.35 e 5.36. A Figura 5.31 apresenta os roteiros de rotações, a Figura 5.5 a vazão através das bombas, a Figura 5.36 o custo operacional e as Figuras 5.32, 5.33 e 5.34 apresentam o comportamento dos reservatórios R-1, R-21 e R-39 respectivamente, com decorrência das regras operacionais encontradas. Foi utilizado um total de 200 gerações, cada uma com 10 indivíduos, utilizando-se de um processo de elitismo com taxa de 0,3. Foi adotado uma taxa de mutação de 0,03 e de crossover de 0,8 na alimentação do procedimento genético (os valores adotados seguem os indicativos da literatura).

O algoritmo genético encontrou um total de 4 conjuntos de regras diferentes, consideradas “boas” por apresentarem praticamente o mesmo valor para a função objetivo, mas é apresentado somente uma regra (a de melhor valor).

Pode-se observar que o reservatório R-1 esgotaria durante algumas horas do dia, quando o modelo busca pela mínima diferença de níveis (das horas extremas). Os reservatórios R-21 e R-39 atendem aos limites estabelecidos, Figuras 5.33 e 5.34.

Na Figura 5.35 pode-se verificar o comportamento da vazão na bomba, na busca pela minimização dos níveis extremos.

Na Figura 5.36 pode-se perceber que o como a busca não era pela minimização do custo energético, ocorreu uma minimização, embora não tenha sido este o objetivo.

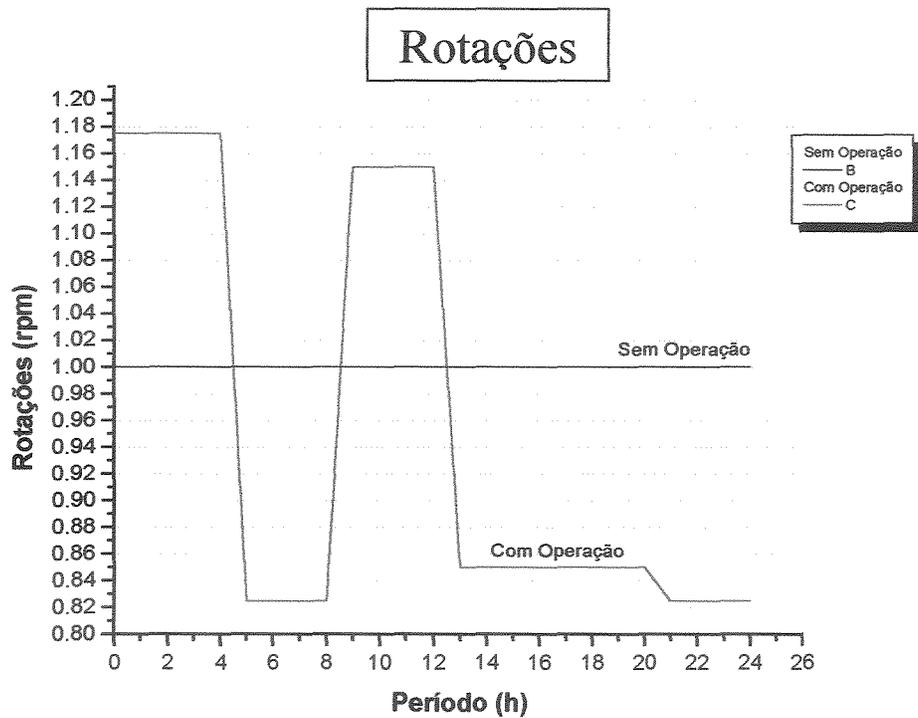


Figura 5.31 Vazão na Bomba para os quatro cenários escolhidos.

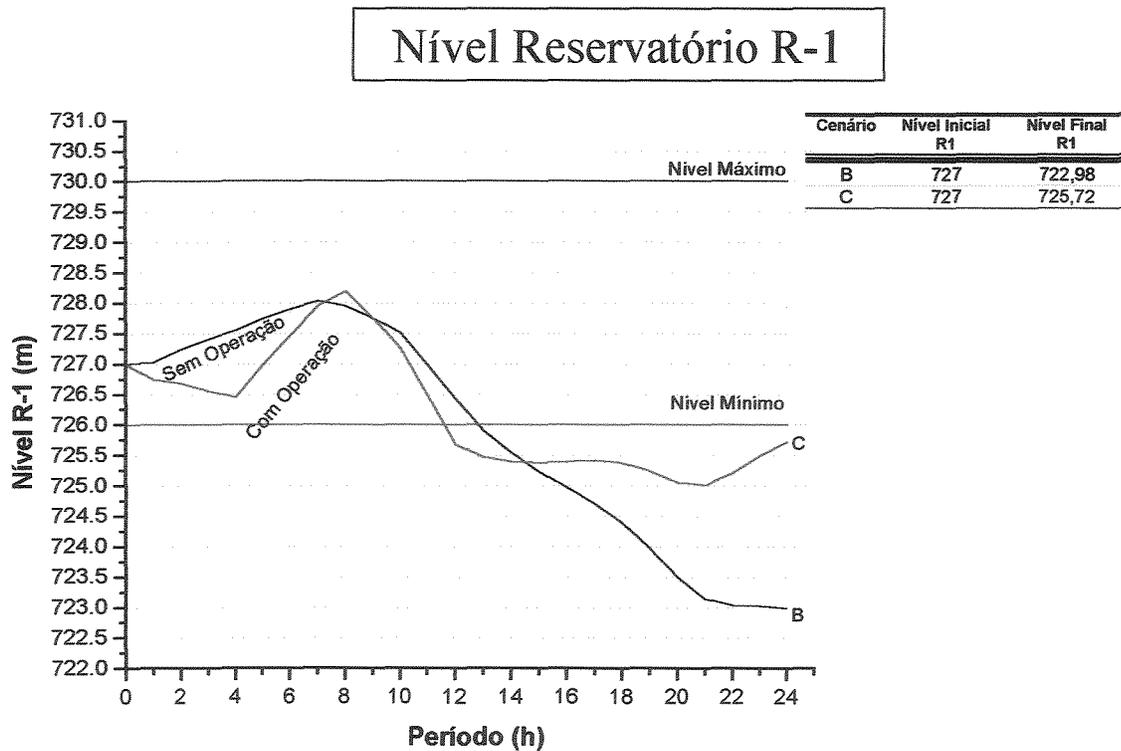


Figura 5.32 Nível do R-1 para os quatro cenários escolhidos.

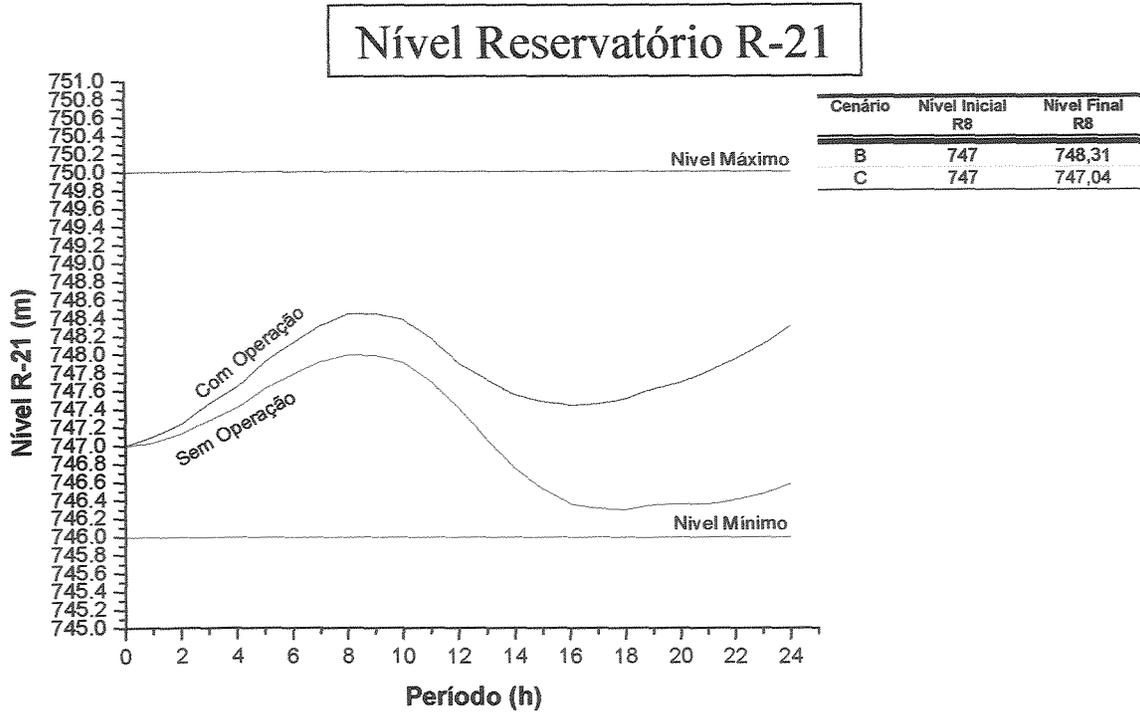


Figura 5.33 Nível do R-21 para os quatro cenários escolhidos.

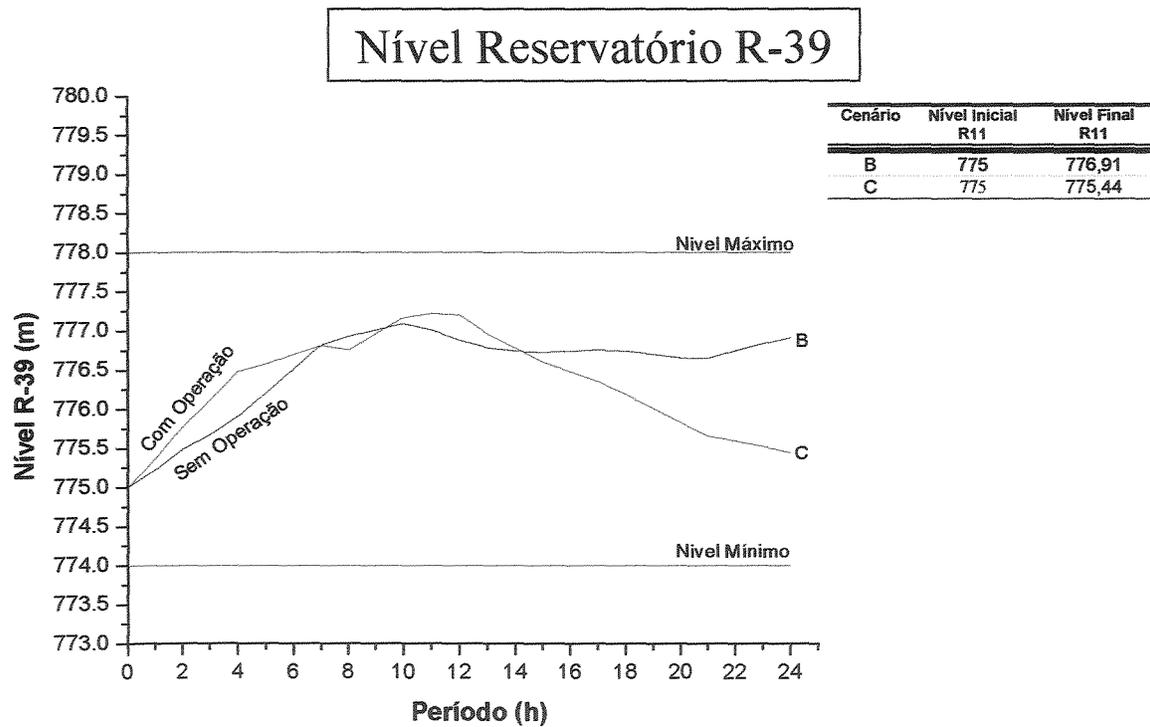


Figura 5.34 Nível do R-39 para os quatro cenários escolhidos.

