



UNICAMP

BRUNO MELO BRENTAN

***PSO* com refinamento para definição de manobras visando
à redução do custo energético no bombeamento de água**

CAMPINAS

2014



UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS

Faculdade de Engenharia Civil, Arquitetura e Urbanismo

BRUNO MELO BRENTAN

“PSO com refinamento para definição de manobras visando à redução do custo energético no bombeamento de água”

Dissertação apresentada à Faculdade de Engenharia Civil, Arquitetura e Urbanismo como parte dos requisitos para obtenção do título de Mestre em Engenharia Civil, na área de Recursos Hídricos, Energéticos e Ambientais

Este exemplar corresponde à versão final da tese defendida pelo aluno Bruno Melo Brentan e orientado pela prof. Dr Edevar Luvizotto Júnior

Orientador: Edevar Luvizotto Júnior.

Campinas

2014

Ficha catalográfica
Universidade Estadual de Campinas
Biblioteca da Área de Engenharia e Arquitetura
Rose Meire da Silva - CRB 8/5974

B755p Brentan, Bruno Melo, 1990-
PSO com refinamento para definição de manobras visando a redução do custo energético no bombeamento de água / Bruno Melo Brentan. – Campinas, SP : [s.n.], 2014.

Orientador: Edevar Luvizotto Júnior.
Dissertação (mestrado) – Universidade Estadual de Campinas, Faculdade de Engenharia Civil, Arquitetura e Urbanismo.

1. Abastecimento de água. 2. Bombeamento de água. 3. Otimização. I. Luvizotto Junior, Edevar, 1961-. II. Universidade Estadual de Campinas. Faculdade de Engenharia Civil, Arquitetura e Urbanismo. III. Título.

Informações para Biblioteca Digital

Título em outro idioma: Refining PSO applied to definition of maneuver to reduction of energetic cost in water pumping systems

Palavras-chave em inglês:

Water supply

Pumping water

Optimization

Área de concentração: Recursos Hídricos, Energéticos e Ambientais

Titulação: Mestre em Engenharia Civil

Banca examinadora:

Edevar Luvizotto Júnior [Orientador]

Alberto Luis Francato

Luisa Fernanda Ribeiro Reis

Data de defesa: 04-02-2014

Programa de Pós-Graduação: Engenharia Civil

**UNIVERSIDADE ESTADUAL DE CAMPINAS
FACULDADE DE ENGENHARIA CIVIL, ARQUITETURA E URBANISMO**

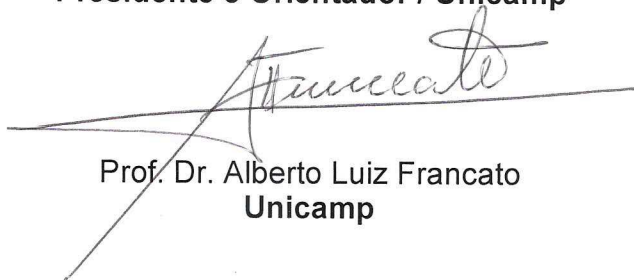
**PSO com refinamento para definição de manobras visando à
redução do custo energético no bombeamento de água**

Bruno Melo Brentan

Dissertação de Mestrado aprovada pela Banca Examinadora, constituída por:



**Prof. Dr. Edevar Luvizotto Júnior
Presidente e Orientador / Unicamp**



**Prof. Dr. Alberto Luiz Francato
Unicamp**



**Profª Drª Luiza Fernanda Ribeiro Reis
USP**

Campinas, 04 de Fevereiro de 2014.

RESUMO

A necessidade de expansão dos sistemas de saneamento básico devido, principalmente, ao crescimento da população urbana, impõe ao setor de abastecimento de água a tarefa de congregar operações seguras e econômicas. Nesse sentido observa-se uma crescente busca por rotinas operacionais que atendam aos parâmetros normativos e às necessidades dos consumidores. A busca por rotinas otimizadas para o bombeamento de água, com partida e parada de bombas ou com a variação da rotação pelo uso de inversor de frequência tem se tornado cada dia mais comum, tendo em vista as necessidades de economia de energia previamente mencionadas. Porém a tarefa é árdua e se torna campo propício para a aplicação de técnicas modernas de otimização. Destacam-se atualmente as que buscam sua inspiração na natureza, como a PSO, *Particle Swarm Optimization*, técnica baseada na inteligência de grupos, como cardumes ou enxames. Neste sentido o trabalho apresentado visa contribuir com o tema, desenvolvendo um algoritmo híbrido (simulador-otimizador) para determinação de rotinas otimizadas para o bombeamento de uma instalação de recalque, num período de 24 horas. Para isso utiliza-se uma versão modificada da PSO, a qual inicialmente faz otimização discreta com variáveis binárias para definir o número adequado de bombas ligadas (em rotação nominal) e, em seguida usa a otimização em espaço contínuo para busca de rotações ótimas para reduzir ainda mais os custos, atendendo às restrições operacionais nos horários nas quais as bombas estejam ligadas.

Palavras-chave: Sistemas de distribuição de água, eficiência energética, operação otimizada, PSO

ABSTRACT

The need of the expansion of the sanitation systems due the growth of the population imposes the hard task to gather safe and economic operations. By this way, it is possible to see the increase of the investigations to find optimal operational routines wich attend the hydraulic parameters and the demand. The find of optimal routines for the water pumping, with start and stop of the pumps or with the change of the speed with speed drivers, have been widely used by the water systems companies. However, the task is not so easy and it is a propitious field to apply of moderns and robust optimization algorithms. Nowadays, the bioinspired algorithms has been contrasted, like the PSO, Particle Swarm Optimization, that is based on group intelligence, as flock of birds or school of fishes. In this work there is a development of hybrid algorithm (simulator and optimizer) to determine optimized routines for the pumping systems those work at a period of 24 hours. For this, the work uses a variant of the PSO which does a discrete optimization with binary form to define the number of pumps turned on and next, the model works in a continuous form to find the best speed for the pumps trying to reduce even more the cost of operation and attend the operational constraint.

Key-words: Water Supply Networks, energetic efficiency, optimal operation, PSO

SUMÁRIO

RESUMO.....	vii
ABSTRACT	ix
SUMÁRIO.....	xi
DEDICATÓRIA.....	xiii
AGRADECIMENTOS	xv
EPÍGRAFE	xvii
Lista de Figuras.....	xix
Lista de Tabelas.....	xxiii
Lista de Símbolos.....	xxv
1. Introdução	1
2. Objetivos	5
2.1. Objetivos Gerais.....	5
2.2. Objetivos Específicos	5
3. Revisão Bibliográfica	7
3.1. A questão energética e as estações elevatórias	7
4. Metodologia	23
4.1. Validação do método de otimização.....	23
4.2. Descrição geral do algoritmo desenvolvido	33
5. Estudos de Caso para testes do modelo híbrido	41
5.1. Testes para o modelo híbrido (simulador – otimizador) com variáveis contínuas.....	41
6. Estudos de caso para o modelo híbrido PSO com refinamento.	83
7. Discussão geral dos resultados.....	95

8. Conclusões e recomendações	103
Bibliografia.....	107

DEDICATÓRIA

Aos que receberam a missão de educar, construir e alavancar o homem que sou.

A vocês pai e mãe.

AGRADECIMENTOS

Meu sincero obrigado:

A vocês, Rogério e Eliana, por terem aceitado com liberdade e garra a missão que lhes foi confiada e a meu irmão e amigo, Breno, por ser um verdadeiro parceiro de caminhada...

Ao meu amigo, companheiro, conselheiro, orientador, Edevar Luvizotto Jr. Sem dúvida, sem seu conhecimento, abertura, humildade, presença, humanidade, jamais teria sido possível uma linha desse trabalho...

Aos meus avós, tios, primos e demais familiares que sempre acreditaram em mim...

À República do Patrão, Eric, Renato, Pedrinho, Kabata, Rafão, Edinho, Binho, Baiano, Leon, Thales, Varginha, Rep, Mateus e Tekila, afinal, é preciso ser muito inteligente para fazer as coisas dos loucos, talvez sem vocês tivesse sido mais produtivo, mas sem dúvida menos profundo...

À Cinthya pela correção, recorreção, críticas e todas as demais ajudas, conversas...

Ao Takeshi, por ajudar a reconhecer-me cada dia mais...

Ao Guilherme, por tanto tempo de conversas e vãs filosofia...

À Companhia de Jesus, aqui representada por Eduardo, Reginaldo e Beguinho, por todas as experiências que me levam a humanização diária e à conformação da minha vontade a Jesus...

Aos amigos que ao longo desse ano estiveram juntos, especialmente ou não, mas sem dúvida afetivamente e espiritualmente Ana Paula, Lucas, Alex, Marco, Davi, Carlos e Rafael.

Aos colegas, professores e funcionários FEC, Gilberto, Tiago, e Rosana, Rosângela e Eduardo, por todo apoio e profissionalismo ao longo desse ano.

A Capes e ao CNPq pelo financiamento dessa pesquisa.

Por último, não por ser menos importante, mas por permear todo momento, todas as linhas desse trabalho e os segundos da minha vida, a Deus, que por dom e graça permite que caminhemos nesse mundo na tentativa de construí-lo numa forma mais igualitária e menos agressiva.

EPÍGRAFE

“Não é o muito saber que sacia e satisfaz a alma,
mas o sentir e saborear as coisas internamente”(EE 2).

Inácio, de Loyola

Lista de Figuras

FIGURA 1: COMPOSIÇÃO DA VELOCIDADE DE UMA PARTÍCULA.....	16
FIGURA 2: ILUSTRAÇÃO DE ESPAÇO DE BUSCA BINÁRIO PARA TRÊS DIMENSÕES	18
FIGURA 3:GRÁFICO ILUSTRATIVO DA FUNÇÃO DE TESTE A	24
FIGURA 4: GRÁFICO ILUSTRATIVO DA FUNÇÃO DE TESTE B	24
FIGURA 5: RELAÇÃO ENTRE O NÚMERO DE ITERAÇÕES E O NÚMERO DE VARIÁVEIS, FUNÇÃO A)	26
FIGURA 6: RELAÇÃO NÚMERO DE AVALIAÇÕES DA FUNÇÃO OBJETIVO E AO NÚMERO DE VARIÁVEIS, FUNÇÃO A)	26
FIGURA 7: RELAÇÃO ENTRE O NÚMERO DE ITERAÇÕES E O NÚMERO DE VARIÁVEIS, FUNÇÃO B)	27
FIGURA 8: RELAÇÃO NÚMERO DE AVALIAÇÕES DA FUNÇÃO OBJETIVO E O NÚMERO DE VARIÁVEIS B)	27
FIGURA 9: EVOLUÇÃO AO LONGO DAS ITERAÇÕES DA FUNÇÃO OBJETIVO A)	28
FIGURA 10: EVOLUÇÃO AO LONGO DAS ITERAÇÕES DA FUNÇÃO OBJETIVO B)	29
FIGURA 11: EVOLUÇÃO DA FUNÇÃO OBJETIVO PARA 24 VARIÁVEIS, FUNÇÃO A).....	29
FIGURA 12: EVOLUÇÃO DA FUNÇÃO OBJETIVO PARA 24 VARIÁVEIS, FUNÇÃO B).....	30
FIGURA 13: RELAÇÃO ENTRE O NÚMERO DE ITERAÇÕES E O NÚMERO DE VARIÁVEIS PARA OTIMIZAÇÃO DISCRETA COM VARIÁVEIS BINÁRIAS, FUNÇÃO A)	31
FIGURA 14: RELAÇÃO NÚMERO DE AVALIAÇÕES DA FUNÇÃO OBJETIVO EM RELAÇÃO AO NÚMERO DE VARIÁVEIS PARA OTIMIZAÇÃO DISCRETA COM VARIÁVEIS BINÁRIAS, FUNÇÃO A).....	31
FIGURA 15: EVOLUÇÃO DA FUNÇÃO OBJETIVO PARA 24 VARIÁVEIS, PARA OTIMIZAÇÃO DISCRETA COM VARIÁVEIS BINÁRIAS - FUNÇÃO A).....	32
FIGURA 16: FLUXOGRAMA DA PSO COM REFINAMENTO PARA BUSCA DE ROTINA OPERACIONAL ÓTIMA	37
FIGURA 17: MODELO TOPOLÓGICO PARA A SIMULAÇÃO COM O APLICATIVO EPANET - (RODRIGUES, 2007).....	42
FIGURA 18: ROTAÇÕES PARA A ESTAÇÃO ELEVATÓRIA ENCONTRADAS VIA: PSO, AG E CONTROLE MANUAL	44
FIGURA 19: PRESSÕES AO LONGO DO DIA NO NÓ DE REFERÊNCIA.....	45

FIGURA 20: TOPOLOGIA FICTÍCIA ESTUDADA POR RIBEIRO (2007)	48
FIGURA 21: NÍVEL DO RESERVATÓRIO A JUSANTE DO BOMBEAMENTO – RNV 12	49
FIGURA 22: NÍVEL DO RESERVATÓRIO A JUSANTE DO BOMBEAMENTO – RNV 06	49
FIGURA 23: COMPARATIVO ENTRE PRESSÕES PARA CENÁRIO OTIMIZADO E CENÁRIO COM ROTAÇÃO FIXA – NÓ 03.50	
FIGURA 24: TOPOLOGIA FICTÍCIA ESTUDADA POR ARAÚJO (2010)	51
FIGURA 25: FLUTUAÇÃO DIÁRIA DO NÍVEL DO RESERVATÓRIO 01 PARA O CENÁRIO OTIMIZADO	54
FIGURA 26: FLUTUAÇÃO DIÁRIA DO NÍVEL DO RESERVATÓRIO 16 PARA O CENÁRIO OTIMIZADO	55
FIGURA 27: FLUTUAÇÃO DA PRESSÃO NO NÓ 04 PARA O CENÁRIO COM ROTAÇÃO FIXA E O CENÁRIO OTIMIZADO ...	56
FIGURA 28: FLUTUAÇÃO DA PRESSÃO NO NÓ 07 PARA O CENÁRIO COM ROTAÇÃO FIXA E O CENÁRIO OTIMIZADO ...	56
FIGURA 29: ROTINA OPERACIONAL OTIMIZADA DA BOMBA 23	57
FIGURA 30: ROTINA OPERACIONAL OTIMIZADA DA BOMBA 25	57
FIGURA 31: TOPOLOGIA REAL ESTUDADA POR CARRIJO (2004)	58
FIGURA 32: FLUTUAÇÃO DO NÍVEL DO RESERVATÓRIO 14	61
FIGURA 33: FLUTUAÇÃO DO NÍVEL DO RESERVATÓRIO 19	62
FIGURA 34: FLUTUAÇÃO DO NÍVEL DO RESERVATÓRIO 24	63
FIGURA 35: FLUTUAÇÃO DO NÍVEL DO RESERVATÓRIO 29	63
FIGURA 36: EVOLUÇÃO DA PRESSÃO EM CADA NÓ DE CONTROLE	64
FIGURA 37: REGRA OPERACIONAL PARA AS BOMBAS VIA PSO	65
FIGURA 38: FLUTUAÇÃO DA PRESSÃO NO NÓ DE CONTROLE AO LONGO DO DIA	67
FIGURA 39: FLUTUAÇÃO DO NÍVEL DO RESERVATÓRIO 12 AO LONGO DO DIA	68
FIGURA 40: FLUTUAÇÃO DO NÍVEL DO RESERVATÓRIO 06 AO LONGO DO DIA	69

FIGURA 41: ROTINA OPERACIONAL OTIMIZADA PARA A REDE DE RIBEIRO (2007) DETERMINADA VIA OTIMIZAÇÃO DISCRETA	70
FIGURA 42: FLUTUAÇÃO DIÁRIA DO NÍVEL DO RESERVATÓRIO 01 PARA O CENÁRIO OTIMIZADO	71
FIGURA 43: FLUTUAÇÃO DIÁRIA DO NÍVEL DO RESERVATÓRIO 16 PARA A ROTINA OTIMIZADO.....	72
FIGURA 44: FLUTUAÇÃO DA PRESSÃO NO NÓ 04 PARA O CENÁRIO COM ROTAÇÃO FIXA E O CENÁRIO OTIMIZADO ...	72
FIGURA 45: COMPARATIVO ENTRE ROTINAS OPERACIONAIS OTIMIZADAS PARA BOMBA 23, AG E PSO	74
FIGURA 46: COMPARATIVO ENTRE ROTINAS OPERACIONAIS OTIMIZADAS PARA BOMBA 25, AG E PSO	74
FIGURA 47: FLUTUAÇÃO DO NÍVEL DO RESERVATÓRIO 14	75
FIGURA 48: FLUTUAÇÃO DO NÍVEL DO RESERVATÓRIO 19	76
FIGURA 49: FLUTUAÇÃO DO NÍVEL DO RESERVATÓRIO 24	76
FIGURA 50: FLUTUAÇÃO DO NÍVEL DO RESERVATÓRIO 29	77
FIGURA 51: VARIAÇÃO DA PRESSÃO NOS NÓS DE DEMANDA 15 E 20	78
FIGURA 52: VARIAÇÃO DA PRESSÃO NOS NÓS DE DEMANDA 25 E 30	78
FIGURA 53: REGRA OPERACIONAL OTIMIZADA PARA BOMBA 26.....	79
FIGURA 54: REGRA OPERACIONAL OTIMIZADA PARA BOMBA 27	80
FIGURA 55: REGRA OPERACIONAL OTIMIZADA PARA BOMBA 28.....	80
FIGURA 56: FLUTUAÇÃO DE NÍVEL DO RESERVATÓRIO 12 PARA AS DIVERSAS OTIMIZAÇÕES REALIZADAS	84
FIGURA 57: FLUTUAÇÃO DE NÍVEL DO RESERVATÓRIO 06 PARA AS DIVERSAS OTIMIZAÇÕES REALIZADAS	85
FIGURA 58: FLUTUAÇÃO DA PRESSÃO NO NÓ DE REFERÊNCIA (NÓ 3).....	86
FIGURA 59: FLUTUAÇÃO DO NÍVEL DO RESERVATÓRIO 14, GRÁFICO COMPARATIVO	88
FIGURA 60: FLUTUAÇÃO DO NÍVEL DO RESERVATÓRIO 19, GRÁFICO COMPARATIVO	88
FIGURA 61: FLUTUAÇÃO DE NÍVEL DO RESERVATÓRIO 24, GRÁFICO COMPARATIVO	89

FIGURA 62: FLUTUAÇÃO NO NÍVEL DO RESERVATÓRIO 29, GRÁFICO COMPARATIVO	89
FIGURA 63: VARIAÇÃO DA PRESSÃO NO NÓ 15, GRÁFICO COMPARATIVO	90
FIGURA 64: EVOLUÇÃO DA PRESSÃO NO NÓ 20, GRÁFICO COMPARATIVO	91
FIGURA 65: EVOLUÇÃO DA PRESSÃO NO NÓ 25, GRÁFICO COMPARATIVO	91
FIGURA 66: EVOLUÇÃO DA PRESSÃO NO NÓ 30, GRÁFICO COMPARATIVO	92
FIGURA 67: ROTAÇÃO ESPECÍFICA PARA A REDE DE CARRIJO (2004) VIA PSO-R.....	93

Lista de Tabelas

TABELA 1: CARACTERÍSTICAS DOS NÓS DO MODELO DE RODRIGUES, 2007	42
TABELA 2: CARACTERÍSTICAS DOS TUBOS DO MODELO DE RODRIGUES,2007	42
TABELA 3: PONTOS PARA CURVA DA BOMBA	43
TABELA 4: CURVA NEUTRA DE DEMANDA.....	43
TABELA 5: COMPARAÇÃO DO DESEMPENHO DA FUNÇÃO OBJETIVO	45
TABELA 6: DADOS DOS TUBOS PARA O MODELO ESTUDADO POR RIBEIRO (2007).....	46
TABELA 7:CURVA DAS BOMBAS, RIBEIRO (2007).....	46
TABELA 8: DEMANDA BASE DO MODELO ESTUDADO POR RIBEIRO (2007)	46
TABELA 9: CURVA NEUTRA DE DEMANDA, RIBEIRO (2007).....	47
TABELA 10: VALORES DO CUSTO OPERACIONAL DIÁRIO.....	48
TABELA 11: DADOS DOS NÓS DO MODELO ESTUDADO POR ARAÚJO (2010).....	51
TABELA 12: CURVA NEUTRA DE DEMANDA DO MODELO DE ARAÚJO,2010	52
TABELA 13: PONTOS PARA CURVA CARGA X VAZÃO DAS BOMBAS	52
TABELA 14: CURVA NEUTRA DE DEMANDA.....	53
TABELA 15:CUSTO OPERACIONAL PARA A ROTINA OTIMIZADA VIA PSO E PARA A ROTINA COM ROTAÇÃO FIXA	53
TABELA 16: DADOS DOS RESERVATÓRIOS DE NÍVEL VARIÁVEL (RNV), CARRIJO (2004)	58
TABELA 17: DADOS DAS VÁLVULAS CONTROLADORES DE VAZÃO, CARRIJO (2004)	59
TABELA 18: DADOS DAS TUBULAÇÕES DE VAZÃO, CARRIJO (2004)	59
TABELA 19: COTAS DOS NÓS, CARRIJO (2004).....	60
TABELA 20: CURVA NEUTRA DE DEMANDA, CARRIJO (2004).....	60
TABELA 21: CUSTO OPERACIONAL FINAL PARA CENÁRIO COM ROTAÇÃO VARIÁVEL	61

TABELA 22: CUSTO OPERACIONAL PARA A REDE ESTUDADA COM MANOBRA DE PARADA E PARTIDA	68
TABELA 24: CUSTO OPERACIONAL PARA AS ROTINAS OTIMIZADAS E PARA A ROTINA DE ROTAÇÃO FIXA	71
TABELA 25: COMPARATIVO DE CUSTOS OPERACIONAIS.....	87
TABELA 26: CUSTO OPERACIONAL, QUADRO COMPARATIVO.....	92

Lista de Símbolos

N_s - rotação síncrona [Hz]

f – Frequência da Rede [Hz]

p – Número de polos [adimensional]

s – Perda por escorregamento [adimensional]

N_i – Rotação assíncrona [Hz]

α – Rotação adimensional [adimensional]

f_i - Frequência que define a rotação N_i [Hz]

Q – Vazão relacionada a rotação adimensional α [l/s]

Q_R – Vazão de referência [l/s]

H - Carga relacionada à rotação adimensional α [m.c.a.]

H_R – Carga de referência [m.c.a.]

P – Potência relacionada à rotação adimensional α [W]

P_R – Potência de referência [W]

η_t – Rendimento total do conjunto moto bomba relacionado à rotação α [adimensional]

η_{tR} - Rendimento total do conjunto moto bomba de referência [adimensional]

γ – Peso específico do fluido [$N \cdot m^{-3}$]

η_p – Rendimento da bomba [adimensional]

η_m – Rendimento do motor [adimensional]

η_{sd} - Rendimento do inversor de frequência [adimensional]

η_c - Rendimento dos cabos [adimensional]
 η_l - Rendimento da instalação hidráulica [adimensional]
 P_e - Período Extensivo [hora]
 c_i - custo da energia elétrica no intervalo de tempo i [unidade monetária]
 p_{\min} - pressão mínima dinâmica [m.c.a.]
 p_{ref} - pressão no(s) nó(s) de referência [m.c.a.]
 $p_{\text{máx}}$ - pressão máxima estática [m.c.a.]
 v_{\min} - velocidade normativa mínima nas tubulações [m.s^{-1}]
 v_{ref} - velocidade na(s) tubulação(ões) de referência [m.s^{-1}]
 $v_{\text{máx}}$ - velocidade normativa máxima nas tubulações [m.s^{-1}]
 $N_{k,\min}$ - Nível operacional mínimo do reservatório k [m]
 N_k - Nível do reservatório k num tempo qualquer [m]
 $N_{k,\text{máx}}$ - Nível operacional máximo do reservatório k [m]
 n_{manobras} - Número de manobras realizadas em todo período [adimensional]
 $n_{\text{máx}}$ - Número máximo de manobras de bombas permitido [adimensional]
 X_i - Vetor de posição da i -ésima partícula do enxame
 V_i - Vetor de velocidade associado à i -ésima partícula
 P_i - Vetor p_{best} associado à i -ésima partícula
 G_i - Vetor g_{best} associado ao enxame.
 D - dimensão do problema a ser otimizado
 w - constante de inércia

c_1 – coeficiente cognitivo

r_1 – número aleatório gerado entre $[0,1]$

c_2 – coeficiente social

r_2 – número aleatório gerado entre $[0,1]$

1. Introdução

A dificuldade de conciliar o crescimento urbano, muitas vezes desordenado, com o abastecimento de água seguro e eficiente é uma das dificuldades enfrentadas pelas empresas do setor. O cenário de necessidade constante de expansão dos sistemas de abastecimento de água reflete no consumo de energia, cerca de 2,5% do total consumido pelo país (SNIS,2011). Além disso, alguns dados indicam que os sistemas de bombeamento são responsáveis pela emissão de milhões de toneladas de carbono ao ano (EPE,2012).

Grande parte do controle operacional dos sistemas de abastecimento está sob a decisão de operadores que, atuando diretamente ou via central de comando, carregam as regras operacionais com o empirismo adquirido ao longo da carreira. Se, por um lado os comandos baseados na experiência do operador podem levar a resultado de melhor desempenho do que as operações efetuadas sem nenhum conhecimento do sistema, por outro, situações de emergência, como paradas não previstas do sistema de recalque ou rompimento de uma adutora, podem levar a decisões afetadas emocionalmente e que nem sempre são as mais acertadas. (Sandeep e Rakesh,2011).

A fim de reduzir o empirismo presente na decisão das manobras, ou ao menos acrescentar a essa decisão respostas de modelos matemáticos de otimização, são propostas na literatura diversas ferramentas, dentre elas os modelos híbridos (otimizador-simulador), capazes de determinar manobras ótimas para um dado período operacional. Rotinas operacionais otimizadas, sejam relacionadas às manobras de partida e parada das bombas, sejam relacionadas à mudança da rotação via inversor de frequência, trazem significativa redução no consumo de energia, como pode ser observado na literatura. (Cunha, 2009), (Ribeiro, 2007), (Rodrigues, 2007).

Modelos capazes de simular instalações operando com inversores de frequência, que permitam avaliar cenários de funcionamento das máquinas ou variação da rotação destas, são de grande valia para a determinação de operações otimizadas, considerando-se o desempenho energético e hidráulico dessas instalações . O acoplamento de algoritmos de otimização a simuladores hidráulicos tem se mostrado ferramenta adequada para diversos problemas relacionados ao abastecimento de água (Moreno,2007). Dentre as principais técnicas de otimização empregadas para este fim, destacam-se a Programação Dinâmica (Jowitt e Germanopoulos, 1992) e as técnicas evolucionárias como Algoritmo Genético (Andrade, *et al.*, 2008), (Farmani, Savic e Walters, 2007), (Ribeiro, 2005), (Boulos, Wu, *et al.*, 2001) e o PSO (Al-Ani, 2012).

Mesmo não sendo um assunto recente nas discussões da literatura, a varredura do espaço de busca por meio de algoritmos meta-heuristicos é árdua e impõem um grande esforço computacional em problemas com alto número de variáveis. Dessa forma, diferentemente dos trabalhos pesquisados na literatura, essa pesquisa desenvolve um algoritmo que visa definir, para um período pré-determinado (usualmente 24 horas), o número ótimo de máquinas ligadas e, numa etapa de refinamento, buscar as rotações mais adequadas para as que estiverem em operação.

Tanto a abordagem discreta, que permite a estratégia operacional ótima para definir o número de bombas ligadas e desligadas ao longo do período, quanto a abordagem contínua que possibilita o ajuste da rotação de bombas operadas com inversor de frequência, já foram contempladas como objeto de otimização em trabalhos encontrados nas referências bibliográficas, entretanto abordagem proposta em duas etapas não foi encontrada na literatura.

A estratégia baseada em duas etapas, aqui denominada PSO com refinamento, visa à redução do esforço computacional, pela diminuição do número de

variáveis envolvidas na etapa continua (etapa de definição de rotações, segunda fase), uma vez que o “status” operacional (bomba ligada ou desligada) é obtido na primeira fase (etapa discreta) por otimização binária. Cabe observar que a estratégia de definir as bombas ligadas e desligadas evita inconvenientes operacionais, visto que, a busca apenas por rotações ótimas pode levar a rotina operacional com valores baixos de rotação, as quais podem conduzir a fenômenos físicos indesejados como cavitação ou vibração.

O desenvolvimento dessa dissertação se dá em capítulos. No segundo capítulo apresentam-se o objetivo geral da presente investigação e os objetivos específicos.

No terceiro capítulo é apresentado o levantamento bibliográfico, bem como, fundamentação teórica empregada no desenvolvimento do método aqui proposto, dando respaldo para a interpretação, discussão dos resultados obtidos e possibilitando conclusões fundamentadas.

A metodologia é apresentada no capítulo quarto, testes prévios feitos com o algoritmo de otimização antes do acoplamento com o simulador hidráulico isoladamente também são apresentados. No capítulo cinco apresentam-se alguns estudos de caso que validam o desenvolvimento do modelo híbrido, simulador-otimizador, tanto para o caso das variáveis discretas, quanto para o caso das variáveis contínuas.

O sexto capítulo apresenta os resultados para o modelo proposto, a saber, PSO com refinamento. No sétimo capítulo é apresentada uma série de discussões referentes aos resultados previamente mostrados nos capítulos quinto e sexto. O capítulo oitavo apresenta as conclusões finais e recomendações para trabalhos futuros. Na sequência, apresentam-se as referências bibliográficas utilizadas no trabalho.

2. Objetivos

2.1. Objetivos Gerais

A presente investigação desenvolveu algoritmo híbrido (simulador-otimizador) para determinação de rotinas que atendam às restrições operacionais impostas ao sistema de distribuição de água em análise e minimizem o custo energético. Para isso empregou-se modelação numérica do sistema hidráulico acoplada a um algoritmo de otimização baseado em PSO, em duas etapas, uma discreta e outra contínua.

2.2. Objetivos Específicos

- a) Estudo do algoritmo de otimização PSO.
- b) Estudo do modelo híbrido para variáveis contínuas e para variáveis discretas binárias separadamente
- c) Estudo do acoplamento dos algoritmos de otimização

3. Revisão Bibliográfica

Esta revisão foi elaborada para fornecer subsídios ao desenvolvimento proposto e embasar as discussões futuras. Foi dividida em três partes, a primeira abordando aspectos energéticos das estações elevatórias, a segunda aborda a técnica de otimização, em particular a PSO e finalmente a terceira aborda aspectos do tratamento das restrições quando do emprego da técnica de otimização irrestrita.

3.1. A questão energética e as estações elevatórias

O consumo de energia elétrica pelo setor de abastecimento de água, segundo SNIS 2011, representou em média 13,4% dos gastos totais das empresas de saneamento. Em 2008, 90% do consumo de energia elétrica da SABESP (Companhia de Saneamento Básico do Estado de São Paulo) se deu nas estações de bombeamento de água. Segundo Moreira e Ramos (2013), esse percentual de consumo de energia também é apresentado como consumo médio das estações atendidas pela empresa Grundfos, empresa fabricante de bombas.

Responsáveis por grande parte do consumo de energia, as estações elevatórias surgem como protagonistas nos estudos de eficiência energética no setor de saneamento básico. Estudos apontam que operações estratégicas visando à eficiência energética na operação dos sistemas de recalque podem conduzir à redução de 25% do consumo de energia, em média. (Ramos, Costa e Gonçalves, 2012), (Moreira e Ramos, 2013).

Como citado, grande parte da energia consumida pelo setor de abastecimento de água se dá no conjunto moto bomba, mais especificamente no motor elétrico, que é responsável por transmitir rotação às partes girantes da bomba. Esses motores podem ser à corrente contínua ou à corrente alternada síncronos e assíncronos, sendo que os assíncronos são os mais empregados em instalações de recalque. *Motores síncronos* possuem rotação síncrona (N_s) definida pela frequência da rede

elétrica (f em Hz) e pelo número de polos do motor (p). *Motores assíncronos* tem rotação igual à síncrona somente em condição ideal. Em condições reais o motor sofre a chamada perda por escorregamento (s), que é decorrente da diferença entre as velocidades do estator e rotor. Desta forma a rotação assíncrona (N) é dada por:

$$N = \frac{120f}{p}(1 - s) = Ns(1 - s) \quad (1)$$

A alteração da rotação nominal (N_R), para uma rotação inferior qualquer (N_i), através da modificação da frequência, pode ser escrita, na forma adimensional, tomando a frequência nominal (f) de 60 Hz, como:

$$\alpha = \frac{N_i}{N_R} = \frac{f_i}{60} \quad (2)$$

sendo, f_i a frequência que define a rotação (N_i) e α o adimensional de rotação associado.

A mudança da rotação nominal para uma rotação qualquer modifica o ponto de funcionamento da bomba, observada através das suas leis de semelhança física:

$$Q = \alpha Q_R, \quad H = \alpha^2 H_R, \quad P = \alpha^3 P_R \quad \eta_t = \eta_{tR} \quad (3)$$

em que o subscrito p foi empregado para especificar o rendimento (η) associado à bomba, subscrito R , à condição na rotação nominal de referência. Q , H e P , representam a vazão, a carga hidráulica e a potência associada à bomba respectivamente.

A potência elétrica $P(\alpha)$ necessária para o recalque de uma vazão Q , atendendo uma determinada carga H , para uma dada rotação específica α , pode ser calculada através da expressão:

$$P(\alpha) = \frac{\gamma QH}{\eta_t} \quad (4)$$

sendo γ , o peso específico da água. O rendimento η_t representa o rendimento total do conjunto motor, inversor, bomba e outros. Moreno (2007) sugere a seguinte composição para este rendimento:

$$\eta_t = \eta_p \cdot \eta_m \cdot \eta_{sd} \cdot \eta_c \cdot \eta_l \quad (5)$$

em que η_p , η_m , η_{sd} , η_c e η_l são, respectivamente, os rendimentos da bomba, do motor, do inversor, cabos e relativas às perdas de cargas na linha de instalação da bomba.

O problema a ser otimizado de consumo mínimo de energia elétrica desejado pode ser expresso, para um período (Pe), constituído por intervalos iguais de tempo (i) é expresso por:

$$\text{Função objetivo} = \min \sum_{i=1}^n \sum_{i=1}^{Pe} c_i \cdot P(\alpha)_{n,i} \cdot i \quad (6)$$

Sujeito a:

$$p_{\min} \leq p_{ref} \leq p_{\max} \quad (7)$$

$$v_{\min} \leq v_{ref} \leq v_{\max} \quad (8)$$

$$N_{k,\min} \leq N_k \leq N_{k,\max} \quad (9)$$

$$n_{manobra} \leq n_{\max} \quad (10)$$

em que c_i é o custo da energia elétrica para o intervalo de tempo i , A potência $P(\alpha)_{n,i}$ é a potência elétrica necessária para o recalque da demanda Q pelo sistema no intervalo de tempo i , a uma dada carga H , da bomba n , necessária para atender os requisitos operacionais (Brentan, Luvizotto Jr e Ribeiro, 2013). Ainda p_{\min} é a mínima pressão dinâmica estabelecida por norma, p_{ref} é a pressão em um nó de referência

em uma hora do dia qualquer, $p_{\text{máx}}$ é a máxima pressão estática determinada por norma; v_{min} é a mínima velocidade em um tubo qualquer da instalação, estabelecida por norma, v_{ref} é a velocidade em um tubo de referência para uma hora do dia qualquer, $v_{\text{máx}}$ é a máxima velocidade em um tubo qualquer da instalação, determinada por norma; $N_{k,\text{min}}$ é o nível mínimo operacional de um reservatório k da instalação, N_k é o nível do reservatório k numa hora do dia qualquer, $N_{k,\text{máx}}$ é o nível máximo operacional do reservatório k . Por fim, n_{manobra} é o número de operações de parada ou partida de bombas feitas no dia e $n_{\text{máx}}$ é o número máximo de manobras permitidas por segurança e manutenção das máquinas.