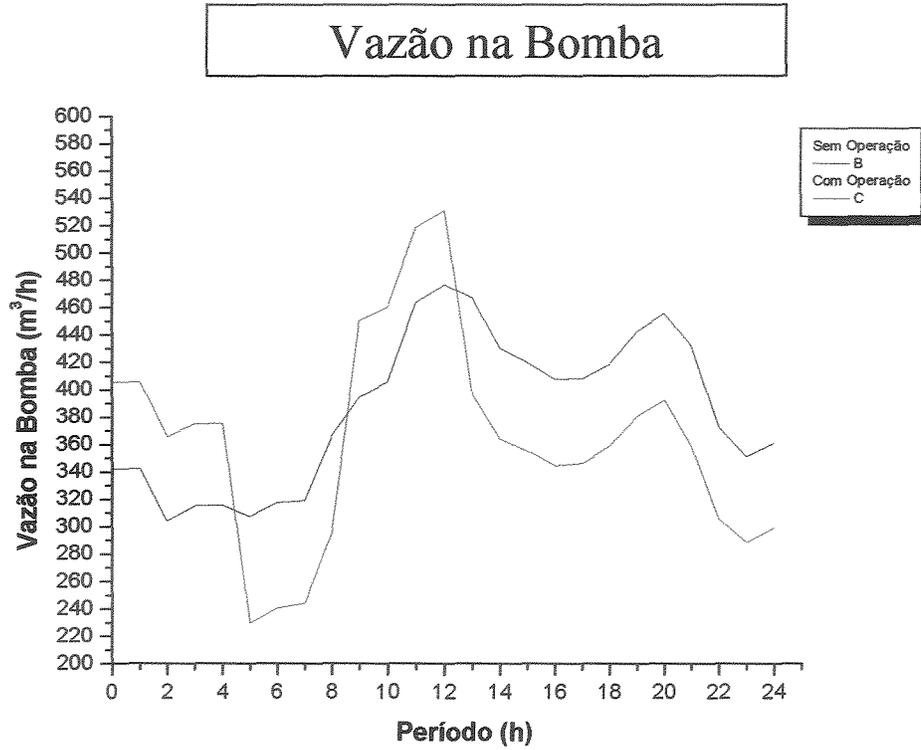


Figura 5.35 Vazão na Bomba após aplicação das penalidades.

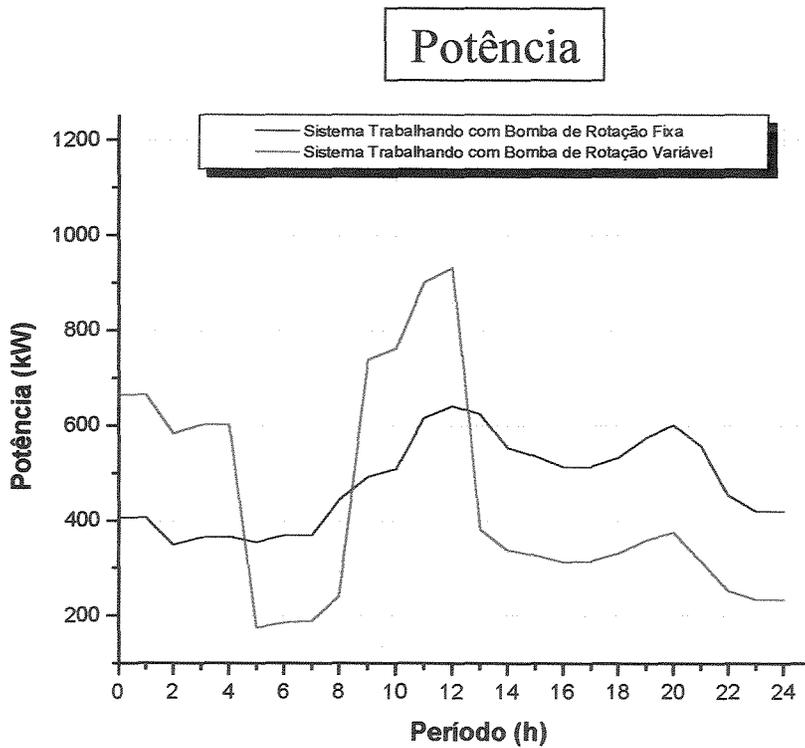


Figura 5.36 Comportamento da potência para o Caso 1.

A potência ao longo das 24 horas para o sistema trabalhando com a bomba de rotação fixa corresponde a 11978,41kW e para o sistema trabalhando com rotação variável corresponde a 11021,09kW. Significa que com a bomba de rotação variável o sistema conseguiu diminuir a potência em aproximadamente 8%.

Caso 2 - Minimização do custo energético, observando as restrições dos níveis dos reservatórios

A função objetivo busca minimizar o custo energético (tarifa unitária), mas aplicando penalizações caso as restrições relacionadas aos limites dos níveis de todos os reservatórios não sejam atendidas, como apresentado na Equação 5.7.

Aplicando as penalizações encontrou-se, através do modelo híbrido, o roteiro mostrado na Figura 5.37.

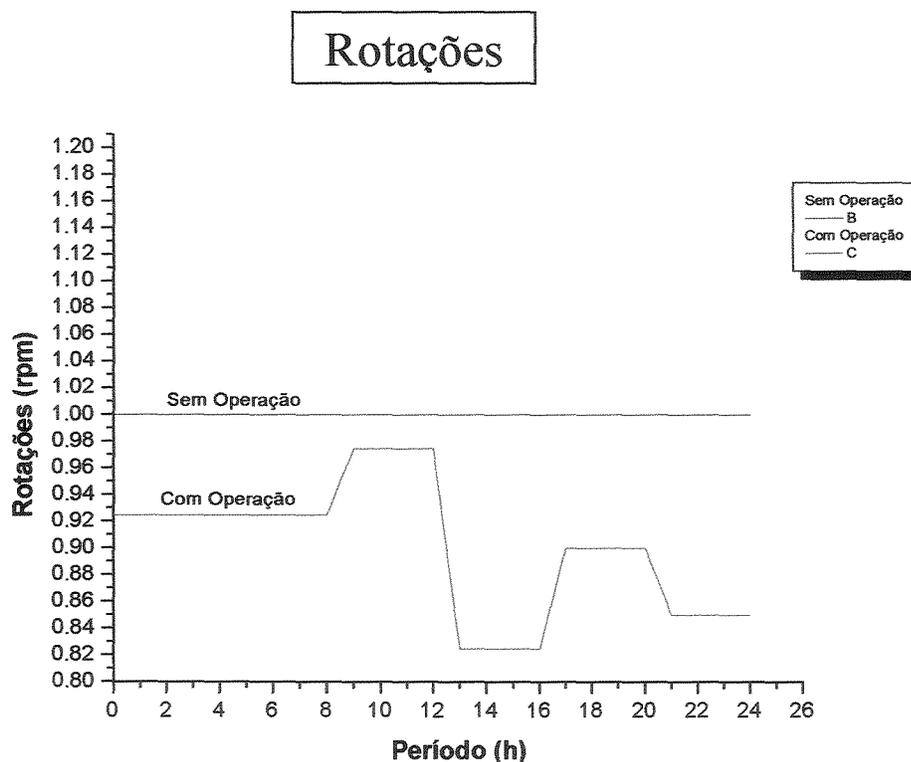


Figura 5.37 Cenário de rotações encontrado através da aplicação das penalidades.

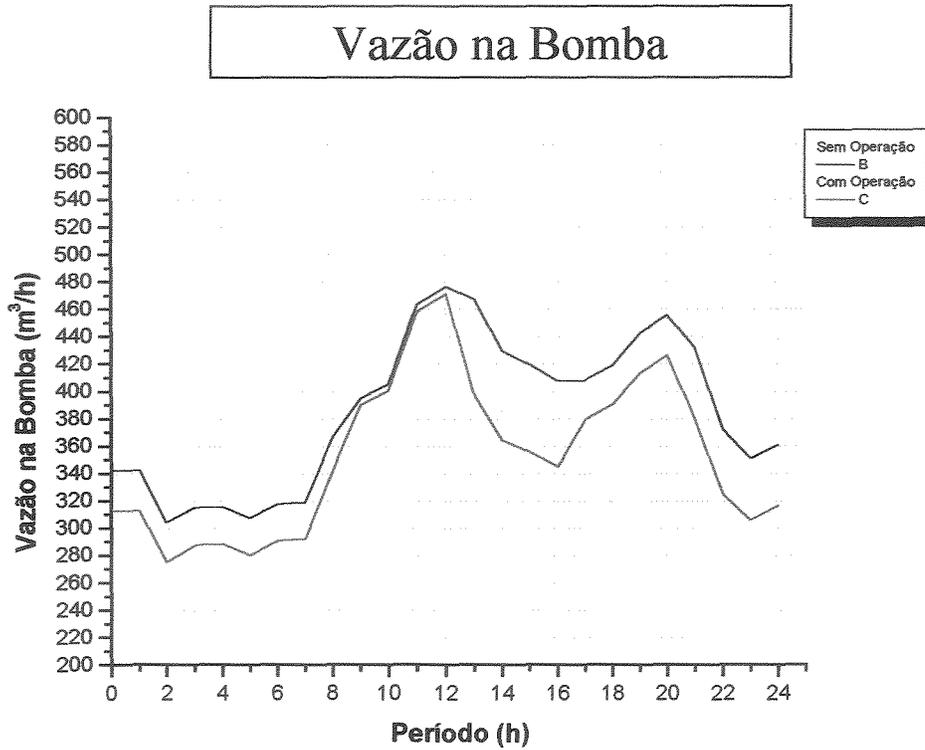


Figura 5.38 Vazão na Bomba após aplicação das penalidades.

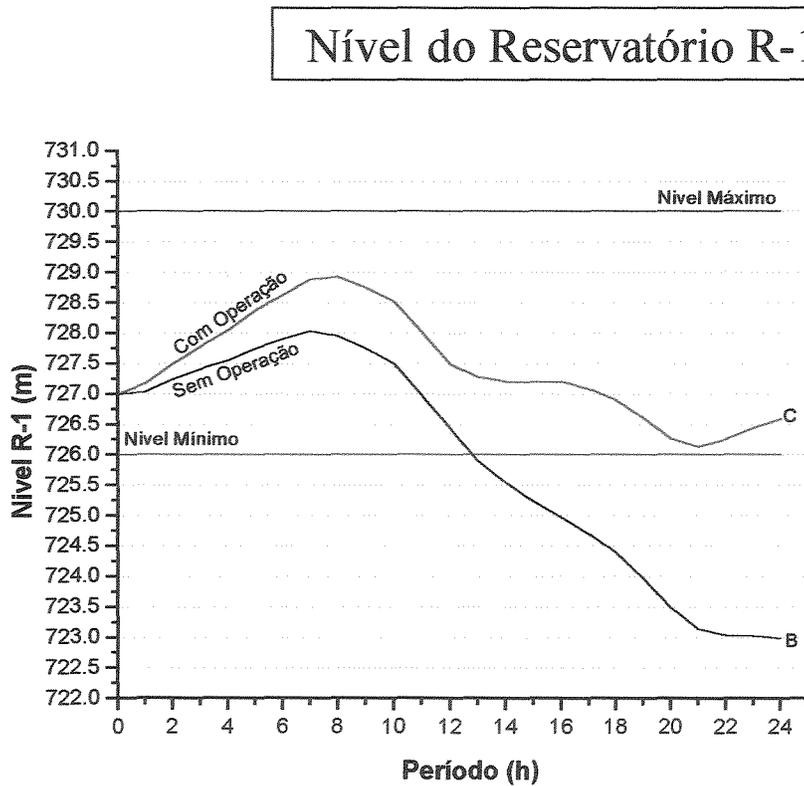


Figura 5.39 Comportamento do nível do reservatório R-1.

Nível do Reservatório R-21

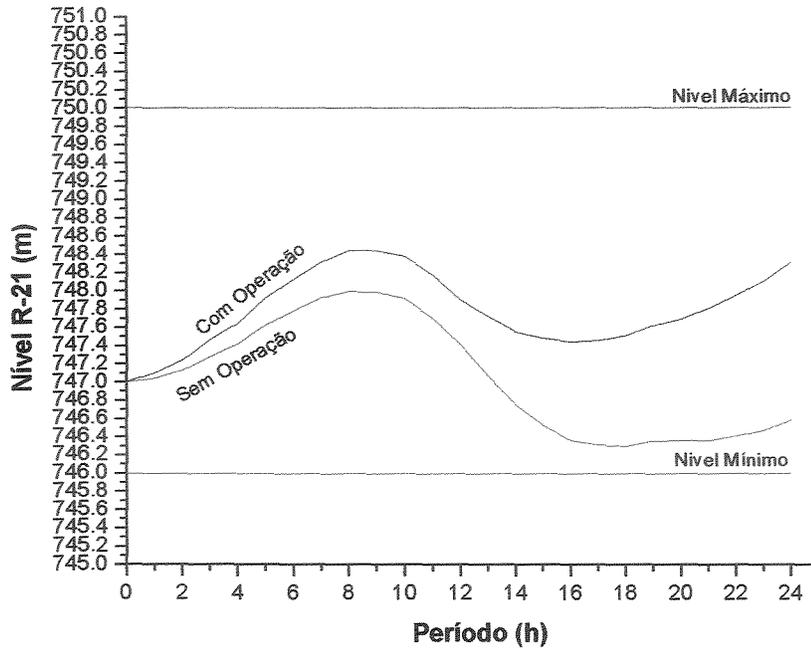


Figura 5.40 Comportamento do nível do reservatório R-21.

Nível do Reservatório R-39

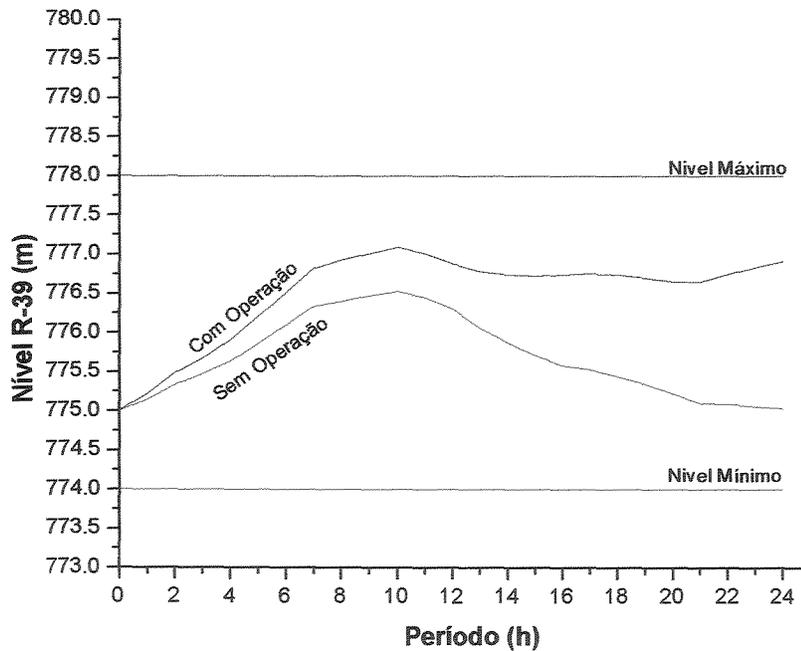


Figura 5.41 Comportamento do nível do reservatório R-39.

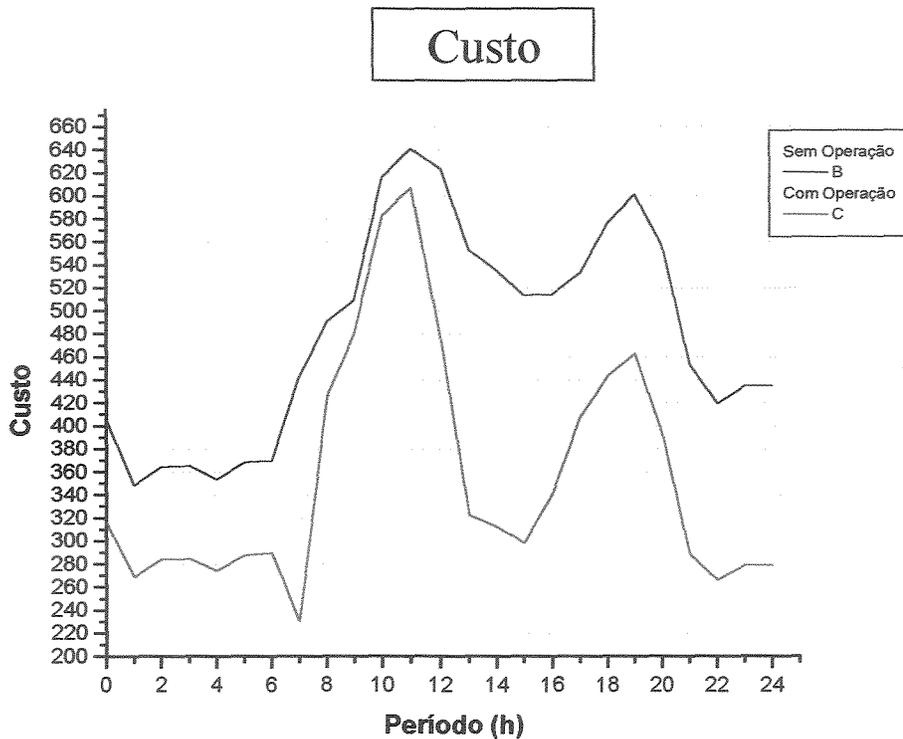


Figura 5.42 Custo energético após aplicação das penalidades.

O custo total ao longo das 24 horas para o sistema trabalhando com a bomba de rotação fixa corresponde a 12022,52um e para o sistema trabalhando com rotação variável corresponde a 8903,50um. Significa que com a bomba de rotação variável, mesmo após aplicação de penalidades, o sistema conseguiu diminuir o custo em aproximadamente 26%.

Caso 3 - Minimização das pressões nos nós

Para avaliar o potencial do modelo desenvolvido para manutenção de pressões mínimas de serviço, tomou-se uma função objetivo penalizada de tal forma que as pressões em alguns nós estivessem dentro de alguns limites. Foram escolhidos os nós 4, 5, 6, 8, 9, 10, 11, 14 e 15 para aplicar a penalização, por apresentarem flutuações mais elevadas de pressões, Tabela 5.13.

Tabela 5.13 Pressões limites.

Nó	Pressão Máxima	Pressão Mínima
4	59,00	17,00
5	59,00	17,00
6	59,00	17,00
8	59,00	17,00
9	59,00	17,00
10	59,00	17,00
11	59,00	17,00
14	59,00	17,00
15	59,00	17,00

A função objetivo fica:

$$F.O. = \text{Min} \sum_{i=1}^{NP} S * C_i * \eta_i * P_i. \quad (5.11)$$

onde, S é a penalização das pressões de serviço,

$$S = \frac{\sum_{i=1}^9 V_i}{9} \quad (5.11a)$$

V é calculado da seguinte forma:

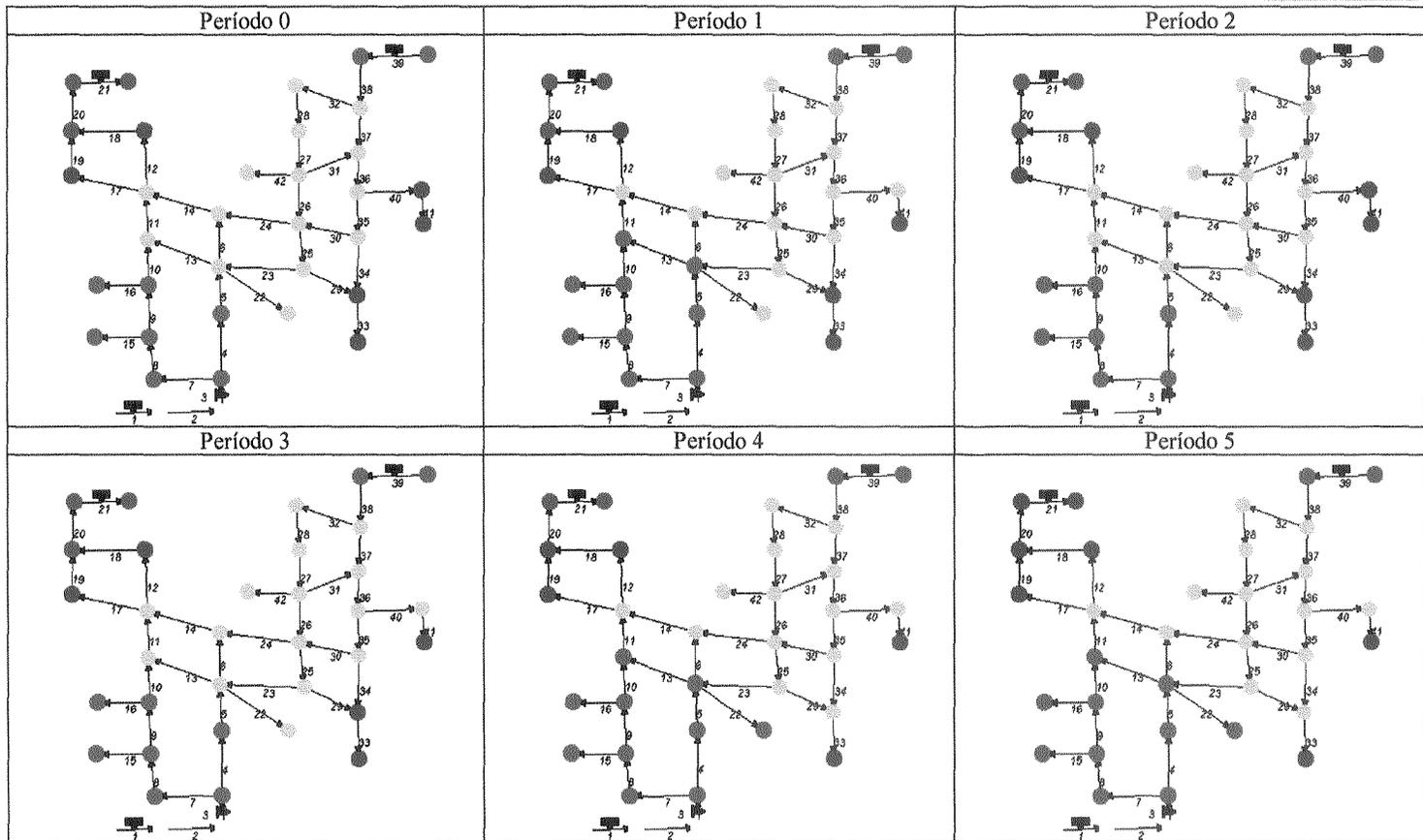
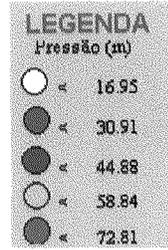
$$\left\{ \begin{array}{ll} V_i = 1 & \text{se} \dots \dots \dots P_{i_{\text{Min}}} < P_i < P_{i_{\text{Max}}} \quad (5.12) \\ V_i = \beta * \left(1 + \left(\frac{P_{i_{\text{Min}}} - P_i}{P_{i_{\text{Min}}}} \right) \right) & \text{se} \dots \dots \dots P_i < P_{i_{\text{Min}}} \quad (5.13) \\ V_i = \beta * \left(1 + \left(\frac{P_i - P_{i_{\text{Max}}}}{P_{i_{\text{Max}}}} \right) \right) & \text{se} \dots \dots \dots P_i > P_{i_{\text{Max}}} \quad (5.14) \end{array} \right.$$

sendo β a equação 5.6 já apresentada.

Para o sistema trabalhando com rotação fixa, as pressões nos nós estão apresentadas na Tabela 5.15a até 5.15d. Aplicando as penalizações, encontrou-se o roteiro mostrado da Tabela 5.16a até 5.16d. O resultado da busca pode ser verificado também através das Figuras 5.43 até 5.51, onde estão apresentados todas as pressões dos períodos de cada Nó penalizado.

O custo energético também pode ser observado na Figura 5.52.

Tabela 5.15a Pressões limites com bomba de rotação fixa.