As restrições operacionais do problema hidráulico serão mais bem tratadas no item 3.3 dessa revisão bibliográfica, apresentando os limites superiores e inferiores, bem como as justificativas para esses valores.

Embora o objetivo expresso pela equação (6) possa ser tratado diretamente como um problema de otimização clássico, o caráter não linear das equações envolvidas no problema hidráulico tem motivado seu tratamento por meio de técnicas meta-heurísticas, notoriamente os algoritmos genéticos (AG's), em conjunto com simuladores hidráulicos (Baran, Lüken e Sotelo, 2013), (Bagirov, et al, 2012), (Ribeiro,2005), (Carrijo, 2004).

Os modelos para simulação hidráulica são bastante conhecidos, com ampla discussão na literatura (Luvizotto Jr., 1995). Modelos de simulação isoladamente permitem avaliar condições operacionais pré-definidas, sendo pouco efetivos na definição de estratégias ótimas, entretanto guardam como virtude a possibilidade de visualização da solução a cada instante do período total de simulação. Rotinas de otimização isoladamente são “cegas” no que tange a sua capacidade de visualizar resultados parciais, seu foco encontra-se sobre o resultado final. Os modelos híbridos, simulador-otimizador proporcionam as vantagens apresentadas por cada modelo isoladamente, resultando em uma ferramenta muito empregada em diversos

problemas relacionados aos sistemas de abastecimento de água. Nessa pesquisa empregou-se o modelo desenvolvido pela EPA – *Environment Protection Agency*, o EPANET em sua forma *toolkit* que permite a chamada do procedimento de cálculo hidráulico (e de qualidade de água) por outros aplicativos por meio de sua biblioteca de ligação dinâmica (DLL – *Dynamic Linked Library*). A escolha desse simulador hidráulico se deu fundamentalmente pelo seu uso consagrado pela literatura nacional e internacional para a simulação de redes de abastecimento.

Em relação ao modelo de otimização, como já mencionado, empregou-se a PSO “Particle Swarm Optimization”, uma técnica recente, pouco explorada em aplicações de engenharia hidráulica e, cujos princípios básicos são apresentados na continuidade desta revisão.

3.2. Técnicas de otimização, Inteligência de grupo e a PSO

Problemas de otimização são encontrados nos mais diversos campos da engenharia. Dependendo do grau de complexidade dos problemas, uma ou outra técnica pode ser mais aconselhável para busca do ponto de ótimo, resultando em soluções rápidas e com baixo esforço computacional. Há ainda problemas cuja dificuldade de solução em tempo hábil com técnicas já existentes é de tal magnitude que levam ao desenvolvimento de novos algoritmos. Dentre as técnicas de otimização que tem emergido nas últimas décadas, encontram-se os algoritmos bio-inspirados.

Segundo Binitha (2012) os bio-inspirados tem capacidade de simular fenômenos biológicos com condições iniciais simples e poucas regras, com pouco ou nenhum conhecimento do espaço de busca. Wu e Tang (2009) definem três ramos principais dentre os BIAs, do inglês: *Biologically Inspired Algorithms*, a saber: algoritmos evolucionários, algoritmos baseados em inteligência de grupo, e algoritmos baseados nas bactérias, cuja proposta é modelar os diferentes problemas encontrados na natureza, tais como a busca por alimento, movimentos coordenados de pássaros ou peixes, evolução das espécies, etc.

Dentre os bio-inspirados duas correntes principais de inspiração surgiram: os baseados na evolução genética, chamados de algoritmos evolucionários, e os baseados na inteligência de grupo. (Fister Jr. et al, 2013).

Em meados do último século, os algoritmos evolucionários foram desenvolvidos e largamente pesquisados. Baseados no processo de evolução genética observada na natureza, esses algoritmos são de base populacional e aplicam regras de seleção natural, a fim de recrutar soluções melhores para os passos seguintes do método. Dentre eles, o Algoritmo Genético ganhou grande espaço na resolução de problemas propostos pelas engenharias, sendo largamente aplicado na engenharia hidráulica para a solução de problemas de otimização no dimensionamento ótimo ou na determinação de rotinas operacionais para bombeamento, além de dimensionamento ótimo de tanques hidropneumáticos e calibração de modelos matemáticos.

Na última década, o interesse pelo comportamento coletivo de animais fez surgir novos algoritmos para o campo da otimização. Esse comportamento de uma variedade de animais traz consigo o seguinte questionamento, por que a sociabilidade é tão marcante em alguns grupos? A possível resposta biológica para tal fato é que: as espécies se fortalecem em grupo, dividem trabalho e armazenam experiências, algo que individualmente seria difícil ou impossível. Como exemplo pode-se citar a espécie humana, que normalmente resolve problemas sociais discutindo-os em grupo, e com base nos acúmulos de informações passadas, busca ter a melhor solução para tais problemas.

Outro exemplo comum pode ser encontrado nas colônias de formiga ou colmeias, cuja tarefa de busca por alimento se faz com a divisão do trabalho e as melhores rotas de busca são encontradas via comunicação das experiências antigas entre os insetos parceiros. Esse tipo de ambiente pode ser caracterizado como um ambiente sócio-cognitivo. É na simulação desse ambiente de discussão, interação entre os componentes do problema e utilização de informações passadas que surge

então a chamada Inteligência de Enxame, tradução literal do nome em inglês *Swarm Intelligence*.

Num ambiente coletivo (enxames ou cardumes, por exemplo), pressupõe-se a existência de certo grau de desordem e aleatoriedade que leva, de alguma maneira, à resolução de problemas com sucesso (Meyer e Christofer, 2005). Para entender o comparativo, é preciso conhecer um pouco mais dos conceitos de um ambiente complexo, ou seja, conhecer o ambiente que a presença da aleatoriedade o torna passível de auto-organização, a fim de compreender o comportamento dos indivíduos que compõem esse espaço complexo.

O interesse nesse tipo de ambiente e no conhecimento do comportamento dos indivíduos se dá principalmente porque observações naturais levam a crer que as decisões finais de um indivíduo são balizadas por suas experiências pessoais e sua troca de informação com o meio em que se insere. Os ambientes complexos são amplamente estudados dentro dos processos físicos e biológicos, ainda que o conceito possa ser distinto dado o enfoque de estudo, de modo geral, espaços biologicamente complexos são aqueles sujeitos a processos de auto-organização e que levam ao final desses processos à organização. (Haykin, 1994)

Dentro desse contexto de auto-organização, surgem as teorias de inteligência de grupo. Dentre os principais algoritmos com base na Inteligência de Enxame, encontra-se a PSO, *Particle Swarm Optimization*, desenvolvido por Eberhart e Kennedy em 1995 e aperfeiçoado por Eberhart e Shi, os quais implantaram a constante de inércia no método (Eberhart e Kennedy, 1995) e (Eberhart e Shi, 2001). Desde então, esses algoritmos tem sido largamente aplicados especialmente na resolução de problemas contínuos de muitas variáveis ou em problemas que usam análise combinatória e combinação discreta/contínua.

A PSO é um algoritmo de base populacional que possui partículas como unidade elementar. As partículas são compostas por dois vetores de tamanho D (dimensão do problema). Um desses vetores representa a posição da partícula, o outro a velocidade de deslocamento. A cada iteração n , a partícula é atualizada,

renovando as informações de posição e velocidade como apresentado a seguir. (Eberhart e Kennedy,1995)

O primeiro passo do método é a inicialização das partículas, feita de forma aleatória dentro de um intervalo de interesse, tanto para posição quanto para a velocidade inicial. As partículas partem em busca de pontos ótimos do problema atualizando suas velocidades até que seja alcançado algum dos critérios de parada do problema como, por exemplo, o valor máximo com o erro arbitrado, as iterações máximas, a ausência de melhora na função objetivo para um intervalo determinado de iterações e outros critérios de parada amplamente utilizados nos problemas numéricos diversos. (Faires e Burden, 2002)

Supondo que o problema a ser otimizado seja D-dimensional e observando a partícula i, a posição da partícula, X_i do enxame é descrita por um vetor com D coordenadas sendo, $X_i=(x_{i1},x_{i2},x_{i3},\dots,x_{iD})$. A velocidade dessa partícula também pode ser descrita por um vetor com D posições, em que cada componente do vetor V_i representa a velocidade da partícula i na coordenada D assim $V_i=(v_{i1}, v_{i2},v_{i3}\dots.v_{iD})$.

As partículas comparam suas posições entre si e “relembra” das posições anteriores guardadas em sua “memória”. Avaliada a melhor solução dentre todas, o método trabalha para que as distantes dessa solução se aproximem. Durante a comparação, a melhor posição da partícula i é armazenada num vetor denominado *lbest* (*melhor valor local*) descrito por $P_i=(p_{i1},p_{i2},p_{i3}\dots p_{iD})$ e a melhor solução do enxame é armazenado num vetor denominado *gbest* (*melhor valor global*).

O comportamento do enxame pode ser descrito pelas equações abaixo:

$$v_{iD}^{n+1} = \left[w \cdot v_{iD}^n + \frac{c_1 \cdot r_1 \cdot (p_{iD}^n - x_{iD}^n)}{\Delta t} + \frac{c_2 \cdot r_2 \cdot (g_{iD}^n - x_{iD}^n)}{\Delta t} \right] \quad (11)$$

$$x_{iD}^{n+1} = x_{iD}^n + v_{iD}^{n+1} \cdot \Delta t \quad (12)$$

onde $d = 1, 2, \dots, D$, $n = 1, 2, \dots, N$ e N é número de iterações. Ainda r_1 e r_2 são números escolhidos de forma randômica dentro do intervalo $[0, 1]$ e n representa a iteração atual.

Pela equação (12) observa-se que a cada iteração a posição da partícula é atualizada. Parte dessa atualização é balizada por um coeficiente que tem atrelado a ele informações sobre as melhores posições experimentadas pela partícula, a esse coeficiente é dado o nome de *coeficiente cognitivo* (c_1). Outra parte da atualização é influenciada pelas informações das melhores posições experimentadas pelo grupo, essas informações são computadas na velocidade por um coeficiente chamado de *coeficiente social* (c_2). Por fim a velocidade ainda é atualizada por um coeficiente denominado *peso* ou *coeficiente de inércia* (w). (Eberhart e Kennedy, 1995)

Segundo Trelea (2003), os números aleatórios apresentados na equação (12) tem papel fundamental na prevenção da convergência pré-matura do método. Isso porque ao passar por uma bacia de concentração local, uma partícula tende a aglomerar outras partículas nessa bacia. Com os números aleatórios, existe a chance de algumas partículas terem a componente de velocidade na direção da bacia de concentração reduzida, possibilitando assim um sobrevoo maior do espaço de busca.

A figura 1 ilustra a composição da velocidade de uma partícula i qualquer.

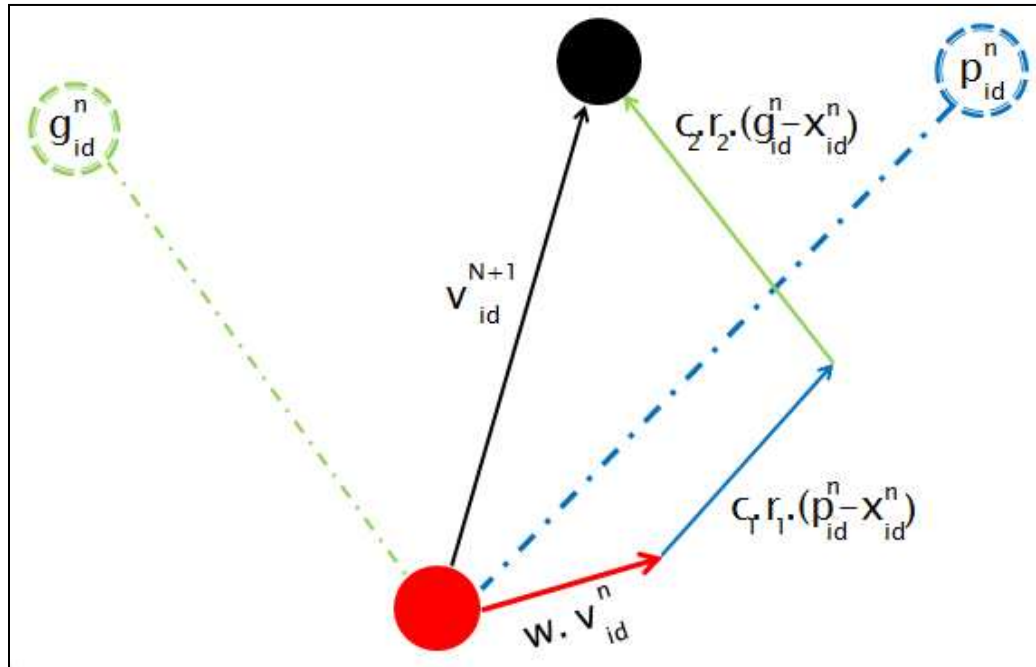


Figura 1: Composição da velocidade de uma partícula

Por fim, o coeficiente de inércia tem o intuito de coordenar a exploração do espaço de busca, levando a partícula para a direção de movimento atual. Na proposta original do método, a inércia era um coeficiente constante, mas segundo Daraeikhah, Meraji e Afshar (2009), testes mostraram que valores maiores para a inércia facilitavam a exploração de valores globais, enquanto valores menores da inércia facilitavam as buscas locais. Para uma melhor eficiência do método então, convencionalmente, utiliza-se o valor da inércia variando segundo a iteração corrente, apesar de existir outras propostas para o valor inercial. A equação abaixo fornece o valor do coeficiente de inércia (w) em função da iteração do método.

$$w = w_{\text{máx}} - \frac{(w_{\text{máx}} - w_{\text{mín}}) \cdot n}{\text{iter}_{\text{máx}}} \quad (13)$$

em que $w_{\text{máx}}$ é o primeiro valor para o coeficiente de inércia, $w_{\text{mín}}$ é o valor mínimo desejado para o mesmo coeficiente, n a iteração atual e iter_{Max} é o número de iterações máximas do método. É possível notar que o valor do coeficiente de inércia

decrece linearmente conforme o método vai se desenvolvendo, esse decréscimo é essencial para a convergência total ou quase total do método ao valor extremo global (máximo ou mínimo) (Daraeikhah, Meraji e Afshar, 2009).

A estruturação e formulação acima são utilizadas para abordagem de problemas em espaço de busca contínuo, permitindo assim que as partículas assumam qualquer valor dentro do espaço delimitado. Não raramente, é possível encontrar situações dentro dos problemas de otimização que não sejam contínuas, chamadas então de discretas e, num caso particular, os problemas binários, nos quais as variáveis só podem assumir o valor 0 ou 1. Essa abordagem binária encaixa-se bem para a otimização da configuração do *status* da bomba *on/off* visto que é possível caracterizar a partida da bomba como valor 1 e a parada como valor 0.

No problema contínuo, a partícula “sobrevoa” todo o espaço, no caso do espaço discreto binário, a partícula varre os vértices de um hipercubo D-dimensional, vasculhando o melhor vértice solução. A figura abaixo ilustra o caso para um espaço binário tridimensional.

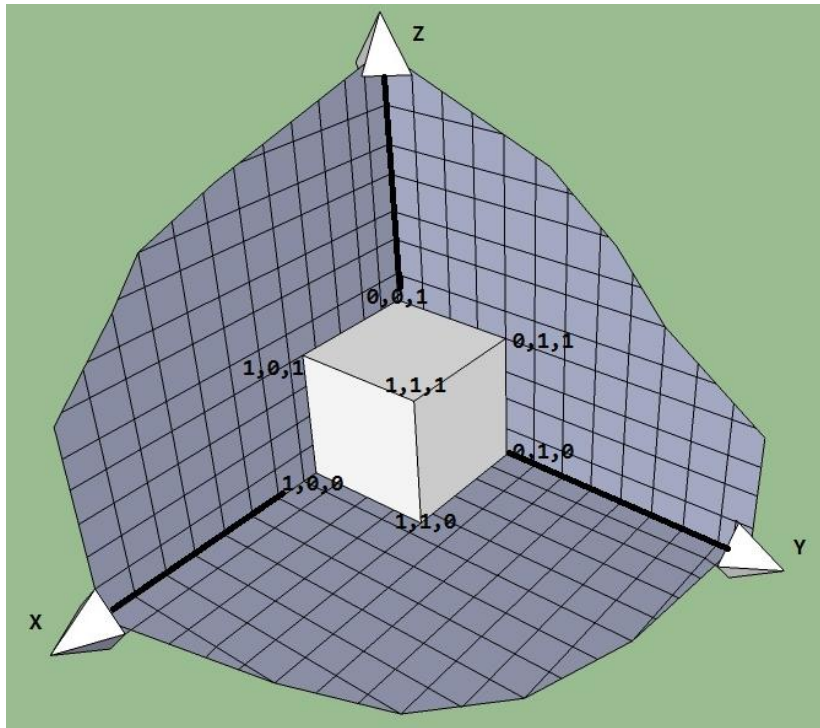


Figura 2: Ilustração de espaço de busca binário para três dimensões

Comparando com o algoritmo para espaços contínuos, no qual a velocidade de sobrevoos é facilmente interpretada como a taxa de deslocamento da partícula de uma posição x_{id} para uma posição $x_{i+1,d}$, e pode ser facilmente determinada pela equação (11), a interpretação da velocidade no caso binário é mais complexa. Para esse caso, a velocidade tem caráter probabilístico, podendo ser entendida como a chance de uma posição x_{id} ser 1. (Kennedy e Eberhart, 1997)

Para a transformação da velocidade em posição normalmente faz-se uso da função sigmoide, segundo a relação:

$$\text{Se } \text{rand}() < S(v_{id}), \text{ então } x_{id} = 1; \quad (14)$$

sendo $\text{rand}()$ uma função que gera um número randômico no intervalo $[0,1]$ e $S(v_{id})$ é a função sigmoide aplicada à velocidade, controlando assim a transformação entre o valor de $\text{rand}()$ no intervalo $[0,1]$. Ou seja, a depender da velocidade, a probabilidade se encarrega de atualizar a posição da partícula (Eberhart e Kennedy, 1997).

3.3. Tratamento das restrições operacionais

Os problemas de otimização dentro da modelação de fenômenos físicos, em particular os problemas de engenharia, estão sujeitos a restrições, ou seja, limites que variáveis ou valores relacionados às variáveis podem assumir. No caso da modelação de redes de abastecimento, as pressões e as velocidades de escoamento devem respeitar a norma brasileira NBR 12218/94. Ainda, os limites extremos (máximos e mínimos) de reservatórios de nível variável devem ser respeitados, impedindo extravasamento ou redução do nível mínimo para casos de incêndio.

Além dos limites supracitados, o problema resolvido na fase de otimização discreta para as variáveis binárias apresentado nesse trabalho está sujeito a uma restrição de manutenção dos equipamentos, visando à redução do desgaste das máquinas nas manobras de parada e partida. (Lansey e Awuah, 1994), (Zhuang e Xia, 2013).

Estas imposições de natureza operacional às características hidráulicas das redes de estarão intimamente ligadas ao funcionamento dos conjuntos moto-bomba e irão definir o status e os valores de rotação para que os parâmetros hidráulicos da rede possam se estabelecer nos limites aceitáveis e a operação ocorra sem problemas, ao atenderem as condições ótimas objetivadas. Rotações inadequadas por sua vez podem gerar problemas operacionais, como vibração e cavitação no sistema, além de superaquecimento do conjunto.

Alguns métodos de otimização, como é o caso da PSO, são métodos de busca classificados como irrestritos. Esses algoritmos não possuem mecanismo de tratamento das restrições dentro de sua rotina de busca. Dessa forma, surge a necessidade de tornar um problema restrito em um problema irrestrito para a aplicabilidade de um desses algoritmos irrestritos. (Pillo e Grippo, 1989)

Uma forma comum e amplamente empregada nos problemas restritos de engenharia é o emprego de funções de penalização. De maneira geral, os métodos de penalização utilizam uma função que penaliza o valor da função objetivo, cujo papel é tratar de desvios das variáveis ou dos parâmetros associados com relação às restrições pré-definidas. (Yeniay, 2005)

Para o caso supracitado, poderia definir uma função de penalização $\rho(x)$ de forma que:

$$\text{Se } g_i(x) \leq 0 \rightarrow \rho_i(x) = 0;$$

$$\text{Se } g_i(x) > 0 \rightarrow \rho_i(x) > 0.$$

E a função objetivo será modificada, resultando na soma:

$$\mathbf{z}(\mathbf{x}) = \mathbf{f}(\mathbf{x}) + \sum_i^n \rho_i(\mathbf{x}) \quad (15)$$

A questão da escolha adequada da função (ou das funções) de penalização é bastante importante e não trivial. Diversos autores na literatura buscaram definir essa função, que normalmente possuem um multiplicador escalar pelo qual o usuário exprime o grau de rigidez da função de penalização, ou seja, o quão grave seria infringir a restrição associada àquela restrição. (Pillo e Grippo, 1989)

Parsopoulos e Vrahatis(2002) apresentam uma forma generalista de uma função de penalização, escrita da seguinte forma:

$$\rho(\mathbf{x}) = \lambda \cdot (|\mathbf{x} - \mathbf{x}'|)^t \quad (16)$$

em que λ é um multiplicador escalar, $|\mathbf{x} - \mathbf{x}'|$ é o módulo do desvio total entre o valor limite \mathbf{x}' e a variável \mathbf{x} e t um expoente que define o comportamento da função de penalização.

É possível observar que a aplicação de funções de penalização, por mais prática que seja para as restrições do problema, torna o usuário refém de parâmetros que dependem da experiência de modelação e da maleabilidade das restrições. Ou seja, o uso de funções de penalização impõe aos modelos certo empirismo na determinação dos coeficientes. Ainda ligados à determinação dos parâmetros da função de penalização, valores altos para a penalização podem prender a função objetivo em mínimos locais, não permitindo que métodos de varredura, como o PSO “sobrevoe” todo o espaço, enquanto valores baixos, podem levar o método a convergências que infrinjam as restrições (Parsopoulos e Vrahatis, 2002), (Aziz, et al, 2011).

4. Metodologia

4.1. Validação do método de otimização

Para validação do programa de otimização, antes da integração com o simulador hidráulico, foi realizada uma fase de testes da rotina de otimização isoladamente. Tanto para a otimização contínua quanto para otimização discreta, o programa foi submetido a testes para valores de ótimo conhecidos na literatura (Trelea, 2003). Também na fase de testes, estudou-se os parâmetros envolvidos no método, para se conhecer melhor a ligação entre o número de variáveis e o esforço computacional necessário para convergência. Para os testes, utilizou-se o coeficiente $c_1=2,0$ e $c_2=2,1$, atendendo a condição apresentada nos trabalhos iniciais sobre o algoritmo, que propõem que a soma dos coeficientes deve ser maior que 4 (Eberhart e Kennedy, 1995). Ainda para fins de teste utilizou-se o parâmetro de inércia variável, sendo $W_{máx}=0,8$ e $W_{mín}=0,4$. Os valores são amplamente citados na literatura e justificados por melhorarem a busca global no início do método e refinarem a busca local no final das iterações. (Chatterjee e Siarry, 2004). Para os testes contínuos utilizou-se como limite de velocidade para as partículas o valor de 0,5, o qual recomendado na literatura e justificado pelo fato de que, valores muito altos de velocidade não permitem que as partículas façam boa busca local, impedindo assim um refinamento na busca da solução local. Para os testes iniciais utilizaram-se as seguintes funções

$$a) Z(\vec{x}) = \sum_1^n (x_i)^2$$

$$b) Z(\vec{x}) = \sum_1^n [x_i - \cos(x_i)]^2$$

em que \vec{x} representa o vetor de variáveis n-dimensional e $Z(\vec{x})$ é a função objetivo. Nas figuras 3 e 4 ilustra-se o comportamento das funções estudadas em três dimensões. A escolha dessas funções se deu pela ampla discussão do comportamento do algoritmo de otimização no trabalho de Trelea (2003),

possibilitando comparação do otimizador desenvolvido com o trabalho consagrado na literatura.

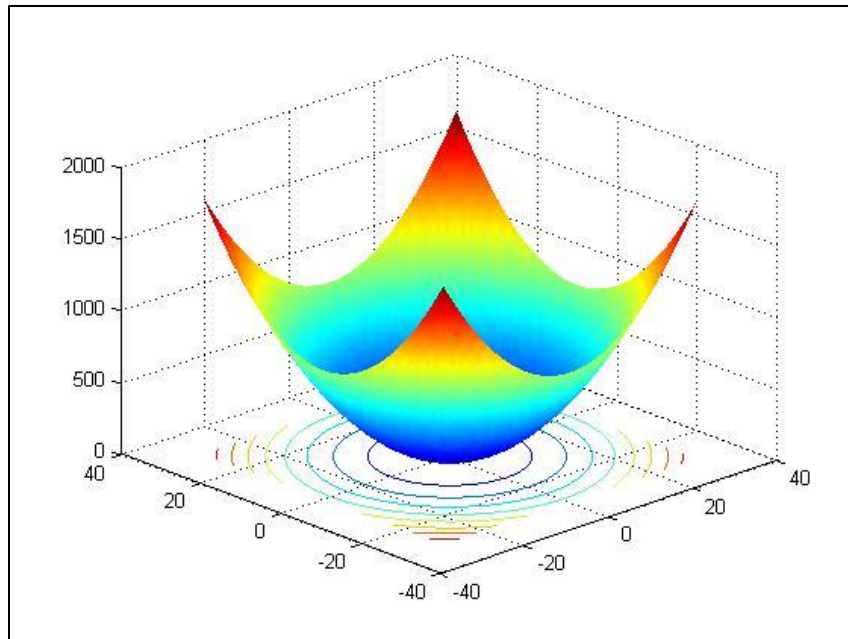


Figura 3: Gráfico ilustrativo da função de teste a

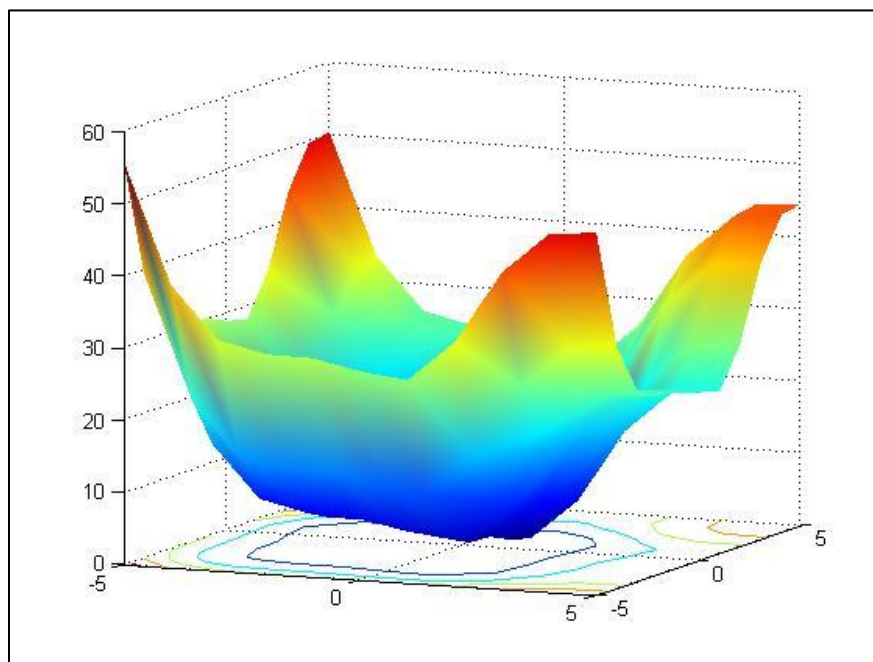


Figura 4: Gráfico ilustrativo da função de teste b

As funções foram escolhidas com base no trabalho apresentado por Trelea (2003). Nesse trabalho o autor desenvolve estudo dos parâmetros envolvidos no algoritmo de otimização e apresenta uma série de resultados para diversos cenários de parâmetros. Para os testes, avaliou-se cinco vezes cada função objetivo com o número D de variáveis expressas pelo conjunto: {2,4,8,16,24,32,36,48}. Feito isso, avaliou-se o aumento do número de iterações para alcançar o mínimo da função objetivo com tolerância de erro definida.

Na primeira fase de testes, buscou-se estabelecer a relação entre o número de variáveis do problema de otimização e o número de avaliações da função objetivo. Essa relação é muito importante sob o ponto de vista computacional para a aplicação deste trabalho. Isso porque a cada avaliação da função objetivo faz-se uma chamada do simulador hidráulico, pelo qual se realiza a avaliação dos parâmetros hidráulicos da rede em estudo para a determinação do valor da função objetivo. Logo, um método de otimização o qual faça menos chamadas ao simulador tende a ser mais eficiente.

Inicialmente fixou-se o número de partículas em 50 partículas e encontrou-se o número mínimo de iterações necessárias para a convergência, com erro de 0,001. Observou-se que para problemas com grande número de variáveis a convergência não era alcançada. Sendo assim, foi proposta uma nova formulação de teste: fixou-se o número de partículas como 3.D, ou seja, três vezes o número de variáveis (D) envolvidas no problema, valor intermediário do intervalo recomendado pela literatura (Eberhart e Shi, 1998). Feito isso, pôde-se estabelecer a relação entre o número de variáveis(D) e avaliações da função objetivo (N^*), a qual se escreve como:

$$N^* = 3 \cdot D \cdot n \quad (17)$$

Os gráficos seguintes mostram a relação entre o número de variáveis e o número médio de iterações necessárias para a convergência das duas funções estudadas. É possível observar uma relação proporcional entre esses valores, de

forma que ao reduzir o número de variáveis do problema, é possível reduzir o número de avaliações da função objetivo.

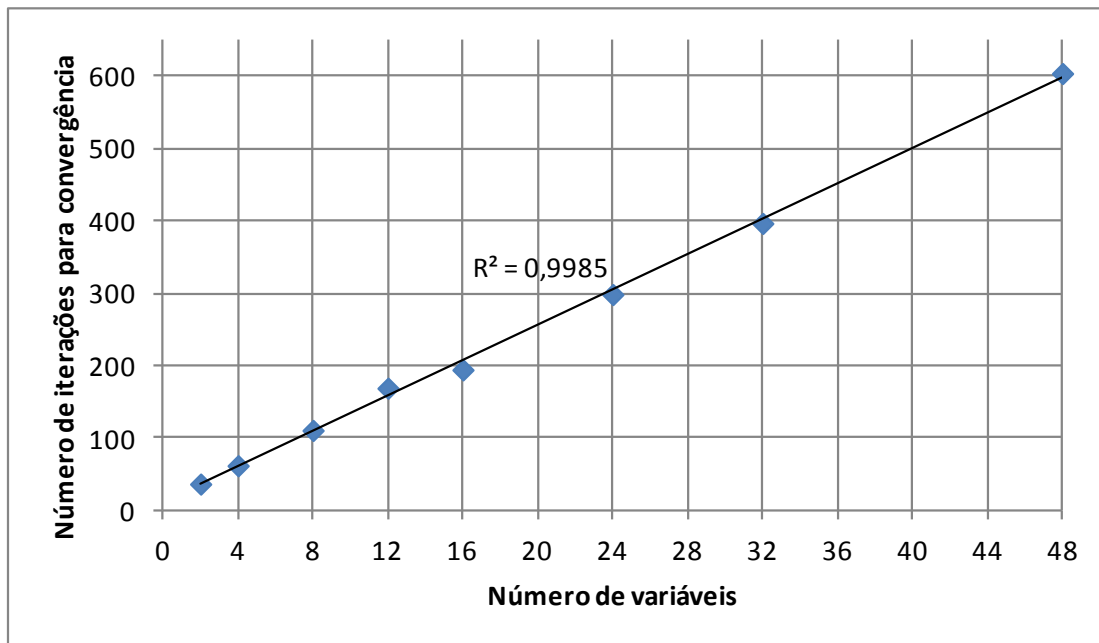


Figura 5: Relação entre o número de iterações e o número de variáveis, função a)

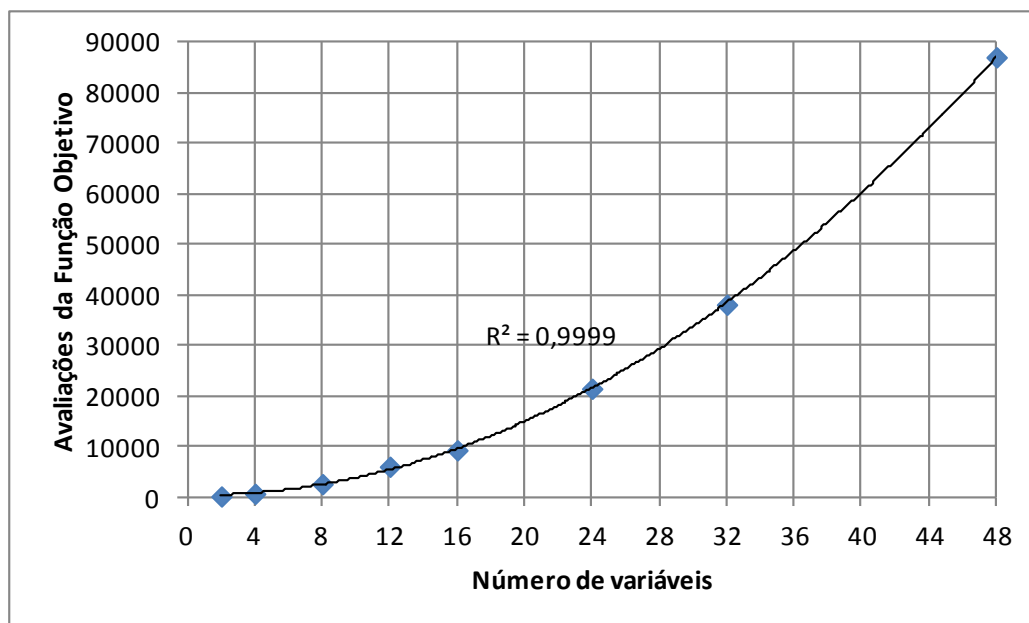


Figura 6: Relação número de avaliações da função objetivo e ao número de variáveis, função a)

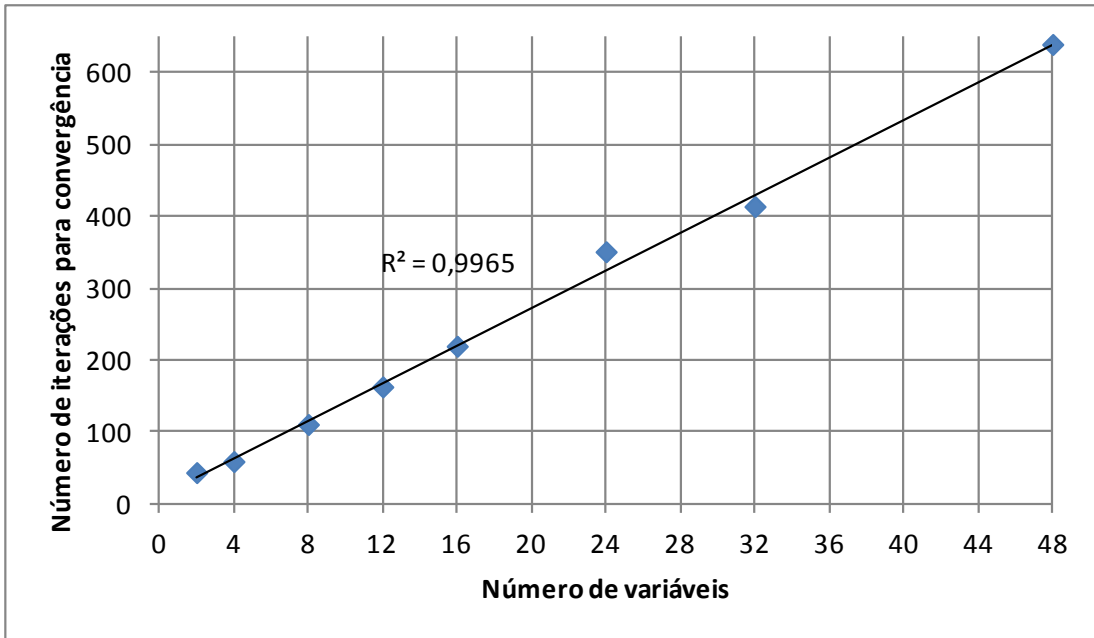


Figura 7: Relação entre o número de iterações e o número de variáveis, função b)

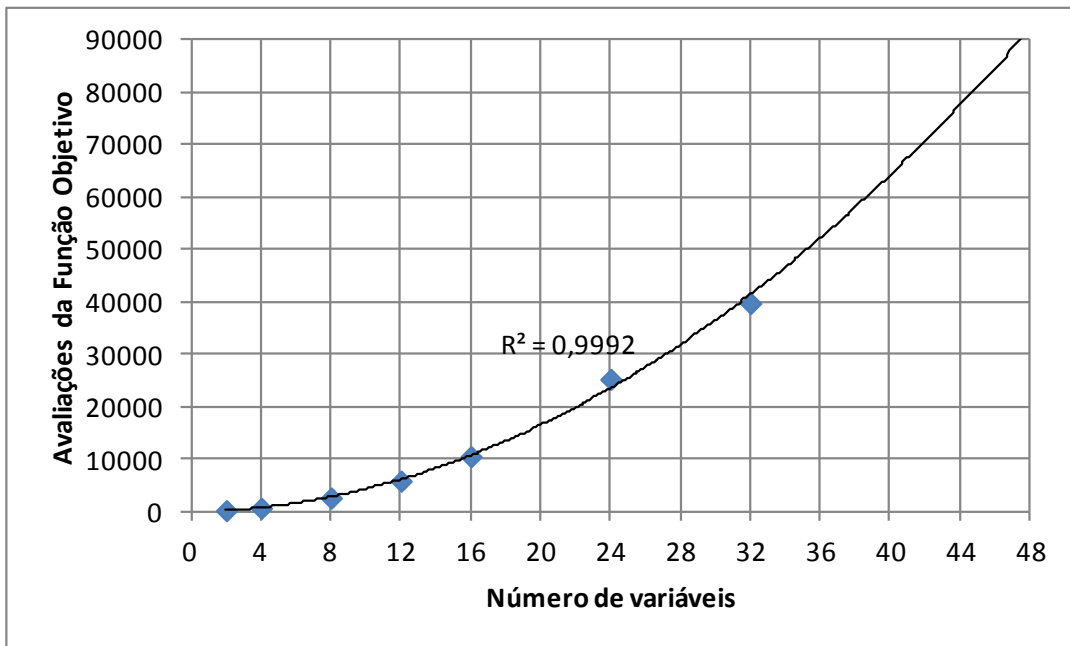


Figura 8: Relação número de avaliações da função objetivo e o número de variáveis b)

Com os resultados da primeira fase de testes, pode-se afirmar que, tendo em vista a relação próxima da quadrática do número de avaliações da função objetivo com o número de variáveis do problema, a redução do número de variáveis pode levar à redução de custos computacionais.