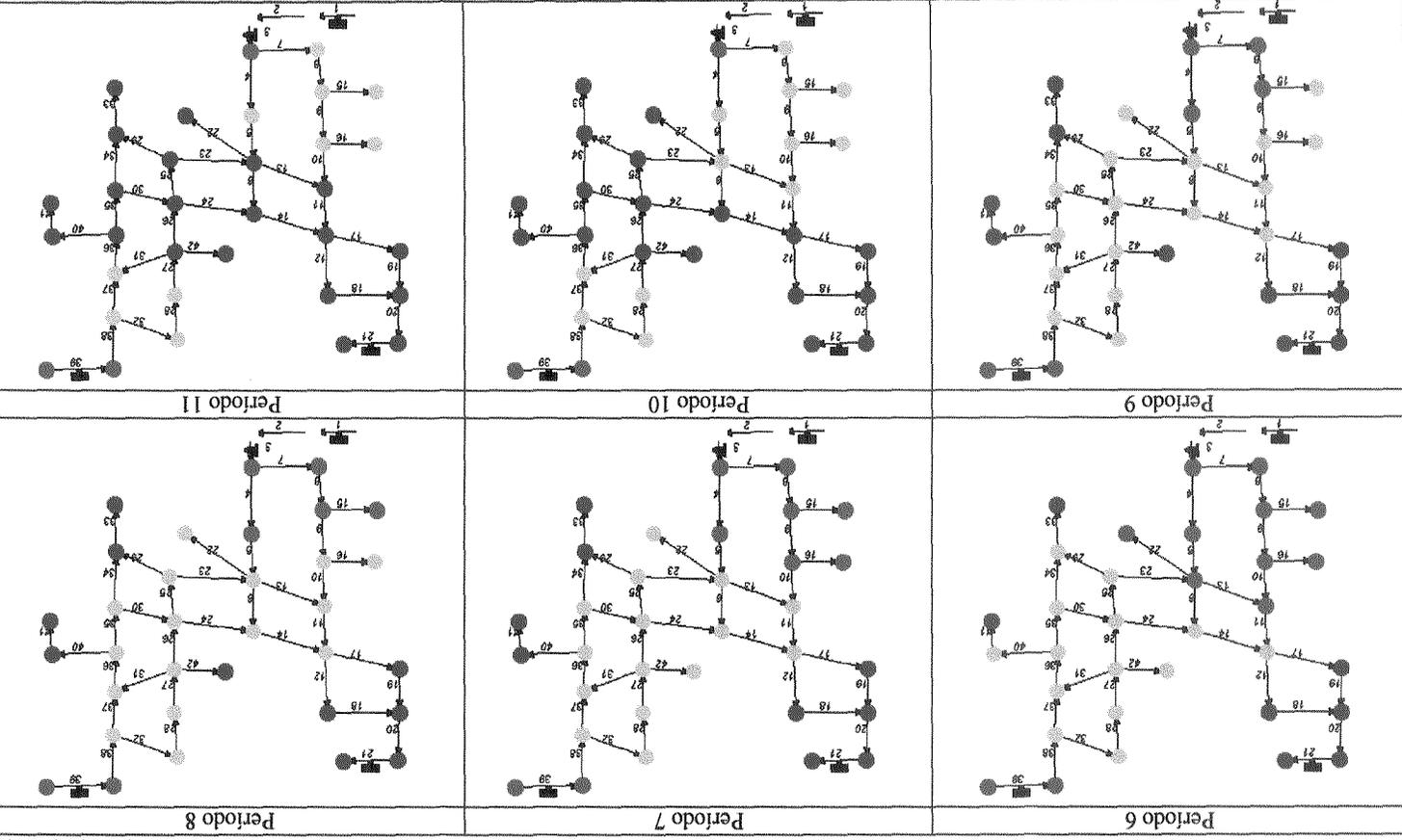


Tabela 5.15b Pressões limites com bomba de rotação fixa.

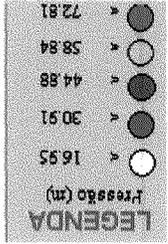


Tabela 5.15c Pressões limites com bomba de rotação fixa.

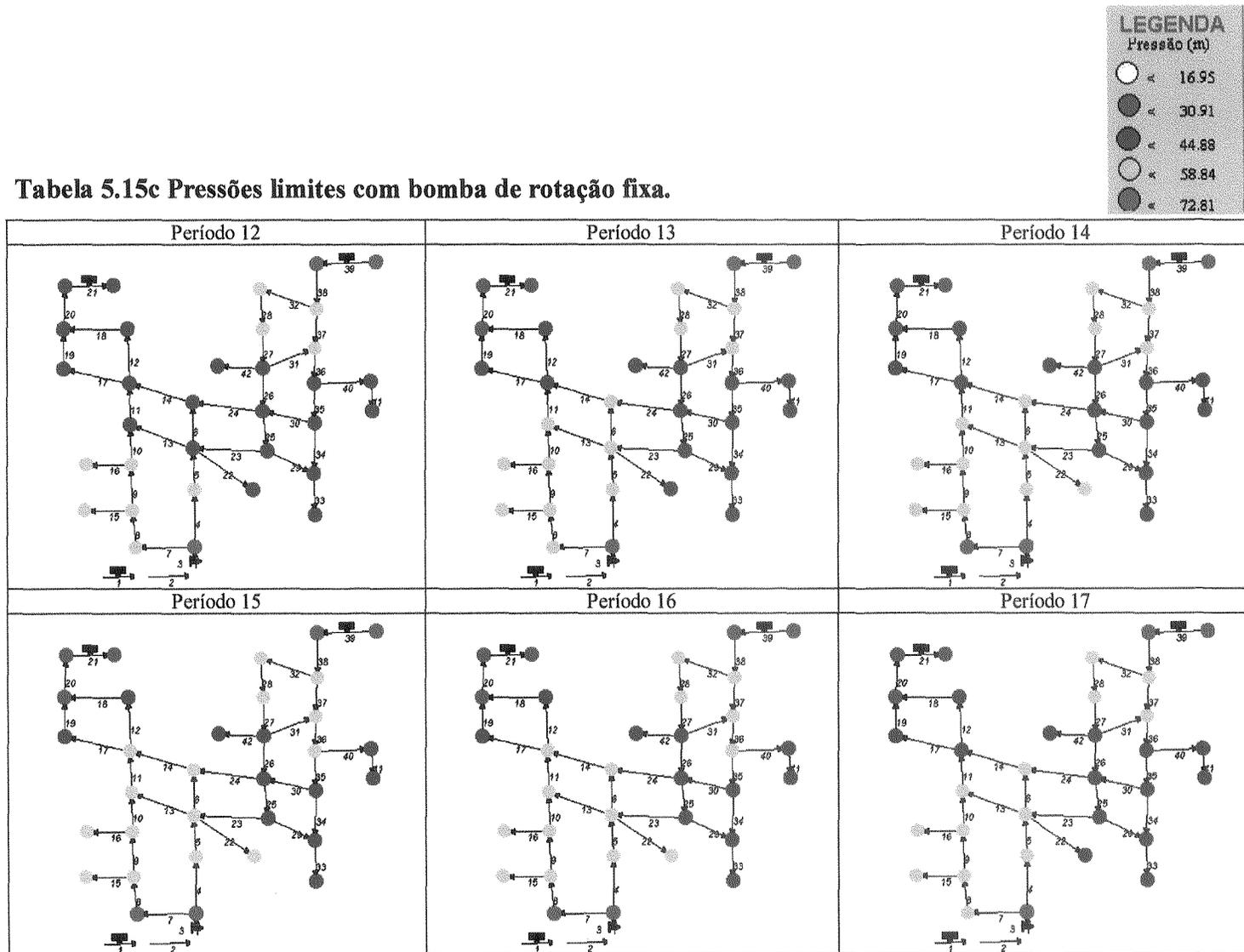


Tabela 5.15d Pressões limites com bomba de rotação fixa.

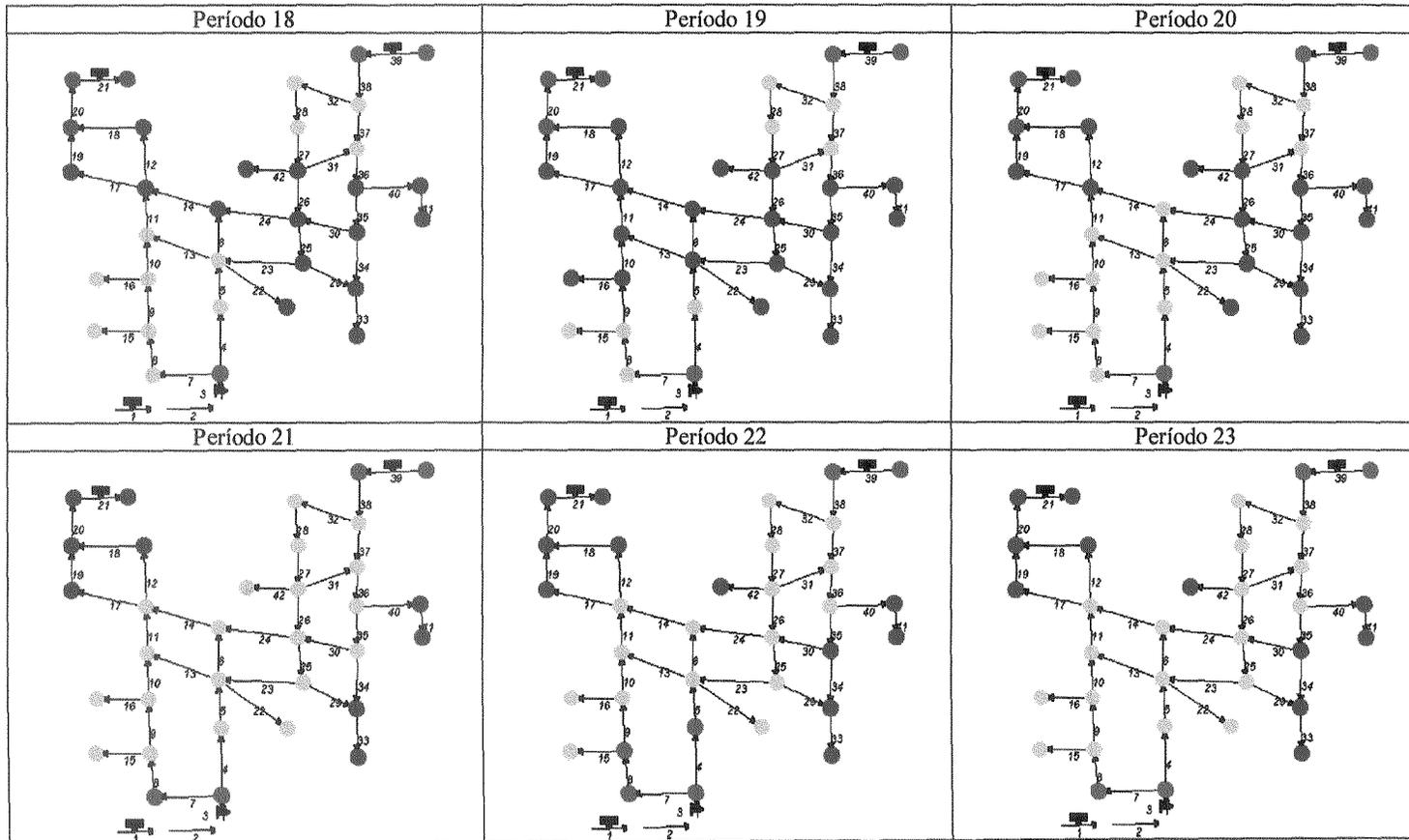
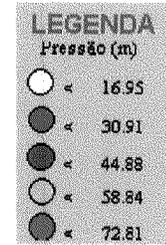
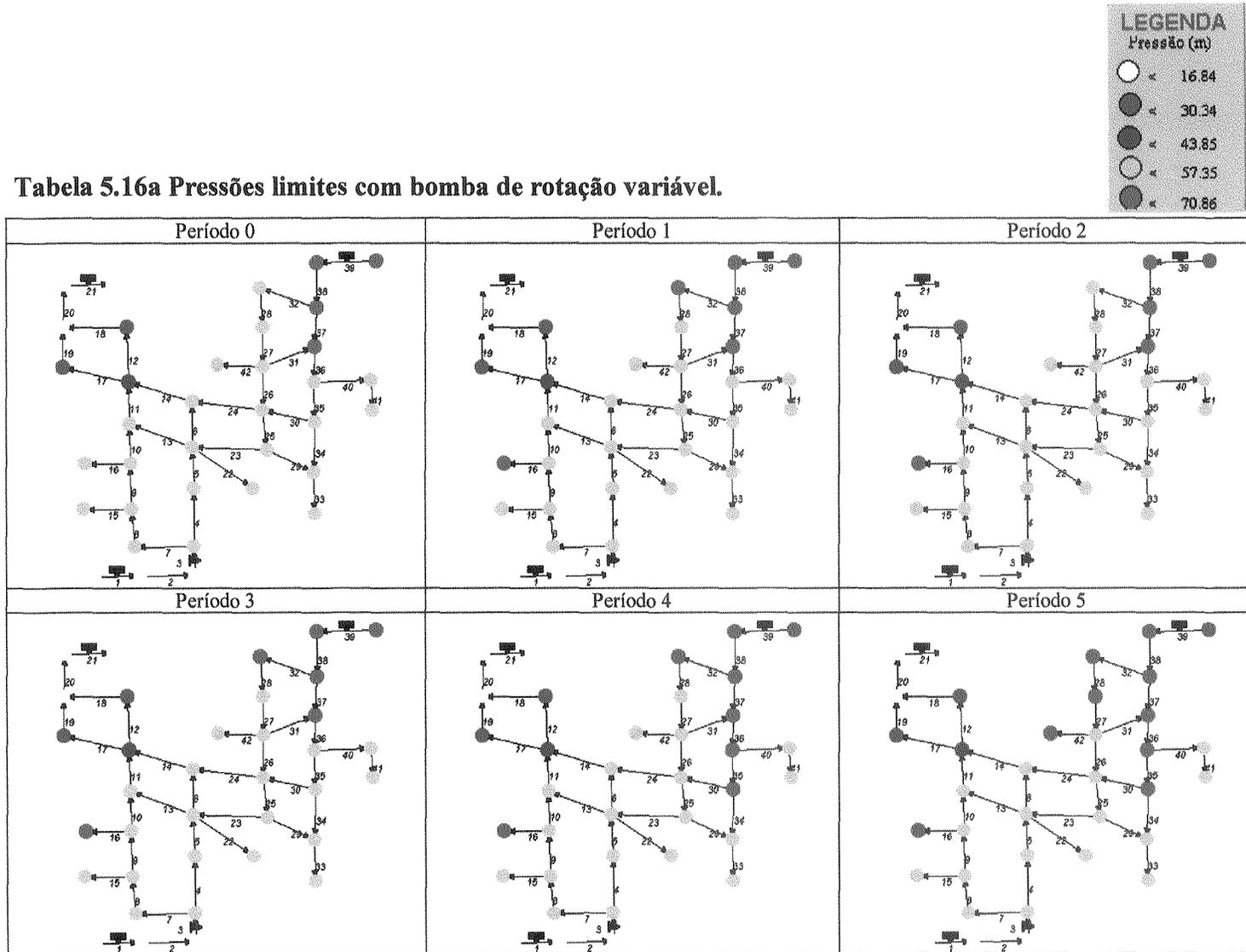