A fim de compreender melhor o comportamento global da função objetivo e, dessa forma, entender melhor a relação entre sua evolução e os parâmetros da equação (07) (equação de velocidade), elaborou-se o gráfico da figura 9 que mostra a evolução da função com relação ao número de iterações. Ainda, para melhor ilustração elaborou-se o mesmo gráfico apenas no intervalo central – figura 10-, isso porque ao construir o gráfico total, valores muito altos para função objetivo nas iterações iniciais não permitem visualizar soluções presas em bacias de concentração. Assim, com o gráfico da evolução da função dentro do intervalo central, pode-se observar alguns pontos de estagnação e evolução da função.

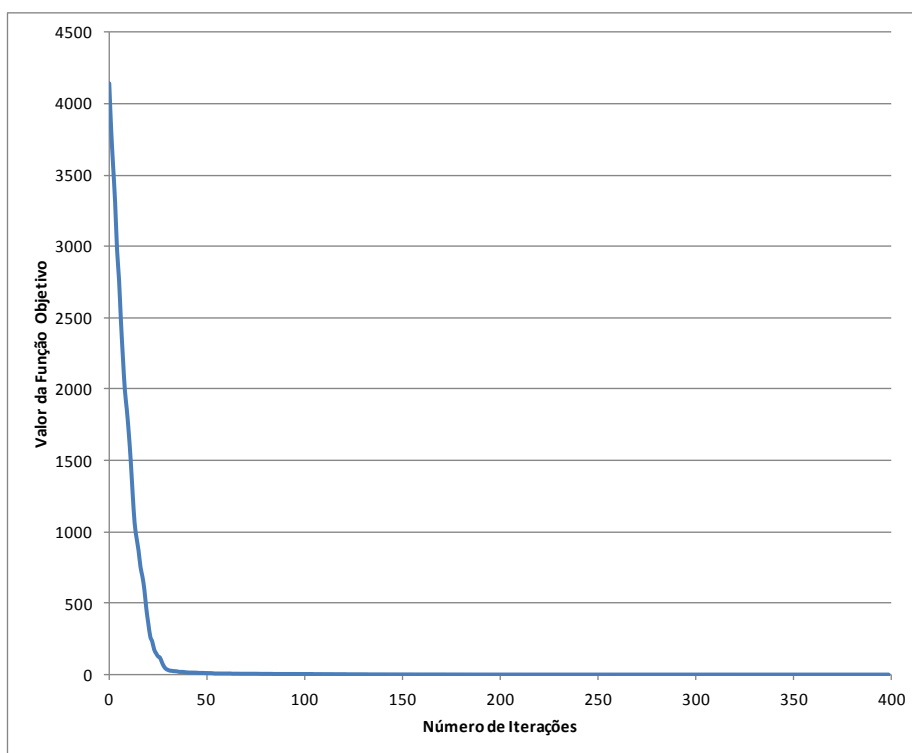


Figura 9: Evolução ao longo das iterações da função objetivo a) para 24 variáveis

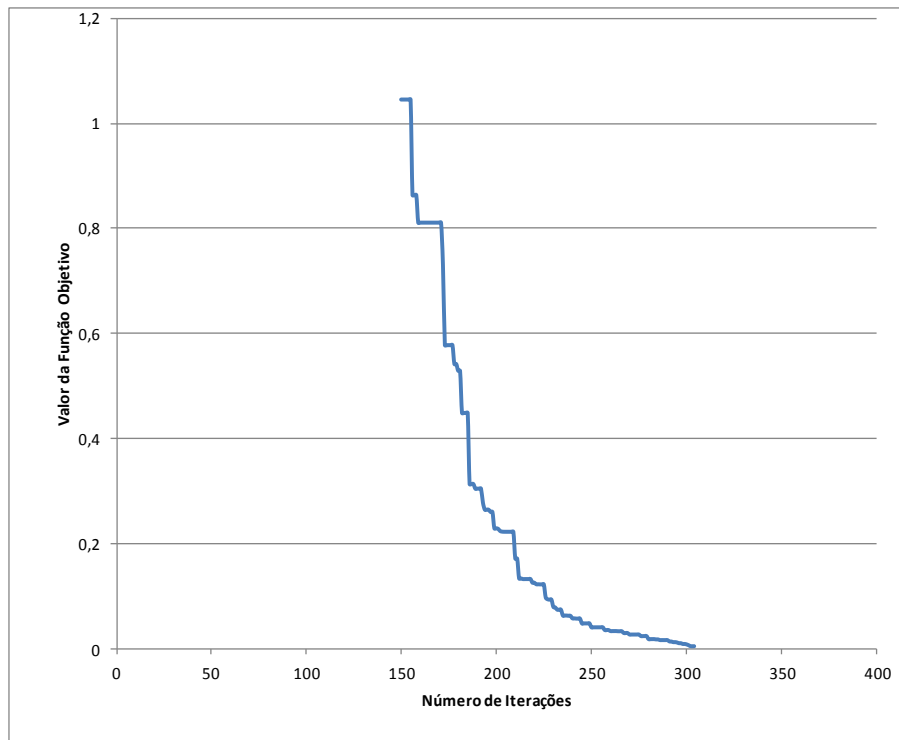


Figura 10: Evolução ao longo das iterações da função objetivo b) para 24 variáveis

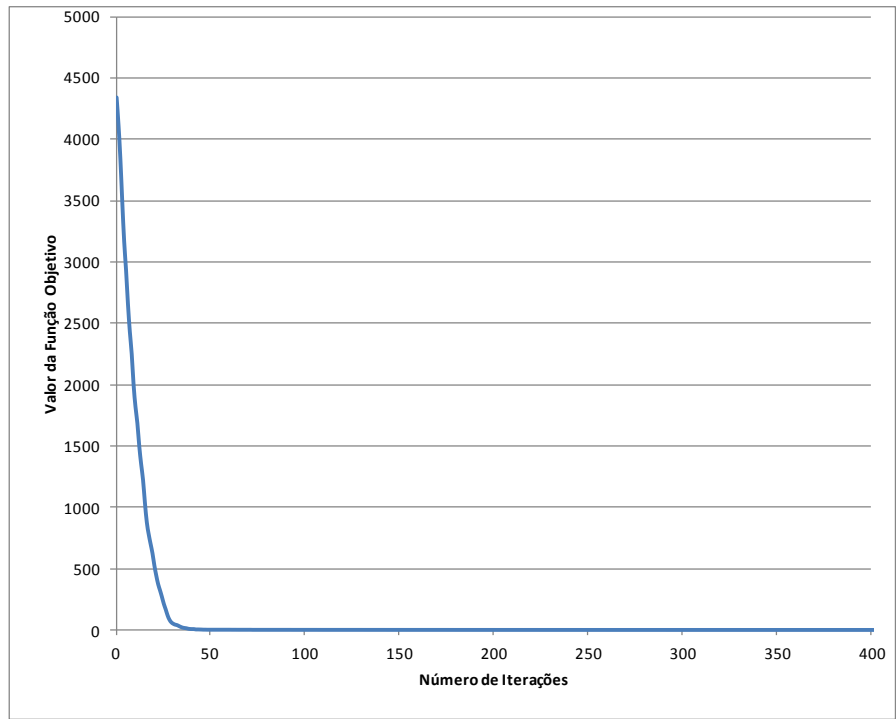


Figura 11: Evolução da Função Objetivo para 24 variáveis, função a)

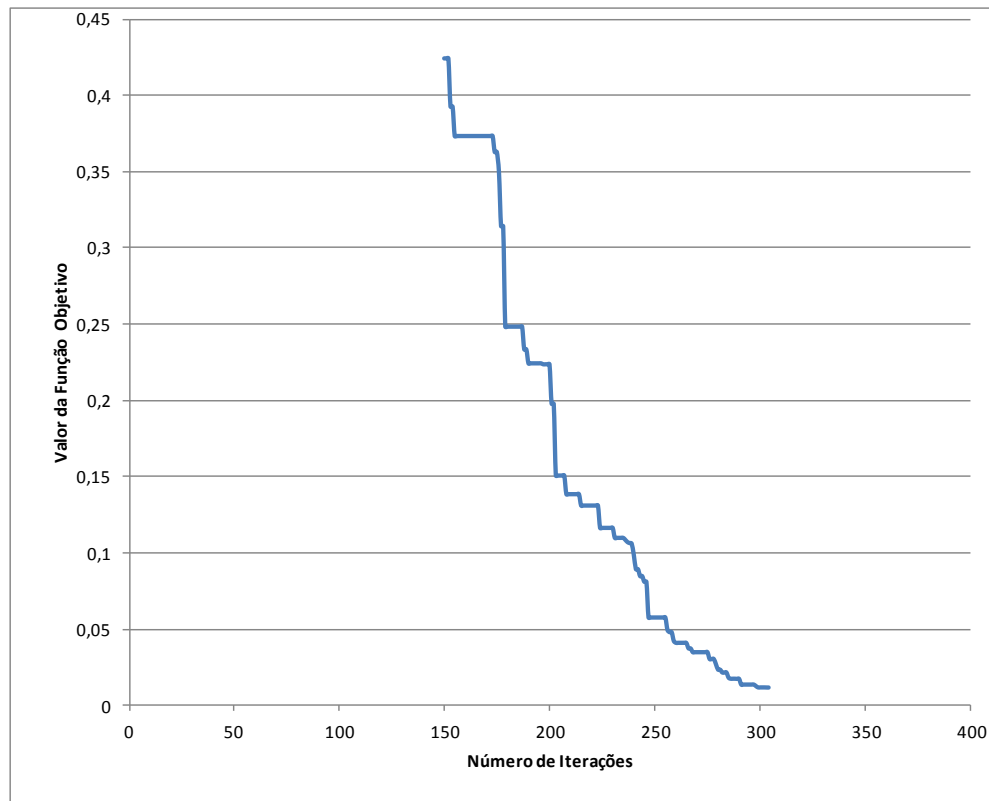


Figura 12: Evolução da Função Objetivo para 24 variáveis, função b)

Nas figuras 10 e 12 é possível observar a importância dos fatores r_1 e r_2 da equação 7, os quais permitem que algumas partículas saiam da convergência local e busquem dentro do espaço outros possíveis ótimos para a função.

Mantendo os parâmetros acima testados e utilizando a inércia variável, que como avaliado, mostrou-se eficiente no processo de convergência, passou-se para os testes com o otimizador discreto para variáveis binárias. Para os testes, utilizaram-se os mesmos números de variáveis, com a mesma relação de partícula. Essa constância foi adotada a fim de compreender se, para os casos de variáveis binárias o método poderia convergir com maior agilidade.

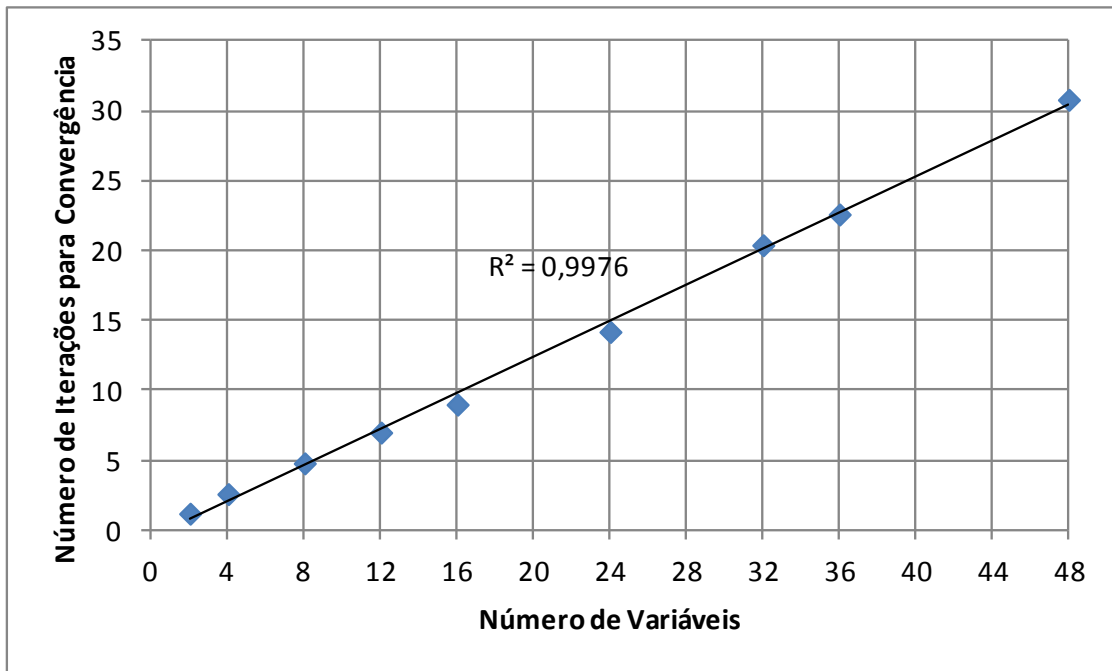


Figura 13: Relação entre o número de iterações e o número de variáveis para otimização discreta com variáveis binárias, função a)

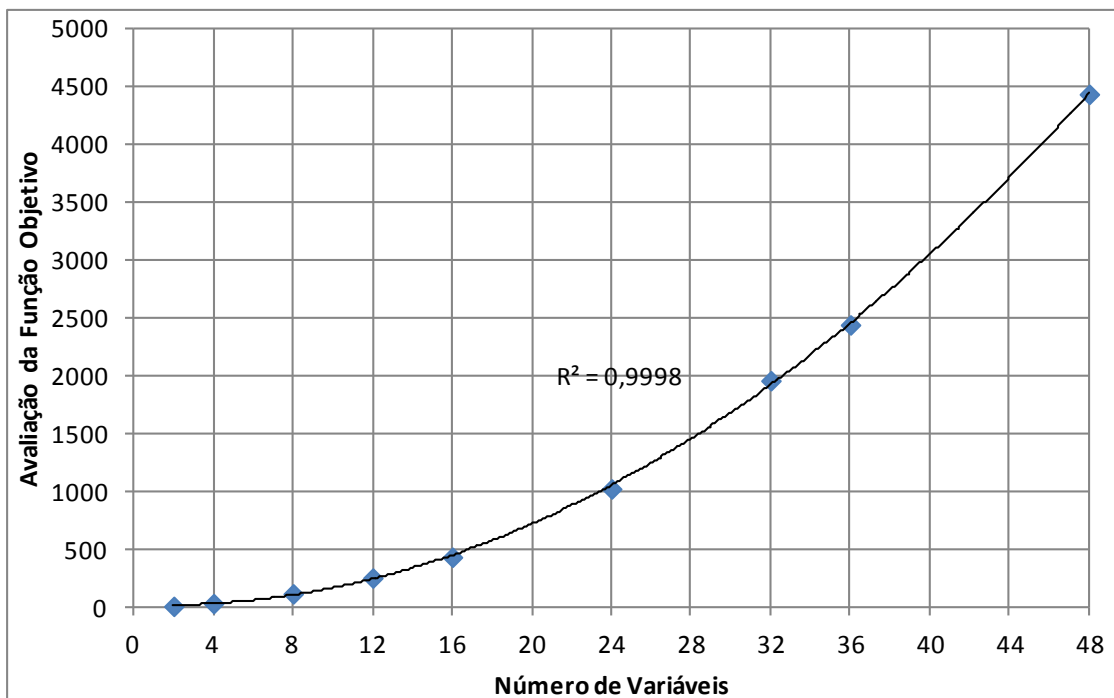


Figura 14: Relação número de avaliações da função objetivo em relação ao número de variáveis para otimização discreta com variáveis binárias, função a)

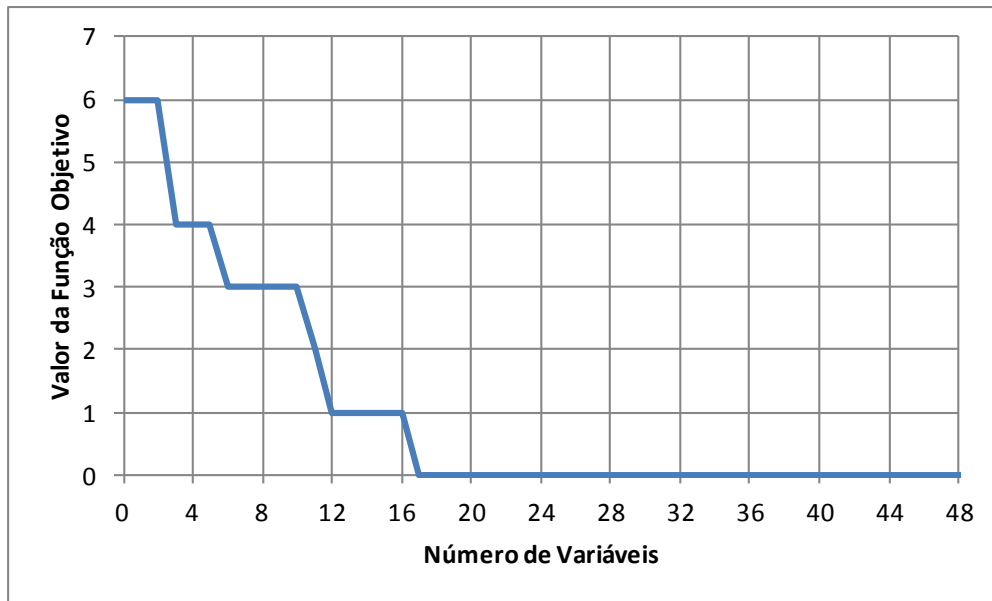


Figura 15: Evolução da Função Objetivo para 24 variáveis, para otimização discreta com variáveis binárias - função a)

Assim como foi observado para a otimização contínua, para o caso das variáveis binárias é possível notar a evolução linear do número de iterações com relação ao número de variáveis envolvidas no problema, porém se notam valores muito inferiores quando comparados à otimização contínua. Para aceleração da convergência na otimização discreta, com variáveis binárias a PSO utiliza-se da velocidade máxima com valor maior do que na otimização contínua. Isso se justifica pelo aumento do intervalo de probabilidade (aqui representado pelo intervalo no qual se pode variar a velocidade da partícula). Nesse trabalho utilizou-se o valor $V_{max}=4,0$, recomendado por Franken e Engelbrecht (2005).

Ao observar os gráficos da otimização discreta e da otimização contínua, pode-se afirmar que a quantidade de iterações necessárias para a convergência do método dentro do erro estimado é bem maior no caso contínuo. Essa observação permite concluir que a integração dos dois modelos de otimização, discreto e contínuo, com o fim de reduzir o número de avaliações da função objetivo e por consequência, o número de chamadas do otimizador hidráulico é bem

fundamentada. O método mostrou-se bastante eficiente para a busca de ótimos em funções com múltiplas variáveis, sendo bastante rápido e preciso. Esses resultados motivaram a proposição da PSO com refinamento, propondo assim a redução inicial do número de variáveis a serem otimizadas no processo contínuo.

4.2. Descrição geral do algoritmo desenvolvido

Como citado, o método de otimização desenvolvido trabalha em duas etapas, visando à redução do número de variáveis para a fase contínua via otimização discreta com variáveis binárias. O conjunto de bombas das instalações a serem estudadas (com n bombas) será submetido à otimização para operação em período extensivo de 24h, dessa forma para cada hora do dia, é determinado o *status* da bomba (ligado ou desligado) para o caso da otimização discreta, logo, o problema de otimização possuirá $24.n$ variáveis, restrito pelos parâmetros hidráulicos da rede, tais como velocidade nas tubulações, pressão nos nós e níveis dos reservatórios, além de restrição no número de operações (parada e partida) das máquinas.

O algoritmo de otimização foi codificado em linguagem de programação C++ enquanto o código de funções que trabalham com o modelo hidráulico em linguagem C. A escolha da linguagem se deu pela facilidade de troca de informação com o *toolkit* do programa de simulação de redes hidráulicas (EPANET 2.0), além de ser uma linguagem que apresenta alto desempenho no desenvolvimento de rotinas científicas.

Primeiramente todas as partículas tem sua velocidade e sua posição iniciadas de maneira aleatória, podendo ser escolhido o valor 0 ou o valor 1 para fase binária. Tendo-se iniciado, o método faz a primeira chamada do simulador hidráulico, a fim de avaliar a função objetivo para cada uma das partículas.

Ao fazer a chamada do simulador hidráulico o otimizador passa um vetor com as variáveis de decisão que serão interpretadas como a rotação das bombas para

cada hora do dia. Dessa forma, utilizando funções já implementadas dentro da biblioteca do EPANET 2.0, passa-se o vetor de rotações para a modulação da curva de rotação de cada bomba que o modelo hidráulico possuir. Caso a rede hidráulica tenha diversas curvas de rotação, o vetor é ordenado pelo número de identificação da bomba, levando em conta a ordem crescente dessa numeração. Logo, as primeiras 24 posições ficam reservadas para a bomba cuja identificação é a menor de todas, em seguida, as próximas 24 rotações são reservadas para bomba seguinte, e assim sucessivamente, até que todas as bombas, ou curvas de rotação, sejam contempladas.

Feita a modulação de todas as curvas de rotação da bomba para o período estudado, é feita a simulação da rede para tal cenário. Dessa forma, além de se obter o custo de bombeamento para o cenário de rotações, é possível obter os parâmetros hidráulicos de cada elemento da rede, como pressão nos nós, velocidade nas tubulações, nível de reservatório, etc.

A obtenção dos parâmetros citados é de extrema importância, tendo em vista a necessidade de se atender aos critérios operacionais de norma. Nessa fase, é feita a penalização da função objetivo caso os parâmetros hidráulicos não fiquem dentro dos limites operacionais desejados, ou ainda, caso os limites de nível de reservatório não sejam atendidos.

Como já descrito, os métodos de penalização, utilizam um fator multiplicador aplicado à função de penalização, cujo papel é tratar de desvios das variáveis com relação às restrições pré-definidas. Esse fator multiplicador é escolhido de maneira empírica, e normalmente seu valor está intimamente ligado ao problema a ser estudado. No intuito de minimizar o empirismo das formas de penalização, desenvolveu-se nesse problema um método de penalização baseado no problema hidráulico para as restrições de pressão.

Seja p_{ref} , a pressão necessária em um nó de referência, em metros de coluna de água e Q_{tub} a vazão na tubulação, em m^3/s , que chega nesse nó. Pode-se calcular a potência de uma máquina hidráulica fictícia, que regulariza a pressão nesse nó, trabalhando como bomba no caso da pressão no nó de referência ser menor que a pressão desejada, ou trabalhando como turbina, quando a pressão do nó de referência é maior que a pressão desejada. Multiplicando a potência necessária pelo intervalo de tempo em que o problema foi discretizado e ainda pelo custo da energia nesse intervalo de tempo, obtém-se o custo de estabelecer a pressão necessária. A potência da máquina hidráulica fictícia pode ser calculada pela seguinte equação:

$$P_{mf} = \frac{\gamma Q_{tub} |P - P_{REF}|}{\eta} \quad (18)$$

em que γ é o peso específico do fluido transportado pelo sistema estudado e P a pressão no nó.

Assim, o custo associado à máquina fictícia e consequente penalização do método pode ser escrito como:

$$Pen = k \cdot P_{mf} \cdot c \cdot f \quad (19)$$

em que c é o custo da energia e f o fator de sobretaxa e k um fator relacionado às características de convergência do método.

Após fazer a avaliação da função objetivo incluindo as penalizações, retorna-se para o otimizador o valor da função objetivo de cada partícula. Desse modo é possível avaliar qual partícula obteve melhor desempenho na iteração estudada. A partir daí, atualiza-se a velocidade de cada partícula segundo a equação 7 e em seguida atualiza-se a posição da partícula conforme apresentado na equação 10. A partir daí, o método retoma a chamada do simulador hidráulico e faz avaliações de cada partícula até que a diferença mínima entre uma iteração e outra seja atingida ou até que se cumpra o número máximo de iterações.

Quando atinge um dos critérios de parada, o algoritmo imprime a rotina operacional de parada e partida otimizada em arquivo .pat (que possibilita a leitura pelo simulador hidráulico). Com esse resultado, inicia-se a rotina de otimização contínua, na qual serão encontradas as melhores rotações para os momentos que as bombas estejam ligadas. Da mesma forma como descrito acima, a otimização para variáveis contínuas faz chamadas do simulador hidráulico e avalia a função objetivo para cada partícula a cada iteração em quanto um dos critérios de parada não for atingido. Ao final, o algoritmo também imprime um arquivo .pat que resulta na rotina operacional final otimizada.

A figura abaixo ilustra de maneira sintetizada o processo todo de otimização, aqui chamado de PSO com refinamento.

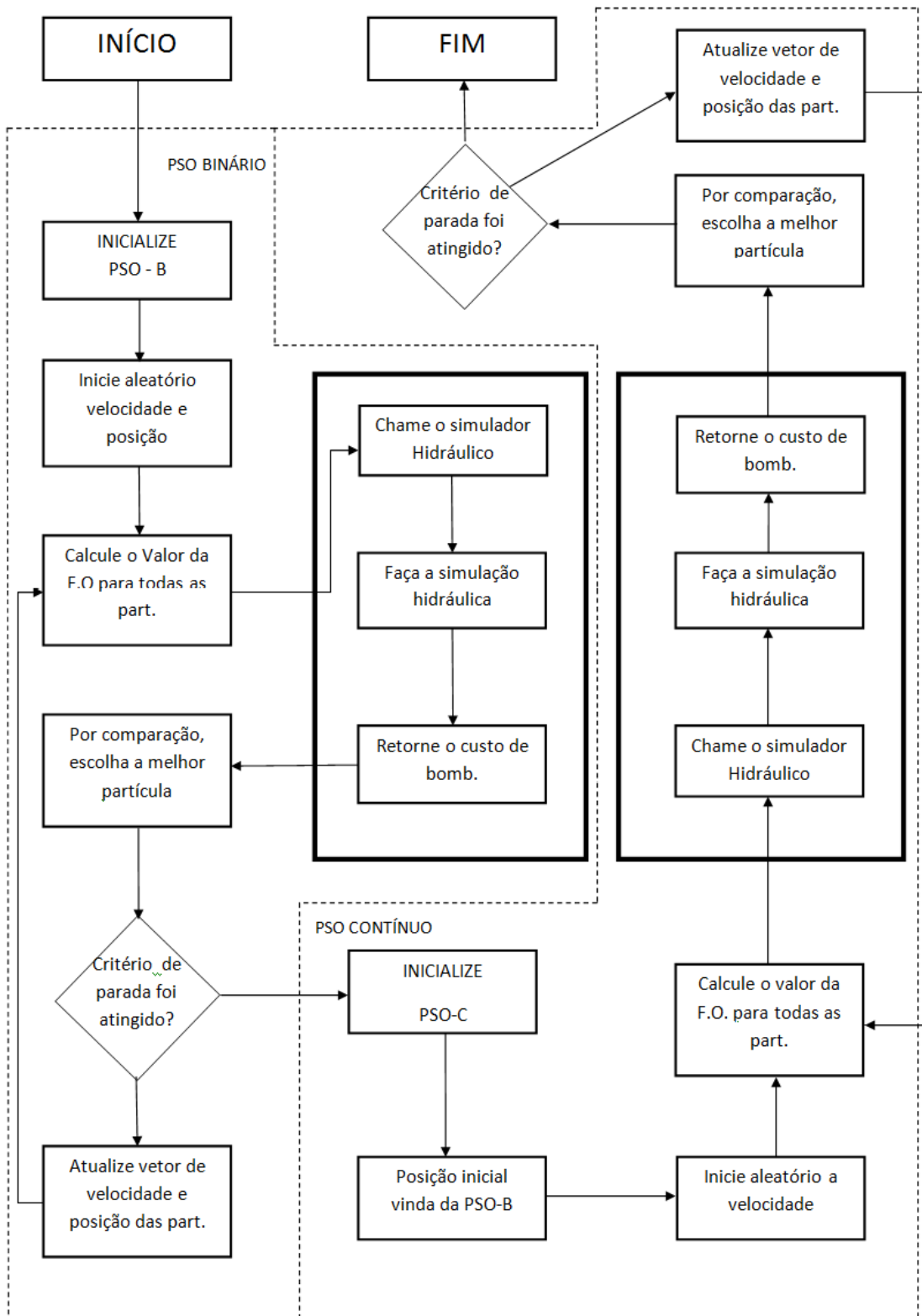


Figura 16: Fluxograma da PSO com refinamento para busca de rotina operacional ótima

Segue algoritmo do programa desenvolvido, a fim de facilitar a compreensão do que é proposto nessa dissertação.

Inicie fase binária

{

Defina { números de bombas;

número de partículas = 3.número de bombas

coeficientes cognitivo (c_1) e social (c_2);

número máximo de iterações ($ITER_{Max}$);

inércias máximas e mínimas ($W_{máx}$ e $W_{mín}$);

erro máximo ε };

Escolha aleatoriamente{

posição inicial de cada partícula (x_i^1) entre 0 e 1

Velocidade inicial de cada partícula (V_i^1);

Chame o simulador hidráulico {

passa para o simulador o vetor com rotações;

module as curvas de rotação das bombas;

faça a simulação;

busque pressão nos nós de restrição e velocidade nas tubulações de restrição;

faça as penalizações necessárias;

retorne o custo final de operação;}

Enquanto ($a \leq ITER_{Max}$ ou $((g_{best} - l_{best}) > \varepsilon)$ {

Enquanto $b \leq i$, { //b = contador de loop//

Chamar simulador

Atualizar a posição de cada partícula ($x_i^2 = x_i^1 + V_i^1$);

Se $x_i^2 \leq x_i^1$ ($l_{best\ i} = x_i^2$), **Se não** ($l_{best\ i} = x_i^1$);

Se $l_{best\ i} < g_{best}$ ($g_{best} = l_{best\ i}$)

Atualizar a velocidade de cada partícula } }

Inicie fase contínua {

partículas iniciadas com o resultado da fase anterior;
iniciar velocidades aleatoriamente;

Chame o simulador hidráulico {

 passe para o simulador o vetor com rotações;
 module as curvas de rotação das bombas;
 faça a simulação;
 busque pressão nos nós de restrição e velocidade nas tubulações de restrição;
 faça as penalizações necessárias;
 retorne o custo final de operação;}

Enquanto ($a \leq \text{ITER}_{\text{Max}}$ ou $(g_{\text{best } t} - l_{\text{best}}) > \varepsilon$) {

Enquanto $b \leq i$, { //b = contador de loop//

 Chamar simulador

 Atualizar a posição de cada partícula ($x_i^2 = x_i^1 + V_i^1$);

Se $x_i^2 \leq x_i^1$ ($l_{\text{best } i} = x_i^2$), **Se não** ($l_{\text{best } i} = x_i^1$);

Se $l_{\text{best } i} < g_{\text{best}}$ ($g_{\text{best}} = l_{\text{best } i}$)

 Atualizar a velocidade de cada partícula

Imprimir o valor de arquivo com rotações ótimas, parâmetros de variáveis de restrição e evolução de ε .

} FIM

5. Estudos de Caso para testes do modelo híbrido

5.1. Testes para o modelo híbrido (simulador – otimizador) com variáveis contínuas

Após a etapa inicial de codificação e testes das rotinas de otimização, codificou-se o algoritmo híbrido com a finalidade de buscar rotações ótimas para uma instalação de recalque operando com inversor de frequência, ou seja, codificou-se a integração do algoritmo de busca contínuo e discreto com o modelador hidráulico. Para o teste do algoritmo com otimização contínua utilizou-se o sistema de recalque estudado por Rodrigues (2007), que possui como estação de bombeamento a Casa de Bombas “Pulmão”, a qual faz parte do sistema de abastecimento da SANASA – Sociedade de Abastecimento de Água e Saneamento S/A da cidade de Campinas. Essa instalação foi escolhida tendo em vista a possibilidade de comparação com o estudo anterior, em que Rodrigues (2007) utilizou o Algoritmo Genético como otimizador.

A Casa de Bombas “Pulmão” localiza-se na zona leste da cidade de Campinas, na saída das estações de tratamento, ETA 3 e 4. Nessa região o consumo predominante é residencial, porém há consumo comercial, incluindo um *shopping center* e um hipermercado. Segundo RODRIGUES (2007) existem cerca de 12860 ligações e uma população estimada de 90000 habitantes.

O bombeamento é desenvolvido através de uma sub-adutora chamada “Leste” que tem a finalidade de fazer a adução para o Centro de Reservação e Distribuição (C.R.D.) “Jd Paranapanema”, sendo responsável pela distribuição de 6054,5m de rede. O sistema de recalque possui dois conjuntos moto-bomba, os quais operam alternadamente, denominando-se Grupo 1 e Grupo 2, para cada um dos conjuntos. Esses grupos trabalham das 5h00 às 23h00 diariamente, revezando entre si o funcionamento.