Tabela 5.16a Pressões limites com bomba de rotação variável.



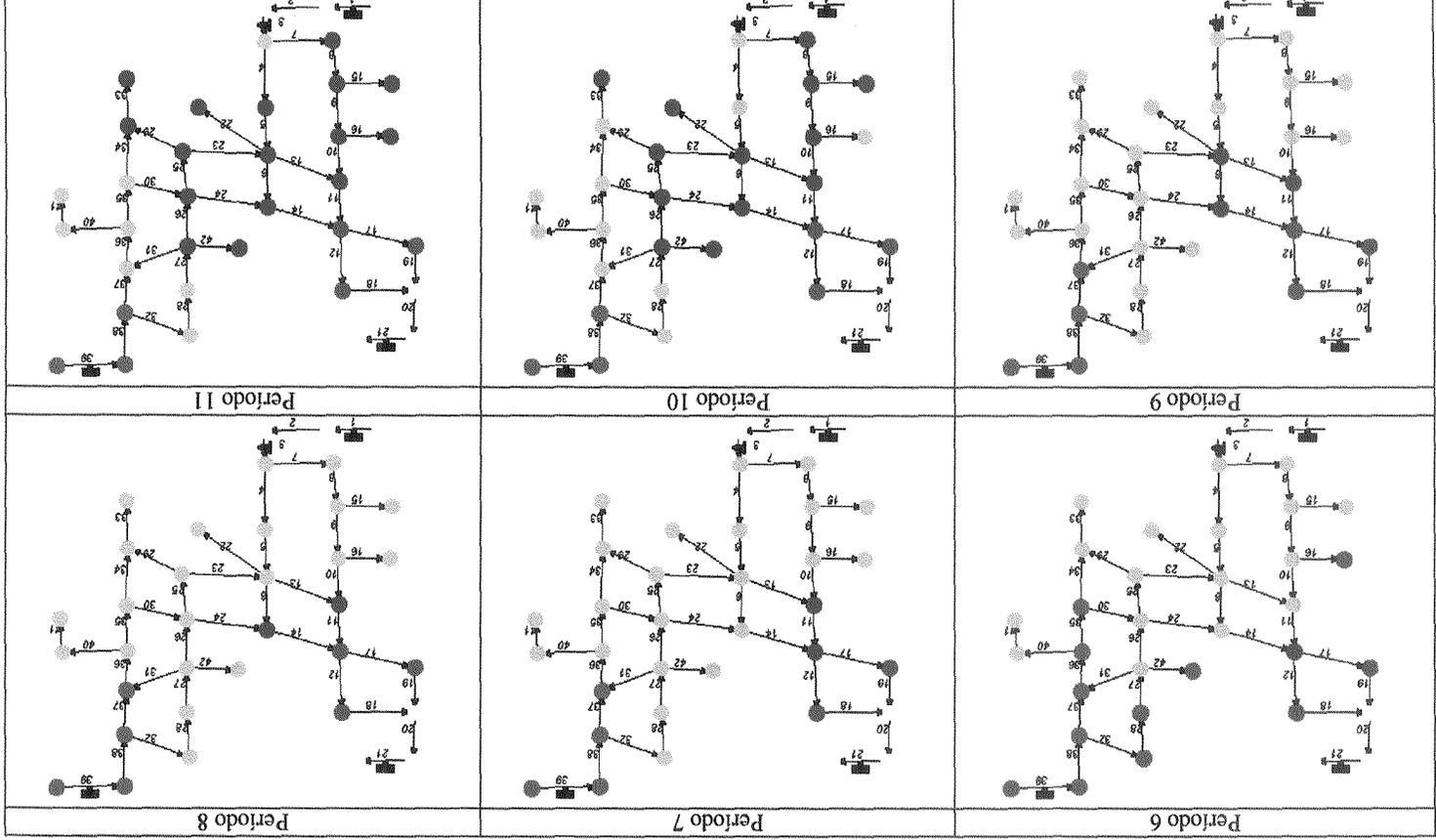
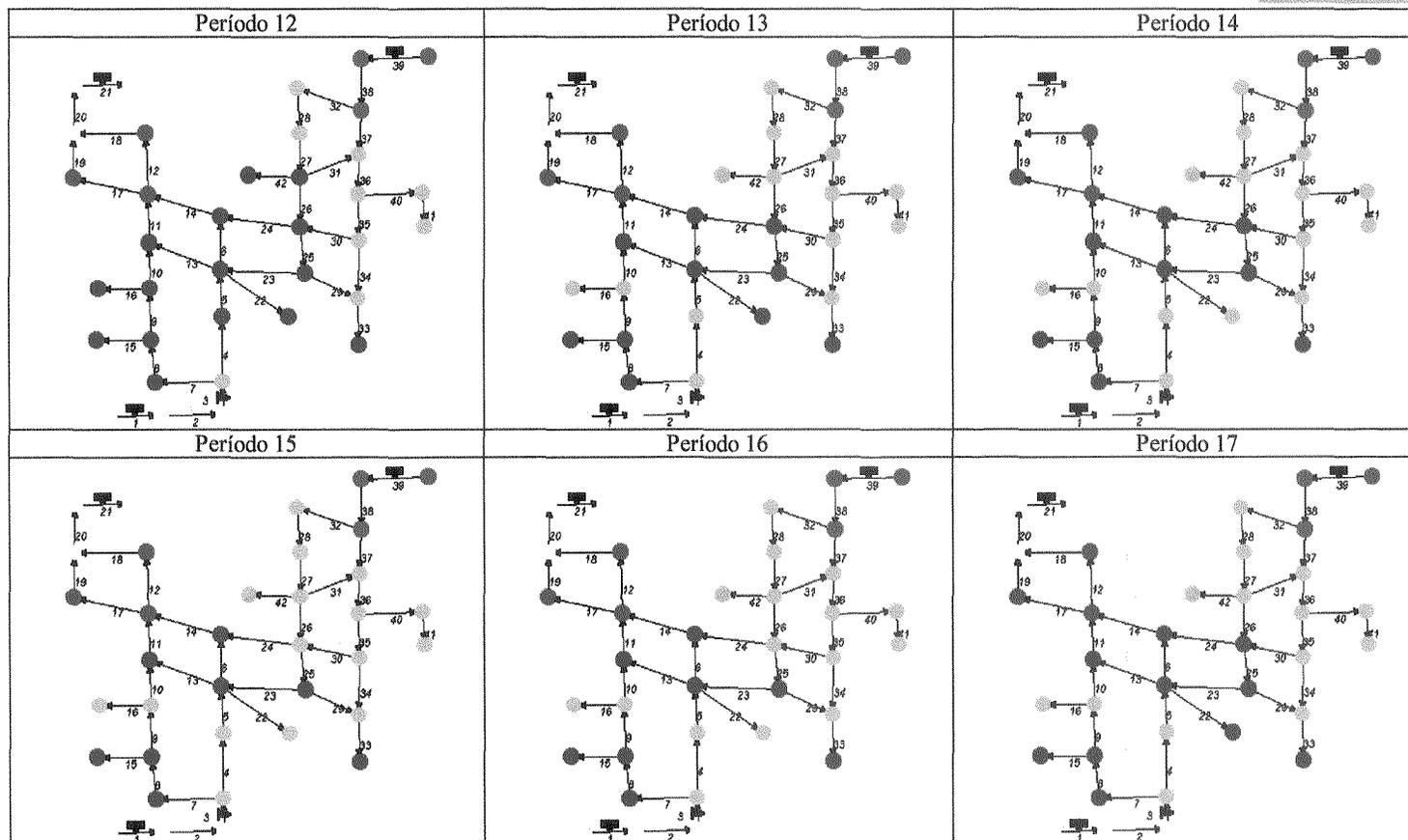
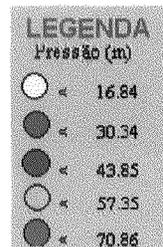


Tabela 5.16b Pressões limites com bomba de rotação variável.

Tabela 5.16c Pressões limites com bomba de rotação variável.