Abaixo segue modelo topológico da instalação e as características físicas e hidráulicas do modelo para emprego do programa.

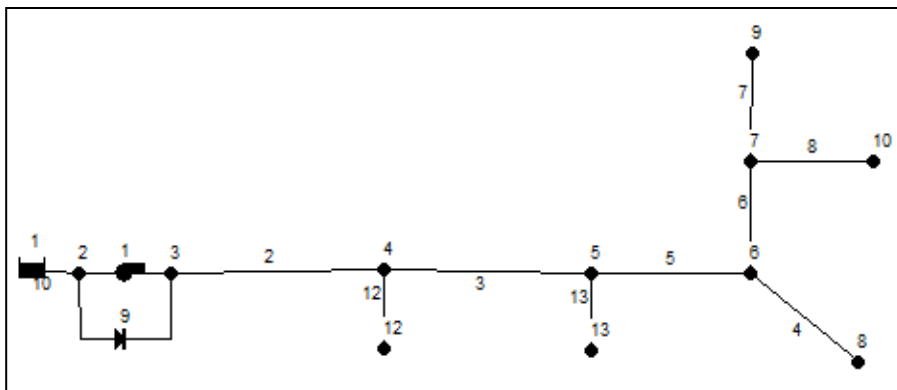


Figura 17: Modelo topológico para a simulação com o aplicativo EPANET - (Rodrigues, 2007)

Tabela 1: Características dos nós do modelo de Rodrigues, 2007

Nó	Cota (m)	Demanda (l/s)
2	727,970	00,00
3	727,970	00,00
4	706,156	00,00
5	671,346	00,00
6	675,090	00,00
7	700,000	00,00
8	701,380	55,20
9	727,306	95,42
10	711,138	18,27
12	706,156	22,87
13	671,346	4,63

Tabela 2: Características dos tubos do modelo de Rodrigues,2007

Tubo	Comprimento (m)	Diâmetro (mm)	Rugosidade (mm)
2	2060	500	0,05
3	1158	500	0,05
4	203,9	500	0,05
5	506,8	500	0,05
6	282,9	500	0,05
7	1044	400	0,05
8	798,7	500	3,00
10	2,0	500	0,05

Tabela 3: Pontos para curva da bomba

Carga (m.c.a)	Vazão (l/s)
60	0,00
54	244,44
49	277,78

Tabela 4: Curva neutra de demanda

Hora do Dia	Fator multiplicador
1	0,54
2	0,50
3	0,48
4	0,46
5	0,48
6	0,70
7	0,87
8	1,12
9	1,31
10	1,38
11	1,43
13	1,39
14	1,30
15	1,14
16	1,07
17	1,06
18	1,07
19	1,06
20	1,07
21	1,02
22	0,97
23	0,83
24	0,77

Como informação complementar às apresentadas nas tabelas, o nível do reservatório de nível fixo (01) é de 733,7m e o preço base da energia adotado foi de R\$0,137164. A energia é sobretaxada no horário de pico, cujo fator multiplicador é de 1,65.

A elevatória em questão já fazia uso do inversor de frequência, porém sua operação era feita através da experiência prática dos operadores, que por observação e tentativa-erro, buscavam para o nó de referência a pressão desejada, controlando a rotação horária da bomba. Na busca por uma rotina operacional, aplicou-se o algoritmo de otimização aqui estudada e comparou-se com o estudo anterior desenvolvido por Rodrigues (2007) que utiliza como otimizador um algoritmo genético.

A figura 18 ilustra a rotação da bomba a cada hora, comparando as três situações estudadas: a otimização por tentativa e erro, a otimização via PSO e otimização via AG. É possível observar que os otimizadores encontraram a mesma solução para o problema. A configuração de pressões no nó de referencia evidencia que o objetivo foi alcançado por ambos os otimizadores, tendo em vista que a pressão de operação ao longo do dia é a pressão imposta pelas condições de restrição e penalização.

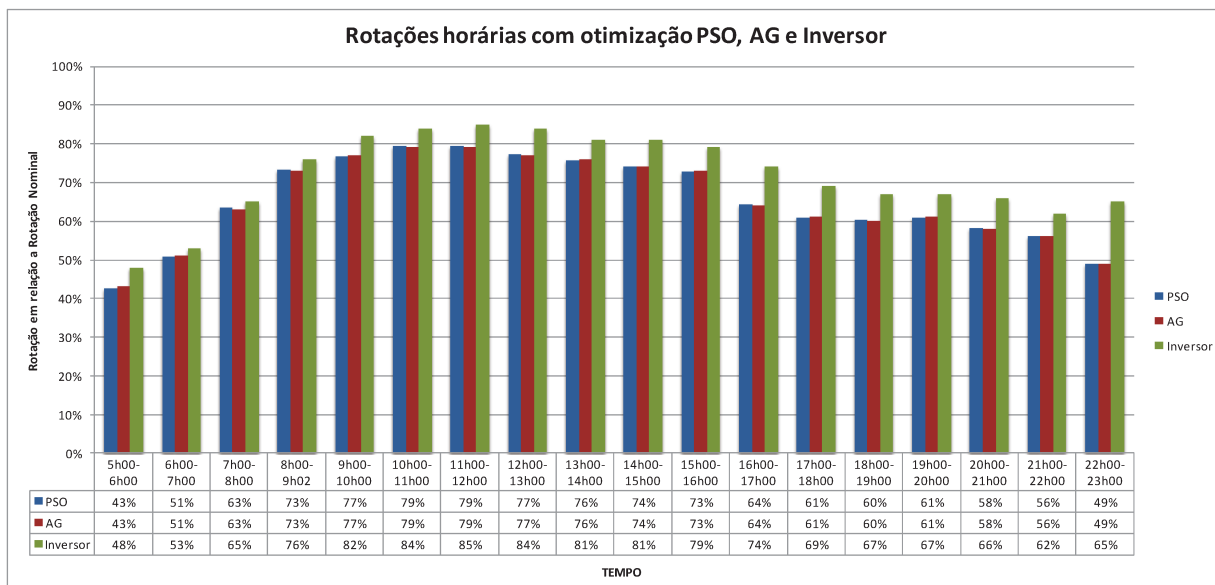


Figura 18: Rotações para a estação elevatória encontradas via: PSO, AG e Controle Manual

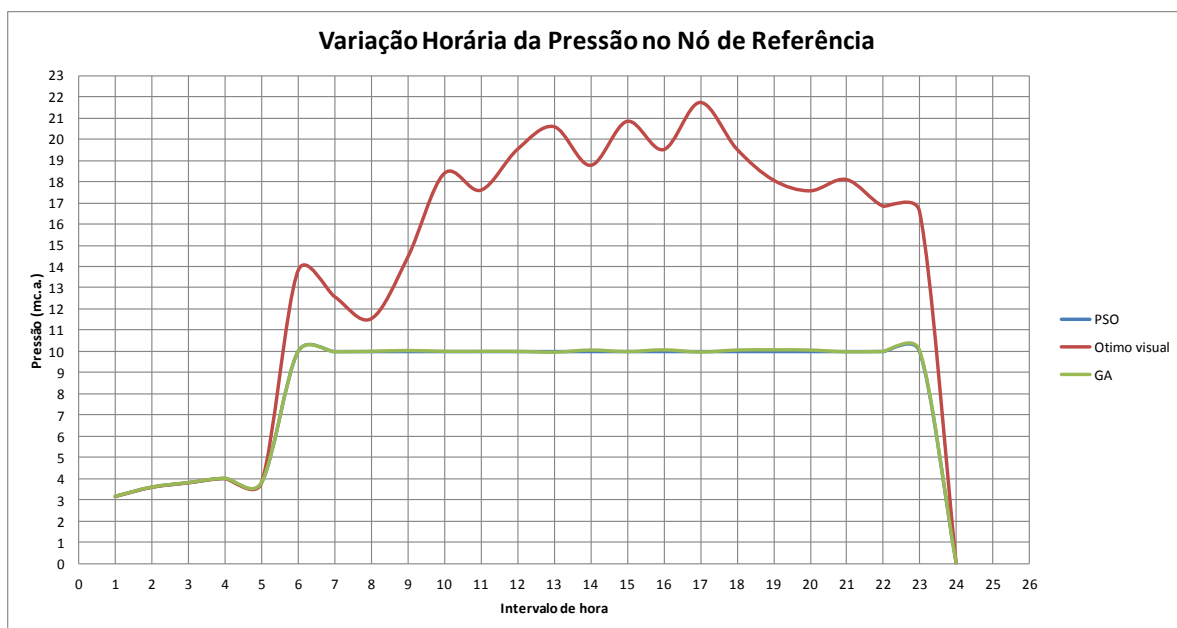


Figura 19: Pressões ao longo do dia no nó de referência

Os valores finais dos custos de operação diária para o sistema estudado são apresentados na tabela 5. Como as rotações horárias encontradas em cada um dos algoritmos são muito parecidas é possível observar similaridade de valores operacionais.

Tabela 5: Comparação do desempenho da função objetivo

Tipo de Otimização	Custo operacional	Número de avaliações
Otimização experimental	R\$166,13	-
PSO	R\$102,50	25000
AG	R\$102,43	150000

Da análise comparativa é possível observar que o PSO faz 6 vezes menos chamadas que o AG, demonstrando ser mais eficiente no caso estudado. Do ponto de vista hidráulico, ambos chegam às mesmas rotações, refletindo em uma condição mais estável, evidenciada no gráfico de pressões da Figura 19. A estabilidade das pressões ao longo do dia no funcionamento das redes de abastecimento pode atenuar processos de fadiga dos materiais, reduzindo fugas em juntas e

manutenções. A fim de conhecer melhor a ferramenta desenvolvida testou-se a rede fictícia estudada por Ribeiro (2007), cujos dados topológicos e físicos seguem nas tabelas 6 a 10.

Tabela 6: Dados dos tubos para o modelo estudado por Ribeiro (2007)

Tubo	L(m)	D(mm)	C
2	300	250	120
3	200	200	120
4	150	200	120
5	200	200	120
6	200	250	120
7	200	200	120
8	200	200	120
9	1000	100	100
10	125	200	120
11	125	200	125
12	125	200	120
13	150	200	120
14	200	200	120

Tabela 7: Curva das bombas, Ribeiro (2007)

Carga (m)	Vazão (l/s)
50	0,00
43	100
32	110

Tabela 8: Demanda base do modelo estudado por Ribeiro (2007)

Nós	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13
Demanda (l/s)	-210	0	0	0	70	0	7	0	70	20	0	0	0

Tabela 9: Curva neutra de demanda, Ribeiro (2007)

Hora do Dia	Fator Multiplicador
1	0,56
2	0,58
3	0,58
4	0,56
5	0,68
6	0,75
7	0,93
8	1,14
9	1,39
10	1,43
11	1,49
12	1,00
13	1,00
14	1,44
15	1,31
16	1,24
17	1,00
18	1,22
19	1,12
20	0,98
21	0,93
22	0,83
23	0,64
24	0,58

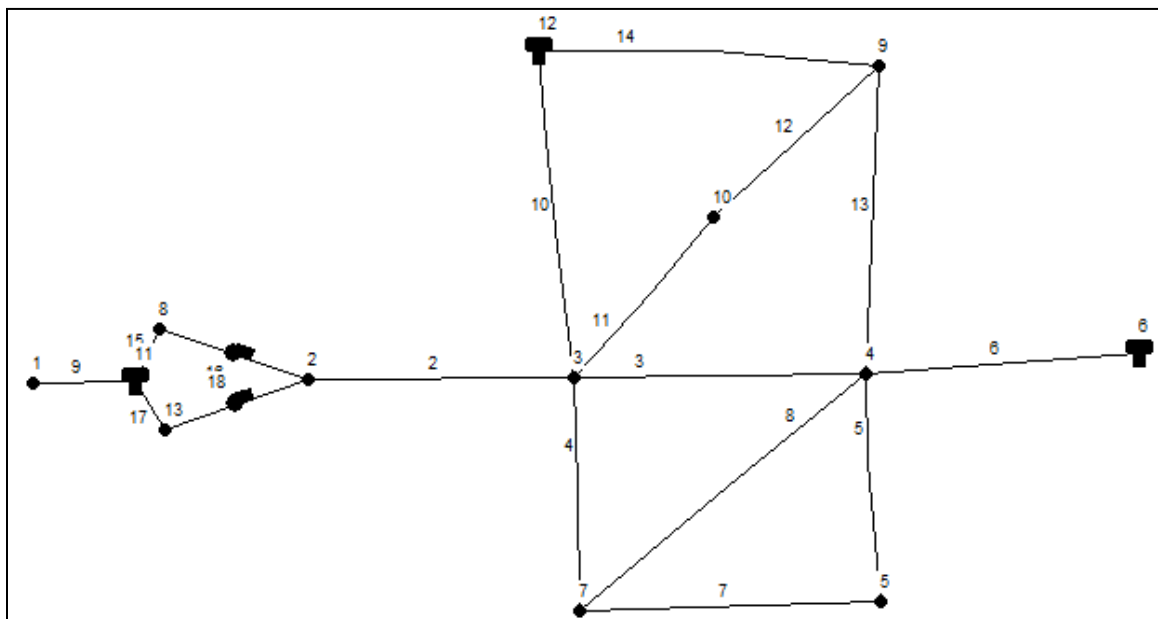


Figura 20: Topologia fictícia estudada por Ribeiro (2007)

Após as simulações pode-se avaliar o desempenho do modelo híbrido, comparando com a mesma rede trabalhando com rotação fixa. Essa comparação apontou valores de custo de bombeamento inferiores aos custos do sistema operando com a bomba à rotação fixa, sendo que a economia de energia chega a 26% do total. A tabela abaixo apresenta os valores finais.

Tabela 10: Valores do custo operacional diário

Rotação	Custo Operacional
Fixa	U.M 2410,55
Otimizada via AG	U.M 1734,20
Otimizada via PSO	U.M 1783,85

A seguir, a figura 21 mostra o comportamento do nível dos reservatórios. É evidenciado nesses gráficos que no horário de pico há esvaziamento dos

reservatórios, fato relevante para a economia de energia, tendo em vista que nesse horário há sobretaxas no custo da energia.

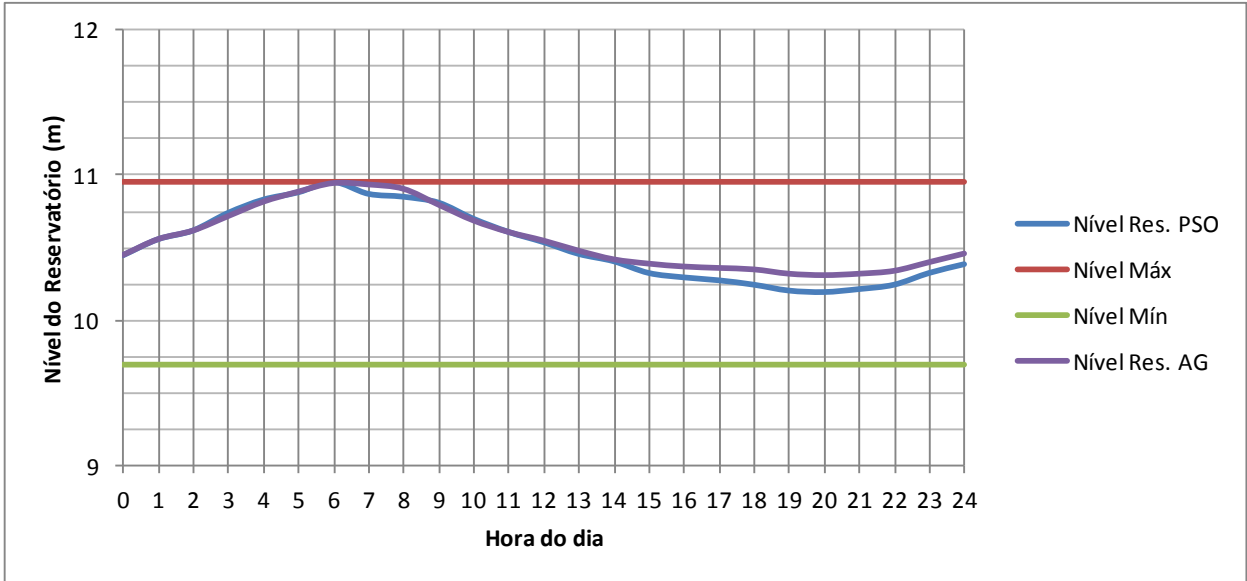


Figura 21: Nível do reservatório a jusante do bombeamento – RNV 12

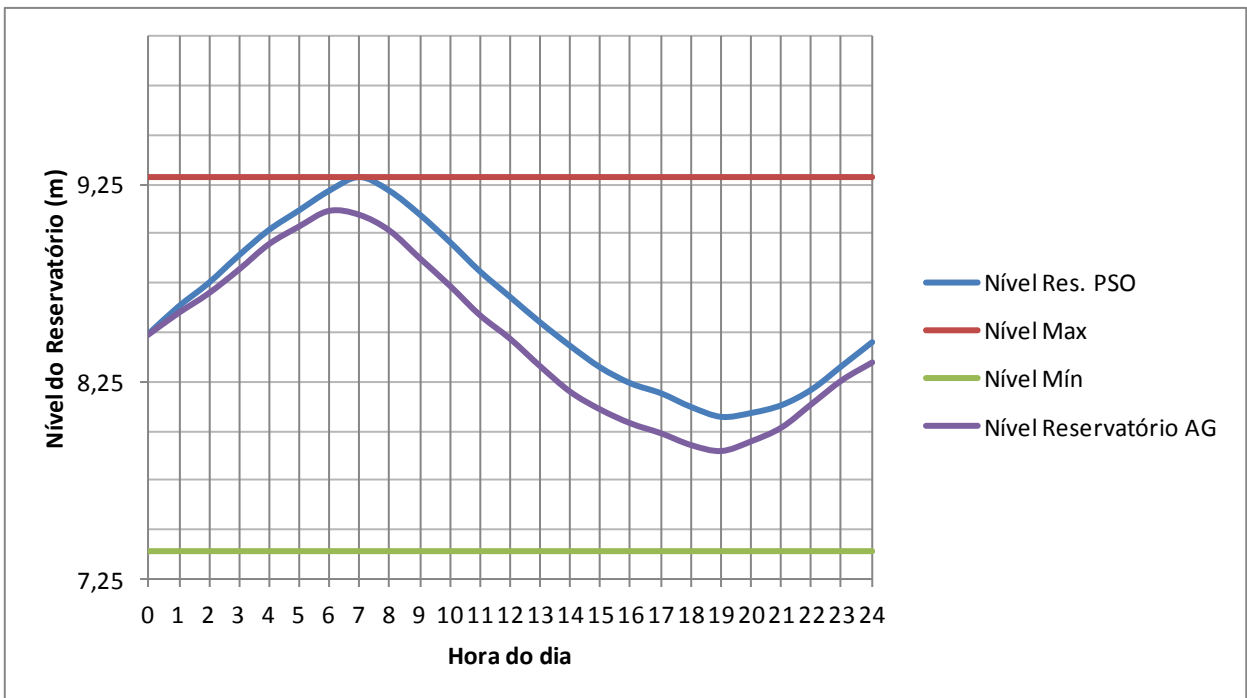


Figura 22: Nível do reservatório a jusante do bombeamento – RNV 06

Além de minimizar os custos de energia, a rotina operacional otimizada propicia uma alívio nas pressões dos nós. Esse alívio pode ser observado na figura 23 , que mostra a variação da pressão no nó 03 ao longo do dia. Observa-se um alívio da pressão principalmente no período de 3h00 e 7h00, momento que o consumo de água é menor. A principal vantagem de obter uma rede com pressões mais baixas e que oscilem menos está na redução dos efeitos de fadiga que reduz a vida útil das mesmas.

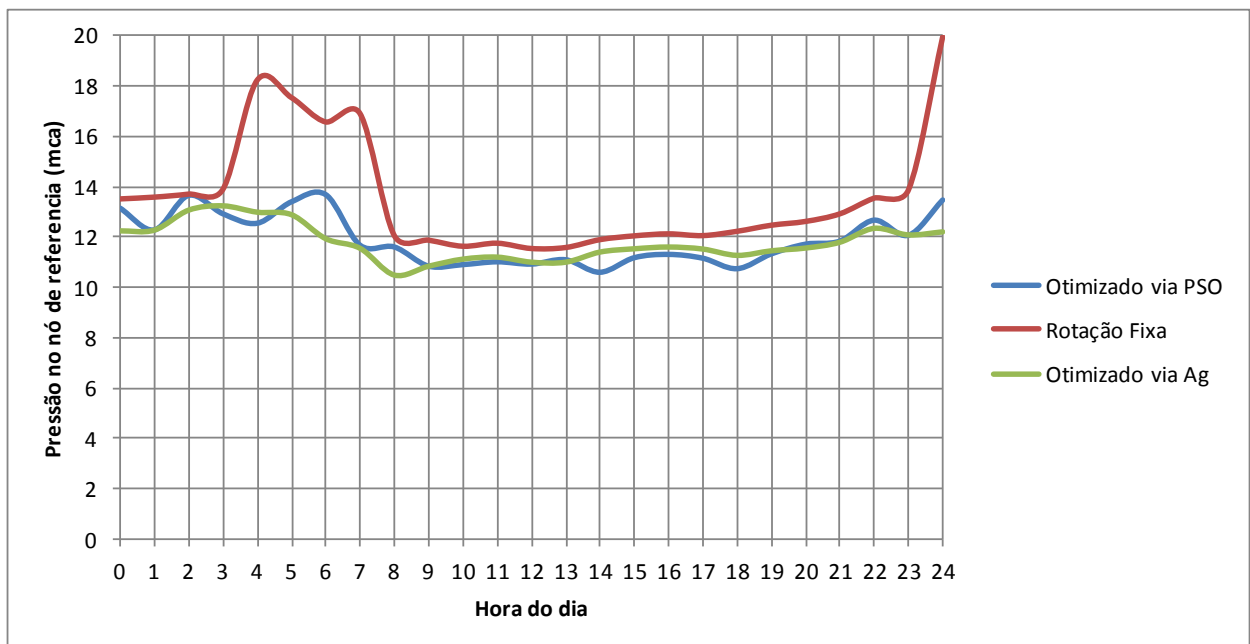


Figura 23: Comparativo entre pressões para cenário otimizado e cenário com rotação fixa – Nó 03

Ainda no intuito de avaliar o desempenho do modelo, empregou-se a rede fictícia estudada por Araújo (2010), cuja topologia e dados físicos são apresentados abaixo.

Tabela 11: Dados dos nós do modelo estudado por Araújo (2010)

Nó	Cota (m)	Demanda (l/s)
03	256	9,50
04	253	9,50
05	252	6,30
06	280	9,50
07	280	22,6
08	280	9,50
09	280	9,50
10	282	12,6
11	283	9,50
12	252	6,30
13	253	9,50
14	256	9,50
18	244	0,00
19	244	0,00

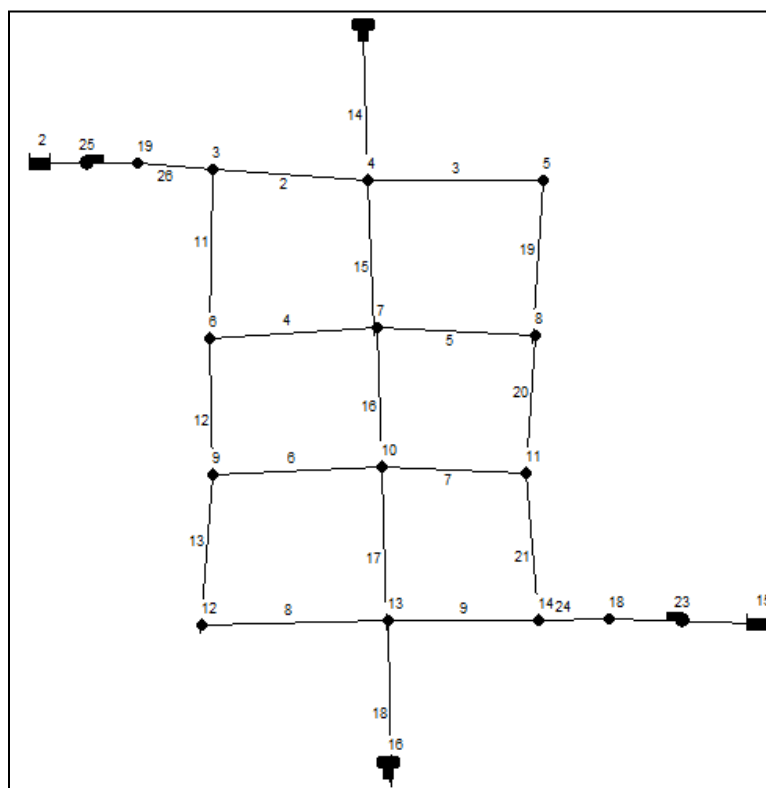


Figura 24: Topologia fictícia estudada por Araújo (2010)

Tabela 12: Curva neutra de demanda do modelo de Araújo,2010

Tubo	Comprimento (m)	Diâmetro (mm)
2	1609	350
3	1609	250
4	1609	250
5	1609	200
6	1609	200
7	1609	250
8	1609	250
9	1609	350
11	1609	250
12	1609	200
13	1609	200
14	61	450
18	61	450
19	1609	200
20	1609	200
21	1609	250
24	3210	450
26	3210	450

Tabela 13: Pontos para curva carga x vazão das bombas

Vazão (l/s)	Carga (mc.a.)
0	101,33
25	99,58
50	94,31
100	73,26
125	57,47

Tabela 14: Curva Neutra de Demanda

Hora	Fator Multiplicador
01	0,833
02	0,788
03	0,762
04	0,762
05	0,762
06	0,762
07	0,809
08	0,857
09	0,929
10	0,952
11	0,976
12	1,000
13	1,000
14	0,976
15	0,952
16	0,952
17	0,952
18	0,952
19	0,952
20	0,929
21	0,929
22	0,905
23	0,881
24	0,857

Para o estudo, adotou-se a sobretaxa para o horário de ponta como 8,83, valor adotado por Araújo (2010). Os reservatórios de nível variável (RNV) 01 e 16 possuem os mesmos limites de nível, a saber, nível máximo de 46m e nível mínimo de 30,5m. Modelando a rede com o sistema híbrido proposto, obteve-se a tabela 15 de custos:

Tabela 15: Custo operacional para a rotina otimizada via PSO e para a rotina com rotação fixa

Tipo de Cenário Operacional	Custo Operacional (R\$)
Rotação fixa	2039,17
Rotação PSO	706,20

Nota-se que a redução do consumo de energia nesse caso foi bastante elevada, cerca de 61%. Isso se deve ao fato de que a maior parte do tempo, as bombas estão sendo superutilizadas pelo sistema de abastecimento (no caso da rotação fixa). A figura 25 mostra a flutuação do nível do reservatório 01 e a figura 26 a flutuação do reservatório16.

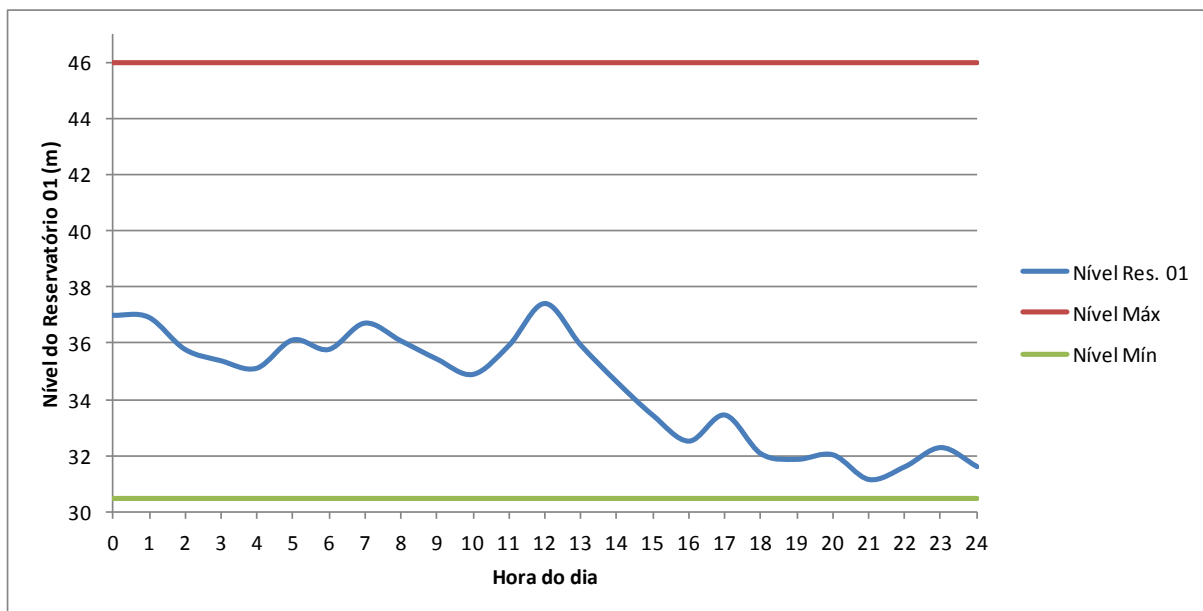


Figura 25: Flutuação diária do nível do reservatório 01 para o cenário otimizado

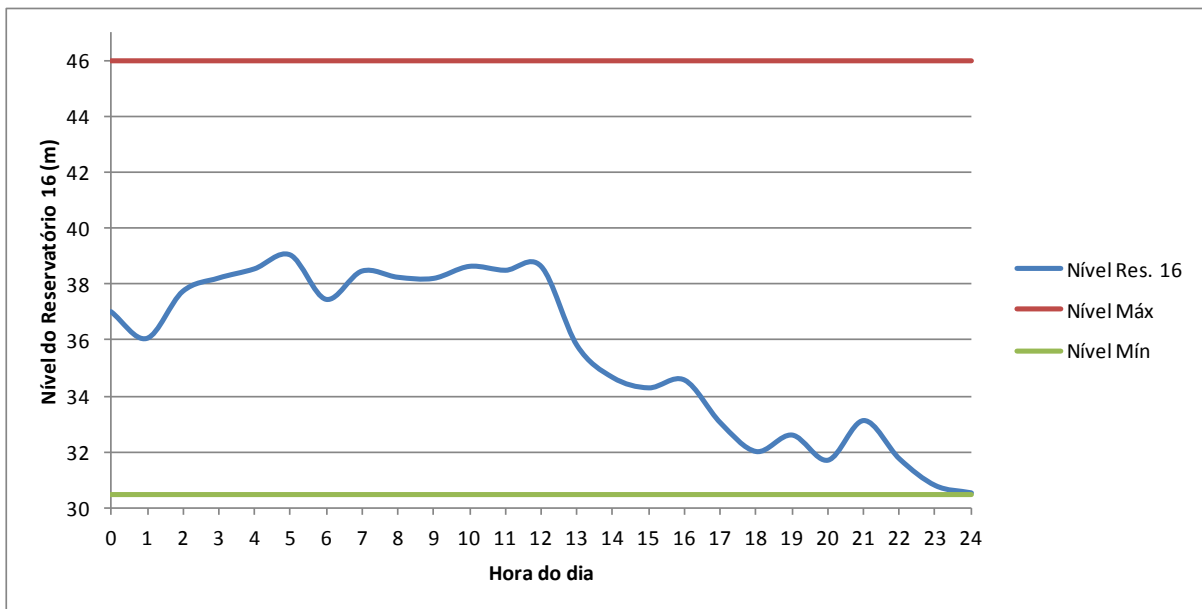


Figura 26: Flutuação diária do nível do reservatório 16 para o cenário otimizado

As figuras 27 e 28 mostram a flutuação das pressões em dois nós de controle, nó 04 e nó 07. É importante ressaltar que a rede estudada por Araújo (2010) teve os limites operacionais normativos não respeitados pelo autor e, para comparação, manteve-se aqui esta condição, daí segue-se pressões muito acima dos limites normativos, como se apresenta no gráfico da figura 27.

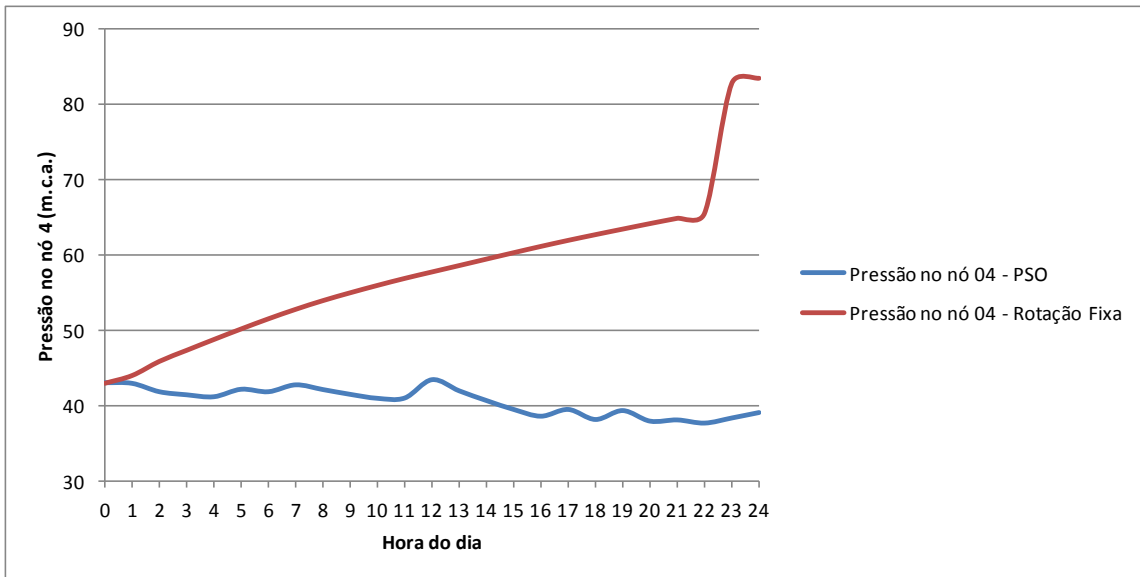


Figura 27: Flutuação da pressão no nó 04 para o cenário com rotação fixa e o cenário otimizado

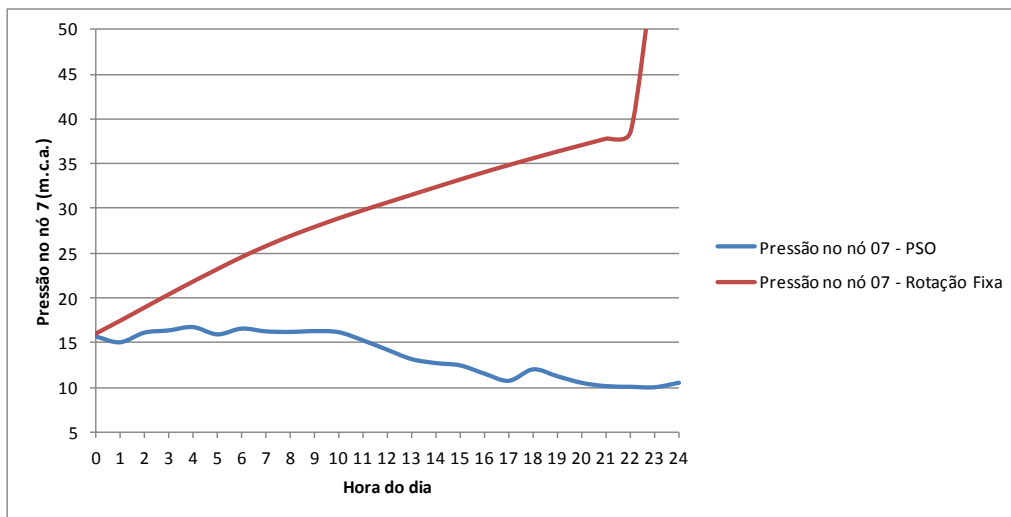


Figura 28: Flutuação da pressão no nó 07 para o cenário com rotação fixa e o cenário otimizado

Grandes oscilações nas pressões ao longo do dia são ruins, tendo em vista o comprometimento da segurança das tubulações por conta do rompimento por fadiga. Por outro lado, pressões acima da recomendada por norma podem também levar a acidentes graves e ao aumento nas perdas físicas.

Por fim, nas figuras 29 e 30 apresentam-se as rotações encontradas pelo modelo híbrido para as bombas 23 e 25, respectivamente.

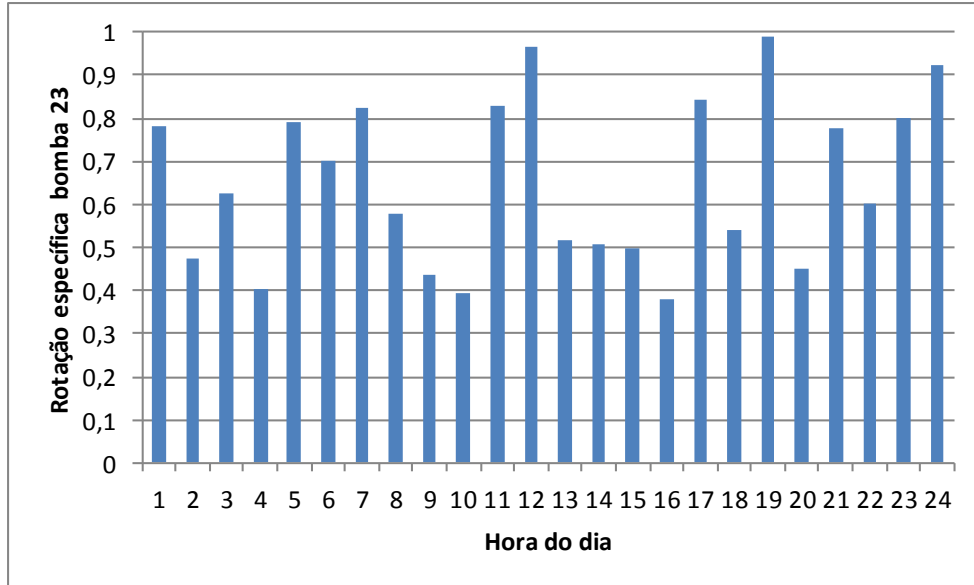


Figura 29: Rotina operacional otimizada da bomba 23

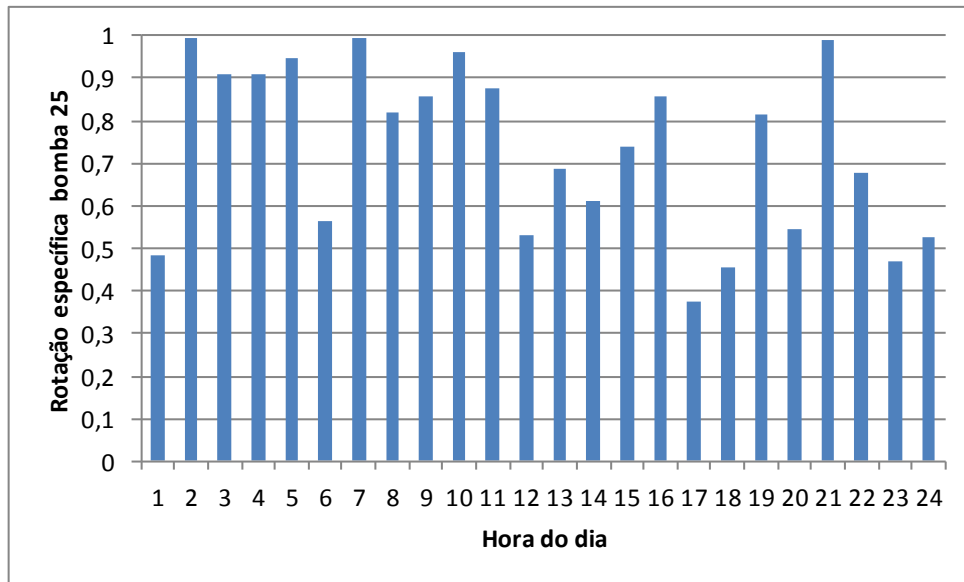


Figura 30: Rotina operacional otimizada da bomba 25

Ainda tendo o intuito de conhecer melhor o comportamento das redes hidráulicas submetidas à otimização para rotina operacional das elevatórias, também estudou-se a rede levantada por Carrijo (2004). Esse sistema está localizado na cidade de Goiânia e é parte da rede que abastece uma população de aproximadamente 1,2 milhões de pessoas. Os nós de demanda representam derivações para setores de redes representativos, de modo que as vazões atribuídas a esses nós são as demandas dos setores abastecidos por cada derivação. (Carrijo, 2004). A figura abaixo ilustra a topologia dessa rede e as tabelas mostram as características físicas e hidráulicas para a rede descrita acima.

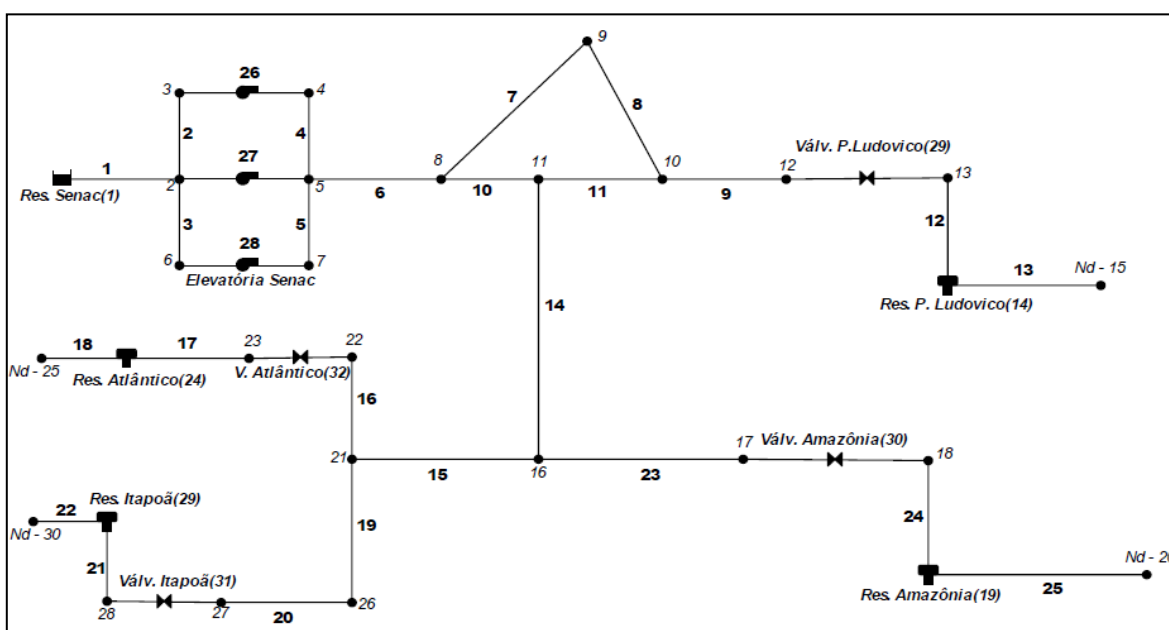


Figura 31: Topologia real estudada por Carrijo (2004)

Tabela 16: Dados dos reservatórios de nível variável (RNV), Carrijo (2004)

RNV	Volume (m ³)	Nív. Máx (m)	Cota(m)
14	10000	6,0	858,0
19	5000	5,5	561,5
24	10000	7,0	836,5
29	3000	5,0	863,0

Para todos os reservatórios, o estudo considerou nível mínimo de 1,5m. Ainda as três bombas tiveram sua curva traçada por um ponto, a saber, carga hidráulica de 85 m.c.a. e vazão de 895 l/s. Para todas as tubulações adotou-se coeficiente C da equação de Hazen-Williams igual a 100, seguindo o estudo de Carrijo (2004).

Tabela 17: Dados das válvulas controladores de vazão, Carrijo (2004)

Válvula	Diâmetro (mm)	Vazão (l/s)
29	600	616
30	600	496
31	800	542
32	500	474

Tabela 18: Dados das tubulações de vazão, Carrijo (2004)

Tubo	Comprimento(m)	Diâmetro(mm)
01	50	1500
02	5	1200
03	5	1200
04	5	1200
05	5	1200
06	2050	1500
07	2840	600
08	3990	800
09	200	800
10	4725	1372
11	120	800
12	50	800
13	10	800
14	1050	1372
15	5368	1200
16	441	800
17	50	800
18	10	800
19	2070	800
20	50	1000
21	50	100
22	10	100
23	473	800
24	50	800
25	10	800

Tabela 19: Cotas dos nós, Carrijo (2004)

Nó	Cota (m)
02	788,10
03	788,15
04	788,12
05	788,10
06	788,12
07	788,13
08	801,20
09	823,10
10	845,15
11	840,05
12	845,12
13	845,12
16	848,20
17	850,15
18	850,15
21	852,20
22	832,30
23	832,25
26	850,10
27	850,15
28	850,13

Tabela 20: Curva Neutra de demanda, Carrijo (2004)

Hora	Fator Multiplicador	Hora	Fator Multiplicador
01	0,30	13	0,70
02	0,15	14	0,65
03	0,20	15	0,65
04	0,45	16	0,60
05	0,43	17	0,60
06	0,55	18	0,63
07	0,60	19	0,68
08	0,80	20	0,65
09	0,90	21	0,60
10	1,00	22	0,30
11	0,90	23	0,30
12	0,80	24	0,30

Para os estudos de custo operacional, adotou-se eficiência dos conjuntos moto-bomba como 80%. O trabalho de Carrijo (2004) considera o custo energético como 0,0816 R\$/KWh no horário fora de ponta e custo de 0,17076R\$/KWh no horário de ponta. Ainda, custo para a demanda no horário de ponta, 26,38 R\$/KW e R\$8,66/KW fora de ponta.

Após a simulação da rede com o modelo híbrido para variáveis contínuas obteve-se os seguintes resultados para o custo operacional da rede trabalhando com rotações variáveis.

Tabela 21: Custo operacional final para cenário com rotação variável

Tipo de cenário operacional	Custo operacional (R\$)
Rotação fixa	5784,42
Rotação Variável otimizada via PSO	1979,65

As figuras 32 a 35 mostram a evolução dos níveis do reservatório 14, 19, 24 e 29, respectivamente, ao longo do dia

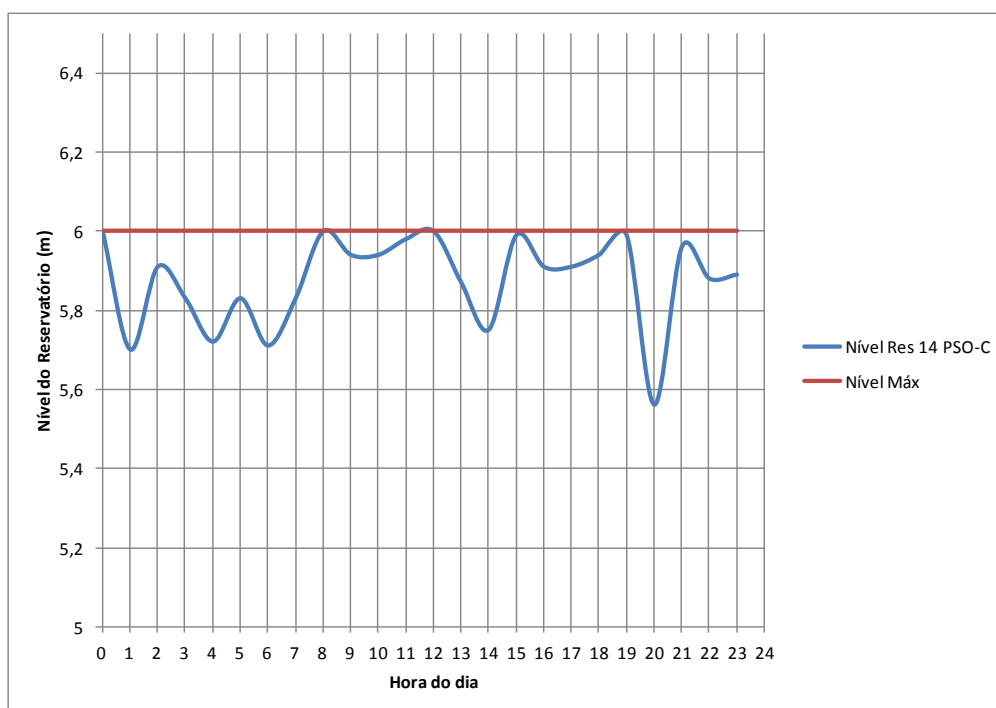


Figura 32: Flutuação do nível do reservatório 14

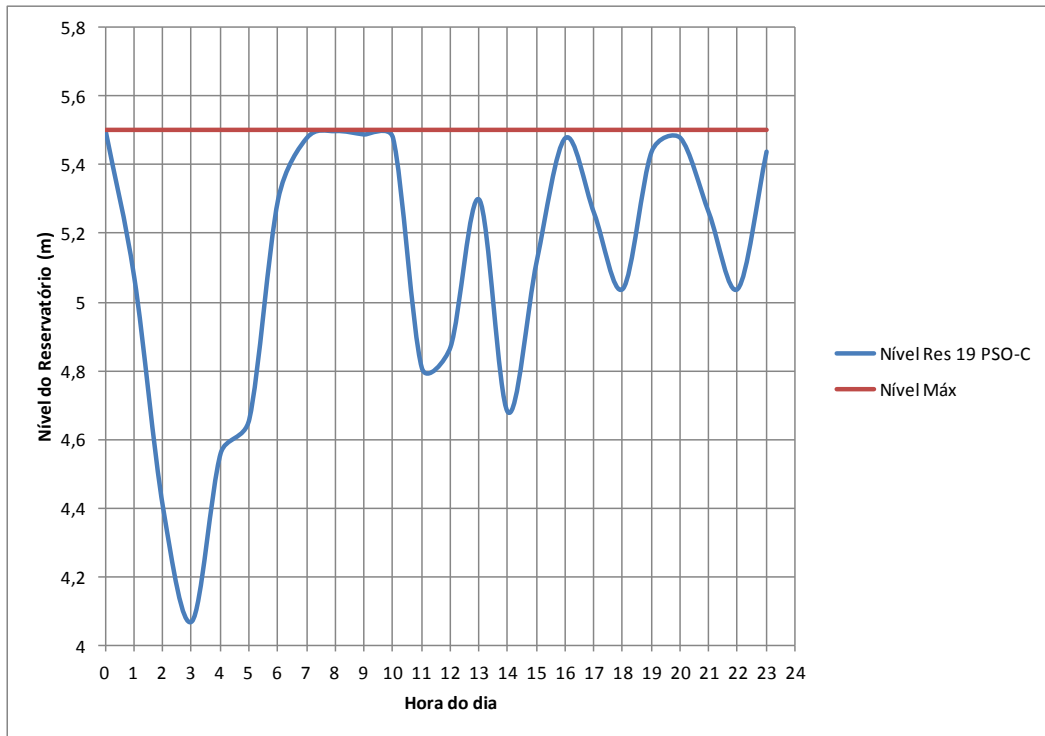


Figura 33: Flutuação do nível do reservatório 19

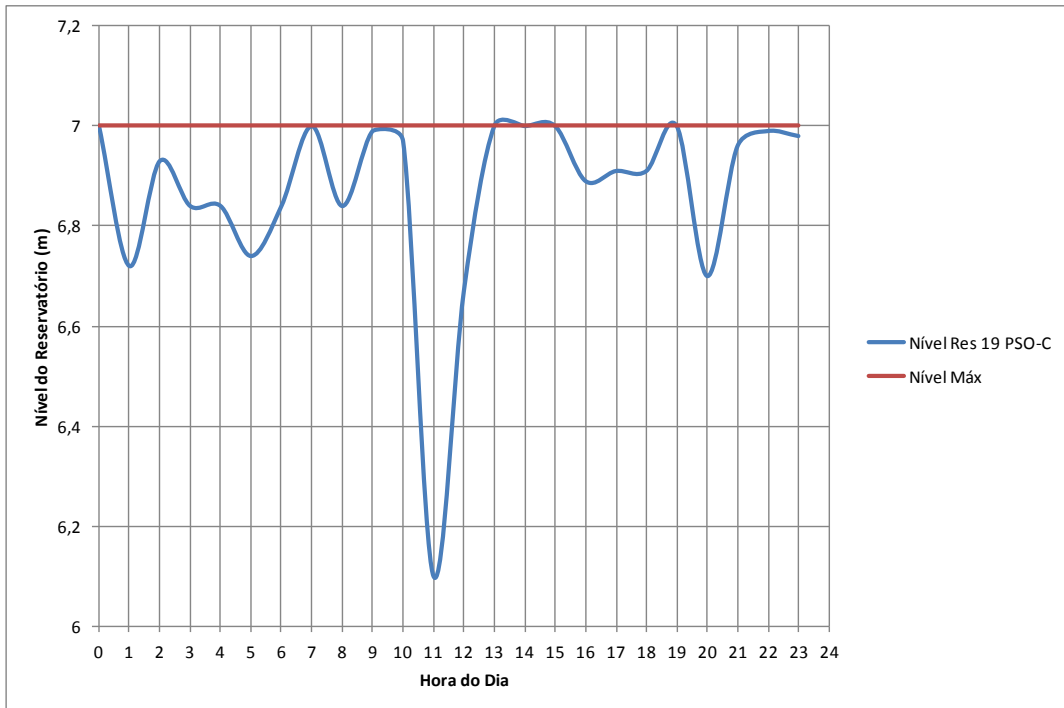


Figura 34: Flutuação do nível do reservatório 24

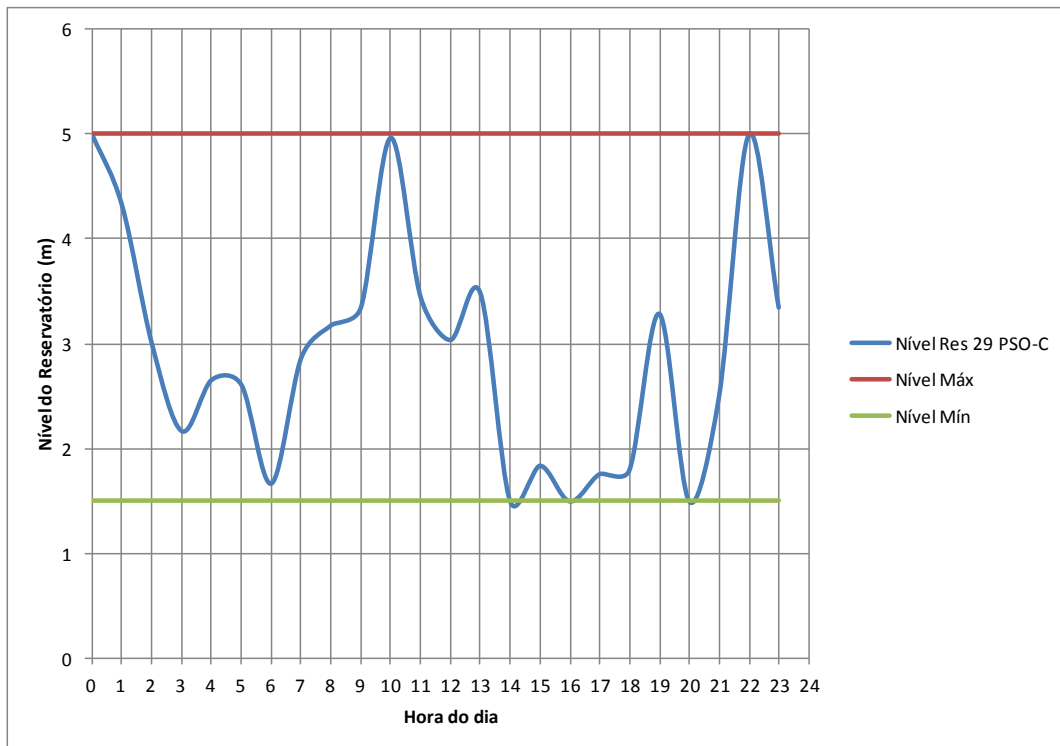


Figura 35: Flutuação do nível do reservatório 29

É possível observar a grande flutuação do nível de cada reservatório, com ênfase no reservatório 29, que passa pelo processo de esvaziamento e enchimento mais de uma vez ao longo do dia. Nota-se também que esse mesmo reservatório é limitante para o desempenho energético da rede, devido ao seu volume pequeno, quando comparado com os outros reservatórios, e tendo que abastecer a segunda maior demanda da rede.

A figura 36 mostra a evolução da pressão em cada nó de abastecimento, que para o estudo de caso foi tomado como nó de referência. A escolha desses nós como referências se deu pelo fato de que a partir deles novas redes são alimentadas, mostrando a importância da manutenção das pressões dentro dos limites operacionais.

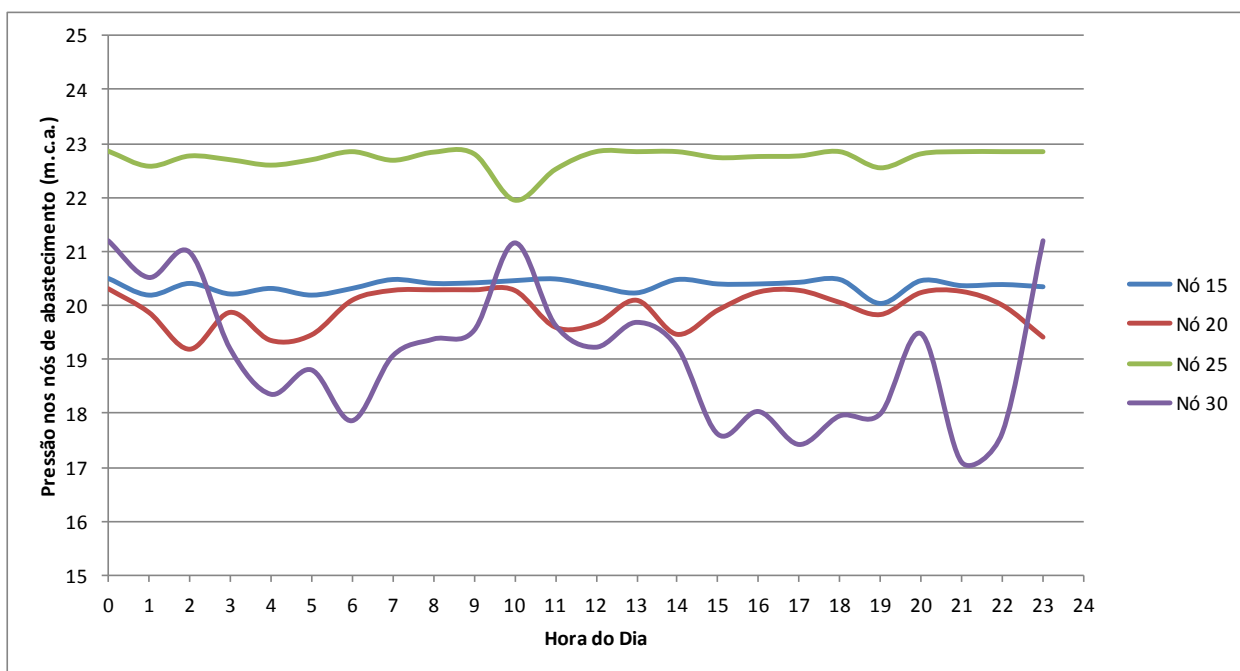


Figura 36: Evolução da pressão em cada nó de controle

Constata-se que a evolução da pressão nos nós de controle se dá de maneira suave, com exceção do nó 30, o qual é abastecido pelo reservatório de nível variável 29. Porém, em todos os casos as pressões mínimas e máximas são atendidas.

Por fim, a figura 37 mostra o cenário operacional para cada bomba. É importante ressaltar que em diversos horários de funcionamento as bombas atingem as velocidades mínimas. Essas velocidades não foram avaliadas em termos de problemas operacionais, como cavitação ou vibração do conjunto.

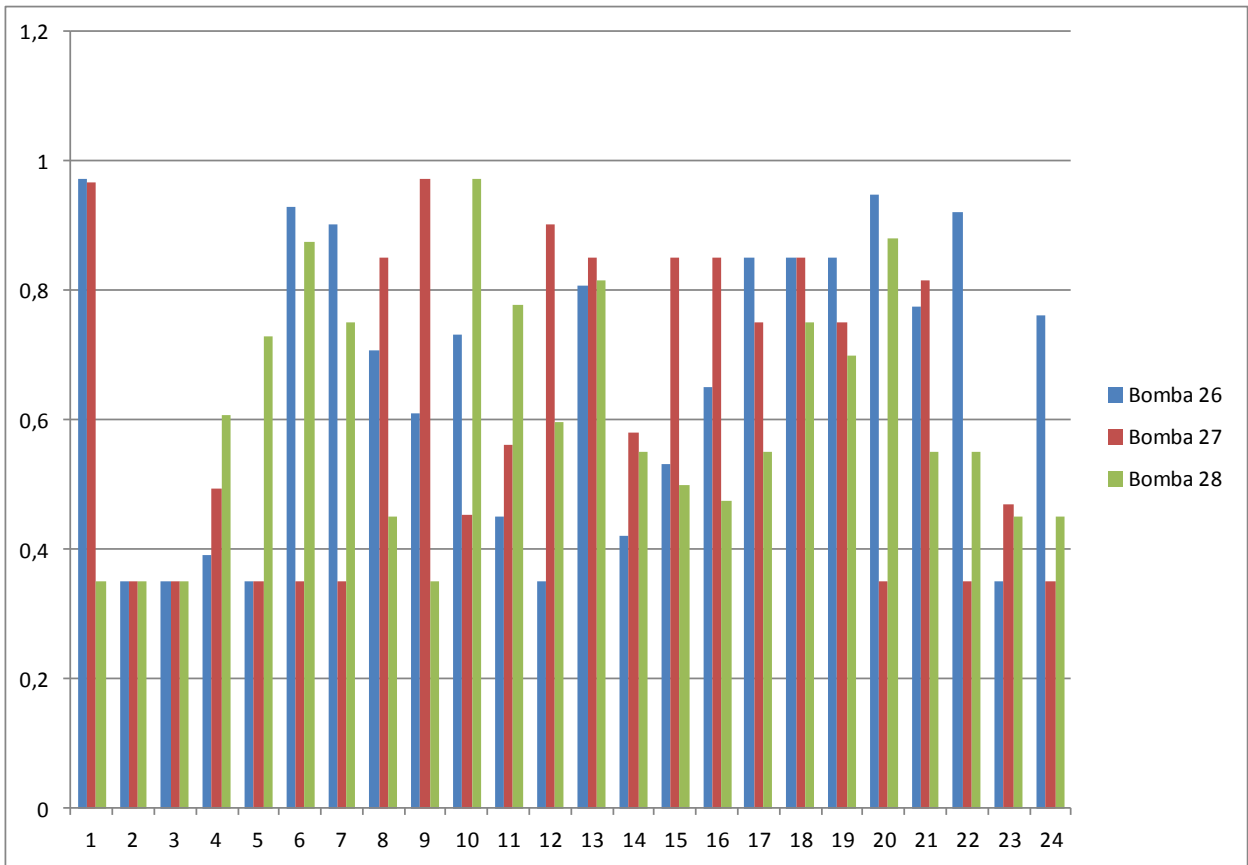


Figura 37: Regra operacional para as bombas via PSO

Ao observar os resultados obtidos nas quatro redes testadas é possível concluir que a otimização de variáveis contínuas (rotação específica das bombas) acoplada ao simulador hidráulico resultou em um bom método para determinação de rotinas operacionais para os sistemas de recalque estudados, com redução significativa dos custos de energia, redução na oscilação, e em alguns casos na magnitude, das pressões e melhor operação dos reservatórios de nível variável, o que leva a melhoria na qualidade de água.

5.2. Testes para o modelo híbrido (simulador – otimizador) com variáveis discretas (binárias)

Tendo codificado o algoritmo de otimização para variáveis discretas e binárias e tendo sido feitos os testes iniciais, partiu-se então para o acoplamento desse algoritmo com o simulador hidráulico, a fim de avaliar o desempenho computacional e os possíveis resultados para a proposta deste trabalho, ou seja, avaliar os ganhos financeiros com a redução do consumo de energia fazendo operações de parada e partida de bombas.

Para os testes, foram utilizadas duas redes já apresentadas nesse trabalho, a rede estudada por Ribeiro (2007) e a rede estudada por Araújo (2010). Essas redes foram escolhidas para o estudo das variáveis discretas e binárias em demérito da rede estudada por Rodrigues (2007) tendo em vista a existência de reservatórios de nível variável, o que permite a parada das bombas, ao contrário da rede de Rodrigues (2007), cujo abastecimento dos nós de consumo é feito diretamente pelo bombeamento.

Apresentam-se inicialmente os resultados obtidos tendo submetido a rede de Ribeiro, 2007 aos testes. O gráfico apresentado na figura 38 mostra a evolução da pressão no nó de referência (nó três). Nesse nó é possível observar pontos de pressão abaixo das pressões recomendadas durante a madrugada. O fato deve-se principalmente ao desligamento da bomba nesse horário. Ao observar as figuras 39 e 40, pode-se concluir que os reservatórios são muito solicitados ao longo da madrugada, para atender às demandas noturnas, levando a um rebaixamento do nível dos reservatórios e conseqüentemente ao não atendimento maneira adequada às pressões mínimas requeridas pelo sistema.

Por outro lado, a baixa pressão noturna pode ter benefícios para a operação dos sistemas de abastecimento. Isso se justifica pelo fato de que, durante a madrugada, grande parte do consumo pode estar relacionado à perdas físicas, uma

vez que as atividades humanas estão drasticamente reduzidas durante a madrugada. Daí segue que pressões mais baixas durante a madrugada (entre 1h00 e 5h00) podem levar a redução das perdas em decorrência de vazamentos.

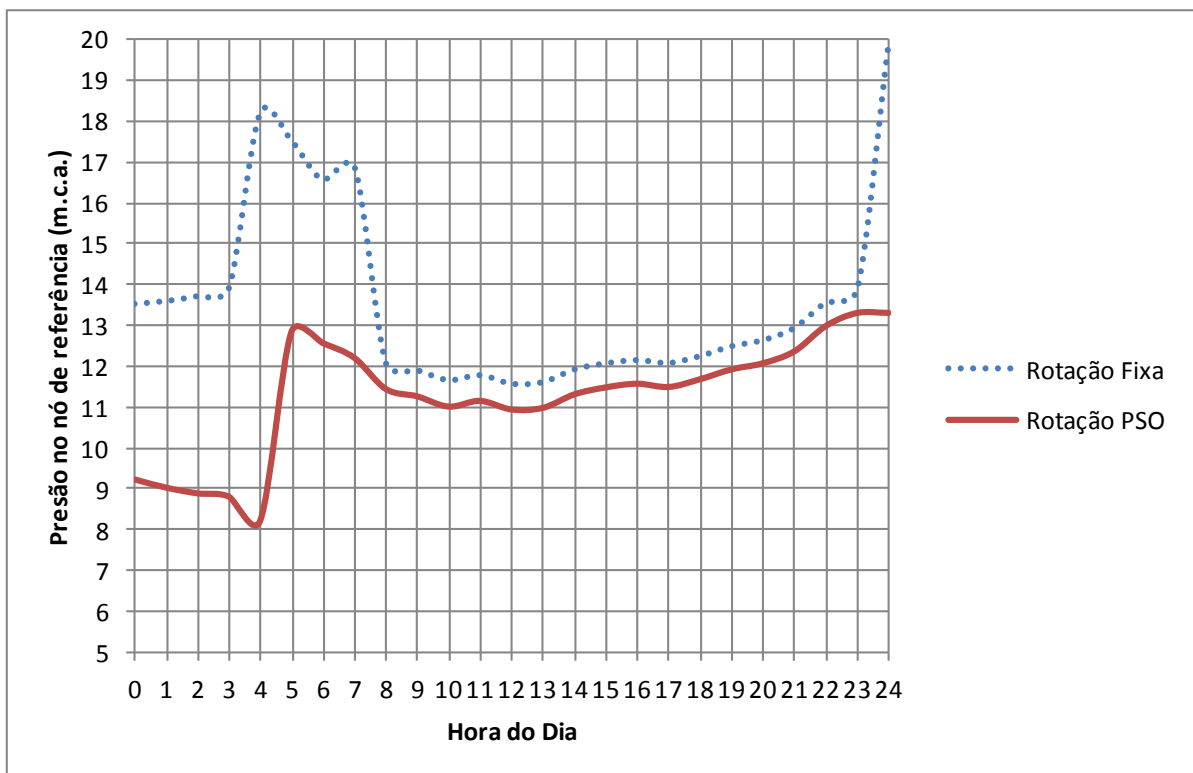


Figura 38: Flutuação da pressão no nó de controle ao longo do dia

É possível notar também no gráfico da figura 38 que a pressão no nó de referencia (nó três) é maior quando o sistema opera com a rotação fixa. De modo geral, mesmo não atendendo totalmente as restrições de pressão no caso binário para essa rede, o método apresenta uma economia significativa de energia, como pode ser observado na tabela a seguir.