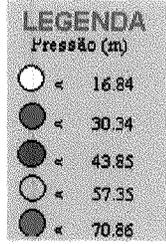
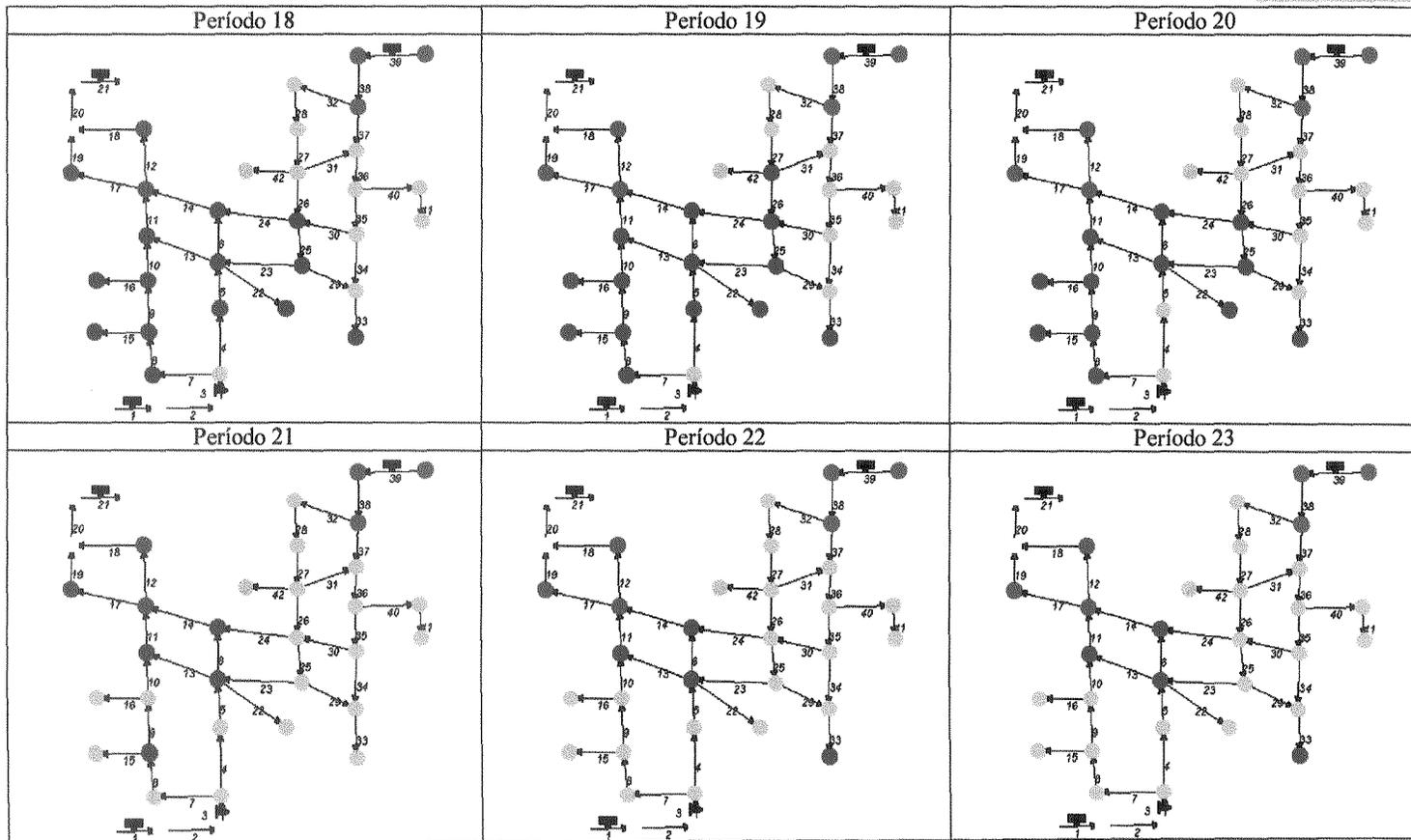


Tabela 5.16d Pressões limites com bomba de rotação variável.



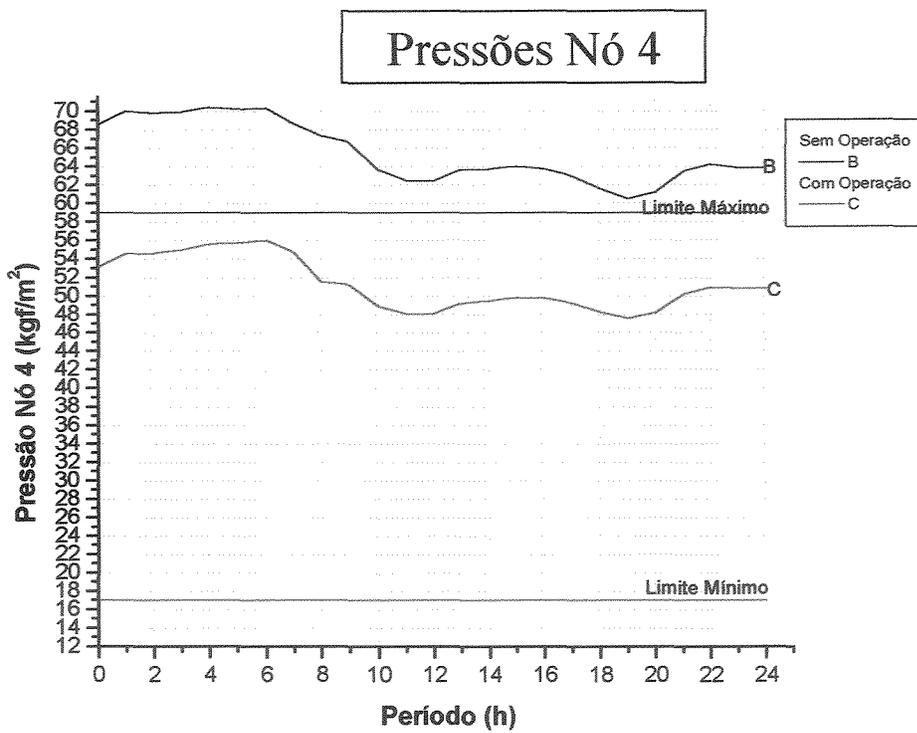


Figura 5.43 Pressões Nó 4 sem aplicação e após aplicação da penalização.

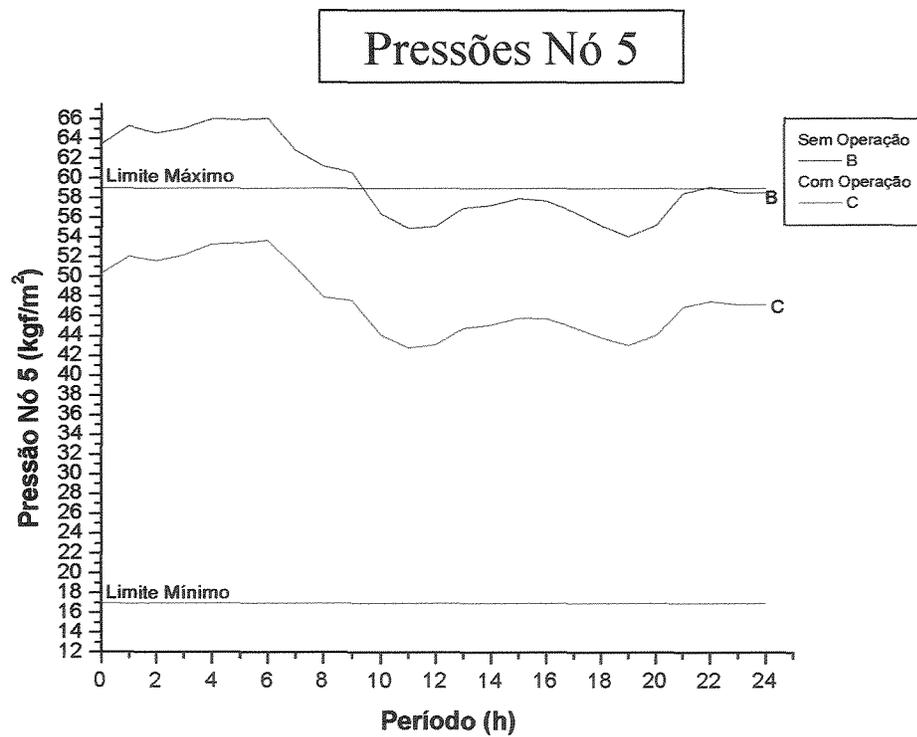


Figura 5.44 Pressões Nó 5 sem aplicação e após aplicação da penalização.

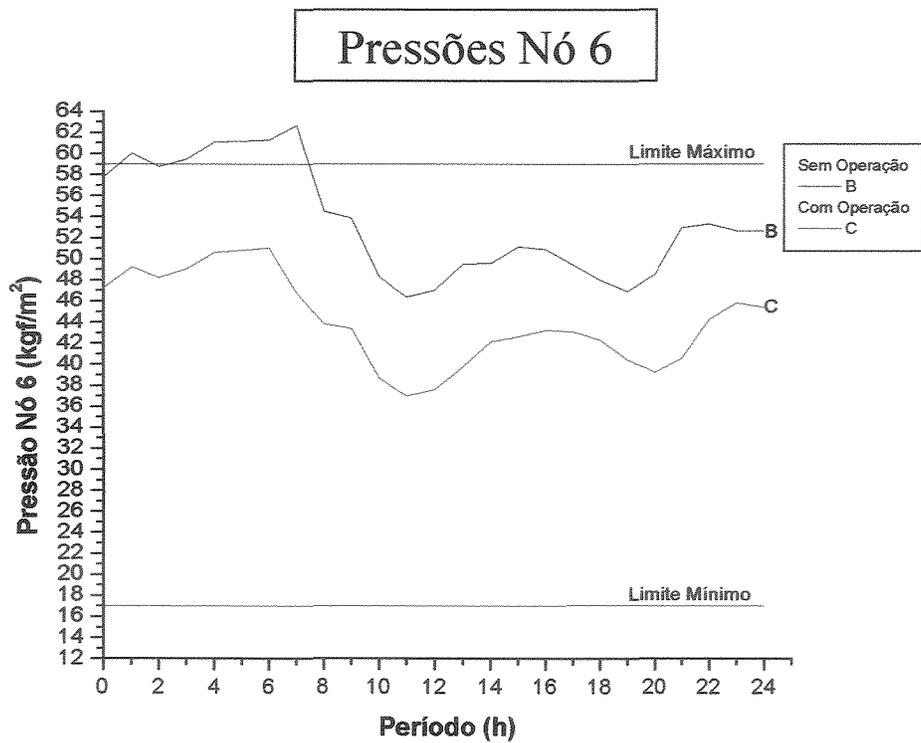


Figura 5.45 Pressões Nó 6 sem aplicação e após aplicação da penalização.

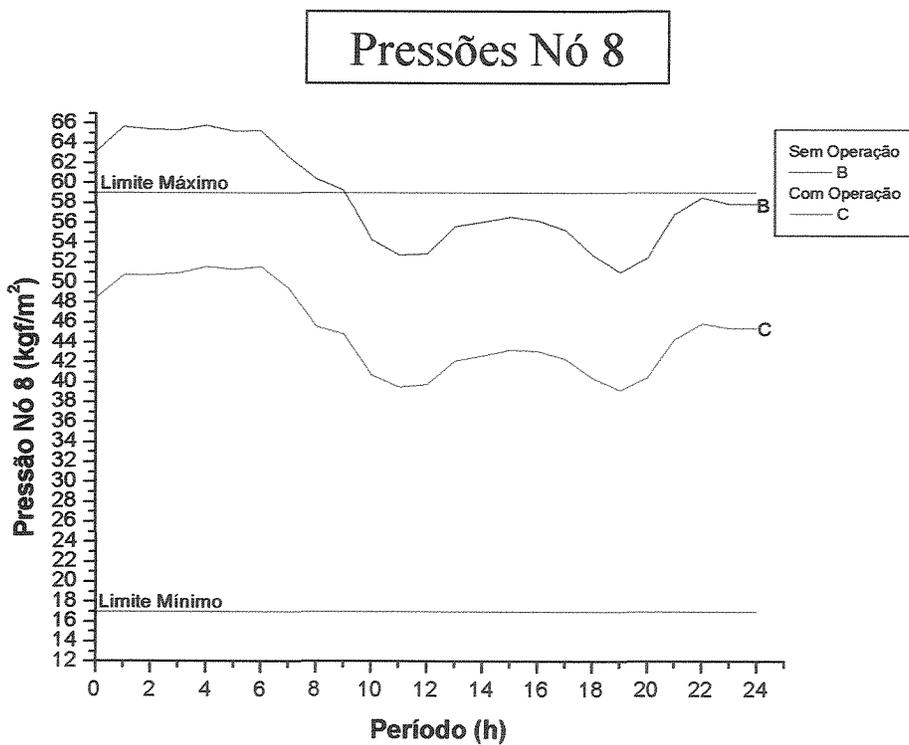


Figura 5.46 Pressões Nó 8 sem aplicação e após aplicação da penalização.