Tabela 22: Custo operacional para a rede estudada com manobra de parada e partida

Rotina operacional	Custo (U.M)
Otimizada com PSO-discreto	1871,94
Rotina fixa	2410,45

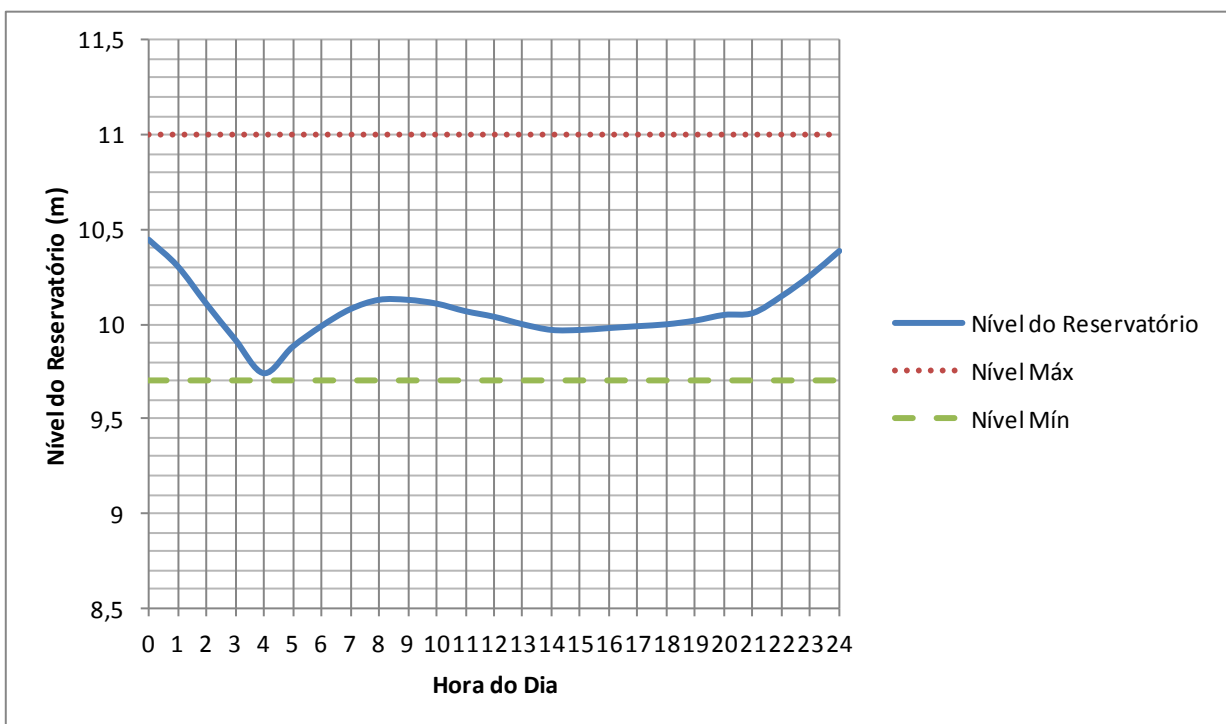


Figura 39: Flutuação do nível do reservatório 12 ao longo do dia

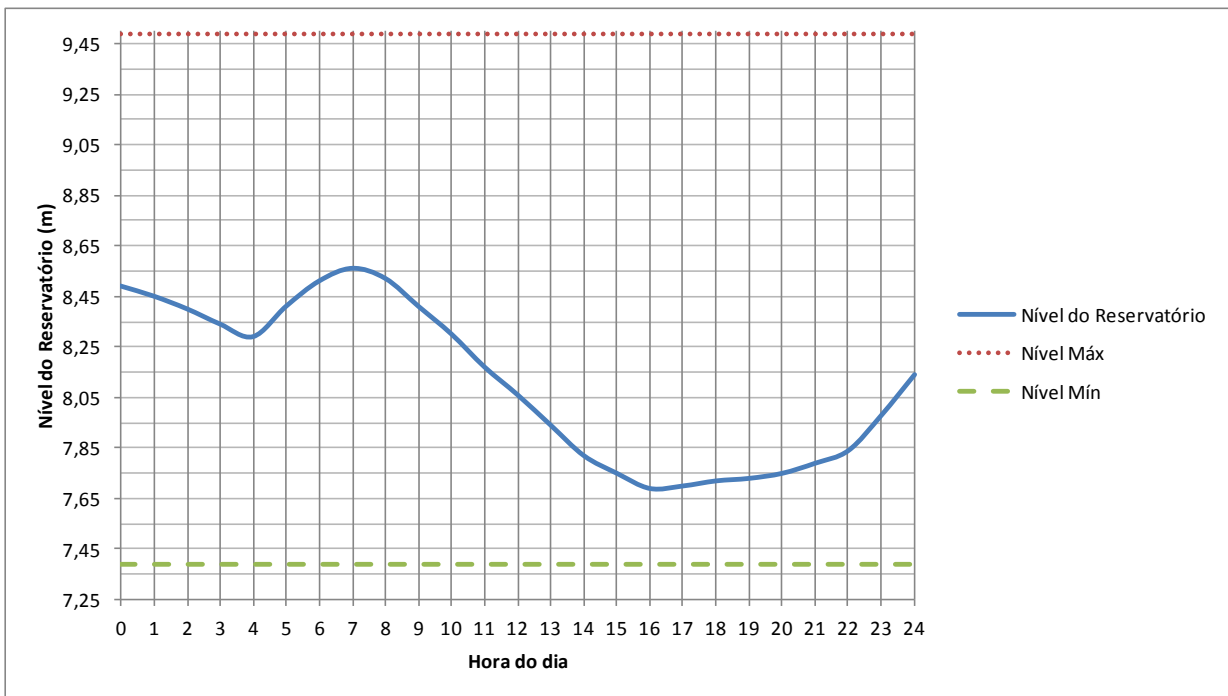


Figura 40: Flutuação do nível do reservatório 06 ao longo do dia

O gráfico apresentado na figura 41 mostra o “status” da bomba ao longo do dia, nota-se que a condição de poucas operações ao longo do dia foi atendida. Realizando apenas uma manobra de acionamento, ficando abaixo da imposição máxima de 3 manobras diárias

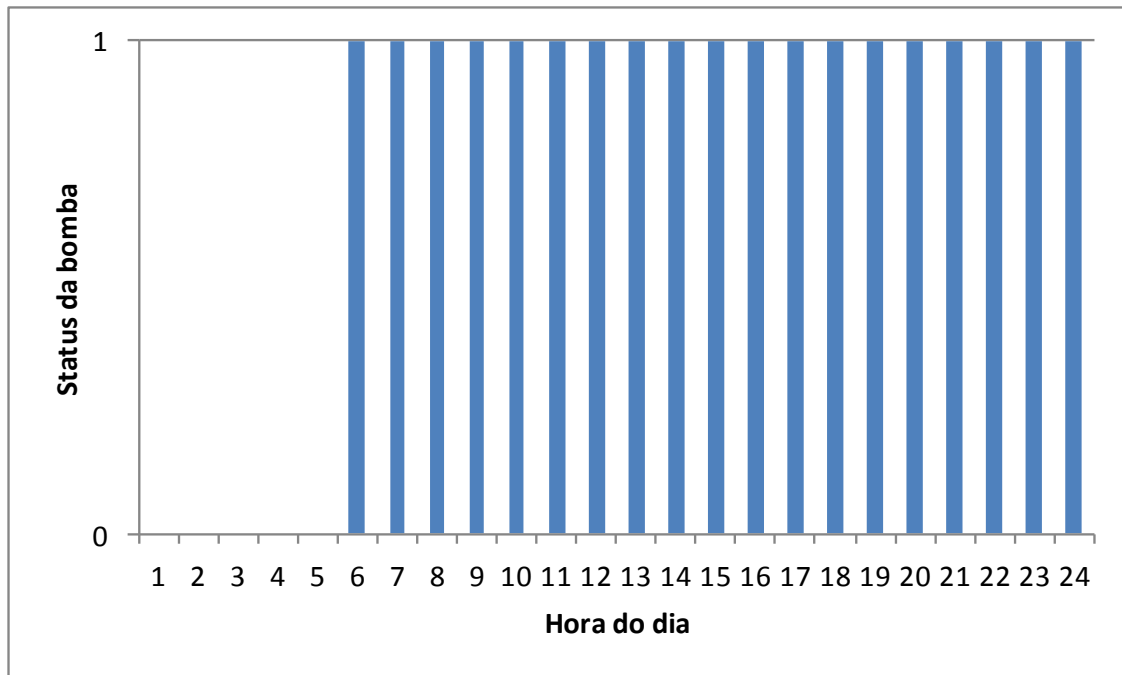


Figura 41: Rotina operacional otimizada para a rede de Ribeiro (2007) determinada via otimização discreta

Ainda com fins de validação e melhor compreensão do comportamento do modelo híbrido, aplicou-se a o processo de otimização proposto para a rede estudada por Araújo (2010). O custo operacional otimizado via PSO é comparado com o custo operacional otimizado via AG apresentado no trabalho de Araújo (2010). É importante salientar que no trabalho, o autor apresenta os custos finais, incluindo as penalizações de parada e partida de bomba.

Tabela 23: Custo operacional para as rotinas otimizadas e para a rotina de rotação fixa

Tipo de Rotina Operacional	Custo Operacional (R\$)
Rotação fixa	2039,17
Rotação Otimizada via A.G	289,25
Rotação Otimizada via PSO	265,15

Apresenta-se nos gráficos das figuras 42 e 43 as flutuações de nível de reservatório para o RNV 01 e RNV 16 para a rotina operacional determinada pelo PSO,

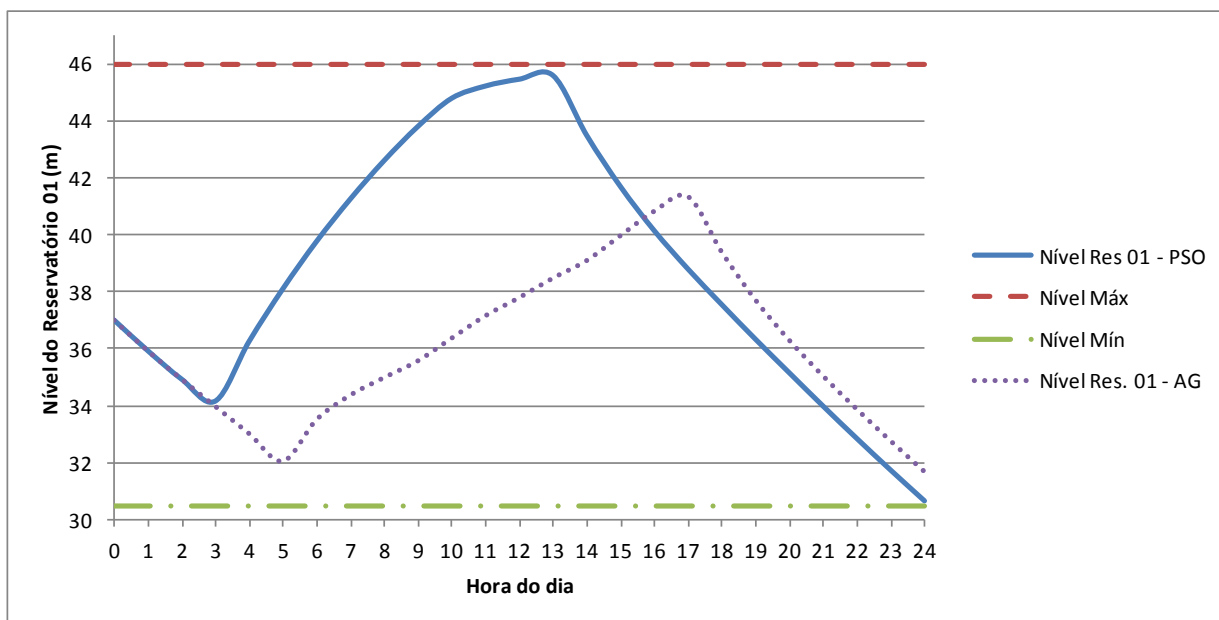


Figura 42: Flutuação diária do nível do reservatório 01 para o cenário otimizado

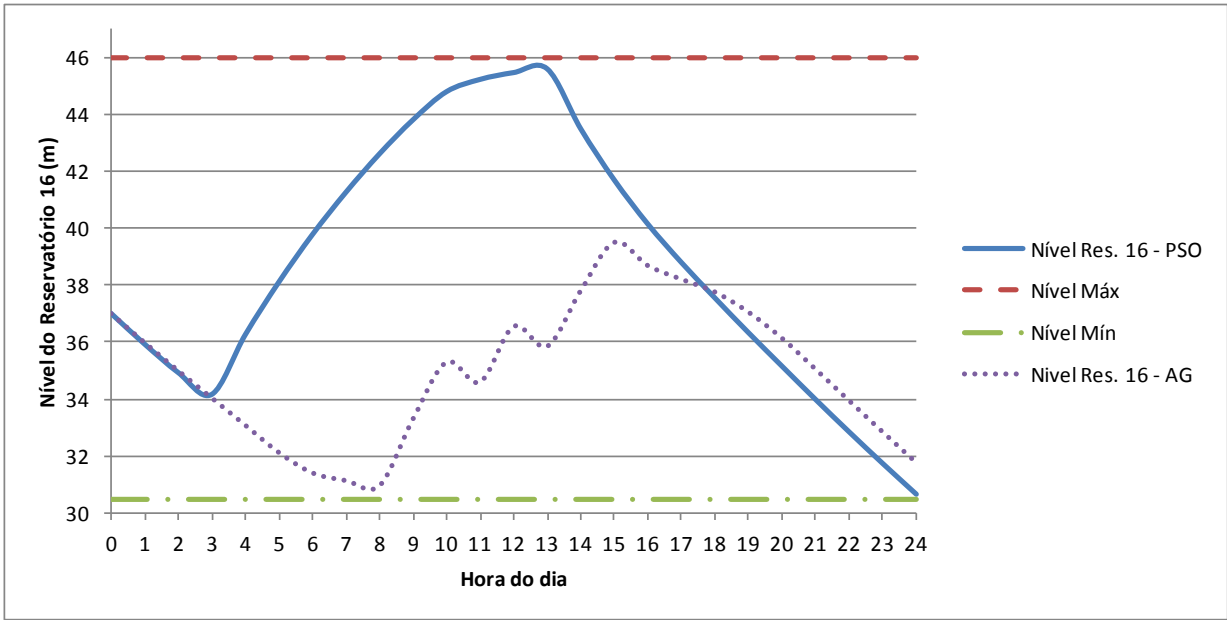


Figura 43: Flutuação diária do nível do reservatório 16 para a rotina otimizado

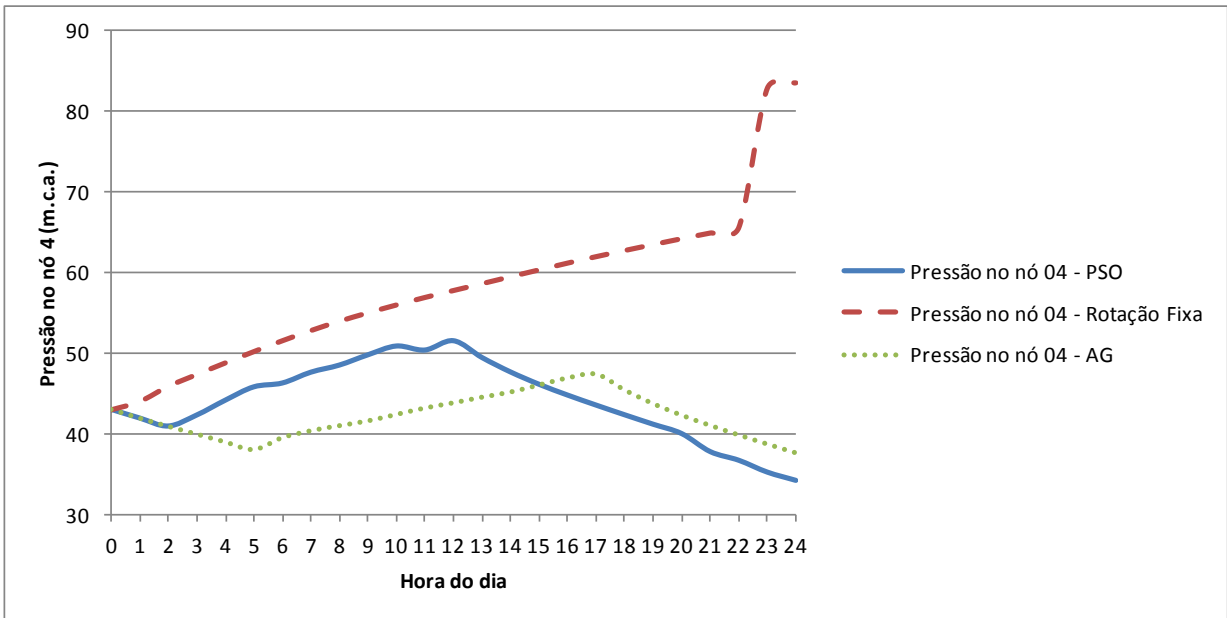


Figura 44: Flutuação da pressão no nó 04 para o cenário com rotação fixa e o cenário otimizado

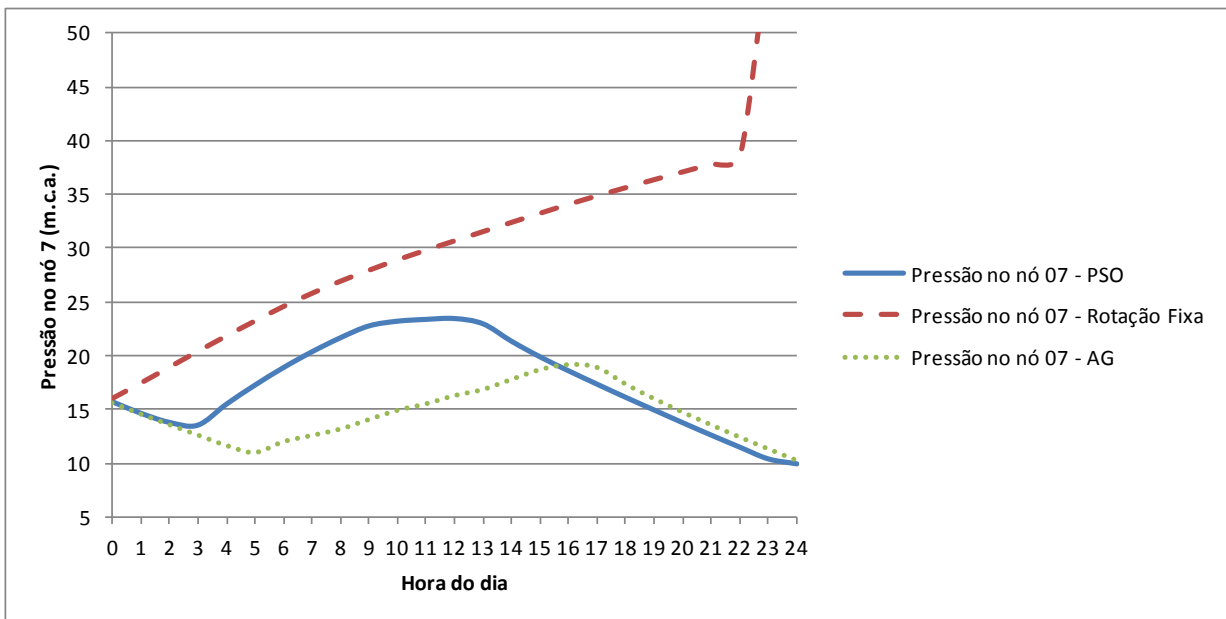


Figura 38: Flutuação da pressão no nó 07 para o cenário com rotação fixa e o cenário otimizado

A partir dos gráficos apresentados, observa-se a grande oscilação no nível do reservatório, enchendo pela manhã e esvaziando-se pela tarde, maximizando assim o uso dos RNV no abastecimento da rede estudada. Esse comportamento deriva-se principalmente da sobretaxa da energia atribuída ao horário de ponta, levando o algoritmo de busca a dar preferência pelo uso do sistema de recalque no intervalo de tempo cujo preço da energia é mais baixo. Além da vantagem econômica, como já foi observado, a maior oscilação no nível do reservatório contribui positivamente para a qualidade de água do sistema.

Mais uma vez, considerando o exposto, observa-se que a flutuação da demanda se dá em magnitude inferior quando comparada com a rotina operacional de rotação fixa. Vale ressaltar novamente que esse comportamento ajuda na manutenção das redes, uma vez que evita grandes diferenciais de pressão ao longo do dia, podendo reduzir os problemas com ruptura por fadiga das tubulações e acessórios.

Para finalizar o estudo dessa rede, apresentam-se nas figuras 45 e 46 as rotinas operacionais otimizadas, comparando-as com a rotina apresentada no trabalho de Araújo (2010).

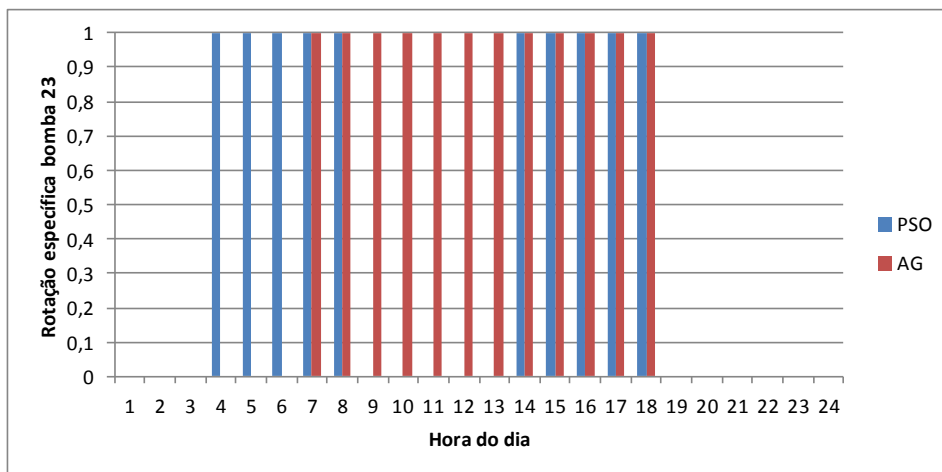


Figura 45: Comparativo entre rotinas operacionais otimizadas para bomba 23, AG e PSO

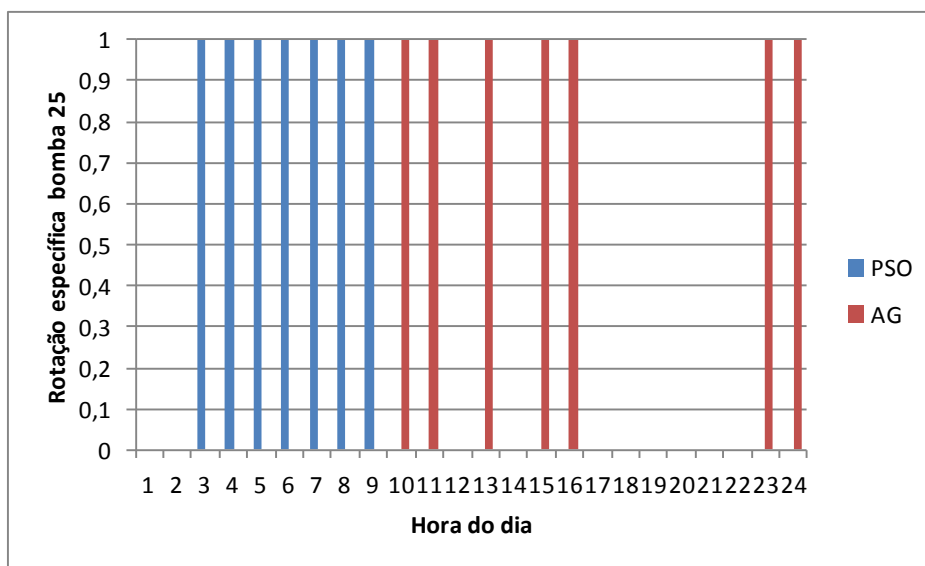


Figura 46: Comparativo entre rotinas operacionais otimizadas para bomba 25, AG e PSO

Pelos gráficos apresentados pode-se observar que a rotina operacional determinada pelo uso do algoritmo genético no trabalho de Araújo (2010) leva a mais

operações do tipo parada e partida de bombas, o que não é benéfico para a instalação. Mesmo operando com instrumentos que amenizem os efeitos transitórios dessa operação, o uso frequente de parada e partida de bombas podem levar a danos nos conjuntos moto-bombas, desinteressantes para o operacional das instalações de recalque.

O estudo da rede apresentada por Carrijo (2004) conduziu aos seguintes resultado para os custos operacionais:

Tipo de Operação	Custo (R\$)
Rotação Fixa	5784,42
Otimizada via AG Multiobjetivo	2494,33
Otimizada via PSO	2559,54

As figuras 47 a 50 mostram a flutuação do nível dos reservatórios, bem como a flutuação nos nós de controle (os quatro nós de demanda).

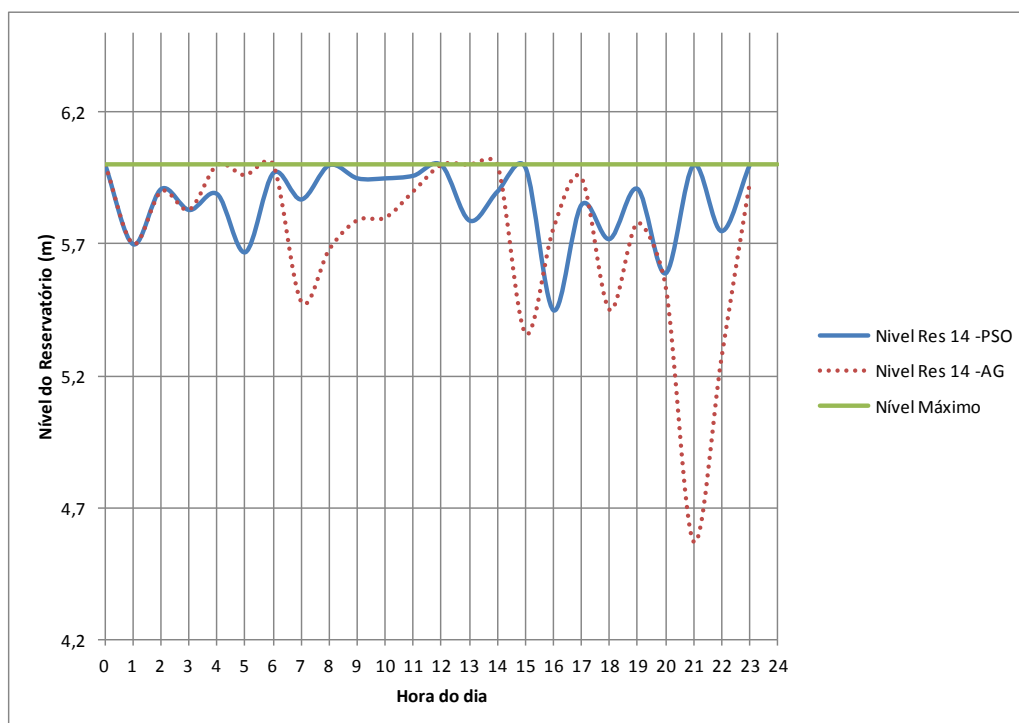


Figura 47: Flutuação do nível do reservatório 14

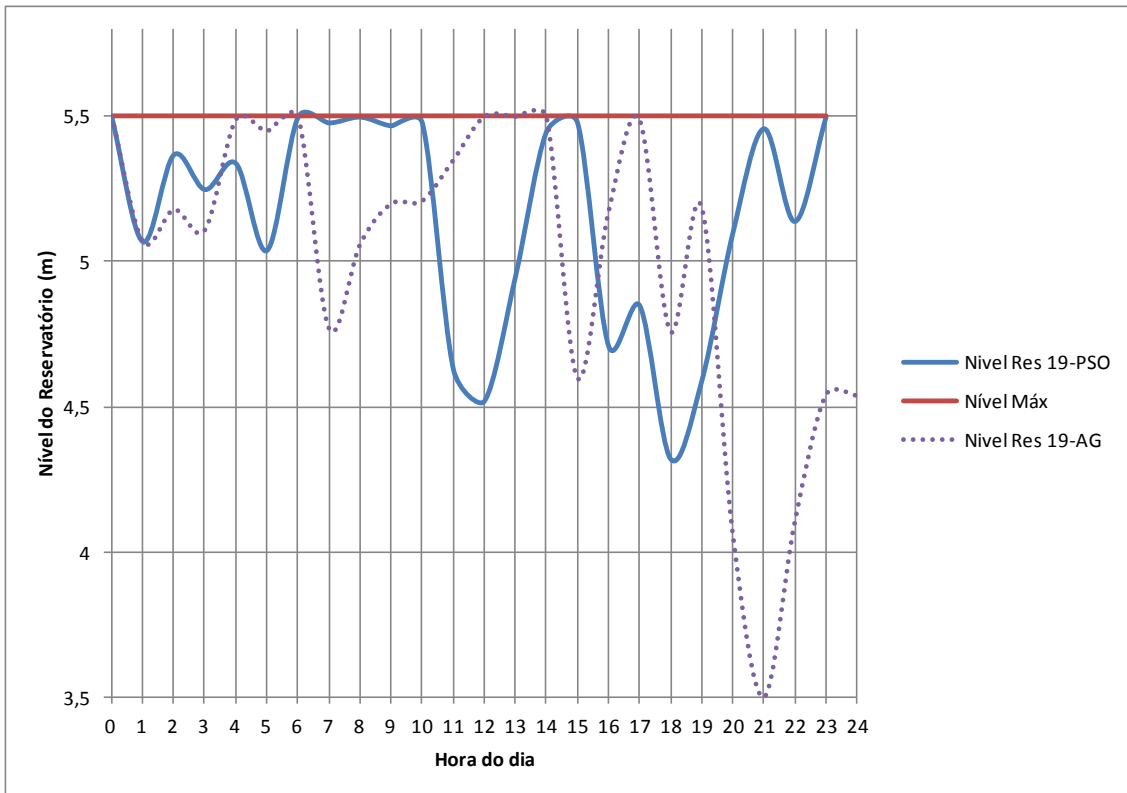


Figura 48: Flutuação do nível do reservatório 19

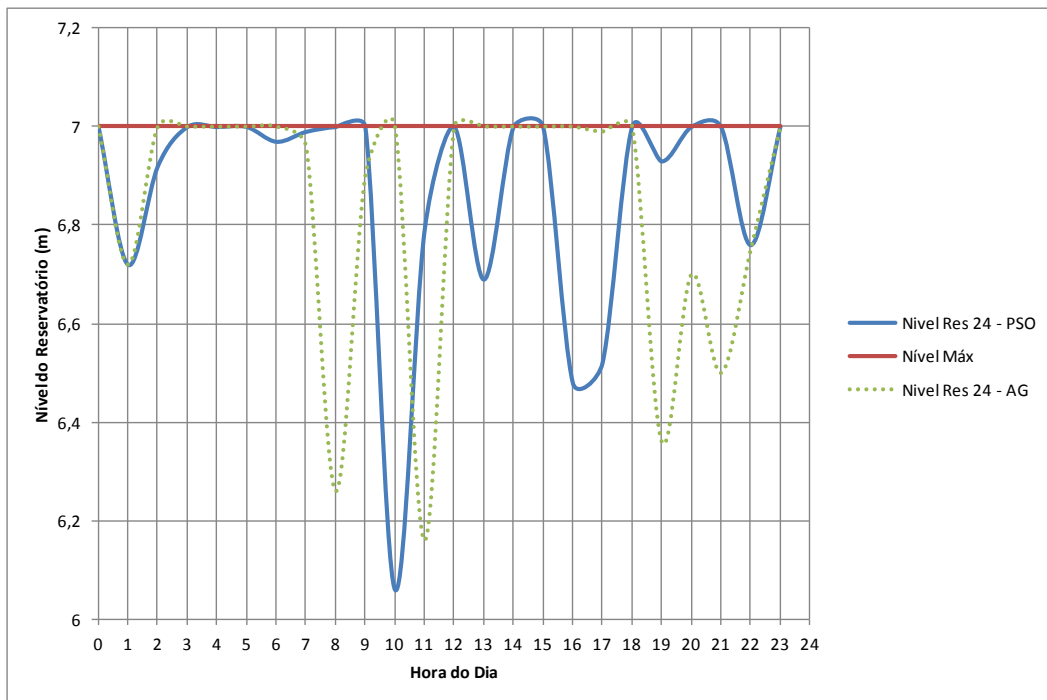


Figura 49: Flutuação do nível do reservatório 24

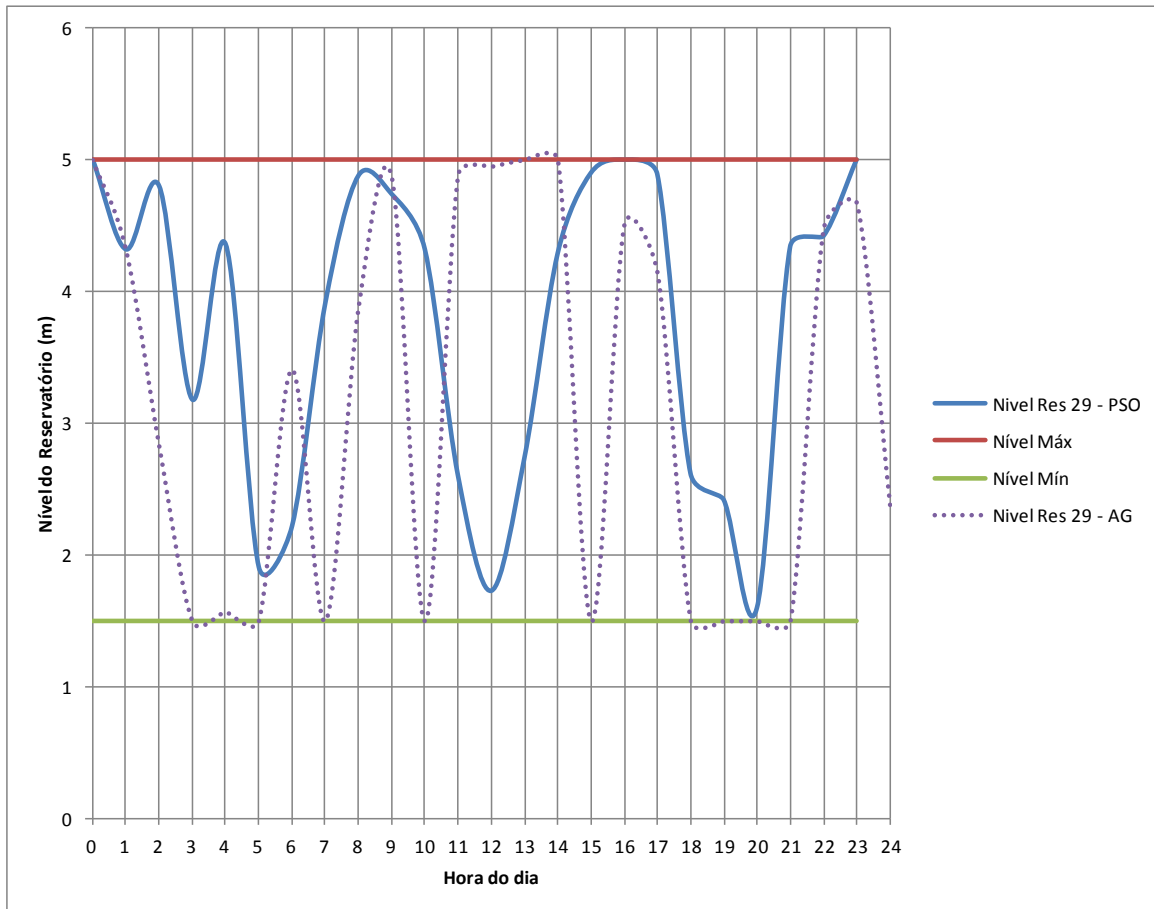


Figura 50: Flutuação do nível do reservatório 29

É notória a variação do nível do reservatório 29, mostrando a baixa capacidade de atender a demanda do nó 30 oscilando muitas vezes ao longo do dia. Do ponto de vista da qualidade de água esse fato é bom, pois garante o atendimento da demanda com água que esteve pouco tempo retida no reservatório. Por outro lado, como se observa no gráfico da figura 52, há maior flutuação na pressão do nó 30, o que pode levar à fadiga da tubulação.

Por fim, apresentam-se dois gráficos mostrando a evolução da pressão nos nós de referência.

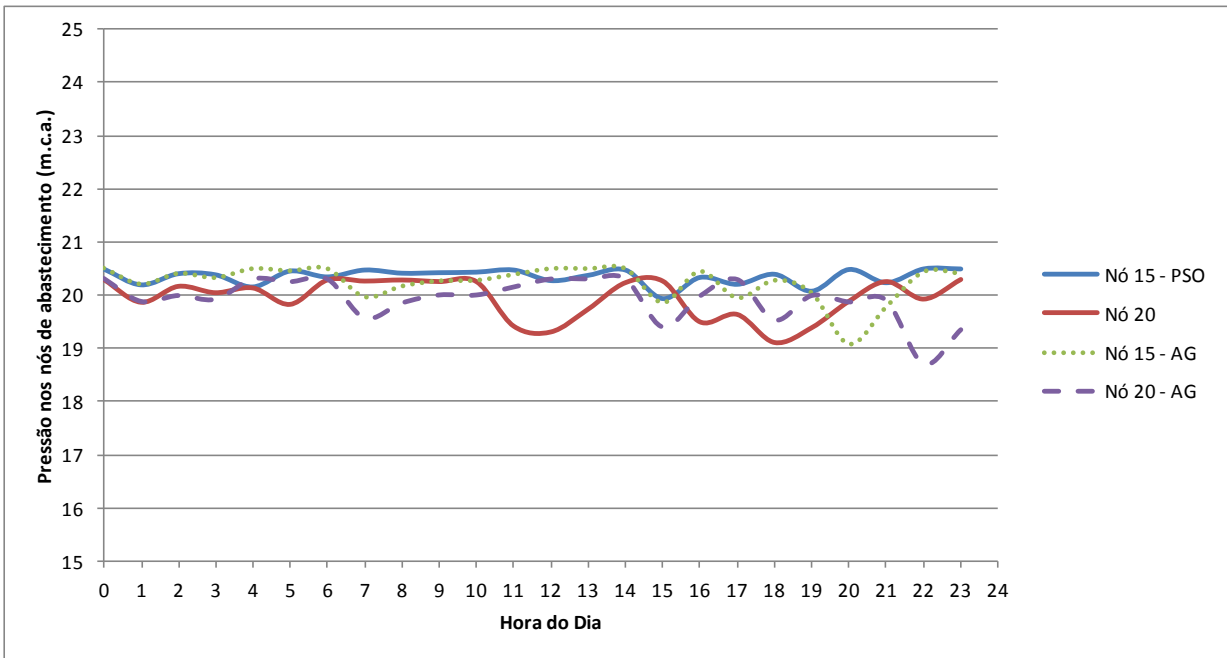


Figura 51: Variação da pressão nos nós de demanda 15 e 20

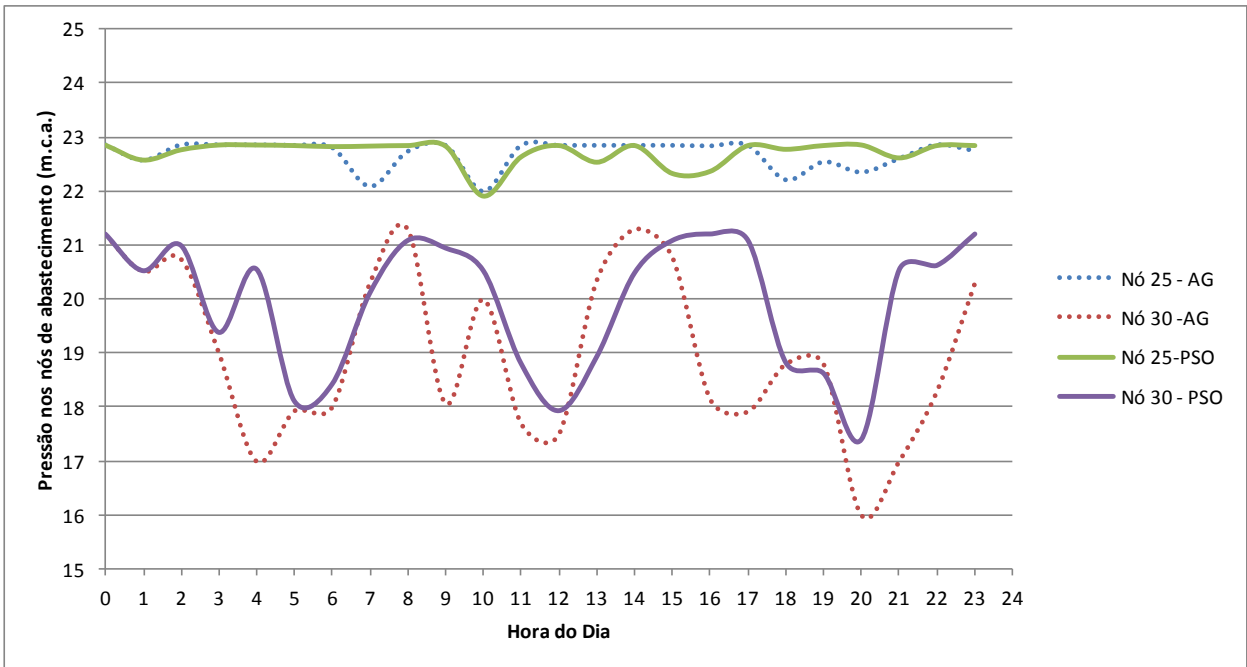


Figura 52: Variação da pressão nos nós de demanda 25 e 30

Pelos gráficos apresentados nas figuras 51 e 52 se observa que o comportamento da pressão nos nós de referência em ambos os casos é parecido, novamente a exceção se dá no nó 30, devido à grande variação no nível do reservatório 29.

A figuras abaixo mostram a regra operacional otimizada para cada uma das bombas, comparando com o trabalho de Carrijo (2004).

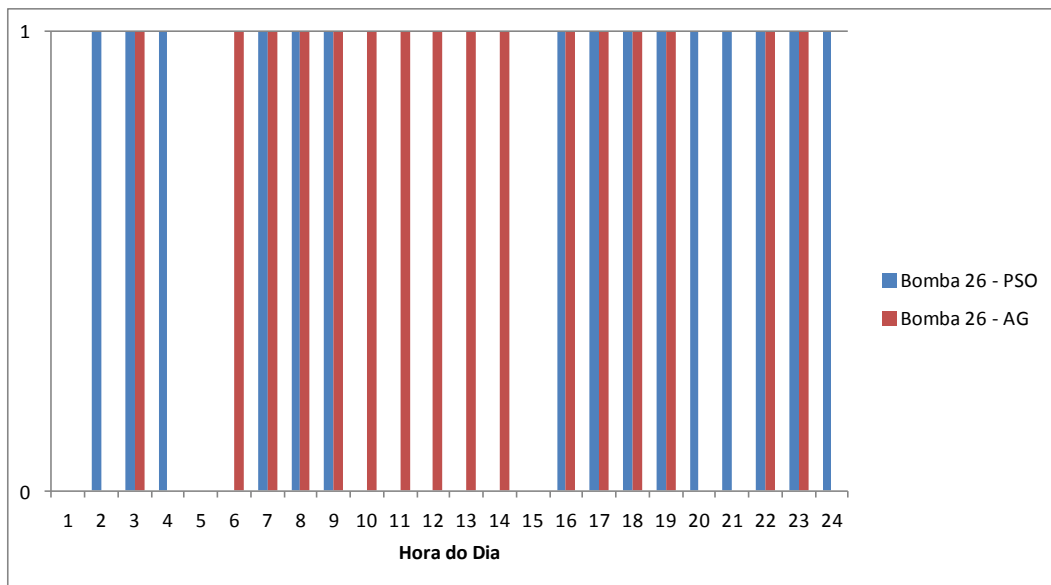


Figura 53: Regra operacional otimizada para bomba 26

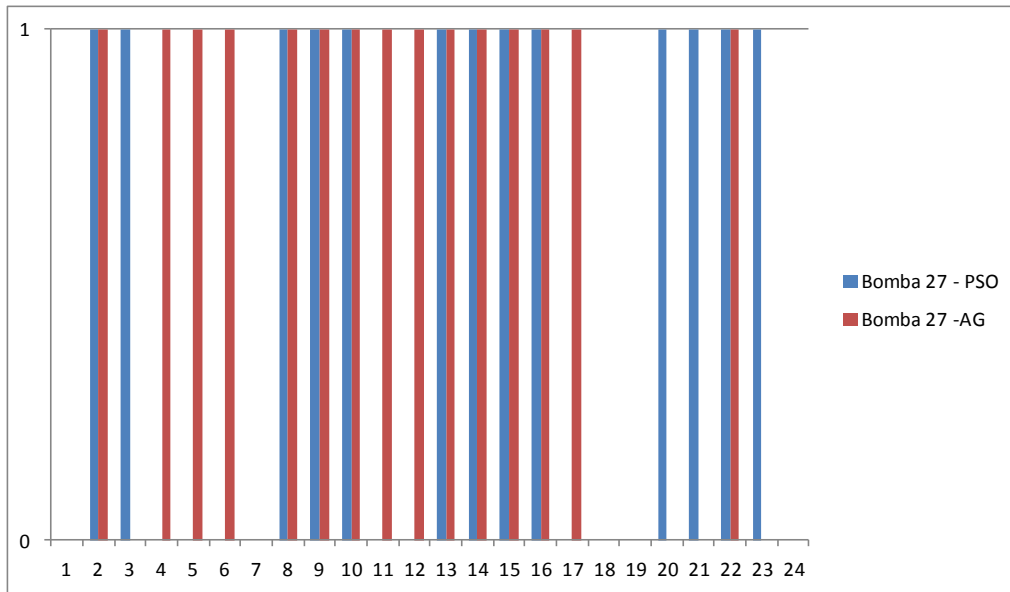


Figura 54: Regra operacional otimizada para bomba 27

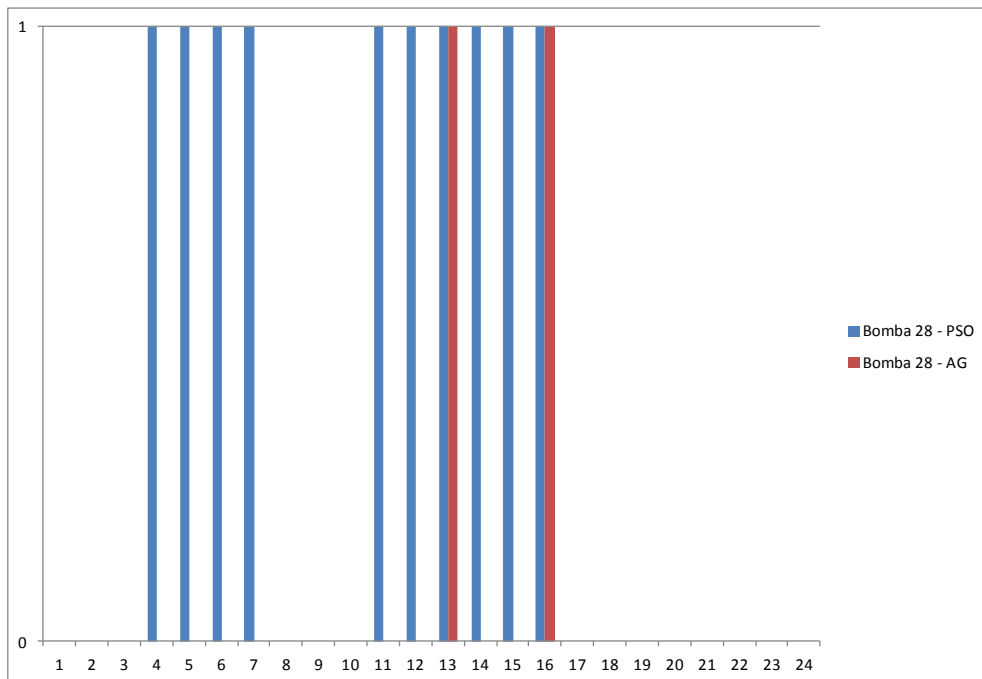


Figura 55: Regra operacional otimizada para bomba 28

Tanto a otimização via AG quanto a otimização via PSO no estudo de caso apresentado levaram a conjuntos de manobras bem definidos, variando entre 3 ou quatro manobras de parada e partida, valores dentro do limite aceitável.

6. Estudos de caso para o modelo híbrido PSO com refinamento.

Tendo estudado os modelos para o caso discreto binário e contínuo, avaliou-se a proposta desse trabalho, a união das duas formas de otimização. O funcionamento geral desse modelo com refinamento já foi descrito no capítulo 4, de modo que nesse capítulo apresentar-se-á os resultados obtidos para os testes realizados com a rede de Ribeiro,2007 e Araújo, 2010. Para tal estudo, acrescentou-se como restrição do problema hidráulica a compatibilidade dos níveis iniciais com os níveis finais dos reservatórios.

Iniciando a apresentação de resultados pela rede de Ribeiro,2007. As figuras 56 e 57 mostra a variação dos níveis de reservatório para o cenário de rotações definidas via PSO com refinamento. A figura 58 ilustra a variação da pressão no nó de controle a variação. Ainda em todas as figuras citadas, ilustram-se os comparativos com as otimizações discreta e contínua e a comparação com o caso estudado por Ribeiro (2007) com o Algoritmo Genético otimizando a rotação das bombas.

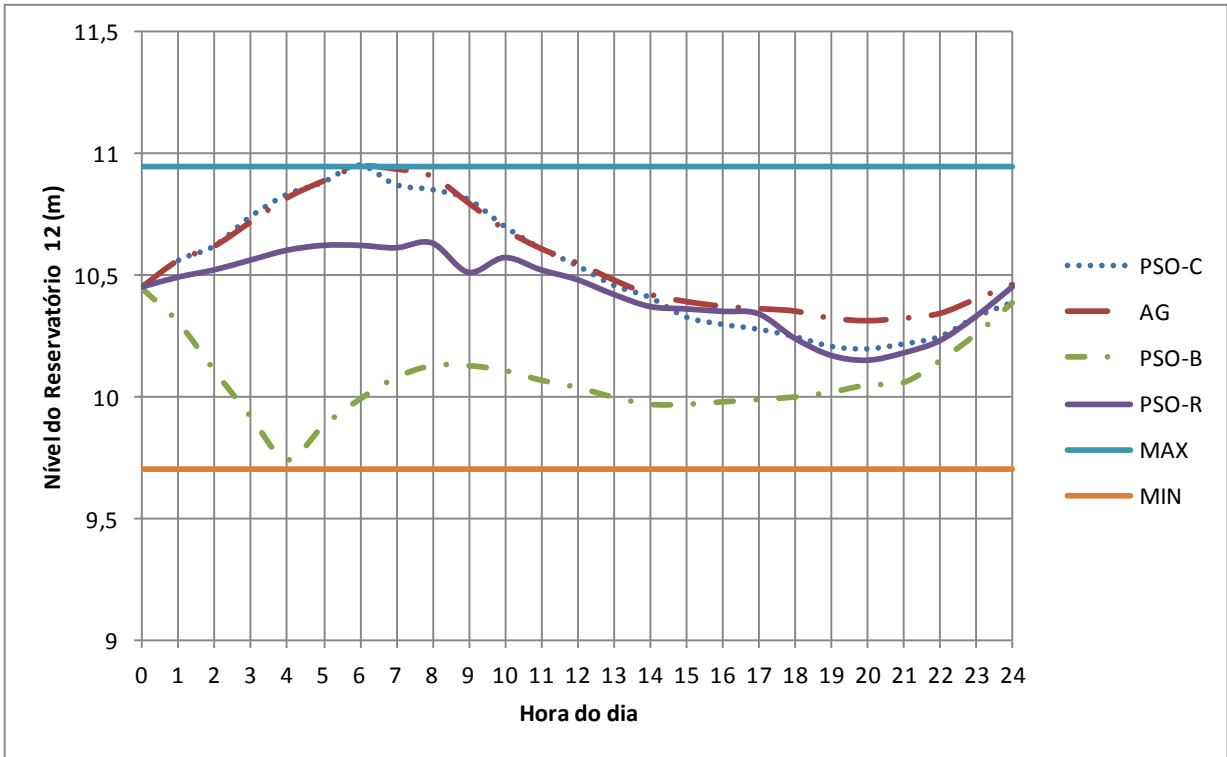


Figura 56: Flutuação de nível do reservatório 12 para as diversas otimizações realizadas

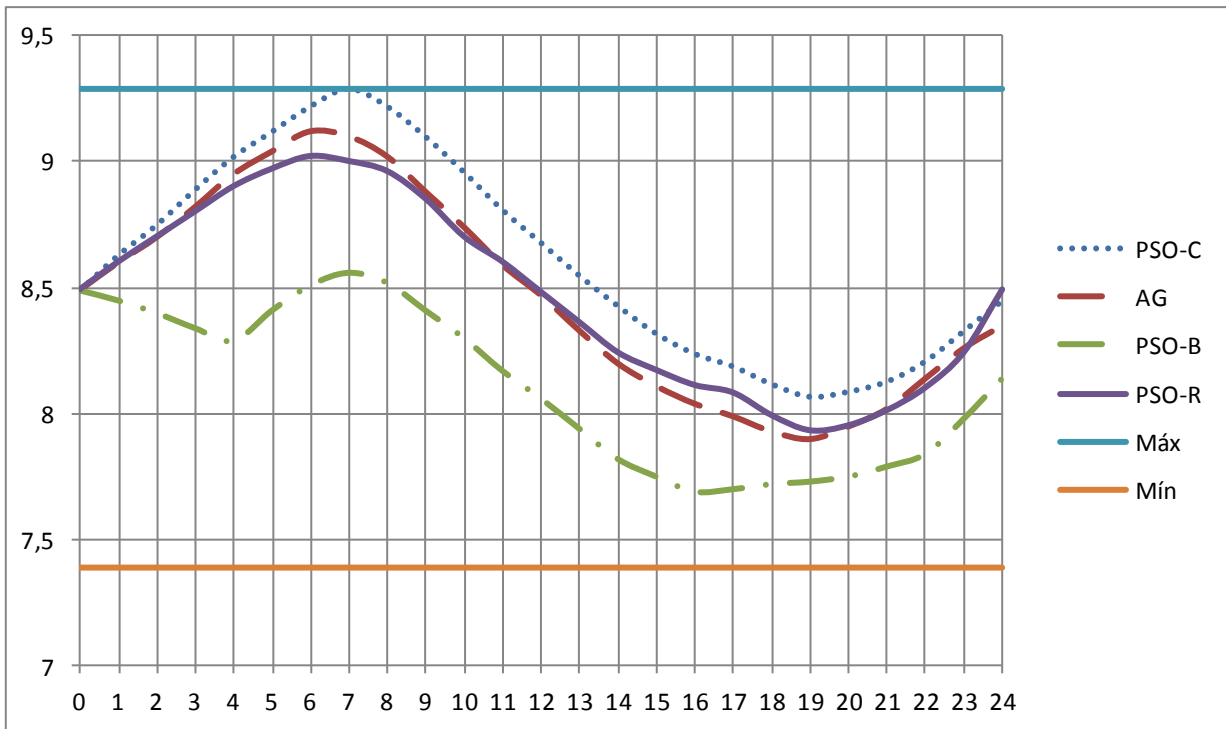


Figura 57: Flutuação de nível do reservatório 06 para as diversas otimizações realizadas

É possível observar que em ambos os reservatórios os limites operacionais são respeitados, impondo-se em alguns casos como restrição para a redução maior da rotação específica das máquinas.

Na legenda dos gráficos apresentados, PSO-B refere-se ao modelo híbrido que utilizou como algoritmo de otimização a PSO na forma de variáveis discretas binárias, PSO-C para as variáveis contínuas, PSO-R, para a proposta da PSO com refinamento e AG o comparativo com o Algoritmo Genético.

A figura 58 mostra a evolução das pressões no nó de referência fazendo o comparativo para as diversas formas da PSO aqui empregadas, bem como o comparativo com o Algoritmo Genético.

Nota-se que tanto para o modelo híbrido PSO-B quanto para o modelo híbrido PSO-R durante a madrugada a pressão atinge valores abaixo do recomendado por norma. Isso se deve ao fato das bombas estarem desligadas e os reservatórios não conseguem suprir a demanda de água mantendo a pressão acima do valor desejado. Por ser um momento cujo consumo de água é baixo e possivelmente grande parte desse consumo tratar-se de perdas físicas, não se encontra problemas ao obter essa pressão no estudo de caso apresentado. Por outro lado, recomenda-se que em outros casos seja aprimorada a função de penalização, caso a restrição operacional de pressão não seja respeitada em outro momento do dia, ou em casos que o consumo noturno se configure de fato como consumo efetivo.

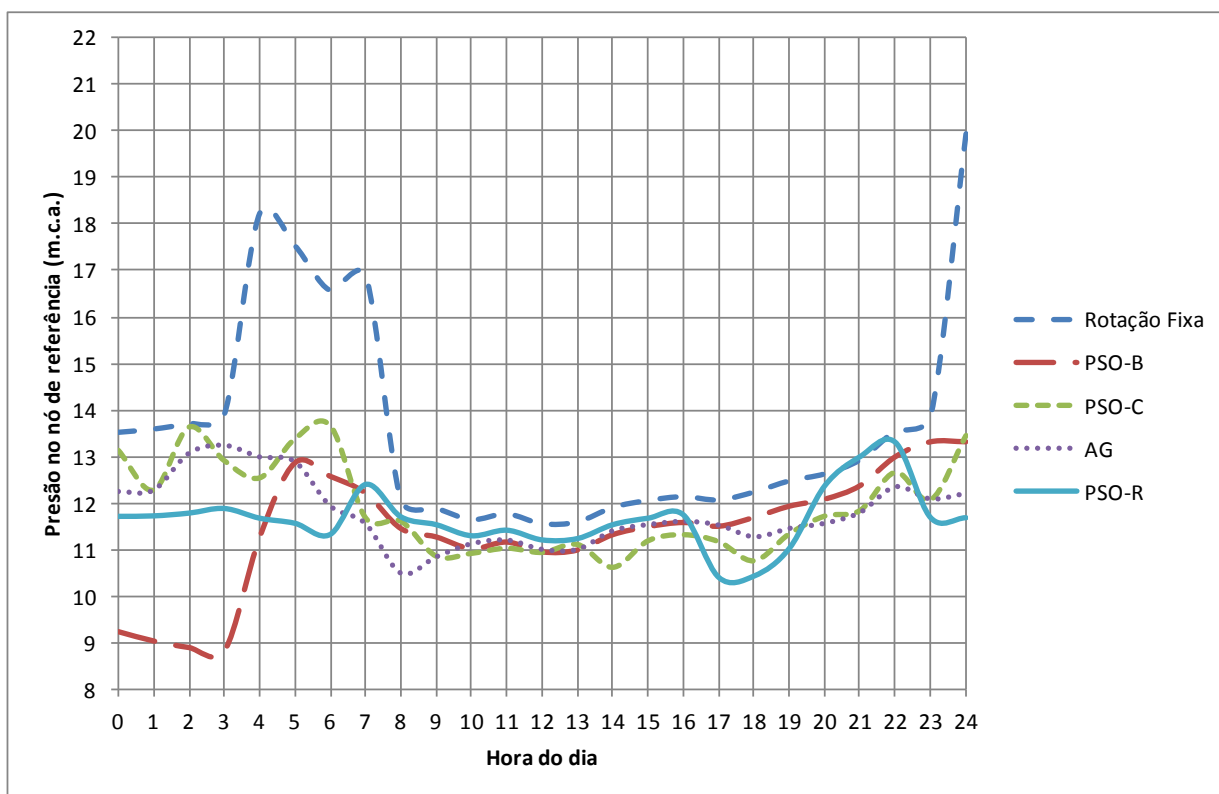


Figura 58: Flutuação da pressão no nó de referência (nó 3)

Por fim, apresenta-se a tabela comparativa com os custos de cada uma das formas de otimização aqui empregadas.

Tabela 24: Comparativo de custos operacionais

Tipo de Cenário Otimizado	Valor final
PSO-B	1871,94
PSO-C	1734,20
PSO- com refinamento	1720,51

Para a rede estudada por Araújo, o modelo híbrido PSO com refinamento encontrou o mesmo cenário operacional da rotina otimizada com o PSO para variáveis binárias, mostrando que não é possível reduzir ainda mais as rotações daquele cenário respeitando as variáveis de restrição normativas.

Esse fato é evidenciado ao se observar o nível mínimo do reservatório, atingido no final do período de simulação, bem como a pressão mínima requerida pelo sistema no nó de controle 07, também no final do período de simulação.

Por fim, apresentam-se os resultados da otimização via PSO com refinamento para a rede estudada por Carrijo (2004). Inicialmente apresentam-se os gráficos de flutuação no nível de reservatório, comparando com a evolução obtida com os outros otimizadores.

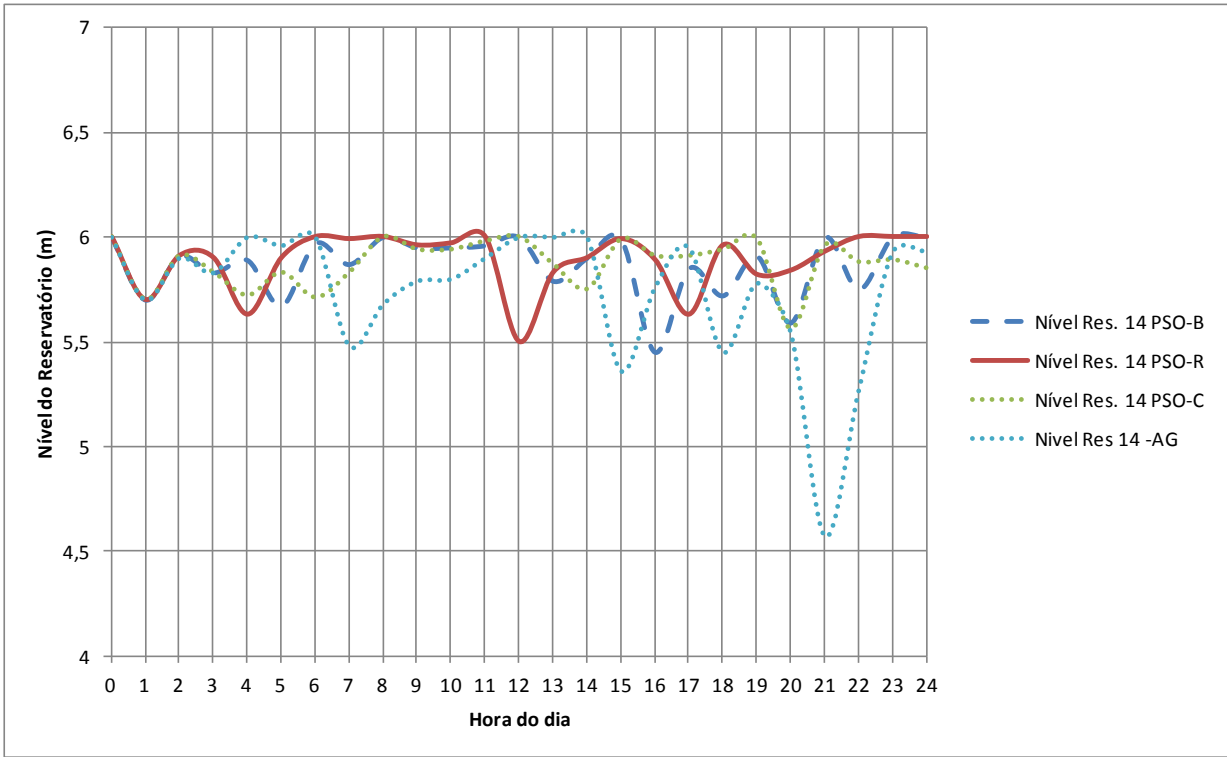


Figura 59: Flutuação do nível do reservatório 14, gráfico comparativo entre técnicas

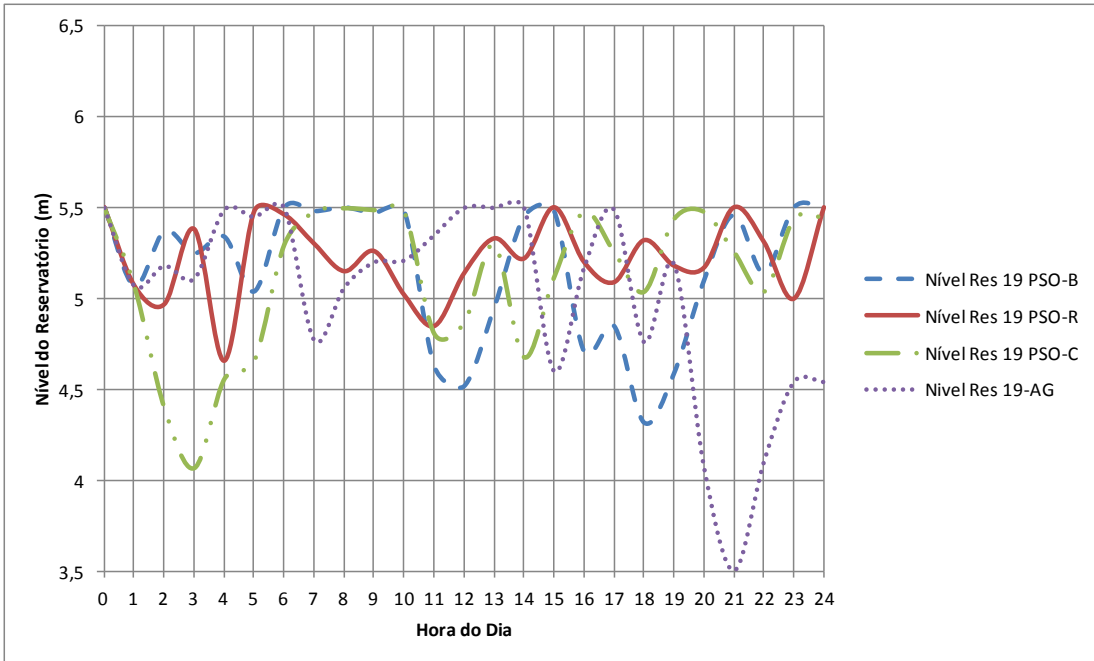


Figura 60: Flutuação do nível do reservatório 19, gráfico comparativo entre técnicas

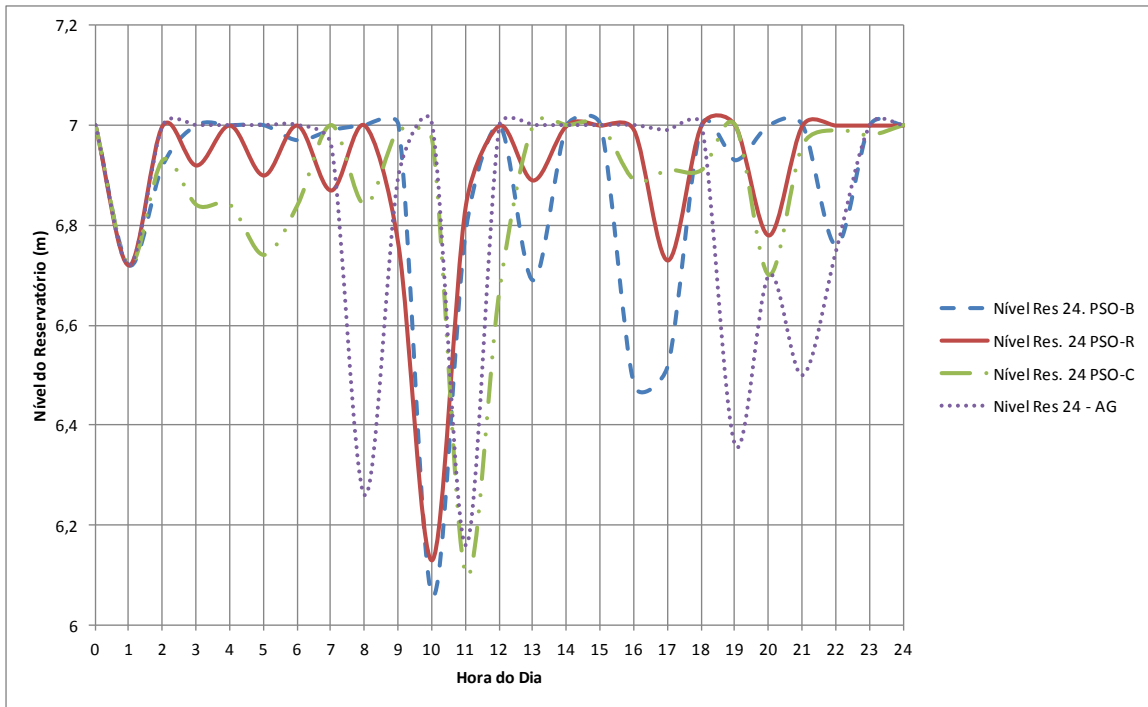


Figura 61: Flutuação de Nível do reservatório 24, gráfico comparativo entre técnicas

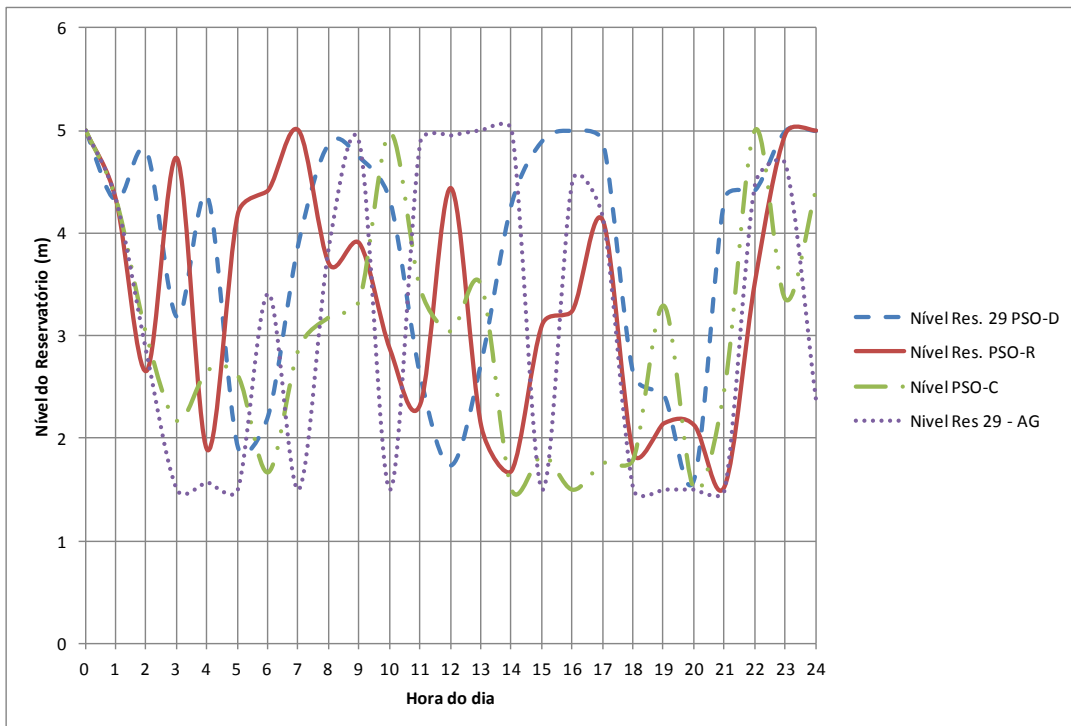


Figura 62: Flutuação no nível do reservatório 29, gráfico comparativo entre técnicas

Ao observar os gráficos de flutuação de nível de reservatório, constata-se novamente a grande variação do nível do reservatório 29 com reflexo na variação da pressão do nó 30. Além disso, consegue-se observar que a flutuação de nível resultante da rotina encontrada pela PSO-R leva a esvaziamento nos momentos de maior consumo de água e custo maior de energia. Os gráficos comparativos da evolução da pressão nos nós de referência.