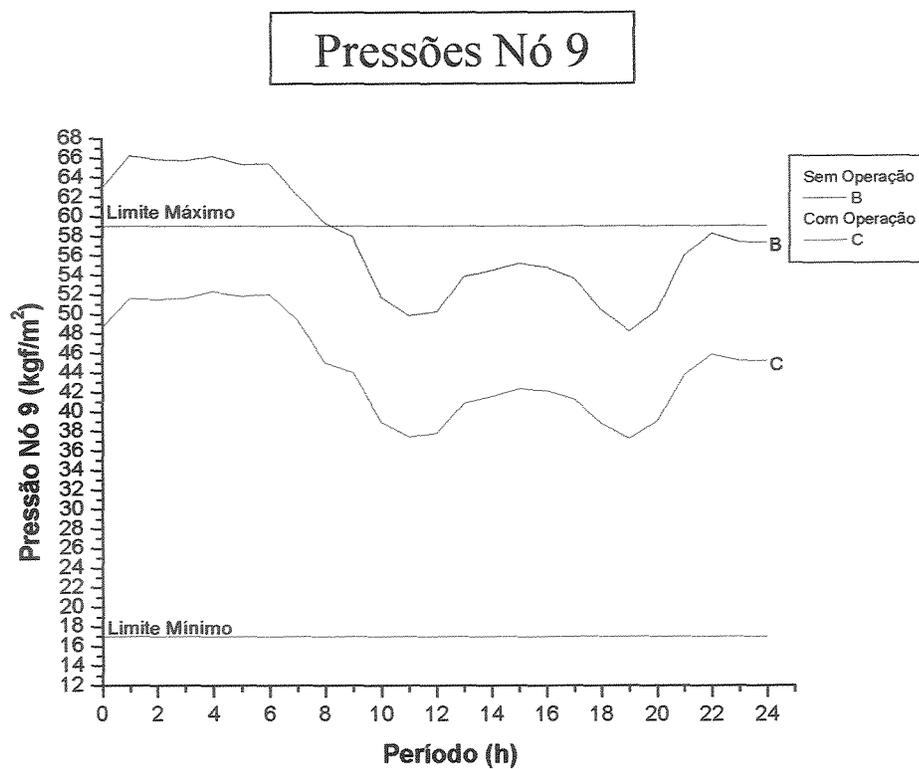


Figura 5.47 Pressões Nó 9 sem aplicação e após aplicação da penalização.

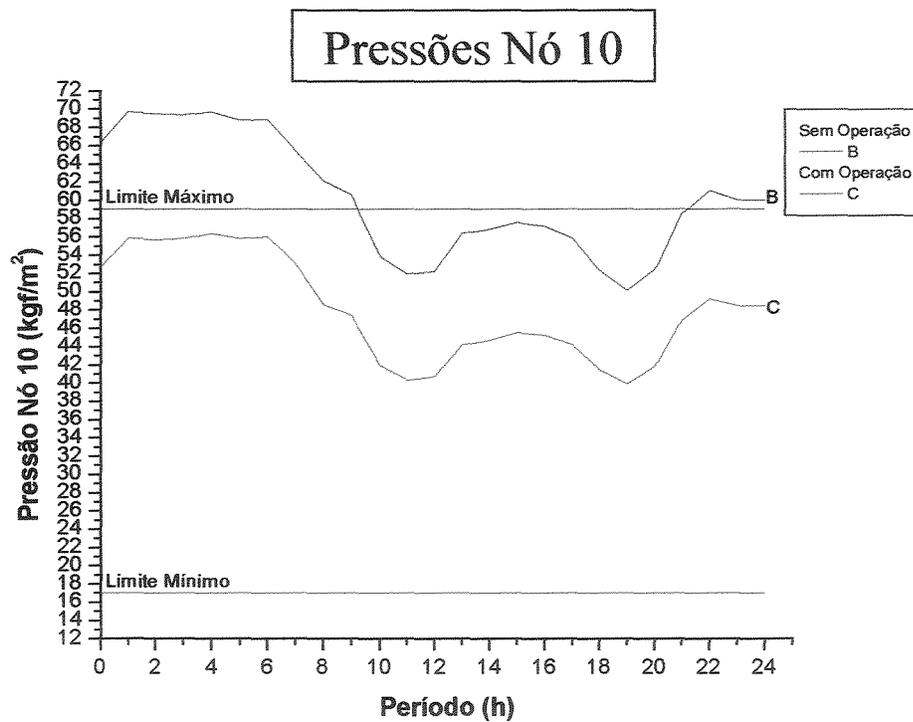


Figura 5.48 Pressões Nó 10 sem aplicação e após aplicação da penalização.

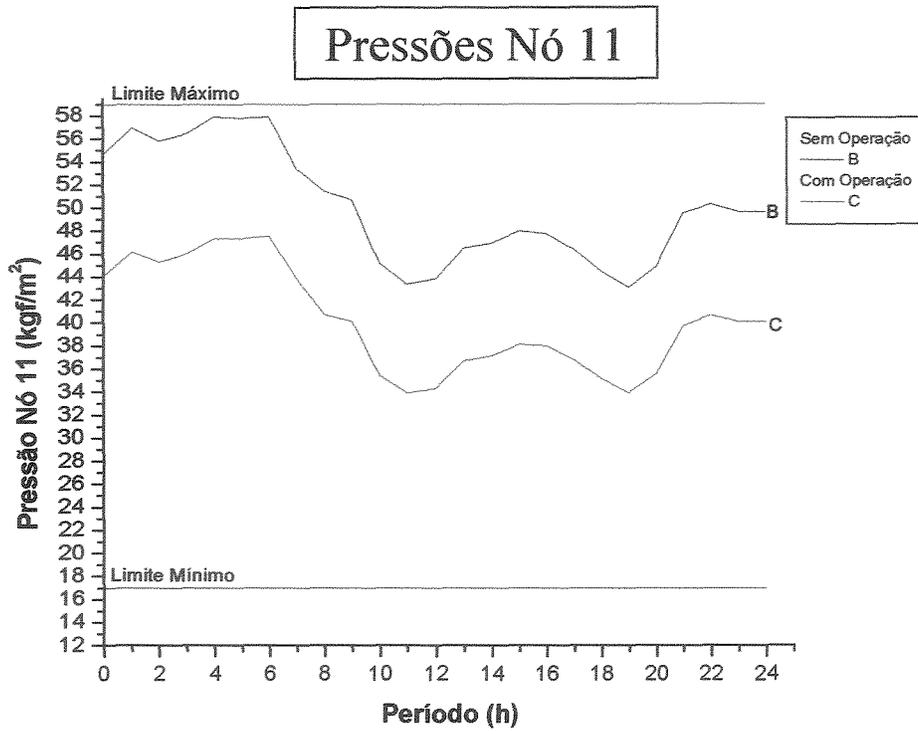


Figura 5.49 Pressões Nó 11 sem aplicação e após aplicação da penalização.

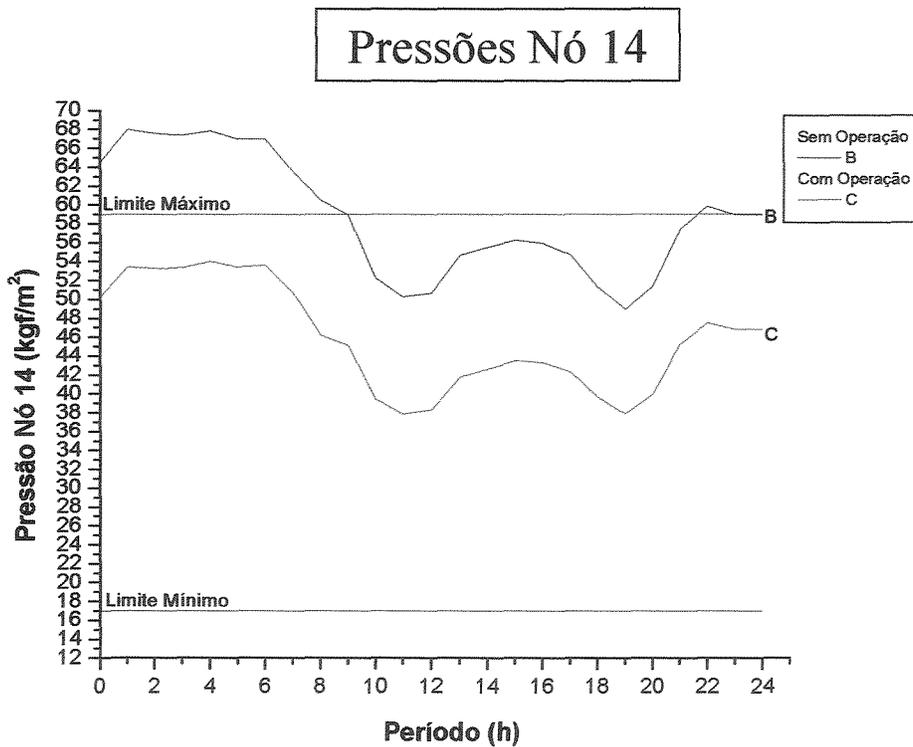


Figura 5.50 Pressões Nó 14 sem aplicação e após aplicação da penalização.

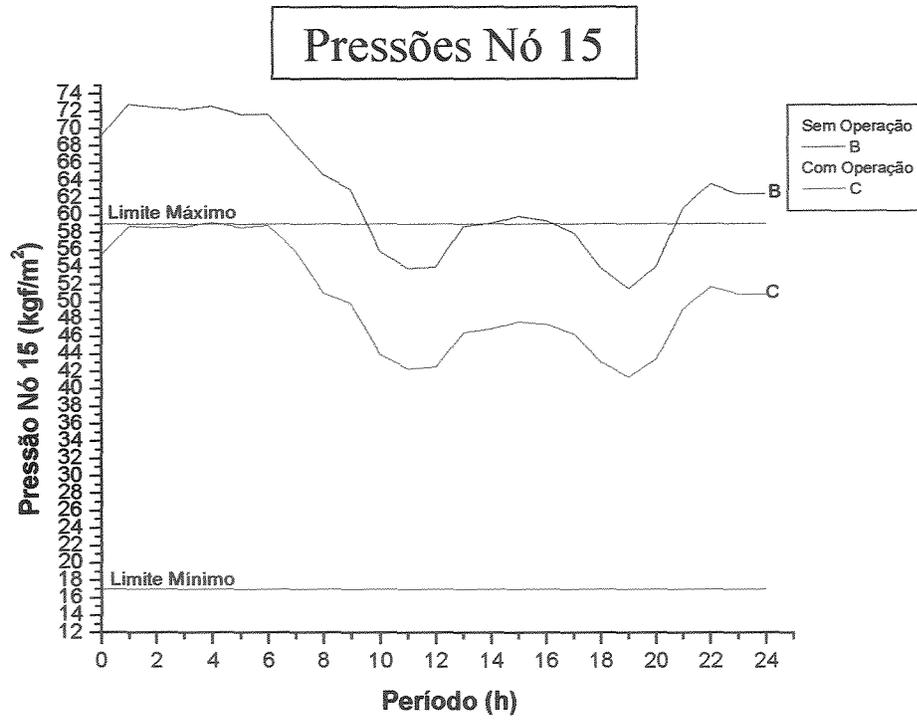


Figura 5.51 Pressões Nó 15 sem aplicação e após aplicação da penalização.

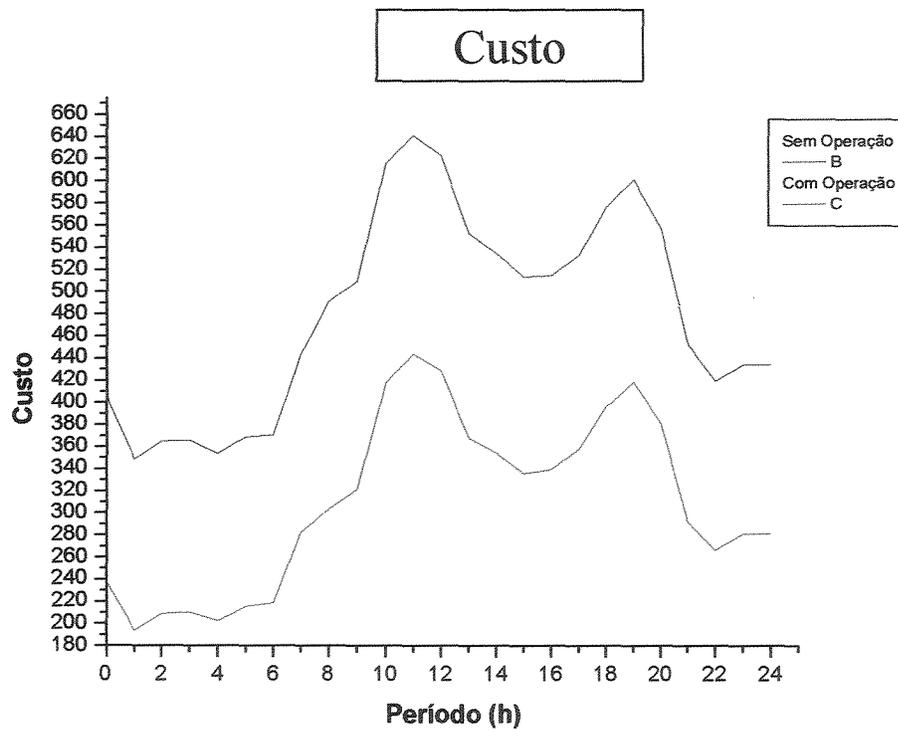


Figura 5.52 Custo energético após aplicação da penalização.

O custo total ao longo das 24 horas para o sistema trabalhando com a bomba de rotação fixa corresponde a 12022,52um, e para o sistema trabalhando com rotação variável corresponde a 7759,14um. Significa que com a bomba de rotação variável, mesmo após aplicação de penalidades, o sistema conseguiu diminuir o custo em aproximadamente 35%.

6. Conclusões e Recomendações

A pesquisa desenvolvida objetivou a elaboração de um modelo híbrido baseado em um simulador hidráulico (TMA) e nos algoritmos genéticos, visando a busca de rotações otimizadas para instalações compostas por bombas de rotação variável.

Foi desenvolvido a metodologia de codificação dos roteiros operacionais das bombas através de cromossomos, cujas partes decodificadas fornecem valores inteiros que permitem por indexação a obtenção de valores de rotação associado.

O roteiro estabelecido pode ser avaliado pelo simulador que alimenta a rotina de avaliação da função objetivo dos algoritmos genéticos. As rotinas que compõem o algoritmo citado se mostraram adequadas para a busca de soluções otimizadas, como evidenciado nos exemplos analisados.

Os exemplos avaliados mostraram o potencial da técnica proposta para diversas condições operacionais objetivadas, mostrando que o uso da ferramenta para demais situações operacionais se dá apenas pela mudança da função objetivo e não nos módulos principais da simulador e otimizador. Assim, topologias e situações operacionais podem ser alteradas sem a modificação dos módulos principais.

Embora os exemplo apresentados sejam condições fictícias, ficam evidenciadas as possibilidades de redução de consumo energético das estações elevatórias com o uso da ferramenta desenvolvida, o que valida a proposição deste trabalho.

A proposição de redução das pressões nos nós através da variação da rotação indica possibilidades de alternativas à aplicação de válvulas de controle de pressão, o que sem dúvida é uma opção muito atrativa sob vários aspectos.

Os resultados alentadores motivam a continuidade deste trabalho, generalizando ainda mais o problema através do emprego de mais de uma estação elevatória e a utilização de técnicas mais atuais dentro dos algoritmos genéticos, como o uso de codificação real e busca multi-objetivo.

Recomenda-se ao final deste trabalho que a modelação híbrida proposta seja utilizada como alternativa às modulações convencionais em face ao conjunto de vantagens que apresenta. Para tanto deve-se dar continuidade a esta investigação para necessárias generalizações.

Referências Bibliográficas

ABB, **Asea Brown Boveri**, Informativo Técnico, Divisão de conversores e Acionamentos, Osasco, São Paulo, pp. 1-4, 1993.

ABBOT, M., HAVNO, K., LINDEMBERG, S. The fourth generation of numerical modelling in hydraulics, **Journal of Hydraulic Reserch**, vol. 29, no. 186. pp. 581 – 600, 1991.

ACEE, **Energy-Efficiente motor systems**. A handbook on technology, program, and policy opportunities. Prepared for American Public Power Association by the American Council for an Energy-Efficient Economy, Washington, D. C, 1991.

AMIGO, M. R., OLIVEIRA, C. D., Otimização do consumo de energia elétrica aplicada ao controle de vazão de bombas centrífugas radiais, **III Concurso Weg de Conservação de energia elétrica**, São Paulo, 2000.

BRION, L. M., MAYS, L. W., Methodology for optimal operation of pumping station in water distribution system, **Journal of Hydraulic Engineering**, vol. 117, No. 11, pp. 1551 – 1589, 1991.

CLINGENPEEL, W. H., Optimizing Pump Operating Cost, **Journal of Americam Water Works Association**, 75 (10), 502-509, 1983.

DANDY, G. C., SIMPSON, A. R, MURPHY, L., An improved genetic algorithm for pipe network optimization, **Water Resources Research**, vol 32, no. 2, pgs 449-458, feb, 1996.

FOX, J. A., **Hydraulic analysis of unsteady flow in pipes networks**, The Macmillan Press. Ltd., 1977.

FRANCATO, A. L., **Exame de Qualificação - FEC - UNICAMP**, Projeto: Operação Multiobjetivo de Sistemas de Abastecimento de Água, Campinas, 1999.

GAMBALE, S. R., **Aplicação de Algoritmo Genético na Calibração de Redes de Água**, Dissertação de Mestrado, Escola Politécnica da Universidade de São Paulo, São Paulo, 2000.

GOLDEBERG, D. E., **Genetic Algorithms in Search, Optimization and Machine Learning** - Assison-Wesley, 1989.

JARRIGE, P. A., **Optimal control of water distribution networks. Technical Survey and Practical Applications**, Applied Computer Department, SAFEGE Consulting Engineers, BP 727, 92007, Nonterre Cedex, France, 1992.

JOWITT, P. W., e GERMANOPOULOS, G., Optimal Pump Scheduling in Water-Supply Networks, **Journal of Water Resources Planning and Management**, ASCE, 118(4), 406-422, 1992.

LACERDA, E. G. M. e CARVALHO, A. C. P. L. F., **Introdução aos Algoritmos Genéticos, Sistemas Inteligentes**, Ed. Da Universidade Federal do Rio Grande do Sul, Capítulo 3, pp.99-150, 1999.

LUVIZOTTO JR. E., KOELLE, E., ANDRADE, J. G. P., **Management and control of water pipeline system using the elastic model** - 3rd. International Conference in Water Pipeline System. Hage - Netherlands- May - 1997.

LUVIZOTTO JR., E., **Controle Operacional de Sistemas de Abastecimento de Água Auxiliado por Computador** - Tese de doutorado apresentada a Escola Politécnica da Universidade de São Paulo - 1995.

LUVIZOTTO JR., E., **Algoritmos Genéticos para otimização** - Apostila de notas de aula – DRH-FEC-UNICAMP, 1998.

LUVIZOTTO JR., E., **Máquinas Hidráulicas (Caracterização)** - Apostila de notas de aula – DRH-FEC-UNICAMP, 1999.

MACINTYRE, A. J., **Bombas e Instalações de bombeamento**, Rio de Janeiro, Editora Guanabara, 2º edição, pp. 37-55, 1987.

OBITKO, M. (1998, August-September). **Introduction to Genetic Algorithms**. URL <http://cs.felk.cvut.cz/~xobitko/ga/index.html> [on line]. Czech Technical University.

ORMSBEE, L. E., REDDY, S. L., Nonlinear Heuristic for Pump Operations, **Journal of Water Resources Planning and Management**, ASCE, 121(4), 302-309, 1995.

ORMSBEE, L. E., WASKI, T. M., CHASE, D. V., SHARP, W. W., Methodology for Improving Pump Operation Efficiency, **Journal of Water Resources Planning and Management**, ASCE, 115(2), 148-164, 1989.

REIS, L. F., PORTO, R. M., CHAUDHRY, F. H., Optimal location of control valves in pipe networks by genetic algorithms, **Journal of Water Resources Planning and Management**, vol 123, no.6, Nov.-Dec., 1997.

REIS, L. F. R., RIBEIRO, G. P., CHAUDHRY, F. H., **Cost Allocation in Reservoir – Groundwater Well Subsystems under Optimised Operation**, Escola de Engenharia de São Carlos, Universidade de São Paulo, 2001.

RIBEIRO, C. R., **Controle de escoamentos em instalações de condutos forçados**, Tese de Doutorado, Escola Politécnica da USP, 1985.

SANTANA, G. C., **Otimização da Operação de Sistemas de Distribuição de Água Abastecidos por bombeamento e Reservatórios de Regularização**, Tese de Doutorado, Faculdade de Engenharia Elétrica e Computação, UNICAMP, Campinas, 184p, 1999.

SAVIC, D., WALTER, G., Genetic algorithms for least cost design of water distribution networks, **Journal of Water Resources Planning and Management**, vol 123, no.2, March-April, 1997.

SHIMADA, M., Time-Marching approach for pipe steady flows, **Journal of Hydraulic Engineering**, Vol. 114, No. 11, Novembro, pp. 1301-1320, 1989.

SOUZA, R. F., BRUCOLI, A. C., LUCARELLI, D. L., Bombeamento Direto nas Redes de Abastecimento através de Bombas de Velocidade Variável sem Reservatório de Distribuição, **Revista DAE**, pp. 186 – 195, 19--.

TARQUIN, A. J., DOWDY, J., Optimal Pump Operation in Water Distribution, **Journal of Hydraulic Engineering**, ASCE, 115(2), 158-168, 1989.

TILLACH, L., RISHEL, J. B., Proper Control of HVAC Variable Speed Pumps, **ASHRAE Journal**, Vol.40, no.10, november, pp. 41-47, 1998.

VALLILO, D. C., KUBOTA H., TSUTIYA M. T., UEDA, S., Utilização de bombas de rotação variável em obras sanitárias, **Revista DAE**, pp. 266 – 274, 19--.

WOOD, D. J., REDDY, L. S., **Control de bombas de velocid variable y modelos en tiempo extensivo para minimizar fugas e costes energéticos**. Short Course on: Improving efficiency and reliability in water distribution systems, 21-25 novembro 1994 - Valência - Espanha, pp. 132– 158, 1994.

YASSUDA, E. R., **Bombas e Estações Elevatórias Utilizadas em abastecimento de Água**, Faculdade de Higiene e Saúde Pública, Escola Politécnica, São Paulo, Brasil, pp. I-1-I-19, 1966.

ZESSLER, U., SHAMIR, U., Optimal Operation of Water Distribution Systems, **Journal of Water Resources Planning and Management**, ASCE, 115(6), 735-752, 1989.

Abstract

Ribeiro, Lubienska Cristina Lucas Jaquiê. Modelo Híbrido para o Estabelecimento de Rotações Ótimas de Bombas de Rotação Variável. Campinas, Faculdade de Engenharia Civil, Universidade Estadual de Campinas, 2002. 137 pág. Dissertação.

Computational simulations are, nowadays, tools that are present in the analysis process of hydraulic networks. The present dissertation brings the development of a computational model, to simulate, in extensive period, water supply systems operating with variable pumps speed, aiming at the optimum speeds of rotation that satisfy pre determined purposes, in this case, the maintenance of minimum pressure service, the reduction of the electric power and the return of the level to the wanted conditions of the period. In conventional techniques the established objective function is subjected a set of implicit and explicit restriction of the system elements, some strongly non-linear, then, the option of solution by hybrid model (simulation-optimization). Using the genetic algorithms as “generator and controller” of decision variables (optimization model) with the hydraulic model for operational simulation of water distribution network.

Palavras chaves: Water Suply, Genetic Algorithms, Operational control, Variable Pumps Speed, Optimization.