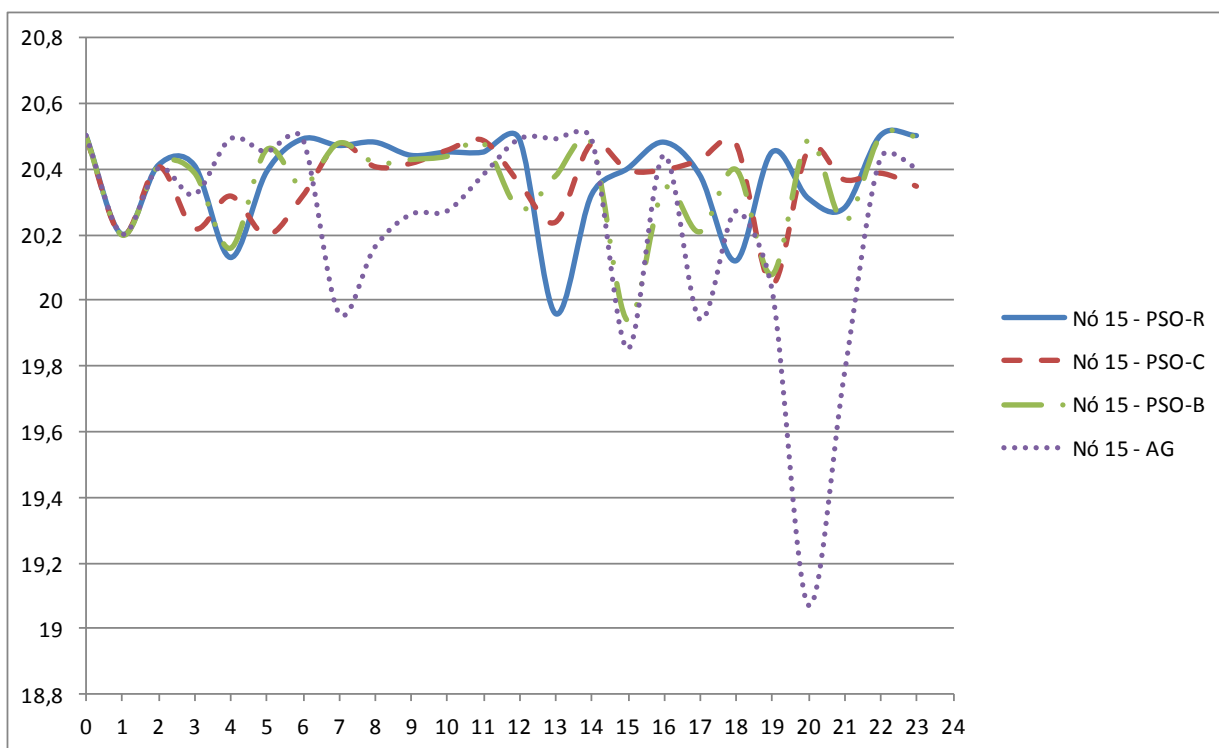


Figura 63: Variação da pressão no nó 15, gráfico comparativo entre técnicas

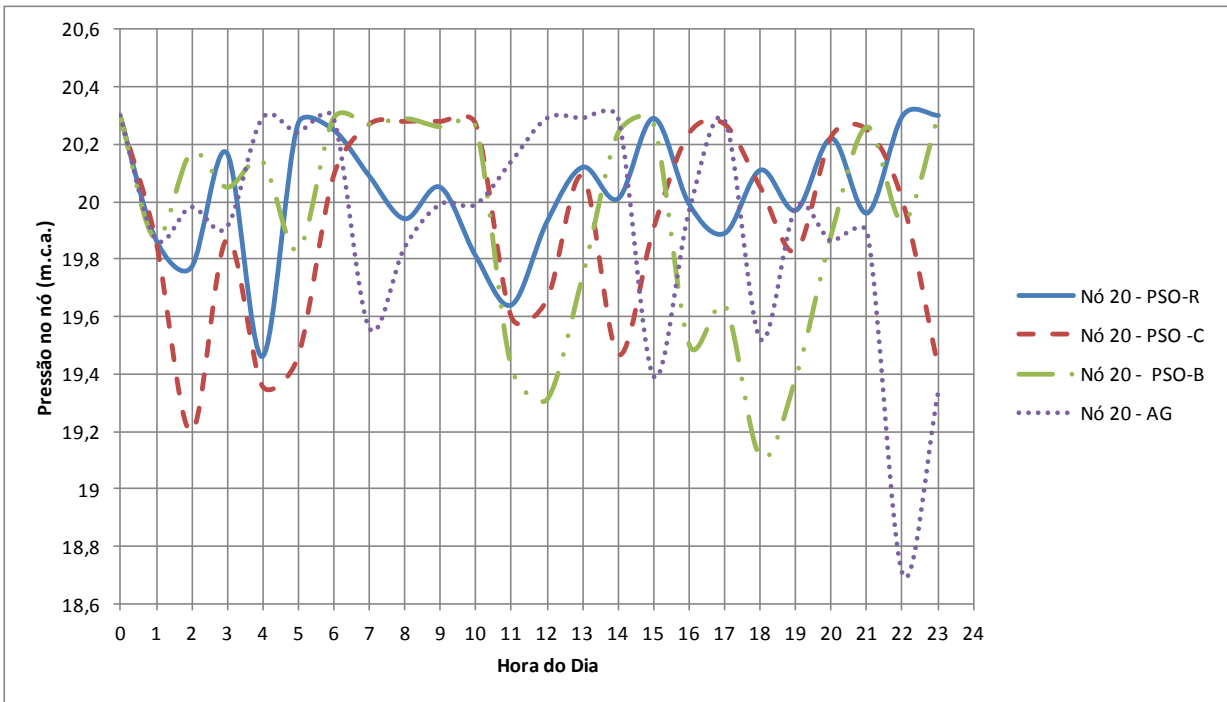


Figura 64: Evolução da pressão no nó 20, gráfico comparativo entre técnicas

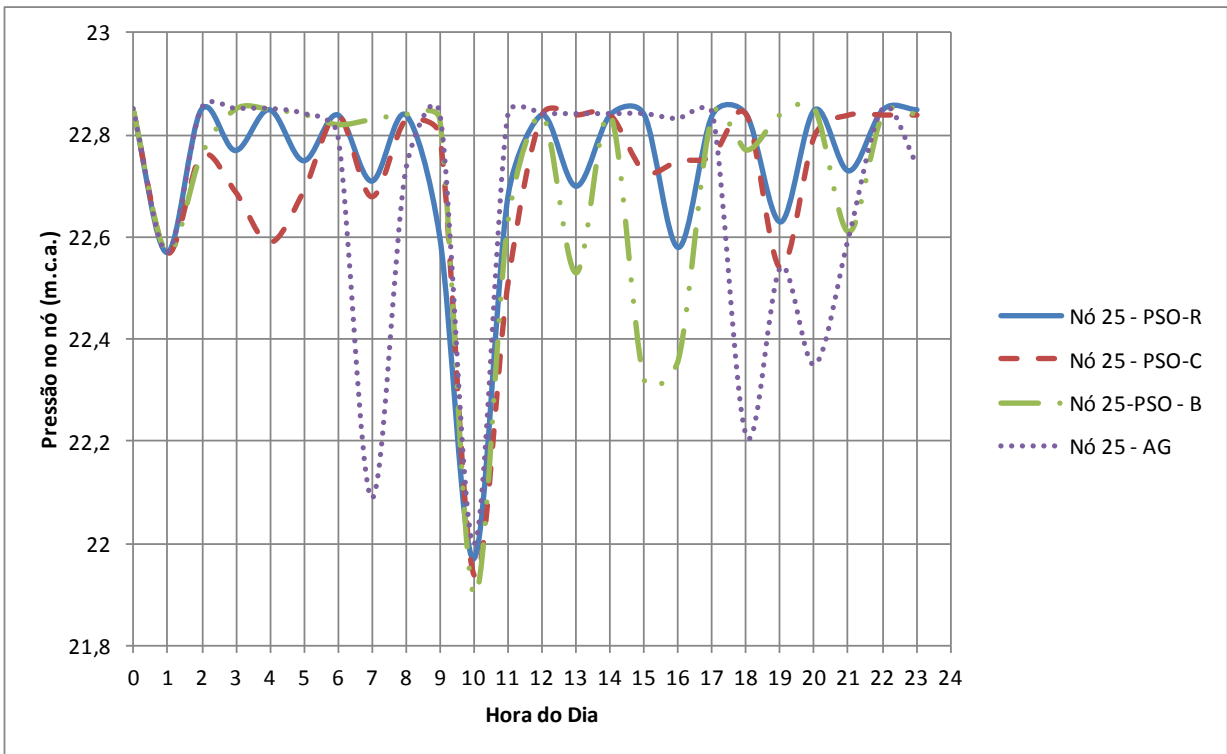


Figura 65: Evolução da pressão no nó 25, gráfico comparativo entre técnicas

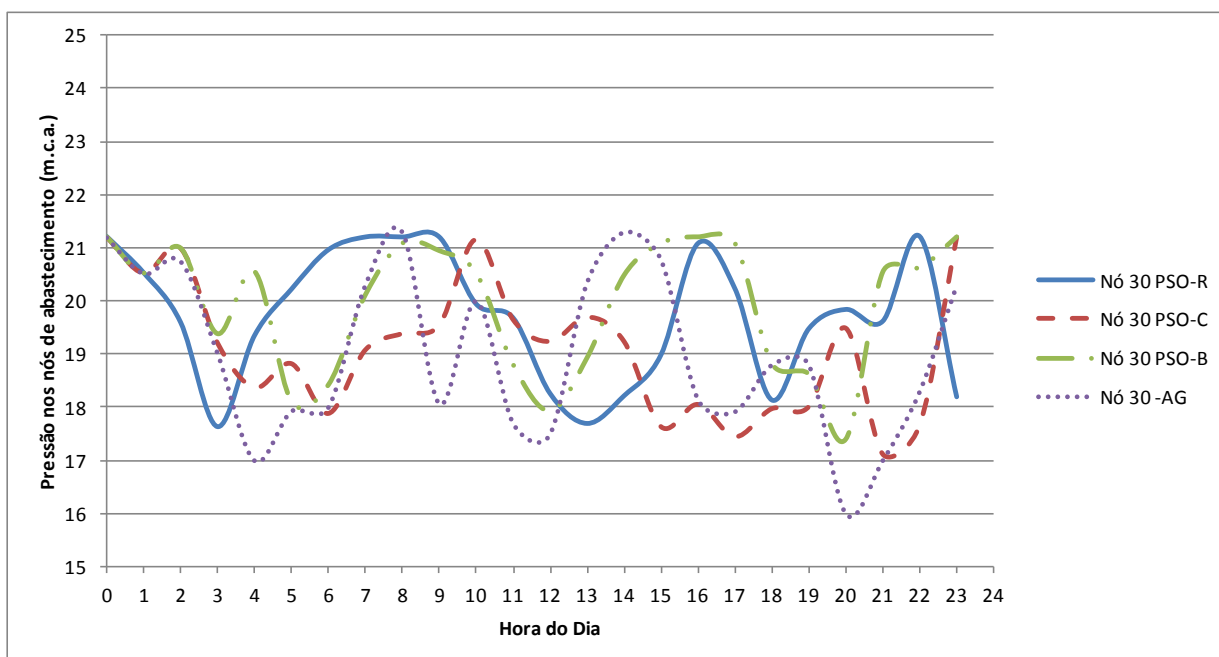


Figura 66: Evolução da pressão no nó 30, gráfico comparativo entre técnicas

Cabe observar que a variação da pressão nos nós de demanda, resultante da otimização via PSO-R é menos acentuada, quando comparada com as outras técnicas de otimização, ainda que em alguns casos seja muito próxima da variação resultante do cenário oriunda da otimização via AG.

A tabela abaixo mostra os valores finais encontrados para cada uma dos métodos empregados.

Tabela 25: Custo operacional, quadro comparativo

Tipo de cenário simulado	Custo Operacional
PSO-R	2213,80
PSO-B	2559,54
PSO-C	1979,65
AG	2494,33

Nota-se que, mesmo sendo o menor custo, o cenário encontrado pelo PSO-C merece maiores cuidados, tendo em vista que as rotações baixas, frequentemente empregadas no cenário podem levar à problemas operacionais e de manutenção. Por outro lado, a rotina encontrada via PSO-R trabalha com rotações mais altas que reduzem a ocorrência de problemas de vibração excessiva e cavitação podem ser evitadas. Mostra-se na figura 67 as regras operacionais encontradas via PSO-R.

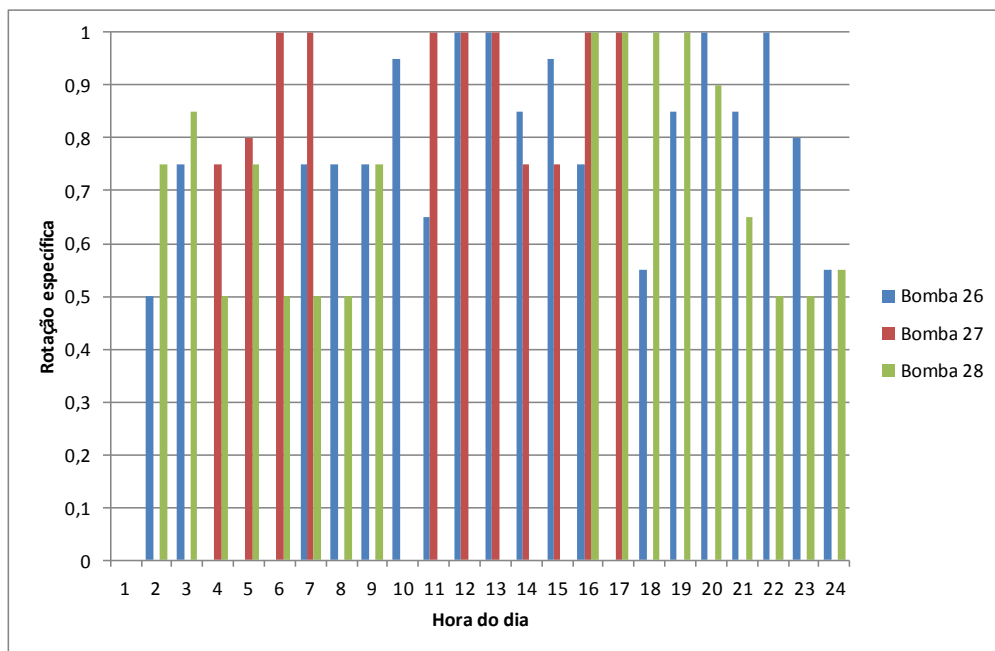


Figura 67: Rotação específica para a rede de Carrijo (2004) via PSO-R

7. Discussão geral dos resultados

A PSO tem sido cada dia mais estudada pelos pesquisadores da área de hidráulica, mesmo que sua utilização ainda seja tímida. É notória a importância de se estudar outros algoritmos de otimização completam o elenco dos já consagrados na literatura, como o Algoritmo Genético. Para tal, é preciso conhecê-los melhor, avaliar sua aplicabilidade, limitações, variações e parâmetros envolvidos. Esses pontos foram estudados no capítulo quarto.

Nesse capítulo, os resultados preliminares de testes possibilitaram a escolha de parâmetros, que mesmo com diversas referências na literatura, ficam em aberto as questões de como parâmetros que influenciam diretamente na convergência, como é o caso da inércia variável ou dos parâmetros cognitivo e social.

Conhecer a relação entre número de variáveis envolvidas no problema e número de iterações necessárias para convergência do método se faz bastante necessária tendo em vista a proposta desse trabalho: buscar a redução do esforço computacional com ganhos de custo operacionais para as redes de abastecimento. Dessa forma, ainda no capítulo terceiro apresentam-se os testes cujos resultados levam a crer que a redução do número de variáveis leva a redução do esforço computacional.

Os estudos de caso apresentados no mesmo capítulo possibilitaram melhor compreensão da relação entre o otimizador e o simulador hidráulico, podendo levar a resultados comparativos com outras redes estudadas na literatura, como é o caso da rede de Rodrigues (2007), Ribeiro(2007) e Araújo (2010).

A otimização de rotina operacional para estações elevatórias utilizando-se de manobras de parada e partida de bombas tem sido largamente encontrada na literatura. Por outro lado, o uso de inversores de frequência tem crescido nos últimos anos, mas a falta de estratégias bem definidas de operação tem levado a manobras

carregadas de empirismo técnico. Essas constatações motivaram os testes iniciais do modelo híbrido, que levaram a resultados interessantes sobre as manobras operacionais relacionadas aos conjuntos moto-bomba.

O modelo híbrido PSO-C, que utiliza a PSO para variáveis contínuas, busca o melhor quadro de rotações para um período de 24 horas. Ao ser testado na rede estudada por Rodrigues (2007), o modelo híbrido teve o mesmo desempenho do modelo estudado por esse autor que utilizou Algoritmo Genético como otimizador. Nesse estudo fica evidenciada a vantagem da aplicação de um método de otimização para a determinação da rotina operacional, isso porque o autor levantou uma curva de rotações diárias utilizada em campo, a qual foi determinada pela experiência dos operadores. Mesmo levando à redução de custos operacionais, é possível observar que a curva experimental não leva ao melhor resultado possível e ainda provoca variações bruscas de pressão no nó de controle ao longo do dia, o que pode reduzir a vida útil das tubulações. Por outro lado, a rotina operacional otimizada, aponta manobras suaves, com manutenção das pressões em valores menos elevados e com menos variações ao longo do dia.

Ainda nesse estudo de caso, fica clara a redução do esforço computacional utilizando a PSO-C, quando comparado com o esforço computacional exigido pelo Algoritmo Genético.

O estudo de caso apresentado em seguida que utiliza a rede de Ribeiro (2007) também permite avaliar o desempenho do modelo PSO-C. Os resultados mostraram um ganho maior no custo operacional quando comparado com o custo encontrado via Algoritmo Genético, porém nesse estudo de caso, o Algoritmo Genético da forma implementada mostrou-se mais eficiente do ponto de vista computacional, fazendo 8000 avaliações da função objetivo, enquanto o PSO-C fez 249600 avaliações.

É importante ressaltar que tanto no estudo com a PSO-C quanto com o estudo utilizando AG os níveis de reservatório oscilaram de forma satisfatória entre os

valores de máximo e de mínimo, o que contribui para o abastecimento de água com melhor qualidade. Cabe ainda acentuar a importância da variação pouco brusca da pressão ao longo do dia, evidenciando a contribuição das ferramentas matemáticas para a determinação de rotinas operacionais.

No estudo da PSO-C para a rede de Araújo (2010), não foi possível fazer comparativo com o estudo do autor, tendo em vista que o autor leva em conta apenas o uso de variáveis discretas e binárias. Porém, quando comparado com a operação dos conjuntos moto-bomba com rotação fixa e igual à rotação nominal, é possível observar ganhos não só com custo operacional, mas com redução brusca de pressões nos nós de controle. A redução do custo de operação das elevatórias chega à 65%.

Evidencia-se pela análise dos gráficos de flutuação de nível de reservatório que toda a capacidade suporte do sistema foi utilizada, ou seja, ao longo do período de simulação, as bombas trabalharam o mínimo possível para atender as demandas, manter as pressões acima do mínimo requerido por norma, mantendo o nível do reservatório acima do limite operacional estipulado. O conceito de capacidade suporte será novamente empregado nas discussões abaixo, e tem como objetivo representar a ideia de manutenção das condições normativas de operação do sistema, sem comprometer o atendimento da demanda, levando em conta o mínimo uso das estações elevatórias.

Já o estudo da rede de Carrijo (2004), utilizando a otimização com variáveis contínuas, apresentou o melhor resultado do ponto de vista de redução de custo operacional, 65,7%. Por outro lado, o cenário operacional encontrado impõe com frequência o trabalho com rotações específicas bastante baixas. A avaliação dos prejuízos da operação dos sistemas de abastecimento com rotações específicas baixas para os sistemas de recalque não foi o escopo desse trabalho, porém

acredita-se que essas rotações podem levar a problemas crônicos de manutenção devido ao surgimento de cavitação e vibração excessiva.

Ao analisar a flutuação das pressões nos nós de referência, observa-se que a otimização via PSO-C traz consigo a redução da variação brusca das pressões, salvaguardando as instalações de problemas como a fadiga.

Seguindo com as discussões dos resultados, encaminha-se agora para as avaliações do que foi apresentado para o modelo híbrido PSO-B, que faz otimização das variáveis discretas.

O caso estudado por Ribeiro (2007), aqui apresentado como o estudo das variáveis discretas e binárias não possibilitou comparação com outro algoritmo de otimização, isso porque o trabalho do autor utiliza-se de variáveis contínuas para a otimização. Porém, quando comparado com o cenário de operação do conjunto moto-bomba trabalhando com rotação fixa e igual à nominal é possível observar redução do custo operacional na ordem de 22,5%, valor próximo ao esperado por Ramos, Costa e Gonçalves (2012) ao se aplicar um método de otimização para a determinação do cenário ótimo de operação das instalações de recalque.

Mais uma vez, é possível observar o comportamento de variação menos brusca da pressão no nó de controle. Porém, nesse caso, o efeito do desligamento das bombas no período da madrugada leva a pressões menores do que a mínima exigida por norma. Estudos da rede mostraram que, para a manutenção plena dos limites normativos de pressão necessitam do funcionamento 24 horas por dia das bombas, ainda que sejam com rotações inferiores à rotação nominal. Isso porque os reservatórios não oferecem garantia de abastecimento das demandas com nível acima do requisitado pelo sistema para a manutenção das pressões.

Considerando o fato de que as pressões normativas não são respeitadas apenas no período da madrugada, acredita-se que não há prejuízos para a operação

do sistema nesse caso. Porém, para outras redes, recomenda-se o estudo mais aprimorado das questões de penalização, tendo em vista que no caso do não cumprimento das restrições em períodos cujo abastecimento é crítico, como nos horários de ponta, há prejuízo para o abastecimento.

No estudo de caso da rede de Araújo (2010) foi possível a comparação com a otimização feita via AG. Nesse estudo foi obtida redução no custo operacional de 87%, quando comparado com o cenário de operação com rotação nominal 24 horas. Ao se comparar com a otimização via AG, há redução de 8,3%, mostrando um cenário de operação completamente diferente para o caso estudado.

Nesse estudo ainda, é possível observar que toda a capacidade suporte da rede foi utilizada tendo em vista que no final da operação o limite mínimo do reservatório foi atingido e a pressão mínima no nó de referência também foi atingida. Essa avaliação será importante para a discussão dos resultados da PSO com refinamento para esse estudo de caso.

Do ponto de vista computacional, esse estudo fez 144000 avaliações da função objetivo (144 partículas e 1000 iterações, sendo que o critério de parada determinante foi a não obtenção de melhoras em 100 iterações), enquanto o AG fez 1350 avaliações (45 indivíduos e 30 gerações), valores que a princípio não parecem razoáveis para a aplicação em questão.

Analisando os resultados obtidos pela otimização de variáveis discretas aplicada à rede de Carrijo (2004) nota-se que a PSO-B obteve custo operacional reduzido quando comparado com a rotina de operação com rotação fixa, chegando à economia de 55,7% no custo total de operação. Por outro lado, quando comparado com a rotina determinada pela otimização via AG, a PSO-B não apresenta melhora significativa do ponto de vista de custo operacional.

Dentro da análise de esforço computacional, a PSO-B faz 648000 avaliações da função objetivo, enquanto o AG faz 1500000. Esses valores mostram uma redução no número de avaliações da função objetivo e conseqüente redução na chamada do simulador hidráulico, apresentando um desvio no valor final de 2,5%.

Por fim, ao observar os resultados apresentados no capítulo quinto dessa dissertação, resultados relacionados à PSO com refinamento (PSO-R), a rede de Araújo não obteve melhora na fase contínua. Essa constatação se justifica pela incapacidade de redução das velocidades no período em cujas bombas estão ligadas. Como já dito, nesse modelo, a otimização discreta e binária foi capaz de encontrar o melhor cenário de operação de parada e partida de bomba, sem possibilitar a redução das rotações.

Observa-se para esse caso que ao final do período de simulação os reservatórios se encontram no limite inferior de nível. Para simulações de operações mais próximas do real é preciso aumentar o período de simulação a fim de que o reservatório passe ao enchimento e possa continuar a atender as demandas sem prejuízo aos parâmetros normativos de operação. Outra solução para essa questão é impor uma nova restrição para a condição final de nível do reservatório seja próxima, ou igual à condição inicial de nível. Assim, a simulação no período de 24 horas pode ser repetida continuamente nos períodos de operação.

Por outro lado, a rede de Ribeiro (2007) apresentou melhoras significativas no uso da PSO com refinamento. É possível observar que a redução final de custos, quando comparado com o sistema funcionando 24h com rotação fixa, é de 53,14%, enquanto que a comparação da redução do custo operacional entre a fase binária e a fase contínua é de 7,5%,

Do ponto de vista computacional o modelo híbrido com otimização de variáveis discretas binárias fez 57600 avaliações da função objetivo (96 partículas com 600 iterações), enquanto o modelo com otimização contínua fez 249600

avaliações e o modelo com refinamento fez 138750 avaliações da função objetivo (96 partículas com mil iterações para a fase binária e 57 partículas com 750 iterações para fase contínua).

Ao analisar a rede de Carrijo (2004) submetida à PSO-R nota-se um grande desempenho do otimizador para a obtenção do custo final de operação, quando comparado com os outros métodos empregado e considerando os limites operacionais mais adequados para a determinação das regras de operação das elevatórias. Em termos de economia, quando comparado com o cenário de rotação fixa, a PSO-R leva a redução de 63,5% do custo operacional.

A PSO-R faz 888000 avaliações da função objetivo (216 partículas com 3000 iterações na fase binária e 120 partículas e 2000 iterações na fase contínua), sendo que o critério de parada para ambas as fases foi ausência de melhora na função objetivo em pelo menos 100 iterações seguidas.

Ao comparar com o desempenho computacional da mesma rede otimizada via AG, apresentado no trabalho de Carrijo (2004), nota-se que o mesmo fazia no máximo 1500000 avaliações da função objetivo (300 indivíduos e 5000 gerações). De modo geral, compreende-se que para essa rede estudada, a aplicação da PSO-R foi mais bem sucedida, levando a redução 40% no número de avaliação da função objetivo.

8. Conclusões e recomendações

Os sistemas de abastecimento cada dia mais preocupados com a eficiência energética de suas instalações tem priorizado a busca por rotinas otimizadas que reduzam os custos operacionais relacionados ao consumo de energia elétrica e que atendam as demandas de água respeitando os critérios normativos para parâmetros hidráulicos.

O desenvolvimento de ferramentas computacionais que permitam facilitar tal busca tem se tornado assunto frequente na literatura e consagrado métodos de otimização, como o Algoritmo Genético. Dessa forma, esse trabalho teve como intuito apresentar outro algoritmo para otimização de redes de abastecimento que levem em conta as manobras de parada e partida de bombas e a mudança do ponto de funcionamento pela alteração da rotação específica das máquinas.

Do ponto de vista operacional, o método empregado mostrou-se eficaz ao determinar as regras operacionais para as redes avaliadas, apresentando economia de energia elevada, evidenciada pela redução do custo operacional dos sistemas de recalque. Além disso, as rotinas otimizadas levam ao melhor uso dos reservatórios de nível variável, cujo movimento de esvaziamento e enchimento garantem melhor qualidade de água.

Ainda, as regras operacionais otimizadas conduziram a comportamento menos variável para as pressões avaliadas em nós de relevância para os sistemas estudados. Sem dúvida, a variação menos brusca nas pressões amenizam os esforços sobre as tubulações, o que permite que as instalações não tenham seu tempo de vida útil reduzido por conta dos processos de fadiga.

Ao avaliar o método de otimização em sua fase contínua, observou-se que a limitação inferior das rotações específicas precisa ser mais bem avaliada. Isso porque, em alguns casos, o uso frequente de rotação específica baixa pode levar ao

surgimento de fenômenos indesejáveis, como cavitação, vibração excessiva ou ainda superaquecimento das máquinas.

Do ponto de vista computacional, a otimização de variáveis contínuas mostrou-se eficiente, levando a bons resultados de custo operacional com número de avaliação da função objetivo relativamente baixo quando comparado com outros métodos aqui avaliados.

O método de otimização para variáveis discretas também mostrou-se competitivo quando comparado com outros métodos avaliados e estudados na literatura. Ainda que, do ponto de vista operacional, o acionamento dos conjuntos moto-bomba, se feito com frequência, pode levar a problemas de manutenção, as recomendações encontradas na literatura foram atendidas, o que permite avaliar de maneira positiva o tratamento da restrição de número de manobras.

O método aqui proposto, congregando a otimização discreta e contínua, mostrou-se eficaz para as redes avaliadas, corroborando a ideia inicial da redução do custo computacional. Quando comparado com trabalhos que utilizaram AG para a otimização o método mostrou-se competitivo, levando a resultados tão bons quanto os encontrados via AG e com custo computacional relativamente baixo.

Em todos os casos testados a proposição de tratamento das restrições de pressão utilizando o método da máquina fictícia mostrou-se eficiente, permitindo que as restrições fossem tratadas como funções de penalização, porém com um olhar hidráulico para o problema.

A avaliação de fenômenos decorrentes das manobras dos conjuntos moto-bomba é recomendável. No caso de manobras de parada e partida de bombas, a análise do fenômeno transitório é essencial para assegurar a operacionalidade das regras encontradas. No caso das manobras de mudança de rotação específica, mais

uma vez, recomenda-se o estudo das consequências do uso de rotações baixas (menores que 0,5).

Por fim, o uso de ferramentas computacionais para a operação dos sistemas de abastecimento pode ser de grande valia quando usadas com conhecimento claro, tanto das questões hidráulicas envolvidas, quanto dos métodos computacionais envolvidos no problema. O uso indiscriminado de modelos computacionais pode trazer problemas graves para a operação dos sistemas, daí a necessidade de fornecer ferramentas aos operadores, que unem a prática da operação com a facilidade das ferramentas computacionais.

Bibliografia

ANDRADE et al. **Previsão de Custos de Energia em Recalques Operados com Inversores de Frequência Usando Epanet Toolkit**. VIII Seminário Ibero-Americano sobre Sistemas de Abastecimento e Drenagem. Lisboa: [s.n.]. 2008.

AL-ANI, D.; **Optimal Pump Operation for Water Distribution Systems using a New Multi-Agent Particle Swarm Optimization Technique With Epanet**; 25th IEEE Canadian Conference on Electrical and Computer Engineering (CCECE). Montreal: IEEE. 2012.

AZIZ, N. A. A. et al. **Particle Swarm Optimization for Constrained and Multiobjective Problems: A Brief Review**. International Conference on Management and Artificial Intelligence. Bali, Indonesia: IACSIT Pres. p. 146-150, 2011.

BAGIROV, A.M., et al; **An Algorithm For Minimization Of Pumping Costs In Water Distribution Systems Using A Novel Approach To Pump Scheduling**; Mathematical and Computer Modeling , 57, pp 873–886; 2013.

BÁRAN, B, LÜKEN, V., SOTELO, A.; **Multi-objective pump scheduling optimization using evolutionary strategies**; Advances in Engineering Software 36, 39–4; 2005.

BINITHA, S.; SATHYA, S. S.; **A Survey of Bio Inspired Optimization Algorithms**; International Journal of Soft Computing and Engineering (IJSCE); 2012.

BOULUS, P. L. F. et al.; **Optimal Pump Operation of Water Distribution Systems Using Genetic Algorithms**; Citeseer, 2001.

BRENTAN, B. M; LUVIZOTTO, E. Jr, RIBEIRO, L. C. L. J.; **PSO applied to reduce the cost of energy in water supply networks**; Applied Mechanics and Materials, V 409-410; 703-706; 2013.

CARRIJO, I.B.; **Extração de regras operacionais ótimas de sistemas de distribuição de água através de algoritmos genéticos multiobjetivo e aprendizado de máquina**; Tese de doutorado, EESC/USP, 2004

CHATTERJEE, A. e SIARRY, P.; **Nonlinear inertia weight variation for dynamic adaptation in particle swarm optimization**; Computers & Operations Research 33 859–871, 2006.

CUNHA, A. A. R.; **Otimização energética em tempo real de sistemas de abastecimento de água**; Dissertação de Mestrado, EESC-USP, São Carlos, Brasil; 2009;

DARAEIKAH, M.; MERAJI, S. H.; AFSHAR, M. H. **Application of Particle Swarm Optimization to Optimal Design of Cascade Stilling Basins. Scientia Iranica, Transaction A: Civil Engineering, Vol. 16, No. 1, p. 50-57, 2009.**

EBERHART, R. C.; SHI, Y.; **Particle Swarm Optimization: Developments, Applications and Resources.**; Evolutionary Computation - IEEE, p. 101-106, 2001.

EBERHART, R.C.; SHI, Y. **Comparison between Genetic Algorithms and Particle Swarm Optimization.** EP '98 Proceedings of the 7th International Conference on Evolutionary Programming VII. London, UK: Springer-Verlag. p. 611-616, 1998.

EBERHART, R.C.; KENNEDY, J.; **Particle swarm optimization**; Neural Networks - IEEE, v. 4; 1942-1948; 1995.

EPE. **Balanco Energético Nacional 2012.** Ministério de Minas e Energia. Rio de Janeiro, Brasil. 2012.

FAIRES, J.D. e BURDEN, R.L.; **Numerical Methods**, Brooks Cole, 3ª Edição; 2002.

FARMANI, R.; SAVIC, D. A.; WALTERS, G. A.; **Evolutionary multi-objective optimization in water distribution network design**; Engineering Optimization, 167-183; 25 January 2007.

FIESTER Jr. I.; **A Brief Review of Nature-Inspired Algorithms for Optimization**; Elektrotehniski Vestnik 80(3): 1–7, 2013.

FRANKEL, N e ENGELBRECHT,A. P.; Particle swarm optimization approaches to coevolve strategies for the iterated prisoner's dilemma; **Evolutionary Computation, IEEE Transactions on (Volume:9 , Issue: 6), 562-579, 2005.**

HAYKIN, S.; **Neural Networks: A Comprehensive Foundation**, MacMillan Publishing Company, 1994.

JOWITT, P. W.; GERMANOPOULOS, G. **Optimization Pump Scheduling in Water-Supply**. J. Water Resour. Plann. Manag., p. 406-422, 1992.

KENNEDY, J e EBERHART, R.C.; **A Discrete Binary Version of the Particle Swarm Optimization**. IEEE International Conference on Cybernetics and Simulation. Orlando, FL: IEEE. 1997. p. 4104-4108 vol.5, 1997.

LANSEY, K. E. e AWUMAH, K.; **Optimal Pump Operations Considering Pump Switches**; Journal of Water Resources Planning and Management, 120, pp 17-35, 1994.

LUVIZOTTO JR, E. **Controle e Gestão Operacional de Sistemas de Abastecimento de Água Auxiliado por Computador**. São Paulo: Tese de Doutorado - EPUSP, 1995.

MEYER, E. B.; CHRISTOFER, J. **Swarm Intelligence: a Whole New Way to Think about Business**. [S.I.]: Harvard Business Review, 2005.

MOREIRA, D.F.; RAMOS, H.M.; **Energy Cost Optimization in Water Supply System, Case Study**; Journal of Energy, Vol. 2013, 1-9; 2013.

MORENO, M. A. et al.; **Measurement and improvement of the energy efficiency at pumping stations**; Biosystems Engineering; 479-486; 2007.

PARSOPOULOS, K. E.; VRAHATIS, M. N.; **Particle Swarm Optimization Method for Constrained Optimization Problems**. Euro-International Symposium on Computational Intelligence. Kosice, SK: IOS Press. 2002.

PILLO, G.D. e GRIPPO, L.; Exact Penalty Functions in Constrained Optimization; **SIAM J. Control Optim**, 27(6), 1333–1360; 1989.

RAMOS, H.M.; COSTA, L.H.M.; GONÇALVES, F.V.; **Energy Efficiency in Water Supply Systems: GA for Pump Schedule Optimization and ANN for Hybrid Energy Prediction**, Water Systems Analysis: Selected Topics, Chapter 4, inTech, 2012.

RIBEIRO, G. P.; **Operação otimizada do sistema adutor metropolitano utilizando algoritmos genéticos. Estudo de caso: SAM Leste da região metropolitana de São Paulo (R.M.S.P.)**; Tese de doutorado, EPUSP, São Paulo, Brasil; 2005.

RIBEIRO, L. C. L. J; **Modelo Híbrido Multiobjetivo para Obtenção de Roteiros Operacionais de Bombas de Rotação Variável em Instalações Hidráulicas**; Tese de Doutorado. FEC-Unicamp, Campinas, Brasil; 2007.

RODRIGUES, W.; **Critérios para o Uso Eficiente de Inversores de Frequência em Sistemas de Bombeamento de água**; Tese de Doutorado, FEC - Unicamp, Campinas, Brasil; 2007.

SANDEEP, K e RAKESH, K.; **CLIPS based decision support system for water distribution networks**; Drinking Water Engineering and Science, 4, 37–50, 2011

SISTEMA NACIONAL DE INFORMAÇÕES SOBRE SANEAMENTO [SNIS]. **Banco de dados SNIS. Série histórica**. Brasil, 2011. Disponível em: <http://www.snis.gov.br/>
Acessado em: 20/08/2013.

TRELEA, I. C. The particle swarm optimization algorithm: convergence analysis and parameter selection. **Information Processing Letters, Elsevier**, p. 317-325, 2003.

WU, W. J.; TANG, Q. H.; **Biologically inspired optimization: a review**; Transactions of the Institute of Measurement and Control, 495-515; 2009

Yeniay, O.; **Penalty Function Methods For Constrained Optimization With Genetic Algorithms**, Mathematical and Computational Applications, Vol. 10, No. 1. 45-56; 2005.

ZHUANG, X. e XIA, X.; **Optimal Operation Scheduling of a pumping stations with multiple pumps**; Applied Energy, 104, pp 250-257; 2013.